대한지리학회지 제44권 제3호 2009(395-409)

지표환경 주제도 작성을 위한 크리깅 기법과 원격탐사 자료의 통합 및 불확실성 분석 -입도분포지도 사례 연구-*

박노욱** · 장동호***

Integration of Kriging Algorithm and Remote Sensing Data and Uncertainty Analysis for Environmental Thematic Mapping: A Case Study of Sediment Grain Size Mapping*

No-Wook Park** · Dong-Ho Jang***

요약 : 이 논문에서는 퇴적물 입도분포지도 사례 연구를 통해 원격탐사 자료를 부가자료로 이용하는 경우 크리깅 기법이 원격탐사 자료와의 통합과 더불어, 원격탐사 자료의 영향을 분석할 수 있는 불확실성 모델링에 효율적으로 이용될 수 있음을 예시하고자 하였다. 안면도 동쪽 해안과 천수만 연안 지역에서 현장 조사 자료와 입도와 연관성이 높은 Landsat TM 자료의 반사도를 부가 자료로 이용하여 입도 분포도를 작성하였다. 사례 연구 결과, 조건부 분산의 분석을 통해, 샘플링 되지 않은 지역에서의 불확실성은 원격탐사 자료를 부가 자료로 이용함으로써 현저하게 줄어듦을 확인할 수 있었다. 이러한 크리깅 기반 불확실성 모델링 방법론은 입도 분포도 작성뿐만 아니라, 부가 자료의 이용이 가능한 다른 분야에서의 지표환경 주제도 작성에 유용하게 사용될 수 있을 것으로 기대된다.
주요어 : 크리깅, 다중 가우시안 접근, 조건부누적분포함수, 불확실성

Abstract : The objective of this paper is to illustrate that kriging can provide an effective framework both for integrating remote sensing data and for uncertainty modeling through a case study of sediment grain size mapping with remote sensing data. Landsat TM data which show reasonable relationships with grain size values are used as secondary information for sediment grain size mapping near the eastern part of Anmyeondo and Cheonsuman bay. The case study results showed that uncertainty attached to prediction at unsampled locations was significantly reduced by integrating remote sensing data through the analysis of conditional variance from conditional cumulative distribution functions. It is expected that the kriging-based approach presented in this paper would be efficient integration and analysis methodologies for any environmental thematic mapping using secondary information as well as sediment grain size mapping.
Key Words : kriging, multi-Gaussian approach, CCDF, uncertainty

* 본 연구는 국토해양부 첨단도시기술개발사업 - 지능형국토정보기술혁신사업과제의 연구비지원(07국토정보C03)에 의해 수행되었습니다.
** 인하대학교 지리정보공학과 조교수(Assistant Professor, Dept. of Geoinformatic Engineering, Inha University), nwpark@inha.ac.kr
*** 공주대학교 지리학과 조교수(Assistant Professor, Dept. of Geography, Kongju National University), gisrs@kongju.ac.kr

1. 서론

지형관련 주제도를 포함한 지표환경 주제도 작성은 전통적으로 현장 조사에 의존해 왔으며, 이러한 현장 조사 결과를 기반으로 각종 주제도를 작성하여 정성적/정량적 분석을 수행하여 왔다. 그러나 현지 조사는 비용, 시간 및 접근성 등의 문제로 관심 있는 조사 지역의 모든 위치에서 전면적으로 수행되지 못하고, 보통 부분적인 자료를 얻게 된다. 예를 들어 퇴적물 입도 분포도는 퇴적환경 분석에 중요한 지형 주제도의 하나인데, 조간대 지역에서의 자료 획득은 짧은 지표 노출 시간의 제약으로 인해 대상 지역의 일부 지역에서 특정 시간대에만 가능하다. 이렇게 공간적으로 산재되어있는 샘플 자료를 이용하여 각종 내삽 기법을 적용하여 연구 지역의 퇴적물 입도 분포도를 작성하게 된다. 그러나 샘플링이 되지 않은 위치에서의 값을 추정하는 단계에서 어떠한 내삽 모델을 적용하더라도 불확실성이 존재하게 된다. 이러한 불확실성은 작성된 주제도를 이용한 2차 분석 결과에 영향을 미치게 되므로, 보다 신뢰성 높은 주제도 제작이 2차 분석을 위해서는 필수적이다.

지표환경 주제도 작성과 관련하여 이러한 현지 조사 자료 이외에도 원격탐사 자료를 이용한 연구도 활발하게 진행되고 있다. 지표 대상물에 직접적으로 접촉하지 않고, 광역적으로 주기적인 자료 획득이 가능한 원격탐사 기술을 통해 다양한 전자기파 영역에서 다양한 공간해상도를 가지는 자료의 획득이 가능해졌다. 특히 원격탐사 자료는 전역적으로 자료 이용이 가능하기 때문에, 지표 환경 파라미터를 직/간접적으로 추출하는 모델링 기술의 적용을 통해 주제도 작성이 가능하다. 현재 원격탐사 자료를 이용하여 지형분석의 기본 주제도인 수치표고모델(DEM) 이외에도, 생태모델링의 주요 인자인 엽면적 지수(Leaf Area Index: LAI), 위성기반 해수면 온도, 토양수분 등 다양한 지표환경 주제도 제작이 진행되고 있으며, 대부분 주제도 제작의 정확도 향상에 주안점을 둔 모델 개발 및 검증이 시도되고 있다(김태근, 2008; 박경애 등, 2008; 이태윤 등, 2008; Kim and Barros, 2002; Oh, 2004).

전술한 현장 조사 자료나 원격탐사 자료들은 개별 자료가 제공하는 정보의 양과 질에서 차이가 존재하지만, 기존 지표환경 주제도 제작에서는 개별적으로 이용하거나 부분적으로 연계하여 왔다. 즉 현장 조사 자료의 경우, 최근 각종 센서 개발 기술의 발달로 높은 정확도와 정밀도를 가지나, 자료획득 범위에서 제한적이다. 반면, 원격탐사 자료의 경우 전역적으로 자료획득이 가능한 자료 획득 측면에서의 장점을 가지고 있지만, 지표환경 파라미터를 간접적으로 추출하는 모델링 단계에서 역시 자료처리의 불확실성의 존재로 지상 자료의 완전 대체에는 한계가 있다. 또한 원격탐사 자료를 직접적으로 이용하여 작성하는 대부분의 지표환경 주제도의 경우, 지표환경 파라미터값을 추정하는 모델의 적합성 판단 혹은 검증을 위해 극소수의 지상 관측값과 비교를 수행하였으며, 공간적 특성을 고려하지 않고 선형/비선형 회귀분석 등의 통계모델을 이용한 원격탐사 자료의 변환에 주로 이용되어왔다.

일반적인 지형 정보를 포함한 지표환경 주제정보는 대부분 공간적 위치와 속성정보가 함께 제시되어 분석을 수행하게 되는 공간 정보에 해당된다. 따라서 지상 관측자료와 원격탐사 자료에 내재되어 있는 공간적 자기상관성 정보를 함께 분석에 이용하게 될 경우, 보다 높은 신뢰도의 주제 정보 제작이 가능하며, 이를 위해서는 상호보완적인 지상 및 공중자료의 연계를 위한 기술개발이 필요한 상황이다.

이러한 자료 통합과 관련하여 고급 내삽기법으로 국내에서 인식되어온 크리깅은 통합 분석에 유용하게 이용될 수 있다. 원격탐사 자료를 포함한 다양한 부가 자료를 크리깅을 이용하여 통합하여 보다 신뢰성 높은 주제도 제작 연구는 외국에서 활발하게 진행되고 있으며, 국내에서도 중요성이 인식되어 연구가 진행되고 있는 상황이다. 외국의 경우에는 기상 레이더 자료나 수치표고모델을 이용한 강수 분포도 작성(Hevesi *et al.*, 1992; Goovaerts, 2000), Radarsat 자료를 이용한 토양 수분도 작성(Glenn and Carr, 2003), 토양 특성, 원격탐사 자료, 상대 고도 등을 이용한 토양 유기물 분포도 작성(Simhahan *et al.*, 2006), 지질도를 이용한 지하수에 포함된 화학 성분 분포도 작성(Goovaerts *et al.*, 2005), 지하수 수리전도도 작성(Patriarche *et al.*,

2005), 산림지역 바이오매스 분포도 작성(Sales *et al.*, 2007) 등 다양하다. 국내에서는 수치표고모델을 이용한 지하수위분포도 작성(정상용 · 이강근, 1995), 수치표고모델을 이용한 기온 및 강수 분포도 작성(박노욱 · 장동호, 2008), 복합 지구물리탐사 자료를 이용한 암반등급 분포도 작성(오석훈, 2005), 향상된 지하 구조 영상화를 위한 복합 지구물리탐사 자료의 통합(Park, 2008) 등이 수행되었다. 또한 최광희 등(2006)은 탄성파 탐사를 통해 확보한 습지퇴적측의 심도를 바탕으로 크리깅을 이용하여 화구호의 고지형면을 복원하였다. 그러나 외국에 비해 원격탐사 자료를 부가자료로 이용한 주제도 작성 연구 사례는 거의 없었으며, 최근 Park *et al.*(2009)에 의해 고해상도 IKONOS 위성 자료를 이용한 퇴적물 입도 분포도 작성이 시도되었다.

이러한 통합 분석의 주된 방법론으로는 공동 크리깅(cokriging: CK)이나 단변량 크리깅의 변형 모델인 simple kriging with local means(SKLM)이나 kriging with an external drift(KED) 등이 적용되어 왔다. 또한 이러한 다변량 크리깅의 적용을 통한 예측 능력의 비교에는 지상 자료의 교차 검증을 통한 일종의 global statistics로서 얻어지는 평균 절대 오차나 평균 제곱근 오차 등을 이용하여, 자료 통합의 효과를 정량적인 수치로 제시하였다. 그러나 부가 자료를 이용하였을 때의 불확실성 감소 효과는 공간적으로 상이하기 때문에, 전술한 평균 절대 오차 등의 단일 수치로 표현될 수는 없다. 따라서 제작된 주제도를 해석하거나 부가자료의 영향 분포를 얻기 위해서는 추가적으로 정량적 불확실성 분석 결과를 함께 제시할 필요가 있다.

크리깅은 확률함수 모델에 기반을 두고 있기 때문에, 자료통합 뿐만 아니라 불확실성 분석의 틀 또한 제공한다(Goovaerts, 1997; Deutsch and Journel, 1998). 일반적으로 크리깅의 결과물로 제시되는 크리깅 분산값은 자료값과는 무관하게 샘플 자료의 공간적 분포 양상만을 반영하기 때문에 크리깅 추정치의 불확실성을 나타내는 척도로 사용할 수 없다. 보통 크리깅을 포함하는 일반적인 공간통계학에서 불확실성은 조건부누적분포함수(Conditional Cumulative Distribution Function: CCDF)를 통해 일종의 확률로 모델링되는데, CCDF를 모델링 하는 과정에서 부가 자료의 영향이 반영되며 이를 통해 불확실성 분석을 위한 통계치 계산이 가능하다. 현재 외국에서도 이러한 연구는 여러 사례연구에 적용되고 있는데(Goovaerts, 2001; 2005), 국내에서는 자료통합을 위한 다변량 크리깅의 적용과 더불어 이러한 불확실성 분석을 함께 수행한 연구는 거의 시도되지 못하였다. 다만 Park *et al.*(2009)에서 다중 가우시안 접근법을 이용하였으나, CCDF로부터 획득 가능한 다양한 부가정보를 교차 검증 자료에만 한정적으로 적용하여 불확실성의 공간 분포를 제시하지 못하였다.

이 논문에서는 지표환경 주제도를 작성하는 과정에서 부가자료로 원격탐사 자료를 이용하는 경우, 크리깅 기법이 자료 통합과 더불어 불확실성 모델링에 유용하게 사용될 수 있음을 입증하고, 이를 통해 부가 자료의 영향을 정량적으로 분석하고자 하였다. 불확실성 모델링 접근 방법론으로는 모수적 방법론인 다중 가우시안 접근법(multi-Gaussian approach)을 적용하였으며, 원격탐사 자료의 통합에는 공동 크리깅을 이용하였다. 다중분광 밴드 자료를 제공하는 Landsat TM 자료를 현장 입도 조사 자료와 함께 이용한 퇴적물 입도 분포도 작성 사례 연구를 통해 국내에서 내삽기법으로 한정적으로 사용하고 있는 지구통계학적 크리깅의 적용가능성을 예시하고자 하였다.

2. 연구지역 및 사용자료

이 연구에서는 원격탐사 자료를 부가 자료로 이용하는 입도 분포도 사례연구를 위해 조류, 파랑 등의 해양환경과 지형적인 조건이 간석지 발달에 적합하여 해안을 따라 간석지가 발달한 서해안 충청남도 태안군 안면도 동쪽 해안 및 천수만 연안 지역을 대상지역으로 선정하였다. 이 지역은 전형적인 리아스식 해안으로 일찍부터 소규모 간척이 이루어졌다. 특히 1980년대에 천수만 A지구와 B지구의 대규모 간척이 이루어지면서 연안 환경에 커다란 변화가 일어난 지역이다(장동호, 2002).

천수만 지역의 간석지들은 대부분 연안을 따라 발달하였으며, 일부 지역에서는 퇴적층의 두께가 얇아서 경사가 완만한 파식대가 그대로 노출된 곳도 나타난다(박동원, 1976). 이 지역의 간석지 조성물질은 주로 점토, 실트, 모래, 자갈 등으로 구성되어 있으며, 장소에 따라 상이한 분포를 보인다. 일반적으로 간석지 조성물질은 퇴적환경과 퇴적물 공급원의 특성에 의해 좌우되는데, 천수만의 경우 하천퇴적물 공급원을 수행할 수 있는 대하천이 없으며, 일부 소하천에서 유입되는 퇴적물 역시 현재에는 대부분 간척사업으로 공급되지 않고 있다. 따라서 천수만 간석지의 퇴적물 공급원은 연안 침식물질과 해저 퇴적물질이 큰 비중을 차지하여 실트, 모래 등의 혼성간석지가 넓게 분포한다. 본 연구 지역 해안선 부근의 간석지 퇴적물은 기반암 위에 육성 풍화물이 퇴적되어 있으며, 여기에는 주변의 산지에서 운반된 주빙하성 퇴적물도 다수 포함되어 있다.

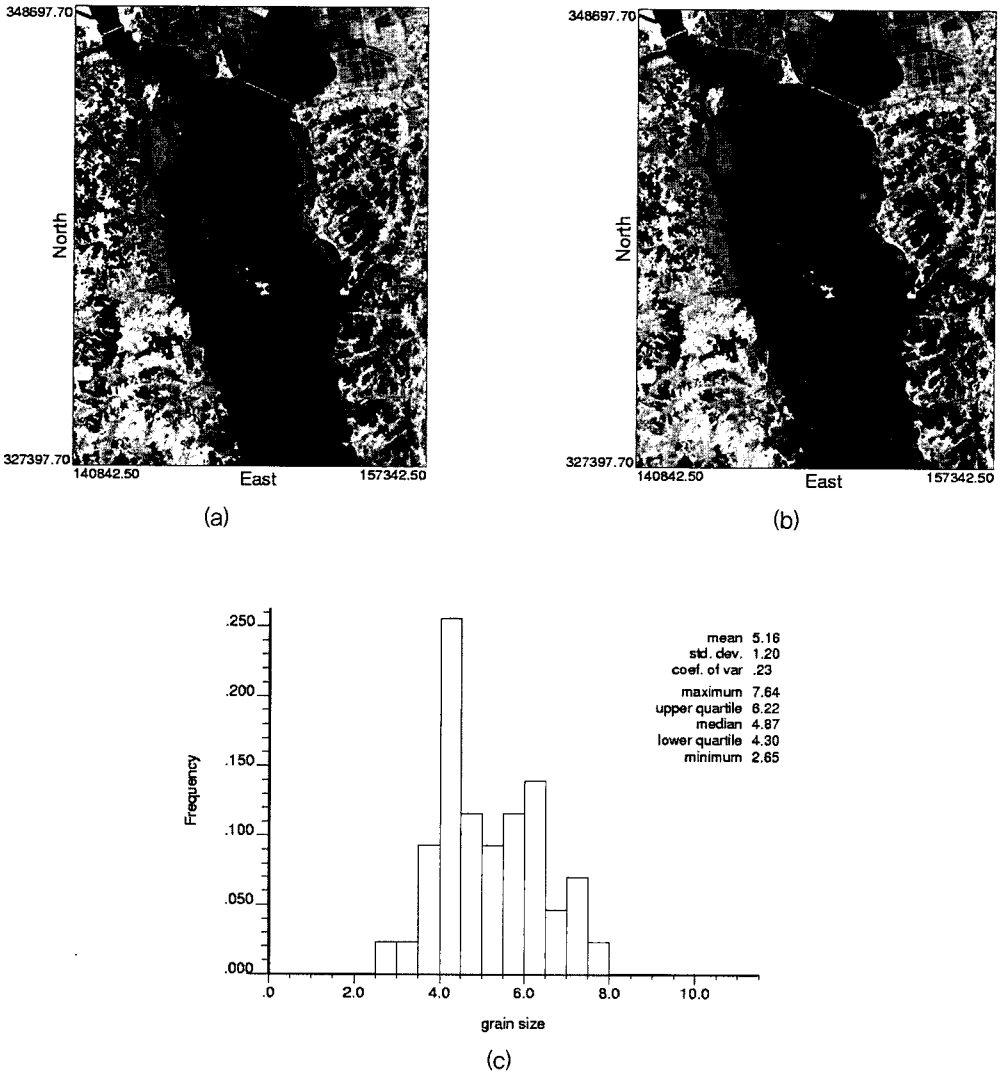

그림 1. (a) 연구 대상지역의 Landsat TM 자료, (b) 표층 퇴적물 시료 채취 위치도 (배경 그림은 Landsat TM 밴드 5), (c) 입도 자료의 히스토그램

이는 간석지 하부의 기반암이 육상 프로세스에 의해 풍화된 다음, 이 지역이 침수됨에 따라 점차 간석지 퇴적물에 피복된 것으로 판단된다. 또한 천수만의 퇴적물질 조성에 따른 간석지 분류는 크게 점토질, 혼성, 사질 퇴적물로 구분할 수 있다(장동호, 2002).

장동호(2002)는 천수만 연안의 간석지의 퇴적환경을 규명하기 위해 퇴적지를 구성하는 퇴적물을 채취하여 입도를 분석하여 입도 조성상의 특성을 분석하였다. 이 연구에서는 장동호(2002)에 의해 1996년 안면도 남단까지 포함하여 현장에서 획득한 총 50개 지점에서의 표층 퇴적물 시료 중에서 그림 1에 제시된 본 연구의 대상지역에 해당하는 혼성 및 점토질 퇴적물에서 채취된 43개 자료를 이용하였다. 향후 자료 해석과 그림에서 퇴적물 입도의 단위는 ϕ이다. 퇴적물 입도 분포도 작성에 사용할 원격탐사 자료로는 퇴적물 시료 채취 시기와 유사한 시기인 1996년 9월 1일에 획득된 Landsat TM 자료를 이용하였다. Landat TM 자료의 기하보정에는 1:25,000 수치지형도를 이용하여 횡축메르카토르 좌표로의 변환을 수행하였으며, 수치지형도와의 오차는 0.5 화소(15m) 이하가 되도록 하였다. 퇴적물 입도 분포도 작성은 조간대 지역에서만 수행되기 때문에, 원격탐사 자료를 부가자료로 이용할 경우 조간대 지역의 추출이 선행되어야 한다. 일반적인 원격탐사 자료 분류에는 감독 분류와 무감독 분류가 적용될 수 있는데, 감독 분류시 훈련집단을 선정해야하는 번거로움이 있으며, 조간대 지역을 해양 혹은 육상 지역과 구분하는게 주목적이다. 이에 이 연구에서는 조간대 지역의 추출을 위해 대표적인 무감독 분류기법인 ISODATA 방법을 적용하여 육지와 해양 영역을 마스킹 처리하여 이후 분석에 이용하였다.

크리깅 분석 이전에, Landsat TM 자료로부터 획득할 수 있는 각 밴드별 분광정보와 퇴적물 입도 사이의 연관성을 우선적으로 분석하여 사용 여부를 결정하고자 하였다. 이를 위해 43개 지점에서의 퇴적물 입도값과 그 위치에서의 열적외선 밴드를 제외한 6개 밴드의 DN(digital number)값에 대한 분석을 수행하였다. 선형상관계수를 살펴보면, 가시광선 밴드와 근적외선 밴드에서는 0.322에서 0.407로 상대적으로 선형 상관성이 낮게 나타났으나, 밴드 5(1.55-1.75μm)와 밴드 7(2.08-2.35μm) 중적외선 영역에서는 선형상관계수가 각각 0.805와 0.778로 강한 상관성이 나타났다.

그림 2는 밴드 5의 DN값과 퇴적물 입도값 사이의

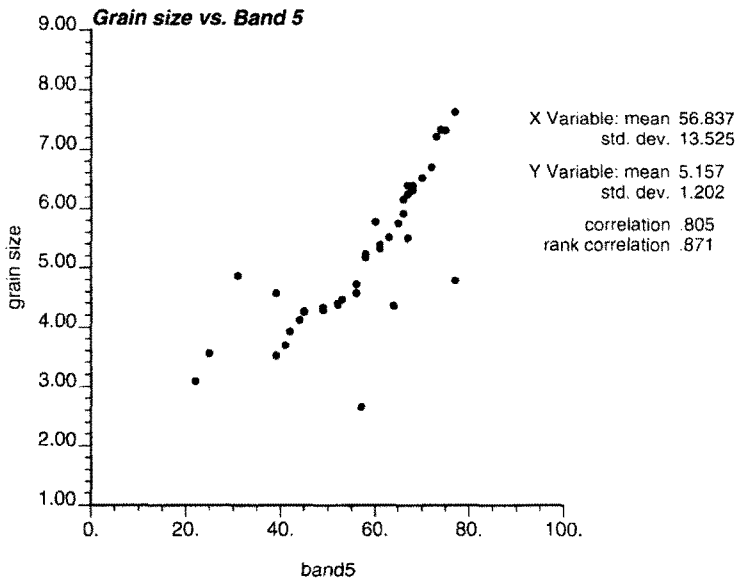

그림 2. Landsat TM 밴드 5의 DN값과 퇴적물 입도값 사이의 산점도

산점도를 나타낸 것으로, 평균입도와 DN값은 양의 상관관계를 보인다. 즉, 반사율이 높을수록 퇴적물의 입자가 작아지고, 반사율이 낮을수록 퇴적물의 입자가 커지는 경향을 파악할 수 있다. 이와 같은 경향은 퇴적물의 수분 함유율과 밀접한 관계가 있는 것으로 판단되는데, 수분은 장파에서 흡수되므로 반사율이 상대적으로 낮아진다. 따라서 만 안쪽의 간석지들은 외해 쪽보다 상대적으로 건조한 땅에 속하여 수분함유율이 적어 반사율이 높게 나타난 반면에 외해 쪽은 수분함유량이 많아지면서 반사율이 낮게 나타난 것으로 판단된다.

이러한 결과는 퇴적물 입도 특성이 위의 파장 영역에서 구별이 가능하다는 기존 연구(Rainey *et al.*, 2003; Ryu *et al.*, 2002; Van der Wal and Herman, 2007)와 일치하고 있다. 따라서 입도값과 밴드 5 DN값의 가장 높은 선형 상관성은 이 자료를 현장 퇴적물 입도값과 함께 분석에 이용할 경우, 미관측 지점에서의 퇴적물 입도값의 예측에 수반되는 불확실성을 줄이면서 예측 정확도를 향상시킬 수 있음을 시사한다.

3. 크리깅 기반 불확실성 분석 방법론

일반적으로 크리깅 분석은 샘플링되지 않은 위치에서의 미지의 값은 공간적으로 상관된 확률 변수의 조합으로 모델링된다는 확률 함수의 개념에 기반을 두고 있다(Goovaerts, 1997).

퇴적물 입도 분포도 작성을 위해 n개의 현장 입도 조사 자료 $\{z(u_\alpha),\ \alpha=1,\ ...,\ n\}$와 N개의 Landsat TM 밴드 5 DN값 $\{y(u_i),\ i=1,\ ...,\ N\}$을 이용한다고 할 때, 샘플링 되지 않은 위치 u_i에서의 입도 값 $z(u_i)$은 확률 함수 $Z(u_i)$의 실현(realization)으로, Landsat TM 밴드 5 자료값들 역시 확률 함수 $Y(u_i)$의 실현으로 각각 간주한다. 크리깅 분석 틀에서 연구지역 내의 특정 위치 에서의 불확실성은 다음과 같이 CCDF의 형태로 모델링된다(Goovaerts, 1997).

$$F_Z(u_i;z|(\text{info}))=\text{Prob}\{Z(u_i)\le z|(\text{info})\},\ i=1,\ ...,\ N \quad (1)$$

여기서 (info)는 u_i 주변에 포함되는 자료값을 나타낸다. 만약 현장 입도 조사 자료만을 이용하는 단변량 분석일 경우에는 현장 입도 조사 자료만을, 원격탐사 자료를 분석에 함께 이용할 경우에는 현장 입도 조사 자료값과 Landsat TM 밴드 5의 DN값을 각각 나타낸다. 이러한 CCDF는 가용할 수 있는 주변 자료가 주어졌을 때, 특정 위치 에서의 미지의 입도값 (u_i)이 특정 입도 임계치 값 z보다 작거나 같을 확률을 나타낸다.

위의 CCDF의 분포 형태는 모수적 접근인 다중 가우시안 방법과 비모수적 접근인 지시자 방법(indicator approach)을 통해 모델링이 가능하다(Goovaerts, 1997; Deutsch and Journel, 1998). 다중 가우시안 방법에서는 특정 위치 에서의 CCDF는 정규 분포를 이루며, 정규 분포의 주요 파라미터인 평균과 분산을 통해 모델링이 가능하다. 반면, 지시자 접근은 분포 형태에 대한 가정 없이, 원 자료를 특정 임계치에 따라 나누는 지시자 변환을 수행한 후에 각각의 변환값에 대한 크리깅을 수행하여 CCDF를 결정하게 된다.

이 연구에서는 실험적으로 다중 가우시안 방법에 의해 CCDF를 모델링하였다. 원 자료가 양이나 음으로 치우친 분포를 이루는 즉 이상값이 존재할 경우에는 지시자 변환이 유용하게 적용될 수 있으나, 본 연구에 사용된 자료는 그림 1 (c)의 히스토그램에 나타난 것처럼 완전한 정규 분포를 따르고 있지는 않지만, 이상값이 나타나지 않는 분포 양상을 보이고 있다. 따라서 계산과정이 상대적으로 간편한 다중 가우시안 방법을 실험적으로 적용하였다.

전술한 바와 같이 다중 가우시안 방법을 적용할 경우, 원 자료가 정규 분포를 나타내어야 한다는 가정을 만족해야 한다. 이를 위해 본 연구에서는 원 입도자료값과 Landsat TM 밴드 5의 DN값의 분포가 평균 0, 분산 1인 표준 정규 분포를 이루도록 하는 정규 점수 변환(Deutsch and Journel, 1998)을 우선적으로 적용한 후에, 정규 점수에 대한 CCDF를 모델링하였다. 이후 설명에서 현장 입도 조사값 z와 Landsat TM 밴드 5의 DN값 y는 모두 정규 점수 변환된 값을 나타낸다. 그리고 최종적으로 원 자료값에 대한 CCDF를 얻기 위해 역 정규 점수 변환을 수행하였다.

현장 입도 조사값 z와 Landsat TM 밴드 5의 DN값 y

이 정규 점수 변환에 의해 정규 분포를 따르도록 하였다면, 다중 가우시안 확률 분포 모델에서 CCDF $F_Z(u_i;z|(\text{info}))$도 역시 정규 분포를 따르게 되며, 평균과 분산에 의해 식 (2)와 같이 표현된다.

$$F_Z(u_i;z|(\text{info}))=G\left(\frac{z-E\{Z(u_i)|\text{info}\}}{\sqrt{Var\{Z(u_i)|(\text{info})\}}}\right) \quad (2)$$

여기서 $G(\cdot)$는 정규 가우시안 CDF(cumulative distribution function)를 나타내며, $E\{Z(u_i)|\text{info}\}$와 $Var\{Z(u_i)|(\text{info})\}$는 주어진 자료 (info)로부터 얻어지는 기대값(평균)과 분산을 각각 나타낸다. 다중 가우시안 확률 분포 모델에서, 기대값과 분산은 크리깅의 추정치와 분산으로 표현될 수 있다.

결과적으로 다중 가우시안 확률 분포 모델의 가정하에 CCDF를 모델링하는 과정은 크리깅을 통해 기대값과 분산을 구하는 과정으로 요약될 수 있다. 이 과정에서 단변량 자료만을 고려할 것이냐, 아니면 다변량 자료를 고려할 것이냐에 따라 적용하는 크리깅 방법론이 달라지게 된다. 만약 단변량 자료만을 이용할 경우, 즉 현장 입도 자료만을 이용하여 퇴적물 입도 분포도를 작성할 경우, 기대값과 분산은 가우시안 공간에서 단순 크리깅 추정치 $z_{SK}(u_i)$와 분산 $\sigma^2_{SK}(u_i)$에 각각 해당된다.

정규 점수 변환된 현장 입도값의 다중 가우시안 단순 크리깅 추정치와 분산은 다음 식에 의해 계산된다 (Goovaerts, 1997).

$$z_{SK}(u_i)=\sum_{\alpha=1}^{n(u_i)}\lambda_\alpha^{SK}(u_i)[z(u_\alpha)-m_Z]+m_Z$$

$$\sigma^2_{SK}(u_i)=C_Z(0)-\sum_{\alpha=1}^{n(u_i)}\lambda_\alpha^{SK}(u_i)C_Z(u_\alpha-u_i) \quad (3)$$

여기서 $n(u_i)$와 u_α는 추정 위치 주변에 위치한 정규 점수 변환된 현장 입도값의 개수와 평균값(=0)을 각각 나타낸다. 또한 $C_Z(0)$와 $C_Z(u_\alpha-u_i)$는 정규 점수 변환된 현장 입도값의 분산값(=1)과 추정 위치 u_i와 샘플링 위치 u_α 사이 값들의 공분산값을 각각 나타낸다. 일반적으로 크리깅 분석에서 공분산값은 베리오그램을 통해 구해진다.

반면, 다변량 자료를 이용할 경우, 즉 현장 입도 자료와 Landsat TM 밴드 5의 DN값을 모두 이용할 경우에는 정규 점수 변환된 이 두 자료에 대해 다변량 크리깅을 적용해야 한다. 이 연구에서는 다변량 크리깅 기법으로 공동 크리깅을 적용하였다. 이 경우 가우시안 확률 분포를 따른 CCDF의 주요 파라미터인 기대값과 분산은 가우시안 공간에서 공동 크리깅 추정치 $z_{SCK}(u_i)$와 분산 $\sigma^2_{SCK}(u_i)$에 각각 해당된다.

정규 점수 변환된 현장 입도값과 Landsat TM 밴드 5의 DN값의 다중 가우시안 공동 크리깅 추정치와 분산은 다음 식에 의해 계산된다(Goovaerts, 1997).

$$z_{SCK}(u_i)=\sum_{\alpha=1}^{n(u_i)}\lambda_\alpha^{SCK}(u_i)[z(u_\alpha)-m_Z]+\sum_{j=1}^{N(u_i)}\lambda_j^{SCK}(u_i)[y(u_j)-m_Y]+m_Z$$

$$\sigma^2_{SCK}(u_i)=C_Z(0)-\sum_{\alpha=1}^{n(u_i)}\lambda_\alpha^{SK}(u_i)C_Z(u_\alpha-u_i)-\sum_{j=1}^{N(u_i)}\lambda_j^{SCK}(u_i)C_{ZY}(u_j-u_i) \quad (4)$$

여기서 $N(u_i)$와 m_Y는 추정 위치 u_i 주변에 위치한 정규 점수 변환된 Landsat TM 밴드 5 자료의 개수와 평균값(=0)을 각각 나타낸다. 또한 $C_{ZY}(u_j-u_i)$는 추정 위치 u_i와 Landsat TM 밴드 5 자료 위치 u_j 사이 값들의 교차 공분산값을 나타낸다.

일단 전술한 방법론에 의해 가우시안 공간에서 CCDF를 모델링한 후에, 역 정규 점수 변환을 적용하여 원 자료 공간으로 변환하고, 이에 해당하는 CCDF 값을 읽어서 최종적으로 원 입도 자료값의 CCDF를 얻게 된다. 이 때 샘플링 되지 않은 지점에서의 입도값은 가우시안 공간에서 추정된 정규 점수를 역변환하여 얻게 된다.

또한 이 논문의 주목적인 원격탐사 자료 이용의 효과를 분석하기 위해 각 위치에서 얻어진 CCDF로부터 통계값을 추출하여 정량적 분석에 이용하였다. 이 논문에서는 CCDF 통계치로 평균으로부터 퍼진 정도를 나타내는 조건부 분산을 이용하였다. 조건부 분산은

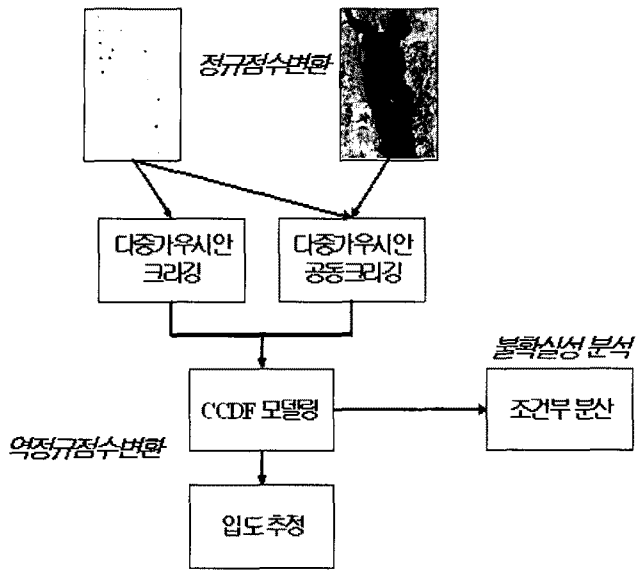

그림 3. 불확실성 모델링을 위한 다중 가우시안 크리깅 기반 자료 분석 절차

일반적인 분산의 의미와 마찬가지로 큰 값을 나타낼 경우 확률 분포 함수의 평균값으로부터 자료들이 넓게 퍼져 분포함을 의미한다. 확률 분포 함수를 기준으로 의미를 살펴보면, 크리깅은 식 (1)에 따라 미관측지점에서의 값을 예측하는데 있어서 특정값보다 작거나 같을 확률을 우선적으로 모델링하게 된다. 만약 확률 분포 함수의 분산이 커서 넓게 퍼지는 분포 형태를 가질 경우는 이의 누적 형태인 CCDF의 모양이 전반적으로 완만하게 증가하는 양상을 나타낼 것이며, 이는 특정값보다 작거나 같을 확률의 차이가 적어짐을 의미한다. 즉 특정값을 선택할 수 있는 확률이 서로 유사함을 나타내며, 이는 예측의 정밀도가 떨어져서 결과적으로 예측값의 선택에 있어서 불확실성이 큼을 의미한다. 여기서 "조건부"라는 용어는 예측하고자 하는 위치의 주변 자료값을 CCDF 모델링 과정에 이용하여 주변 자료값이 반영된 CCDF의 분산을 나타내기 때문에 사용하였다. 조건부 분산($CVar(u_i)$)은 자료 범위를 K로 이산화시켜서 식 (5)에 따라 근사식으로 계산하였다.

$$CVar(u_i)=\sum_{k=1}^{K+1}[\bar{z}_k-z^*_E(u_i)^2]\cdot [F_Z(u_i;z_k|(\text{info}))-F_Z(u_i;z_{k-1}|(\text{info}))]$$

$$z^*_E(u_i)=\sum_{k=1}^{K+1}\cdot[F_Z(u_i;z_k|(\text{info}))-F_Z(u_i;z_{k-1}|(\text{info}))] \quad (5)$$

그림 3은 최종적으로 이 연구에 적용된 크리깅 기반 불확실성 모델링 방법론을 정리하여 나타내고 있다.

4. 적용 결과

그림 3에 제시된 크리깅 분석 방법론에 따라 우선적으로 43개의 현장 입도 자료와 조간대 지역에서의 Landsat TM 밴드 5의 DN값에 대해 정규 점수 변환을 수행하였다. 다음 과정으로 개별 변수의 공간적 자기상관성과 두 변수 사이의 교차 상관성을 계산하는 베리오그램 모델링을 수행하였다. 이후에 현장 입도 자료만을 이용하는 다중 가우시안 크리깅과 현장 입도 자료와 Landsat 자료를 함께 이용하는 다중 가우시안 공동 크리깅을 각각 적용하여 퇴적물 입도 분포도 작성시 부가 자료로 사용된 Landsat 자료의 효과를 분석

하였다.

그림 4 (a)와 (b)는 다중 가우시안 크리깅과 다중 가우시안 공동 크리깅에 의해 작성된 연구지역의 퇴적물 입도 분포도를 나타내고 있다. 우선 다중 가우시안 크리깅에 의해 작성된 퇴적물 입도 분포도(그림 4 (a))를 살펴보면, 크리깅의 대표적인 특성인 평활화 양상이 두드러지게 나타나고 있다. 이러한 평활화 양상은 전체 입도 분포도의 분산값을 통해 정량적으로 확인할 수 있다. 그림 4 (c)에 제시된 다중 가우시안 크리깅에 의해 작성된 입도 분포도의 표준편차값을 살펴보면, 그림 1 (b)에 제시된 현장 입도 자료의 표준편차값인 1.20에 비해 현저하게 줄어든 값을 나타내고 있다 (0.71). 또한 최대값과 최소값도 현장 입도 자료에 비해 작게 나타나고 있다. 이는 일종의 일반화된 최소오차 기반 회귀분석에 해당되는 크리깅의 일반적인 현상이다. 즉 높은 값들은 작게 예측하고, 낮은 값들은 크게 예측함으로써 미관측 지점에서의 전반적인 분산값을 작아지게 하는 크리깅의 특징에 의해 나타난 것이다.

입도 분포 패턴은 천수만을 중심으로 점토와 실트가 혼재된 평균입도 5.0~6.0ϕ인 coarse silt가 대부분을 차지한다. 하지만 지역에 따라 입도 분포 패턴은 다르게 나타나는데, 천수만의 동쪽에 해당하는 홍성군 서부면 지역은 혼성 간석지에 해당하는 극조립실트가 대부분을 차지하며, 일부 점토질 간석지가 대상을 이루며 분포한다. 반면에 천수만 서쪽 안면도 지역은 혼성 간석지와 점토질 간석지가 단절된 형태로 분포 패턴을 보이며, 황도 남쪽의 간석지들은 서쪽에서 동쪽으로 점토질, 혼성, 사질간석지의 순서로 분포 패턴을 보인다. 전반적으로 다중 가우시안 크리깅에 의해 작성된 퇴적물 입도 분포 패턴은 천수만 지역의 퇴적물 입도 분포 경향성은 파악할 수 있었다.

반면, Landsat TM 밴드 5의 DN값을 부가 자료로 이용하는 다중 가우시안 공동 크리깅의 경우(그림 4 (b)), 그림 4 (a)에 비해 평활화 효과가 감소되면서, 국지적인 분포 특성이 잘 반영되어 있음을 확인할 수 있다. 즉 샘플 자료가 위치하거나 가까운 지점에서는 샘플 자료의 영향을 받게 되고, 샘플 자료로부터 멀어질 경우 부가 자료의 영향을 많이 반영하게 되어, 그림 3 (a)의 Landsat TM 자료의 DN값의 분포와 그림 4 (a)의 분포가 혼재된 양상을 나타내고 있다. 또한 그림 4(d)에 제시된 입도분포지도의 표준편차값은 1.06으로 다중 가우시안 크리깅에 의한 입도분포지도의 표준편차값인 0.71에 비해 상대적으로 크게 나타나고 있으며, 최대값과 최소값도 상대적으로 크게 나타나고 있다. 이러한 통계적 수치는 입도의 변화 양상이 상대적으로 큼을 의미하여 결과적으로 국지적인 입도 분포 특성으로 반영되게 된다.

입도 분포 패턴은 천수만을 중심으로 동쪽과 서쪽이 다른 분포패턴을 나타내고 있다. 즉, 천수만 동쪽에 해당하는 홍성군 서부면 지역은 외해 쪽에서 만입지로 사질 간석지에서 혼성 간석지로 퇴적 양상이 바뀌고 있으며, 일부 보령시 천북면 일대에는 점토질 간석지가 분포한다. 천수만 서쪽 안면도 지역은 만입지를 중심으로 점토질 간석지가 분포하며, 그 전면에는 혼성 간석지가 넓게 나타난다. 황도 남쪽의 간석지들은 다중 가우시안 크리깅에 의해 작성된 분포 패턴과 유사한 경향을 보이지만, 국지적인 분포 특성이 비교적 잘 반영되었다. 따라서 다중 가우시안 공동 크리깅에 의해 작성된 퇴적물 입도 분포 패턴은 천수만 지역의 퇴적물 입도 분포 경향성 및 국지적인 분포 양상 파악에 유용한 것으로 판단된다.

그림 4를 작성하는데 사용한 다중 가우시안 크리깅과 다중 가우시안 공동 크리깅의 예측 능력을 비교하기 위해 교차 검증을 수행하였다. Leave-one-out 기반의 교차 검증을 통해 얻어진 샘플링 위치에서의 오차값의 절대값으로부터 평균인 평균 절대 오차(Mean Absolute Error: MAE)를 계산하였다. 교차 검증 수행 결과, 다중 가우시안 크리깅과 다중 가우시안 공동 크리깅의 MAE 값은 각각 0.934와 0.426으로 나타났다. 이로부터 다중 가우시안 크리깅에 대한 다중 가우시안 공동 크리깅의 상대적 MAE의 향상도는 54.4%로 나타났다. 따라서 입도와 상관성이 높은 Lansat TM 밴드 5 자료를 분석에 함께 이용할 경우, 현장 조사 자료만을 이용하였을 경우에 비해 향상된 예측 능력을 얻을 수 있으며, 평활화 효과가 완화된 보다 현실적인 입도 분포도 작성이 가능함을 확인할 수 있었다.

CCDF 모델링을 통한 불확실성의 공간적 분포 양상

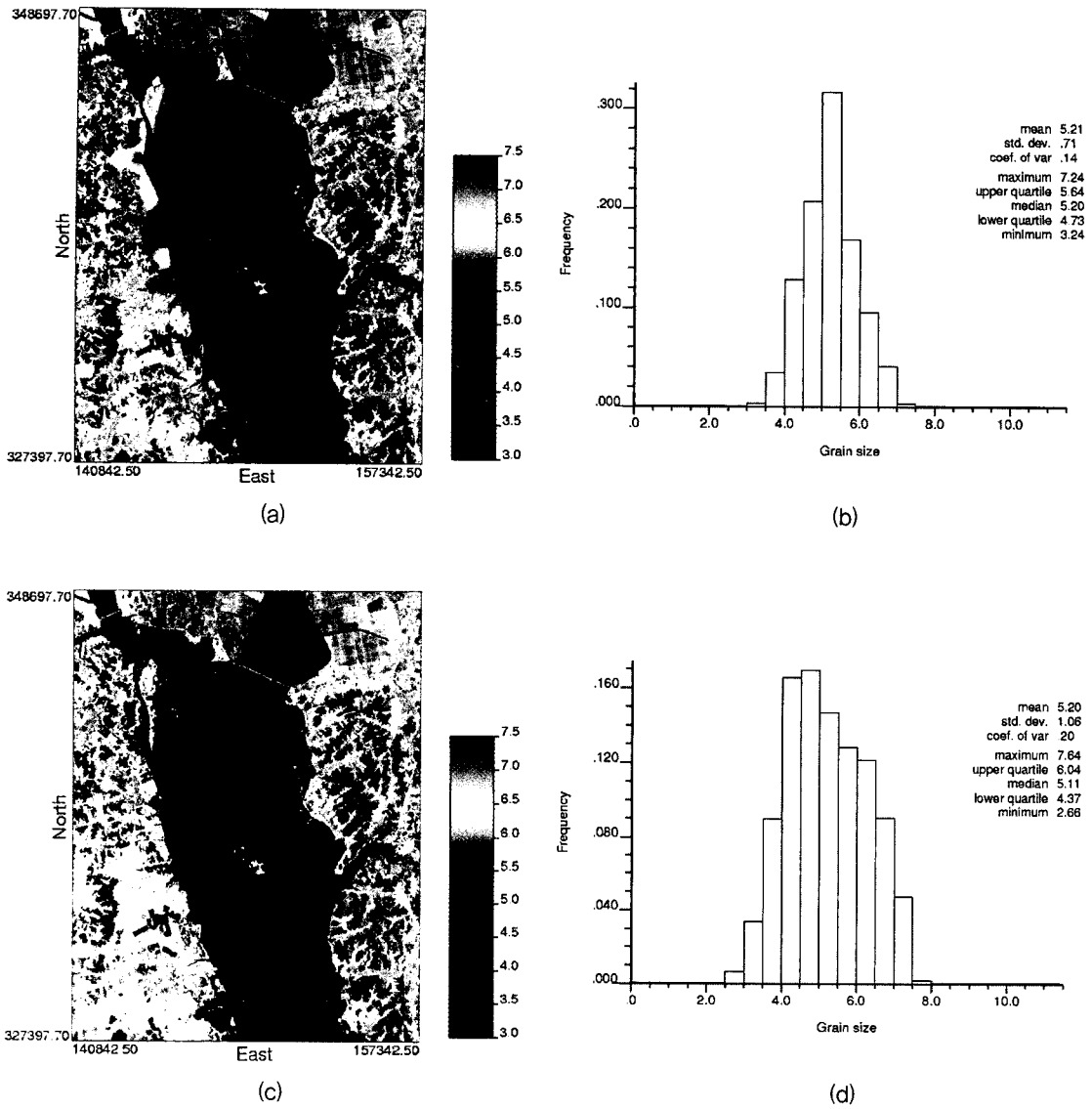

그림 4. (a) 다중 가우시안 크리깅에 의한 퇴적물 입도 분포도, (b) (a)의 히스토그램과 통계치, (c) 다중 가우시안 공동 크리깅에 의한 퇴적물 입도 분포도, (d) (c)의 히스토그램과 통계치 (배경 그림은 Landsat TM 밴드 5)

을 살펴보기 전에, 특정 위치에서의 CCDF의 모양을 비교하였다. CCDF의 양상에서 기울기가 급할 경우, 퍼진 정도가 작음을 나타내기 때문에 불확실성이 작거나 정밀도가 높음을 의미한다. 그림 5는 3개의 테스트 지점의 위치와 각각의 위치에서의 CCDF의 분포를 나타내고 있다. 테스트 노드 #1과 #3은 현장 입도 자료와의 위치가 상당히 떨어진 경우를 나타내고, 테스트 노드 #2는 현장 입도 자료들이 많이 분포해 있는 지역을 각각 나타내고 있다. 테스트 노드 #1의 경우, 두 모델 모두에서 CCDF의 기울기가 완만히 증가하는 양상을 나타내고 있다. 즉 주변에 현장 입도 자료가 거의 없는 경우에는 불확실성이 상대적으로 높게 나타남을 의미한다. 그러나 다중 가우시안 공동 크리깅 모델에서 좀 더 집중된 양상을 나타내어 상대적으로 불확실성이 감

소한 것으로 나타났다. 상대적으로 주변에 현장 입도 자료들이 많은 경우인 테스트 노드 #2에서는 다중 가우시안 공동 크리깅 모델이 입도값 4.5를 중심으로 급격하게 기울기가 변하는 것으로 나타나 이 값을 중심으로 확률값이 집중되어 정확도가 높음을 의미하고 있다. 다중 가우시안 크리깅 모델의 경우, 테스트 노드 #1에 비해서는 기울기가 상대적으로 좁은 범위에서 급한 것으로 나타났는데, 이러한 양상은 주변 값들이 많이 몰려 있어서 이러한 결과가 나타난 것으로 판단되며, 다중 가우시안 공동 크리깅에 비해 기울기가 급격하게 변하지 않고, 다소 완만하게 변하는 양상은 주변 샘플값들이 대략 3에서 6.5까지 다양하게 분포하고 있기 때문인 것으로 판단된다. 테스트 노드 #3의 경우에는, 테스트 노드 #1과 유사한 자료 분포로 다중 가우시안 공동 크리깅의 CCDF의 기울기가 상대적으로 급하게 변하는 것으로 나타났다. 모든 지점에서 공동 크리깅을 적용할 경우, 샘플 위치로부터 멀어질수록 주변 샘플자료의 영향보다는 부가 자료의 영향을 많이 받기 때문에, 입도와 상관성이 높은 Landsat TM 밴드 5의 DN값을 고려함으로써 샘플 자료의 영향이 적은 효과

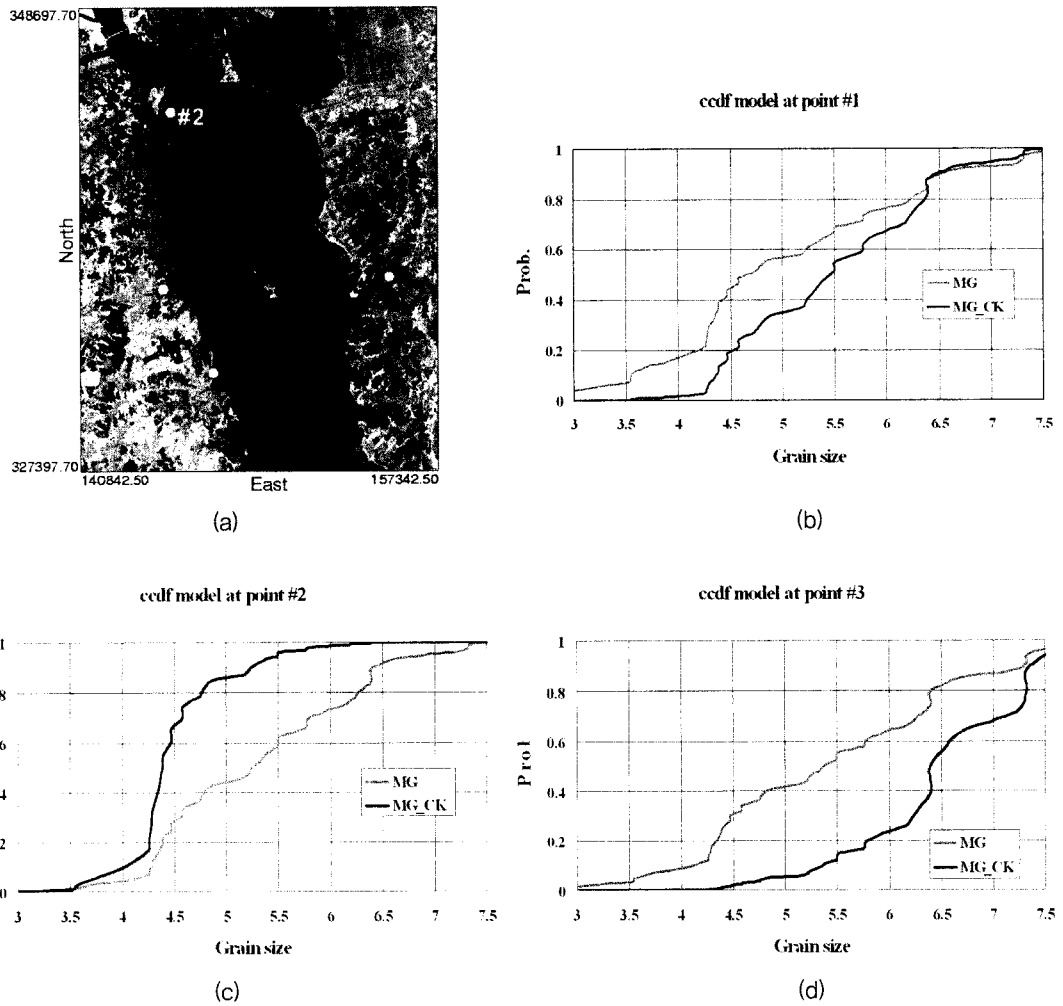

그림 5. (a) 세 개의 테스트 노드와 샘플 자료의 위치도 (테스트 노드는 하얀색 원으로 표시), (b) 테스트 노드 #1에서의 CCDF, (c) 테스트 노드 #2에서의 CCDF, (d) 테스트 노드 #3에서의 CCDF

를 보완한 것으로 판단된다. 이상의 결과로부터, Landsat TM 밴드 5의 DN값을 함께 고려하였을 경우에 CCDF의 기울기가 급하게 변하는 즉 특정 값에 집중될 확률이 높게 나타나 불확실성이 감소하거나 정확도가 증가함을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 고려하고 있는 입도 자료와 상관성이 높은 부가 자료가 샘플링 되지 않은 위치의 입도값 추정에 원 샘플링 자료를 보완하는 역할을 함으로써 정확도를 향상시킬수 있음을 의미한다.

불확실성 분석의 최종 단계로 불확실성의 공간적 분포는 조건부 분산으로 나타내었으며, 그림 6에 제시되어 있다. 다중 가우시안 공동 크리깅 모델의 조건부 분산값이 다중 가우시안 크리깅 모델의 조건부 분산값에 현저히 작게 나타나고 있다. 현장 입도 자료만을 사용

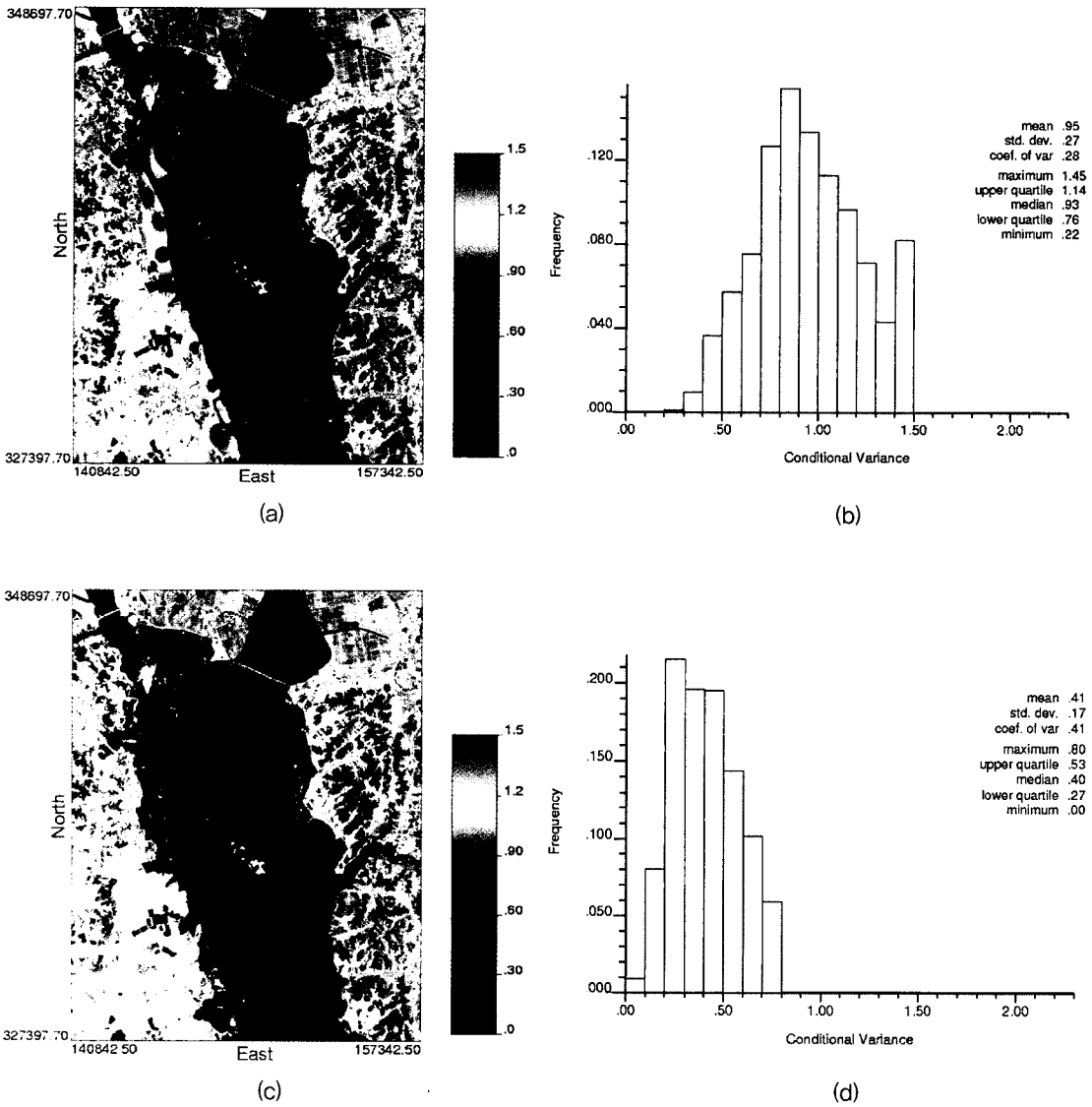

그림 6. (a) 다중 가우시안 크리깅에 의해 작성된 조건부 분산 분포도, (b) (a)의 히스토그램과 통계치, (c) 다중 가우시안 공동 크리깅에 의해 작성된 조건부 분산 분포도, (d) (c)의 히스토그램과 통계치 (배경 그림은 Landsat TM 밴드 5)

하는 다중 가우시안 크리깅 모델의 경우, 샘플링 자료가 존재하지 않거나, 샘플링 자료와 거리가 떨어진 지역에서 높은 조건부 분산값을 나타내어 예측의 불확실성이 높음을 의미한다. 반면 다중 가우시안 공동 크리깅 모델에서는 부가 자료의 영향으로 이 지역에서의 불확실성이 감소한 양상을 나타내고 있다. 이러한 불확실성 감소 효과는 그림 6 (b)와 (d)에 제시된 히스토그램과 통계치를 통해 확인할 수 있다. 다중 가우시안 크리깅 모델의 조건부 분산의 평균과 표준편차는 각각 0.95와 0.27로, 다중 가우시안 공동 크리깅 모델의 조건부 분산의 평균과 표준편차인 0.41과 0.17에 비해 상당히 크게 나타나고 있다. 이는 다중 가우시안 크리깅 모델의 조건부 분산값이 상대적으로 크게 나타나고, 값들의 편차 또한 크게 나타난 결과를 반영한 것으로, 정성적으로는 확률 분포 모델이 상대적으로 넓게 퍼져있어서 자료 예측의 정밀도가 떨어져 예측에 수반되는 불확실성이 큼을 의미한다.

이상의 결과로부터 대부분의 위치에서 원격탐사 자료를 부가자료로 이용하는 다중 가우시안 공동 크리깅의 예측에 수반되는 불확실성이 현저하게 줄어들어 추정의 정확도가 향상됨을 확인할 수 있었다. 그림 6에 제시된 불확실성 분석 결과는 그림 4에 제시된 입도 분포도의 질을 평가하는데 유용하게 사용될 수 있다. 즉, 조건부 분산값이 특정 임계치보다 큰 지역을 불확실성이 높다고 가정하면, 이러한 지점에서는 그림 4에 제시된 입도 분포도 결과를 완전하게 신뢰할 수 없음을 의미하며, 이러한 지역은 추가적인 현지 조사를 필요로 하는 지역에 해당된다.

5. 결론

일반적으로 크리깅 기법은 고급 내삽 기법으로 적용되어 왔으나, 그 절차적 과정에서 얻을 수 있는 다양한 확률 정보가 지표환경 주제도 작성에서 공간적 분포 특성을 분석하는데 유용하게 사용될 수 있다. 이 논문에서는 입도분포지도 작성 사례연구를 통해 원격탐사 자료를 부가자료로 이용할 경우, 크리깅 기법이 원격탐사 자료의 통합뿐만 아니라, 불확실성 모델링에 효율적으로 이용될 수 있음을 예시하였다. 현장 입도 자료 이외에 입도와 상관성이 높은 Landsat TM 자료의 반사도 정보를 부가 정보로 활용하여 자료 통합에 이용하였다. 이와 더불어 원격탐사 자료를 부가 정보로 활용하였을 경우에, 샘플링 되지 않은 지점에서 예측에 수반되는 불확실성의 변화 정도를 정량적으로 분석하기 위해, 다중 가우시안 접근법에 따라 CCDF 모델링을 통해 불확실성 척도로 조건부 분산의 공간적 분포도를 작성하고 불확실성 분석을 수행하였다.

안면도 동쪽 및 천수만 연안 지역을 대상으로한 사례 연구 결과, CCDF 모델링에 의해 입도 분포도 작성뿐만 아니라, 불확실성의 공간적 분포를 동시에 작성할 수 있었다. 현장 입도자료만을 이용하는 경우에 비해 입도값과 상관성이 높은 밴드 5 DN값을 부가 자료로 이용하였을 경우에, 약 54.4%의 평균절대오차의 향상을 나타내었으며, 국소적인 퇴적물 입도 분포 양상을 잘 반영하는 입도 분포도 작성이 가능하였다. 또한 추가적인 불확실성 분석을 통해, 원격탐사 자료를 부가 자료로 이용하였을 경우에, 자료 예측에 수반되는 불확실성을 현저하게 줄일 수 있음을 확인할 수 있었으며, 추가 현장 조사를 필요로 하는 지점의 추출이 가능하였다. 불확실성 분석을 통해 얻어지는 이러한 부가적인 정보는 기존 단변량 혹은 다변량 크리깅을 적용하였을 경우에는 얻을 수 없는 정보에 해당하며, CCDF 모델링에 의한 불확실성 분석을 통해서 얻을 수 있다.

결론적으로, 크리깅을 이용한 원격탐사 자료를 이용한 부가 자료의 통합은 여러 제약으로 인해 획득이 제한적인 현장 조사자료의 공간적 위치 제약의 단점을 보완할 수 있었다. 또한 불확실성 분석의 결과를 통해 단변량 자료나 다변량 자료의 이용과 상관없이, 작성된 주제도의 질을 평가하는 부가적인 정보로 활용이 가능함을 확인하였다. 크리깅은 이론적으로 확률함수 모델에 기반을 두고 있기 때문에 공간 예측과 더불어 이러한 불확실성 분석이 추가적으로 가능하였던 것이며, 이는 자료 예측값을 결정론적 관점에서 제시하는 대부분의 공간 내삽 방법과 가장 크게 대별되는 크리깅의 특징에 해당된다. 비록 이 연구에서는 퇴적물 입

도 분포도에만 적용하였지만, 국내에서 내삽기법으로만 인식되어 주제도 작성에 제한적으로 이용되고 있는 크리깅이 자료 통합뿐만 아니라, 불확실성 분석의 주요 방법론으로 다양한 분야에 적용이 가능할 것으로 판단된다.

이 연구에서는 불확실성 분포의 척도로 조건부 분산만을 제시하였지만, 모든 위치에서의 CCDF 모델링이 이미 완료되었기 때문에 추가적인 확률론적 정량적 척도의 제시 및 분석이 가능하다. 예를 들어 조건부 분산 이외에도 사분위수 범위나 엔트로피 등을 이용하거나, Deutsch(1997)에 의해 제안된 교차 검증 기반 적합도 지수 등의 산출이 적용 가능할 것으로 판단되며, 이러한 정량적 수치들을 함께 불확실성 분석에 이용하여 종합적인 해석을 수행할 필요가 있다. 또한 이 연구에서 불확실성 분석을 위해 적용한 다중 가우시안 접근법의 내재적인 가정은 확률 함수가 다중점 확률 분포 함수가 정규분포라는 것이다. 그러나 히스토그램과 같은 1점 확률 분포 함수의 정규성은 정규 점수 변환에 의해 만족하지만, 정규 점수 변환이 다중점 확률 분포 함수의 정규성을 완전히 보장하지는 않는다. 실제 적용시에는 히스토그램의 정규화만을 수행하지만, 이론적으로 필요한 다중점 확률 분포함수의 정규성이 답보되지 않는 경우에는 실제와 다른 분석 결과를 나타낼 수 있다. 크리깅 기반 불확실성 분석은 다중 가우시안 방법 이외에도 비모수적 접근인 지시자 크리깅에 의해서도 수행될 수 있으며, 이 두 방법론은 사용 자료에 따라 서로 다른 분석 결과를 나타낼 수 있다. 따라서 크리깅을 이용하는 대표적인 불확실성 분석 방법론인 이 두 방법론의 상호 비교 연구가 앞으로 필요할 것으로 판단된다.

참고문헌

김태근, 2008, 남한지역 엽면적지수 지도 제작을 위한 중저해상도 위성영상 연계방법 개발, 인하대학교 박사학위 논문.

박경애 · 사카이다 · 카와무라, 2008, "인공위성관측 해수면온도와 현장관측 수온의 비교를 통해 본 해양 피층-표층 수온의 차이," 대한원격탐사학회지, 24, 273-287.

박노욱 · 장동호, 2008, "수치표고모델과 다변량 크리깅을 이용한 기온 및 강수 분포도 작성," 대한지리학회지, 43, 1002-1015.

박동원, 1976, "원격탐사방법에 의한 서해안 천수만 간석지 지형연구," 대한지리학회지, 15, 1-15.

오석훈, 2005, "암반등급 해석을 위한 비선형 지시자 변환과 3차원 크리깅 기술의 물리탐사 및 시추자료에 대한 적용," 한국지구과학회지, 26, 429-435.

이태윤 · 정재훈 · 김태정, 2008, "고해상도 위성영상과 기존 수치표고모델을 이용하여 신뢰성이 향상된 수치표고모델의 자동 생성," 한국GIS학회지, 16, 193-206.

장동호, 2002, 지표환경변화 평가 개선을 위한 원격탐사와 GIS 기법 연구 -안면도와 천수만 지역을 중심으로-, 건국대학교 박사학위 논문.

정상용 · 이강근, 1995, "난지도 매립지 일대의 지하수위 분포 추정을 위한 복합 크리깅의 응용," 지하수환경, 2(2), 58-63.

최광희 · 윤광성 · 김종욱, 2006, "공간통계기법을 이용한 하논화산의 화구호 복원," 대한지리학회지, 41, 391-403.

Deutsch, C. V., 1997, Direct assessment of local accuracy and precision, in Baafi, E. Y. and Schofield, N. A.(eds.), *Geostatistics Wollongong '96*, Springer.

Deutsch, C. V. and Journel, A. G., 1998, GSLIB: *Geostatistical Software Library and User's Guide*, 2nd Edition, Oxford University Press.

Glenn, N. F. and Carr, J. R., 2003, The use of geostatistics in relating soil moisture to RADARSAT-1 SAR data obtained over the Gread Basin, Nevada, USA, *Computers & Geosciences*, 29, 577-586.

Goovaerts, P., 1997, *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*, Oxford University Press.

Goovaerts, P., 2000, Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall, *Journal of Hydrology*, 228, 113-129.

Goovaerts, P., 2001, Geostatistical modelling of uncertainty in soil science, *Geoderma*, 103, 3-26.

Goovaerts, P., AvRuskin, G., Meliker, J., Slotnick, M., Jacquez, G., and Nriagu, J., 2005, Geostatistical modeling of the spatial variability of arsenic in groundwater of southeast Michigan, *Water Resources Research*, 41, W07013, doi:10.1029/2004WR003705.

Hevesi, J. A., Flint, A. L., and Istok, J. D., 1992, Precipitation estimation in mountainous terrain using multivariate geostatistics. Part I: structural analysis, *Journal of Applied Meteorology*, 31, 661-676.

Kim, G. S. and Barros, A. P., 2002, Spatial characterization of soil moisture from passive microwave remotely sensed imagery and ancillary data, *Remote Sensing of Environment*, 81, 393-403.

Oh, Y., 2004, Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42, 596-601.

Park, G.-S., 2008, *Geostatistical integration of multi-parametric geophysical data to enhance spatial resolution*, Seoul National University Ph.D. Thesis.

Park, N.-W., Jang, D.-H., and Chi, K. H., 2009, Integration of IKONOS imagery for geostatistical mapping of sediment grain size at Baramarae beach, Korea, *International Journal of Remote Sensing*, in press.

Patriarche, D., Castro, M. C., and Goovaerts, P., 2005, Estimating regional hydraulic conductivity fields - a comparative study of geostatistical methods, *Mathematical Geology*, 37, 587-613.

Rainey, M. P., Tyler, A. N., Gilvear, D. J., Bryant, R. G., and Mcdonald, P., 2003, Mapping intertidal estuarine sediment grain size distributions through airborne remote sensing, *Remote Sensing of Environment*, 86, 480-490.

Ryu J.-H., Won, J.-S., and Min, K.-D., 2002, Waterline extraction from Landsat TM data in ad tidal flat: a case study in Gomso Bay, Korea, *Remote Sensing of Environment*, 83, 442-456.

Sales, M. H., Souza Jr., C. M., Kyriakidis, P. C., Roberts, D. A., and Vidal, E., 2007, Improving spatial distribution estimation of forest biomass with geostatistics: a case study for Rondonia, Brazil, *Ecological Modeling*, 205, 221-230.

Simbahan, G. C., Dobermann, A., Goovaerts, P., Ping, J., and Haddix, M. L., 2006, Fine-resolution mapping of soil organic carbon based on multivariate secondary data, *Geoderma*, 132, 471-489.

Van Der Wal, D. and Herman, P. M. J., 2007, Regression-based synergy of optical, shortwave infrared and microwave remote sensing for monitoring the grain-size of intertidal sediments, *Remote Sensing of Environment*, 111, 89-106.

교신: 장동호, 314-701, 충남 공주시 신관동 182, 공주대학교 인문사회과학대학 지리학과(이메일: gisrs@kongju.ac.kr, 전화: 041-850-8421)

Correspondence: Dong-Ho Jang, Department of Geography, College of Humanities and Social Sciences, Kongju National University, 182, Shinkwandong, Gongju, Chungnam, 314-701, Korea (e-mail: gisrs@kongju.ac.kr, phone: +82-41-850-8421)

최초투고일 09. 05. 19
수정일 09. 06. 09
최종접수일 09. 06. 11