

## 홍수범람도 불확실성 해석을 위한 인공위성사진의 활용

정영훈\* · 류광현\*\* · 이충성\*\*\* · 이승오\*\*\*\*

Jung, Younghun\* · Ryu, Kwanghyun\*\* · Yi, Choongsung\*\*\*, Lee, Seung Oh\*\*\*\*

## The Use of Satellite Image for Uncertainty Analysis in Flood Inundation Mapping

### ABSTRACT

An flood inundation map is able to convey spatial distribution of inundation to a decision maker for flood risk management. A roughness coefficient with unclear values and a discharge obtained from the stage-discharge rating equation are key sources of uncertainty in flood inundation mapping by using a hydraulic model. Also, the uncertainty analysis needs an observation for the flood inundation, and satellite images is useful to obtain spatial distribution of flood. Accordingly, the objective of this study is to quantify uncertainty arising roughness and discharge in flood inundation mapping by using a hydraulic model and a satellite image. To perform this, flood inundations were simulated by HEC-RAS and terrain analysis, and ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis) was used to classify waterbody from Landsat 5TM imagery. The classified waterbody was used as an observation to calculate F-statistic (likelihood measure) in GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation). The results from GLUE show that flood inundation areas are  $74.59 \text{ km}^2$  for lower 5 % uncertainty bound and  $151.95 \text{ km}^2$  for upper 95% uncertainty bound, respectively. The quantification of uncertainty in flood inundation mapping will play a significant role in realizing the efficient flood risk management.

**Keywords :** Flood inundation map, GLUE, Landsat, F-statistic, ISODATA

### 초 록

정밀한 홍수 범람도는 홍수의 공간적 특성에 대한 정보를 의사 결정자나 설계자들에게 전달할 수 있다. 수리모형을 이용하여 홍수 범람도를 구축하는 과정에서 확실하게 정의되거나 측정되지 않은 조도계수와 수위유량관계식으로부터 얻은 유량은 불확실성을 일으키는 핵심 요인들이다. 또한, 홍수 범람도에 대한 불확실성 해석을 위해서는 관측 자료가 필요한데, 홍수 범람의 관측 자료는 인공위성영상을 이용하여 확보할 수가 있다. 따라서 본 연구의 목적은 수리모형과 인공위성자료를 이용하여 조도계수와 유량이 홍수범람도 제작에서 일으키는 불확실성을 정량적으로 산정하는 것이다. 미국 Illinois주 Metropolis시 주위의 Ohio 강에 대하여 HEC-RAS과 지형분석을 이용하여 홍수 범람을 모의하고 ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis)분류 방법으로 Landsat 5TM 위성 영상으로부터 수체를 추출하였다. 추출된 수체는 GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation)에서 우도측정(F-통계량)을 계산하는데 관측 자료로 이용되었다. GLUE는 누적확률 5%와 95%에 각각 해당하는  $74.59 \text{ km}^2$ 와  $151.95 \text{ km}^2$ 의 홍수범람면적을 산정했다. 홍수 범람도 구축과정에서 발생하는 불확실성을 정량적으로 산정하는 것은 효율적인 홍수방어 계획을 실현화하는데 중요한 역할을 할 거라 사료된다.

**검색어 :** 홍수범람도, GLUE, Landsat, F 통계량, ISODATA

\* 인하대학교 수자원시스템연구소 연구교수, 공학박사 (yjung@inha.ac.kr)

\*\* 정회원 · 농림수산식품부 새만금개발과 시설주사, 공학석사 (rkh0428@korea.kr)

\*\*\* 정회원 · 한국수자원공사 기술지원센터 선임위원, 공학박사 (sung@kwater.or.kr)

\*\*\*\* 정회원 · 교신저자 · 홍익대학교 토목공학과 조교수, 공학박사 (Corresponding Author · Department of Urban & Civil Engineering, Hongik Univ. · seungoh.lee@hongik.ac.kr)

Received October 15 2012, Revised November 30 2012, Accepted January 15 2013

## 1. 서론

홍수예측은 홍수위험관리에서 기본계획 및 홍수 보험 등 인명 및 자산을 보호하기 위해 가장 기본적인 자료들 중 하나로서 이용된다. 따라서, 홍수예측의 중요성은 여러 연구들을 통하여 더욱 부각되어 왔다(Collins, 2009; Hurkmans 외, 2009; Xu 외, 2009). 하지만, 과거의 자료와 비교할 때 기후변화로 인하여 그 강도가 더욱 커진 홍수가 세계 곳곳에서 빈번히 발생하면서 홍수예측 과정에서 유발되는 불확실성과 함께 정확한 홍수예측을 어렵게 한다. 기후변화와 홍수예측과정에서 발생하는 불확실성 요소들을 통합하여 홍수예측에 미치는 영향을 평가하기 전 기후변화를 고려하지 않았을 때 홍수예측에서 발생하는 불확실성 요소들이 홍수예측에 미치는 영향을 평가하는 것이 선행되어야 한다. 이는 기후변화가 홍수예측과정에서 발생하는 불확실성에 영향을 주기 때문에 결국 홍수예측의 결과물인 홍수위와 홍수 범람면적에 그 기후변화의 영향이 전달된다.

홍수범람도(flood inundation map)는 크게 최고수위 점(high water marks)에 대한 직접측량, 원격탐사자료(remote sensing data)로 부터의 수체(water body) 분류(classification), 그리고 홍수범람모형(flood inundation modeling)을 통하여 구축된다. 전통적인 방법인 직접측량은 여전히 중요한 관측 방법이지만, 홍수 발생 후 몇 개의 지점에 대한 홍수위를 관측하고, 그 관측지점들을 기준으로 보간(interpolation)을 하여 홍수범람도를 구축하기 때문에 범람도 자체에 불확실성을 포함하고 있다. 홍수범람모형을 이용한 홍수 범람도 구축은 일반적으로 설계홍수량을 이용하는데, 이는 수위 혹은 유량 관측소의 관측 자료를 기반으로 홍수빈도해석으로부터 얻어진다. 그러나 홍수 분포에 대한 관측 자료가 부족하기 때문에 모형 보정이 어려우며, 대부분 상대적으로 작은 홍수에 대한 수위에 대하여 모형이 보정된다. 그러므로 상대적으로 큰 홍수량에 대한 범람도 구축에 있어 불확실성이 존재할 가능성이 크다. 이러한 점을 극복하기 위한 한 방법은 위성영상을 이용하여 홍수 범람도를 구축하는 것이다. 위성영상은 공간적 제약이 없고 자료이용이 접근성이 용이하기 때문에 최근 가장 각광받고 있다. 그러나 인공위성마다 보유한 센서들의 종류가 다르며, 영상의 해상도, 밴드의 특성, 수체를 분류하는 과정에 불확실성이 발생할 수 있다. 이러한 점을 감안하더라도 지속적인 위성영상의 발전은 사공간적 홍수자료를 구축하는데 크게 기여할 것으로 기대된다.

다양한 원격탐사자료로부터 수체를 분류하는 방법들은 많은 문헌들을 통하여 소개되어 왔다(Takeuchi 외 1999; Wang 외, 2002; Töyrä과 Pietroniro, 2005; Gianinetto 외, 2006). 원격탐사 장치에 설치된 센서들이나 장비들은 특유의 파장, 주기, 해상도, 규모를 가지고 있으며, 특히 파장의 길이는 어떠한 특성을 가지는 지표의 개체들을 인식하는데 영향을 준다. 그러므로 사용목적에

대하여 적합한 파장, 주기, 해상도, 그리고 규모를 가지는 원격탐사 자료를 선택하여 이용해야 한다. 토양수분측정을 위한 SMAP (2015년 발사예정), 불투층 측정을 위한 SAR, 바다표면온도 측정을 위한 MODIS는 대표적인 예가 될 수 있다. 위성영상의 해상도와 주기는 서로 상대적인 면을 고려하여 자료를 적절히 선택하는 것이 필요하다. 일반적으로 고해상도의 영상은 똑같은 지점에서 영상을 얻을 수 있는 주기가 긴 반면 저해상도의 영상은 그 주기가 짧기 때문이다. 예를 들어 Landsat는 약 16일의 주기를 가지며 그 해상도는 30m × 30m인 반면(USGS Landsat Missions), MODIS 영상은 250~500m의 해상도를 가지며 매일 영상을 얻을 수 있다. 최근 광학 및 로켓 기술이 발전하면서 단주기의 고해상도 영상을 이용할 수 있는 인공위성을 개발하기 위해 많은 연구자들이 노력하고 있다(e.g. ASTER). 7개의 밴드를 가지고 있는 Landsat 5 TM 과 같이 여러 개의 밴드로 구성되어 있는 위성영상은 파장의 길이에 따라 지표에 대한 반사율이 다르기 때문에 하나의 영상 내에 여러 개의 지표 특성을 기록할 수 있다. 또한, 지표면의 한 특성을 파악하기 위하여 위성영상내의 포함된 밴드들은 조합이 가능하다. 위성영상에서 개체를 추출하는 방법들도 다양하게 존재하는데, 그 중 ISODATA 이미지 프로세싱은 사전 정보 없이 영상분류가 가능하기 때문에 가장 널리 사용되는 방법들 가운데 하나이다. ISODATA 방법은 위성영상으로부터 수체뿐만 아니라 다양한 토지이용(e.g. 나무, 불투수층, 경작지)에 대한 개체를 추출하는 데 사용되어 왔다(Sanyal과 Lu, 2004; Khan 외, 2011; Song 외, 2001).

홍수범람도 구축에 있어서 불확실성은 다양한 요인으로부터 발생한다(Merwade 외, 2008; Bales과 Wagner, 2009). 예를 들어, 명확히 정의되지 않은 조도계수, 수위-유량 관계식, 지형자료의 오차 등은 대표적인 불확실성 요소들이다. 이러한 불확실성을 산정하는 다양한 방법들 가운데 GLUE(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation)는 단순한 접근방법 때문에 널리 사용된다(Romanowicz 과 Beven, 1998; Pappenberger 외, 2005, 2006). Beven과 Binley (1992)이 제안한 GLUE는 난수를 발생시켜 조합된 데이터셋(dataset)을 이용하여 Monte Carlo 모의를 한다. 각각의 데이터셋은 우도함수에 의하여 계산된 우도측정(likelihood measure)에 의해 가중치를 갖게 된다. 관측 자료로 직접 측량에 의한 공간적 홍수범람도가 이용되어 왔으나, 위성영상자료의 이용접근성이 수월해지면서 위성영상자료에서 추출한 수체를 관측 자료로 이용하는 연구가 많이 진행되고 있다.

본 연구의 목적은 위성영상자료로부터 추출된 수체가 불확실성 해석에서 관측 자료로서 그 역할을 수행할 수 있는지를 평가하고, 분류된 수체를 이용한 홍수범람도 구축과정에서 모형변수들의 오차로부터 홍수범람면적에 전달되는 불확실성을 정량적으로 산정하는 것이다. 이 목적을 수행하기 위하여 미국 Illinois주 Metropolis

근처의 Ohio강을 포함하는 Landsat 5 TM 위성영상으로부터 수체를 분류하기 위해 ISODATA를 이용하였다. 분류된 수체는 유량조건과 조도계수의 오차가 발생시키는 불확실성을 산정하기 위해 필요한 우도 측정 계산하는데 관측 자료로써 사용되었다. 또한, 홍수위 산정을 위하여 1차원 수리모형인 HEC-RAS를 이용하였다.

## 2. 대상 하도와 자료

Ohio강은 Mississippi강의 지류 가운데 하도 저류용량이 가장 크다. 합류지점에서의 Ohio강의 하도 저류용량은 본류인 Mississippi강보다 오히려 더 크다. 이러한 점은 전체 Mississippi강에서 가장 큰 영향이 있는 본류의 역할을 한다는 것을 의미한다. Ohio강은 미동부에 위치해 있으며 총 길이는 약 1,579km이다. 본 연구를 위해 선택된 하도구간은 Illinois 주 Metropolis시 근처의 Ohio강이

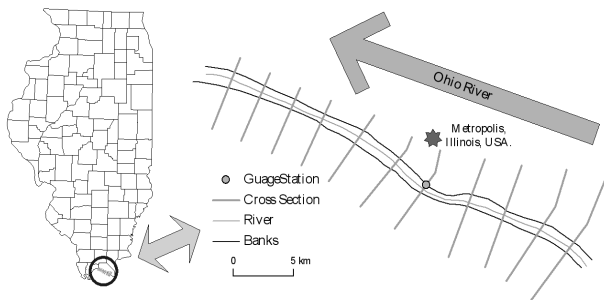


Fig. 1. Study Reach: Ohio River near Metropolis, IL, USA

다. 선택된 Ohio 하도의 길이는 약 31km이고, HEC-RAS 모의를 위해 구축된 횡단면의 개수는 총 11개이며 횡단면의 평균 길이는 약 7.7km이고, 횡단면간 간격은 평균 3.1km이다(Figure 1).

본 연구를 위해 사용된 자료는 수치표고모델(Digital Elevation Model: DEM), 토지이용도, 수위 및 유량자료, 인공위성영상 등이 있다. 구체적으로, HEC-RAS 모의를 위한 기본 자료로 지형자료, 조도계수, 수위 및 유량 자료가 필요하다. 지형자료는 10m의 공간적 해상도를 가지는 NED(National Elevation Dataset) DEM을 이용하였다. 조도계수는 HEC-RAS이 기본으로 하는 Manning 공식에서 사용되는데, 조도계수를 각 횡단면에 할당하기 위하여 30m 해상도의 2001 NLCD(national landcover data) 토지이용도를 이용하였다. Moore(2010)는 Chow(1959)와 Calenda 외(2005)의 문헌을 통하여 2001 NLCD 토지이용별 조도계수를 최소-최대-대표값으로 정리하였다(Table 1). 이를 바탕으로 대표값과 최대-최소값과의 평균차이인  $\pm 25\%$ 를 조도계수의 오차범위(조도계수 변화율)로 정의하였다. GLUE의 각 Monte Carlo 모의에서 조도계수는  $\pm 25\%$ 의 오차 범위에서 균등(uniform) 확률밀도분포(probability density function: PDF)를 따르는 백분율의 형태로 무작위로 생성된다. HEC-RAS의 횡단면 자료에 속해있는 모든 초기 조도계수값(Moore가 정리한 대표값)에 적용되어 새로운 조도계수로 갱신된다(Table 2). 수위 유량 자료는 HEC-RAS 모의에서 에너지 공식과 Manning 공식에 이용되는 가장 기본적인 자료로 미국 Metropolis 지점의 유량관측소에서 제공한 14개의 침투 자료와 2011년 5월 3일 관측된  $34,547\text{m}^3/\text{s}$ 의 유량 자료가 사용되었다. 본 연구에서

Table 1. Roughness Coefficient for 2001 NLCD (Moore 2011)

2001 NLCD Classification	Roughness Coefficient			Sources
	Min	Normal	Max	
Open Water	0.025	0.03	0.033	Chow 1959
Developed, Open Space	0.01	0.013	0.16	Calenda et al. 2005
Developed, Low Intensity	0.038	0.05	0.063	Calenda et al. 2005
Developed, Medium Intensity	0.056	0.075	0.094	Calenda et al. 2005
Developed, High Intensity	0.075	0.1	0.125	Calenda et al. 2005
Barren Land	0.025	0.03	0.035	Chow 1959
Deciduous Forest	0.1	0.12	0.16	Chow 1959
Evergreen Forest	0.1	0.12	0.16	Chow 1959
Mixed Forest	0.1	0.12	0.16	Chow 1959
Scrub/Shrub	0.035	0.05	0.07	Chow 1959
Grassland/Herbaceous	0.025	0.03	0.035	Chow 1959
Pasture/Hay	0.03	0.04	0.05	Chow 1959
Cultivated Crops	0.025	0.035	0.045	Chow 1959
Woody Wetlands	0.08	0.1	0.12	Chow 1959
Emergent Herbaceous Wetland	0.075	0.1	0.15	Chow 1959

Table 2. The conditions for random variables generated in a MC simulation

Model Variable	Model variable updated by the random error	Range of Random Number (RN)		PDF
		Min	Max	
Roughness Coefficient, N	$N=N_i(1+RN)$ where, $N_i$ : initial value	-0.25	0.25	Uniform
Discharge, F	$F=10^{(a+b \times \log(102.57-84.21))} [m^3/s]$ $a=2.5607+0.0737 \times RN$ $b=1.5647+0.0620 \times RN$	-2.131	2.131	t-distribution

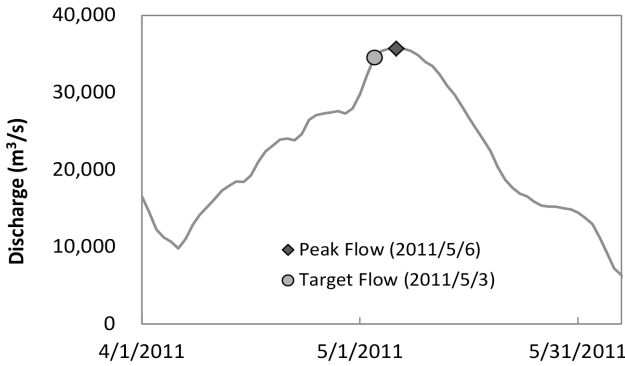


Fig. 2. Hydrograph for flood event at May 2011

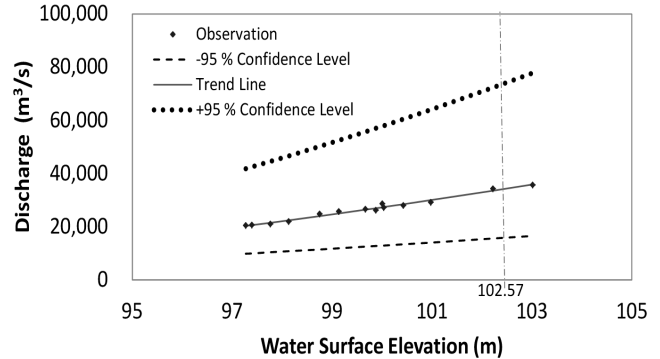


Fig. 3. Stage-discharge rating equation based on peak flow (USGS)

사용된 유량 자료는 홍수가 침두에 도달하기 3일전에 발생한 약 20년 빈도의 홍수량이다(Figure 2). 침두 자료는 수위-유량관계식 (Figure 3)을 구축하는데 사용되었으며, 관측 유량은 HEC-RAS의 초기 유량으로 사용되었다. 유량의 오차범위는 구축된 수위유량관계식을 t-test로 검정하여 ±95%의 신뢰구간으로 결정하였다. 이에 따라, 유량의 오차는 t-분포의 95%수준에서 임의로 선택되어 HEC-RAS의 기본 자료로 이용되었다(Table 2). 본 연구에서 HEC-RAS모의를 위해 사용된 모든 자료는 미국지질조사국 (United States Geological Survey: USGS)으로부터 얻었다. Table 2에서 RN(Random Number)은 각 변수의 주어진 범위에서 발생하는 난수를 의미하며, 이 난수는 조도계수에 대하여 조도계수의 변화율을 의미하고 유량에 대하여 수위-유량관계곡선식의 t-검정을 통한 t-분포의 백분율 점(Percentage Point)을 나타낸다. 각 변수별 해당 확률밀도함수에 따라 생성된 난수는 조도계수와 유량을 변화시키며, 이 변화된 조도계수와 유량은 HEC-RAS에 적용되어 총 10,000번의 Monte Carlo 모의가 수행되었다.

본 연구에서 관측 홍수범람도를 구축하기 위해 위성영상자료로부터 수체를 분류하는 것이 필요하다. 선택된 위성영상자료는 Landsat 5 TM 이며 USGS는 전 세계에 걸쳐 수집된 영상을 제공하고 있다. 본 연구에서 사용된 2011년 5월 3일 Landsat 영상은 Metropolis 근처의 Ohio강에 대하여 구름의 영향이 상대적으로 적고 홍수사상에 대한 정보를 얻을 수 있다는 점에서 선택되었다

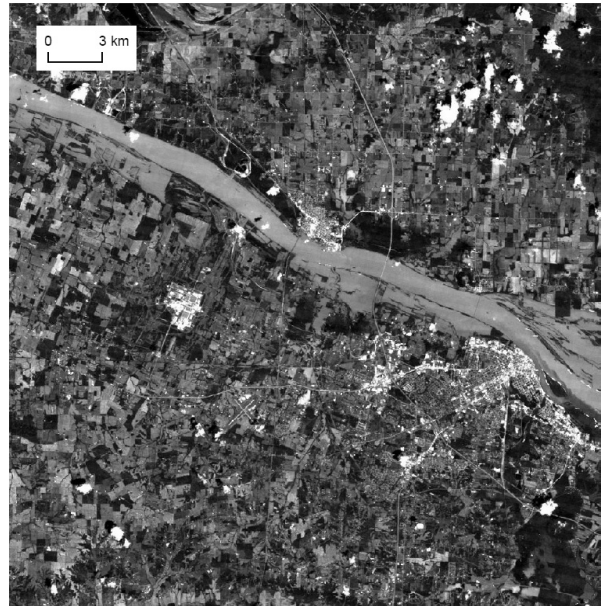


Fig. 4. A flood event occurred in study area on May 3<sup>rd</sup> 2011 (Landsat 5TM Image)

(Figure 4). 영상으로부터 수체는 무감독분류(unsupervised classification) 방법들 중 ISODATA를 이용하여 분류되었고 대상하도의 홍수를 반영하는 수체는 GLUE에서 우도측정을 계산하기 위한 관측 자료로 사용되었다.

### 3. Landsat 5 TM 위성영상으로부터 수체 분류

#### 3.1 Landsat 5 TM 위성영상

인공위성자료는 토지 피복 상태의 특성을 파악하는 데 큰 기여를 하고 있다. 직접적으로 토지피복상태를 분류할 수 있어 원하는 분류 대상에 대한 공간적 분석을 파악할 수 있으며, 간접적으로는 광학센서의 특성에 반응하는 값을 기본으로 환경, 자원, 산림, 식생, 기후 등에 대한 상태를 유추할 있다. Landsat 위성은 지구관측을 위한 목적으로 1972년 발사되었으며, 현재까지 1호부터 7호까지 발사되었는데, 현재 운용 중인 위성은 5호와 7호뿐이다. Landsat의 위성센서 종류는 MSS(Multi-Spectral Scanner), TM(Thematic Mapper), ETM+(Enhanced Thematic Mapper Plus) 등이 있다. 본 연구에서 사용된 Landsat 5 TM 위성영상은 파장이 다른 7개의 밴드로 구성된 영상을 제공한다(Table 3). 각각의 밴드는 지상표면의 반사휘도 강도가 다르기 때문에 특정 개체를 분류하기 위해 그 개체에 적합한 밴드들의 조합을 이용한다. 본 연구에서는 수체를 분류하기 때문에 수체에 잘 반응하는 밴드 1, 4, 7을 조합한 영상을 이용하였다. 또한 분류된 수체를 검정하기 위하여 분류된 수체의 수위 관측소위치에 해당하는 표고를 알아내는 것이 필요하다. 이는 분류된 수체와 수위관측소가 위치해 있는 횡단면과의 중첩점의 위치를 GIS(Geographic Information System)을 이용하여 찾아냈

으며, DEM을 이용하여 얻어진 중첩점들의 평균 표고는 그 횡단면의 수위로 가정하였다.

#### 3.2 ISODATA를 이용한 영상 분류

ISODATA(Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique) 방법은 영상분류 방법 가운데 하나의 무감독 분류(Unsupervised Classification)방법이다. 영상분류는 영상을 구성하는 픽셀들의 분광특성에 대하여 어떠한 기준에 따라 집단화(clustering)를 시켜 주는 방법이다. 픽셀들이 집단화되어 하나의 값으로 개체를 이루는 것을 클래스(class)라 한다. 집단과 클래스의 차이는 집단내 픽셀들 사이의 유사성을 가지나 모든 픽셀이 같은 값을 가지지 않을 수 있는 반면 클래스는 단 하나의 값으로 표시된다(예. 집단내 픽셀들의 평균값). 영상분류에는 처리과정에 따라 감독분류(Supervised Classification)방법과 무감독 방법으로 구분된다. 무감독 분류방법은 표본 집단의 정보를 필요로 하는 감독분류와는 달리 픽셀들의 공간적, 분광적 특성을 이용하여 영상 분류를 한다. ISODATA방법의 분류과정은 초기 지정된 집단중심을 기준으로 집단에 가까운 픽셀들을 집단에 포함시켜 집단의 평균값을 다시 계산한다. 이러한 반복 과정에서 집단중심의 위치는 새로 포함된 픽셀의 값에 따라 재배치될 수 있으며 임계치를 만족하는 범위 안에서 집단화를 이루어간다(Figure 5). Figure 5의 (a)에서 밴드 A와 B로 구성된

Table 3. Characteristics of Bands in Landsat 5TM

Landsat5 (TM Sensor)	Resolution (m)	Wavelength ( $\mu\text{m}$ )	Spectrum
Band 1	30	0.45 - 0.52	Visible(Blue)
Band 2	30	0.52 - 0.60	Visible(Green)
Band 3	30	0.63 - 0.69	Visible(Red)
Band 4	30	0.76 - 0.90	Near-Infrared
Band 5	30	1.55 - 1.75	Near-Infrared
Band 6	120	10.40 - 12.50	Thermal
Band 7	30	2.08 - 2.35	Mid-Infrared

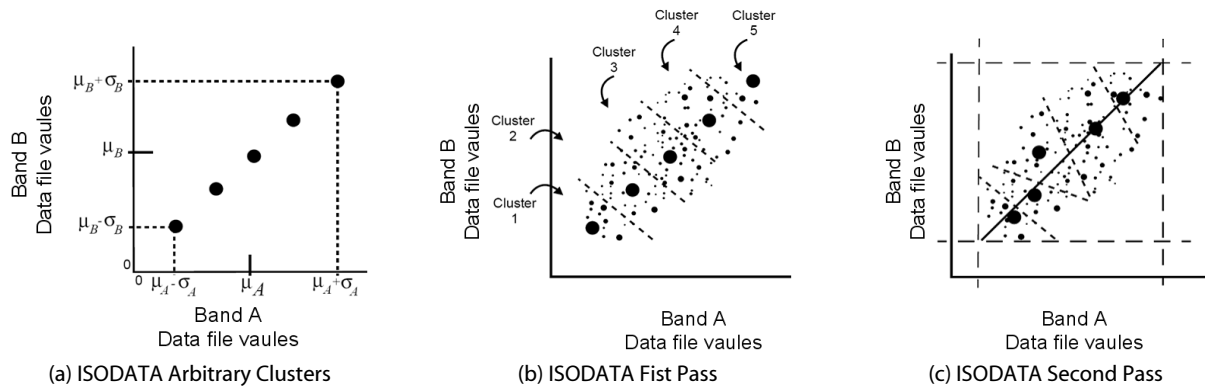


Fig. 5. ISODATA Clustering Processes (ERDAS, 1999)

2차원 분광좌표(spectral coordinate)에 사이에 5개의 임의의 초기 집단중심이 균등한 간격으로 정해졌다. 임의로 정해진 초기 집단중심은 ISODATA를 반복하며 그 집단중심이 재배치된다. Figure 5의 (b)와 (c)는 1·2차 집단화과정을 보여준다. 본 연구에서는 ISODATA를 이용하여 Landsat 영상으로부터 수체를 분류하기 위해 ISODATA 변수를 다음과 같이 설정하였다. 분류항목은 20개로 설정하여 클러스팅 분류를 하였고, 표준편차는 1.0, 최대반수는 20회, 수렴을 위한 임계값(threshold)은 95%로 설정하였다. ISODATA를 이용하여 분류된 20개의 클러스터 가운데 위성영상에서 가시적으로 쉽게 수체를 구분할 수 있는 호수나 강에 해당하는 클러스터를 조합하여 해당 홍수의 분포도를 획득하였다.

#### 4. GLUE를 이용한 불확실성 산정

Generalized Likelihood Uncertainty Estimation(GLUE)는 다수의 변수들의 조합으로 이루어진 데이터셋을 이용하여 전역적(global)으로 불확실성을 산정하는 방법이다. GLUE방법은 Monte Carlo 모의를 통하여 수행되는데 이 때 변수들은 사전확률밀도분포(prior PDF)로부터 가능 범위(feasible range)내에서 무작위로 생성되어 조합된다. 이 조합된 변수들은 하나의 데이터셋을 이루며 각 데이터셋은 한번의 홍수범람도모의를 위해 사용된다. GLUE의 개념은 Bayes 방정식 식 (1)에 기초하며, 사전확률분포와 우도측정을 이용하여 변수들의 사후확률밀도(poerior PDF)를 결정할 수 있다. 본 연구에서 Monte Carlo 모의는 HEC-RAS의 홍수위 모의와 지형분석을 통한 홍수범람면적 모의를 포함하며, 각 Monte Carlo 모의의 결과(홍수범람면적)는 Landsat 5으로부터 분류된 수체와 비교하여 우도측정을 계산하게 된다. 우도측정은 여러 가지 우도함수에 의하여 계산될 수 있는데, 본 연구에서 관측 자료로 사용된 수체는 공간적 분포의 특성을 가지고 있으므로 공간적 적합도를 측정할 수 있는 F-통계량 식 (2)을 우도함수로 사용하였다.

$$P[\theta|O] = c \cdot L[\epsilon|\theta] \cdot P[\theta] \quad (1)$$

여기서,  $P[\theta|O]$ 는 사후확률밀도분포를 나타내며,  $L[\epsilon|\theta]$ 은 우도를 나타내고,  $P[\theta]$ 는 사전확률밀도분포를 나타낸다. 또한,  $\theta$ 는 모델변수들을 나타내며,  $\epsilon$ 은 관측치(O)와 모델에 의해 모의된 값과의 오차를 나타낸다.

$$L[\epsilon|\theta] = F = \left( \frac{A_{om}}{A_o + A_m - A_{om}} \right) \times 100 \quad (2)$$

여기서,  $A_o$ 는 관측 범람면적을 나타내며,  $A_m$ 는 모의 범람면적을

나타내고,  $A_{om}$ 는 관측치와 모의치가 중첩된 범람면적을 나타낸다.

일반적으로 높은 값의 F-통계량은 관측 범람면적과 모의 범람면적의 높은 적합도를 의미한다. 예를 들어, F-통계량이 100일 때 두 범람면적은 완전히 일치한다는 의미이다. Monte Carlo 모의를 통해 계산된 F-통계량은 특정 임계값(threshold)에 의하여 행위모델(behavioral model)을 분류하는 우도측정으로 사용된다. 각 행위 모델에 속해있는 우도측정은 누적확률분포(cumulative density function; CDF)를 구축하는데 가중치로 사용된다. 누적확률분포의 중간값은 전체 Monte Carlo 모의에서 산정된 홍수범람면적을 대표하고 5 와 95 %에 해당하는 홍수범람면적의 차이는 홍수범람도 구축과정에서 발생한 불확실성으로 고려된다.

#### 5. 결과 및 고찰

홍수범람도 구축과정에서 발생하는 조도계수와 유량의 오차가 전달하는 불확실성을 산정하기 위한 관측 자료를 수집은 ISODATA를 이용하여 Landsat 5 TM 위성영상으로부터 수체를 분류함으로써 수행되었다. 구름의 영향에 의하여 수체 일부가 다른 클래스로 분류되었지만 주관적 판단에 의하여 보정하였다(예, 주하도의 수체를 표현하는 폐쇄 다각형의 클래스안에 위치한 구름을 표현하는 클래스). Figure 6은 ISODATA를 이용하여 Landsat 5 TM으로부터 분류한 수체의 공간적 분포를 보여준다. 상·하류에는 범람이 넓게 분포되어 있는 반면 중류에는 범람 분포가 좁다. 이러한 결과는 중류에 위치해있는 Metropolis시의 지형적인 요소 때문에 도시의 위치선정이 적절함을 보여준다. 대상하도에 대하여 분류된 수체의 총 면적은 90.15km<sup>2</sup>이다. Landsat 5 TM 영상으로부터 분류된 수체를 검정하기 위하여 산정된 수위 관측소위치에 해당하는 횡단면에서 수체의 평균 표고는 101.06m이다. 2011년 5월 3일 발생한 홍수에 대하여 수위 관측소의 관측 수위인 102.57m와 비교했을 때 1.5m 더 낮게 산정되었다. 이러한 차이는 DEM의 수평 및 수직 오차, 30m 해상도의 Landsat 5 TM 영상, 무감독 영상분류 등을 이용하는 과정에서 발생된 것으로 추론된다. 사용된 자료와 방법에서 발생하는 오차들의 조합은 1.5m를 상회하는 오차의 범위를 가질 것으로 사료된다. 이러한 점을 감안했을 때 본 연구에서 관측 수위와 영상으로부터 얻은 수위의 차이는 상대적으로 작다고 판단하여 불확실성 산정을 위한 관측 자료로 활용하였다. 영상으로부터 보다 정확한 수위를 얻기 위하여 수위오차를 증가시킬 수 있는 요소들(DEM의 수평 및 수직 오차, Landsat 5 TM의 해상도, ISODATA 분류, 수위-유량관계식의 오차 등)을 고려해야만 한다.

여기서, (a)는 밴드 1, 4, 7로 조합한 Landsat 5 TM 영상이며, (b)는 Landsat 5 TM으로부터 분류된 수체를 나타낸다.

본 연구에서 계산된 F-통계량은 GLUE 수행과정에서 우도측정

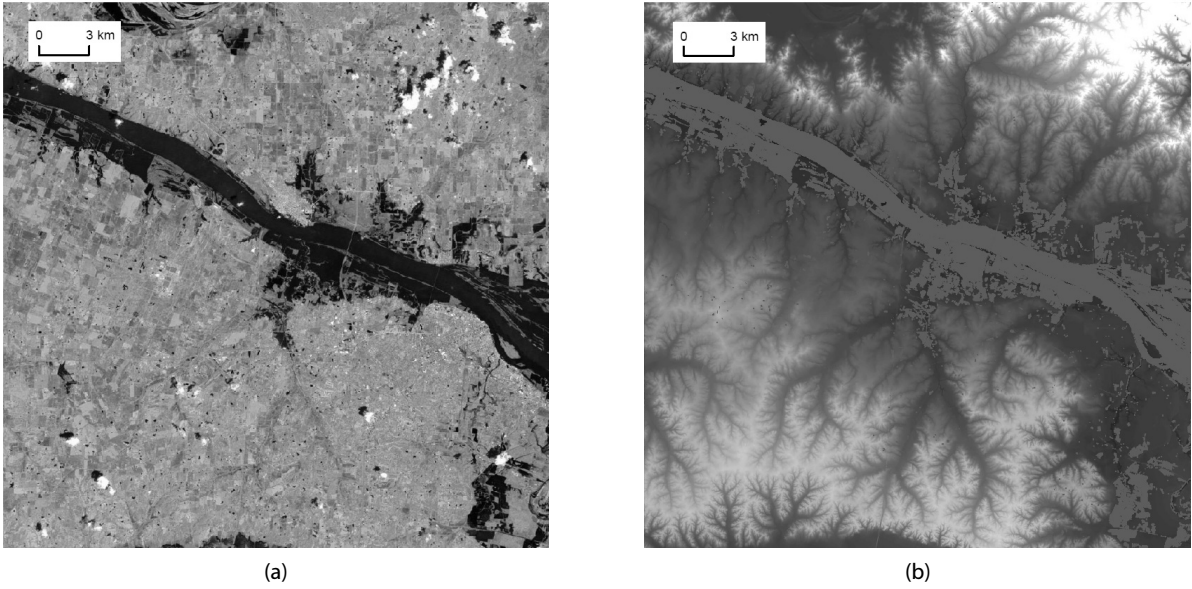


Fig. 6. Water-body extracted from the recombination of bands in Landsat 5TM image

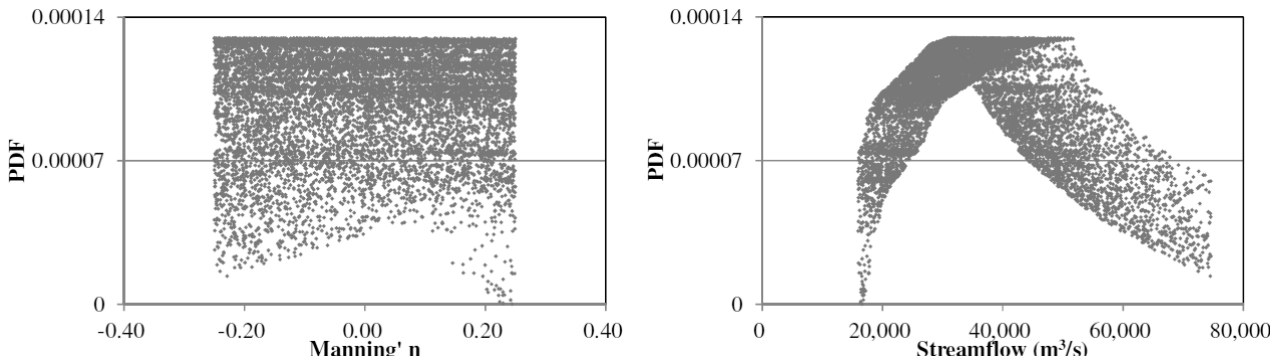


Fig. 7. The distribution of likelihood measure for model variables

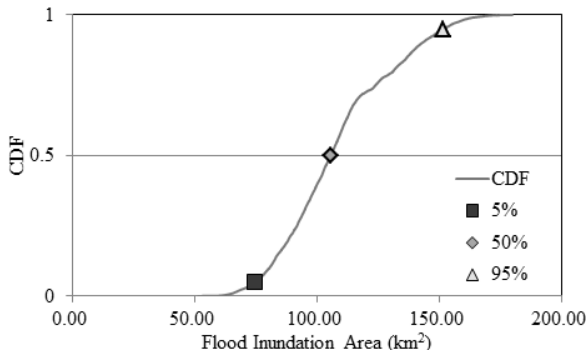


Fig. 8. CDF estimated from GLUE

으로 사용되었으며, 각 변수에 대한 우도측정분포는 확률분포형태로 Figure 7에서 볼 수 있다. 조도계수의 경우 주어진 범위에서 비교적 균등한 분포를 이루고 있으며, 유량에 대한 우도측정은

Table 4. Uncertainty quantification using GLUE

CDF	Flood Inundation Area ( $km^2$ )
0.00	51.62
0.05	74.59
0.50	105.89
0.95	151.95
1.00	180.00
90% Bound	77.36
Total Difference	128.38

씨의 형태로 유량이 약 35,000 $m^3/s$ 에 도달할 때까지 증가했다가 그 이상 증가할 때 우도측정은 다시 줄어든다. 이는 35,000 $m^3/s$  정도의 유량이 관측 자료에 가장 가까운 홍수범람도를 구축했다는 것을 의미한다. Figure 8과 Table 4는 조도계수와 유량의 오차에

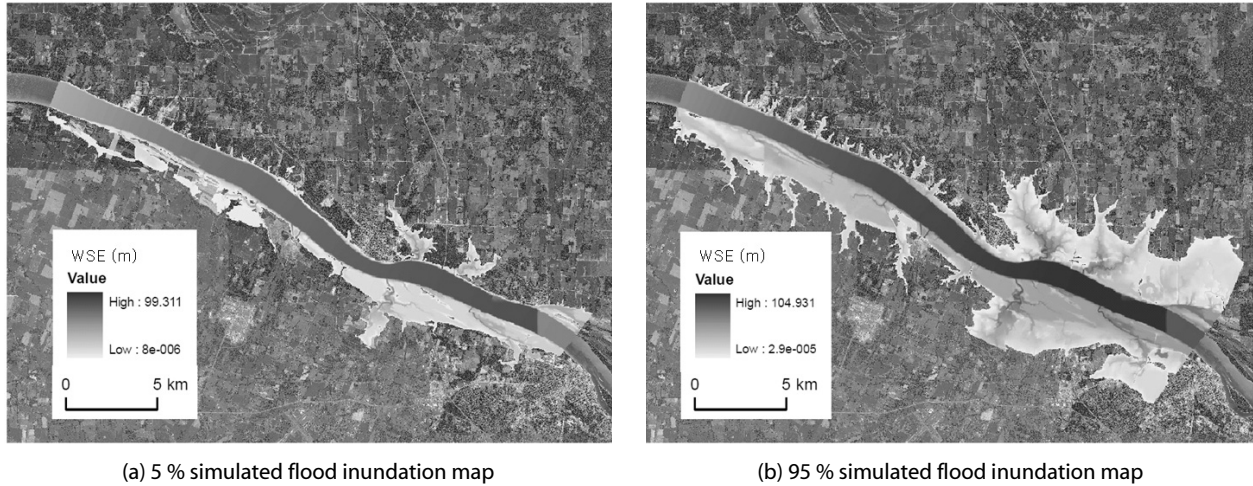


Fig. 9. Spatial distribution of flood inundation for 5 and 95 % of CDF where, WSE denotes water surface elevation

의해 전달된 홍수범람면적에 대한 불확실성을 GLUE를 이용하여 정량화된 결과를 보여준다. GLUE를 위한 Monte Carlo 모의에서 51.62km<sup>2</sup>에서 180.00km<sup>2</sup>까지의 홍수범람면적이 산정되었고, 누적확률 50 %에 해당되는 홍수범람면적의 대표값은 105.89km<sup>2</sup>로 90.15km<sup>2</sup>의 관측 자료와 약 16%의 차이를 보인다. 이 오차가 홍수범람모형 과정에서 발생하는지 위성영상에서 수체를 분류하는 과정에서 발생하는지는 불분명하다. 그 이유는 위성영상에서 수체를 분류하는 과정에서 발생하는 불확실성과 같이 홍수위 모의와 지형분석을 통한 홍수범람도 구축과정에서도 불확실성이 존재하기 때문이다. 본 연구에서 홍수범람도를 구축하는 두 가지 방법은 공통적으로 DEM의 해상도와 수직오차에 의하여 불확실성이 발생할 수 있기 때문에 DEM이 불확실성의 주 요인이라 판단된다.

조도계수와 유량의 오차에 의해 발생된 불확실성은 GLUE를 이용하여 정량화되었고, 그 결과 누적확률 5%에 해당하는 홍수범람면적은 74.59km<sup>2</sup>이고 95 %에 해당하는 면적은 151.95km<sup>2</sup>로 90% 불확실성은 77.36km<sup>2</sup>다. 조도계수와 유량의 오차가 홍수범람면적에 전달된 불확실성은 관측 면적의 85%에 해당된다. 이러한 점은 홍수범람도 구축에서 조도계수와 유량의 오차가 미치는 영향이 상당히 크다는 것을 의미하며, 유량의 오차가 조도계수의 오차가 미치는 영향보다 크다고 판단된다. 그 근거는 Figure 7에서 보이는 우도측정의 분포에서 찾을 수 있는데 조도계수에 대한 우도측정은 균등하게 분포되어 있는 반면 유량에 대한 우도측정은 띠 모양을 띠며 30,000-50,000m<sup>3</sup>/s에서 만 큰 값들이 분포되어 있다. 이는 홍수범람모형에 의해 구축된 홍수범람도는 유량의 오차에 민감하게 반응하기 때문에 우도측정의 분포가 특정모양을 가지며, 이에 반해 조도계수의 오차에 민감하지 않기 때문에 균등하게 우도측정이 분포한다는 것을 의미한다. Figure 9는 누적확률 5와 95%에 대한 홍수범람의 공간적분포를 보여준다. 이는 불확실성의 영향을

받은 홍수범람의 공간적 분포를 제공함으로써 홍수위험관리에서 유용한 정보로 이용될 수 있을 것이라 사료된다.

## 6. 결론

본 연구에서는 인공위성자료가 홍수범람의 불확실성을 해석하는데 활용될 수 있는지를 평가하고, 미국 Illinois주 Metropolis 주위의 Ohio강에 대해 조도계수와 유량이 홍수범람면적에 미치는 불확실성을 GLUE를 이용해 정량적으로 산정하였다. 본 연구를 통해 얻어진 결론은 다음과 같다.

- (1) ISODATA를 이용하여 Landsat 5 TM 영상으로부터 얻어진 수체의 수위는 관측 자료와 비교했을 때 약 1.5m의 수직오차를 가진다. 이 결과를 토대로 인공위성영상은 홍수범람모형에서 관측 자료로 활용 가능하다 판단된다. 하지만, 보다 정확한 수체 분류를 위하여 DEM의 수평수직의 정확성, 위성영상의 해상도, 그리고 다양한 수체분류 방법 등을 개선할 필요가 있다.
- (2) F-통계량을 이용하여 계산 우도측정은 조도계수의 경우 주어진 범위안에서 비교적 균등하게 분포한 반면, 유량의 경우 약 35,000m<sup>3</sup>/s 유량의 주위에서 높은 우도측정값이 분포하고 있다. 이는 본 연구를 위해 선택된 대상하도의 홍수범람면적에 유량의 오차가 조도계수의 오차보다 더 많은 불확실성을 전달하고 있음을 보여준다. 유량의 우도측정 분포는 임계치에 따라 사후확률밀도함수의 유량의 오차범위를 변화시킬 수 있을 것이라 판단된다. 또한, 초기 유량이 34,547m<sup>3</sup>/s 임을 감안할 때 초기유량이 관측 홍수범람면적에 가까운 모의 홍수범람면적을 생성하였음을 추론할 수 있다.



(3) GLUE를 위한 Monte Carlo 모의에서 51.62km<sup>2</sup>에서 180.00 km<sup>2</sup>까지의 홍수범람면적이 산정되었고, GLUE를 이용하여 조도계수와 흐름조건인 오차가 발생시킨 90%의 불확실성은 77.36km<sup>2</sup>로 관측 범람면적의 약 85%를 차지한다. 홍수위험관리에서 이렇게 큰 불확실성은 변수의 정확성을 개선시켜야 할 근거가 된다.

안전한 홍수위험관리를 위해서 보다 정확한 홍수범람예측이 요구된다. 이러한 요구를 충족하기 위해서는 모형의 개선, 풍부한 관측 자료, 관측 자료 질의 개선 등이 필요하다. 본 연구는 부족한 홍수범람의 관측자료 한계를 극복하고자 인공위성영상상을 이용하여 관측 자료를 생성하였다. 본 연구를 통하여 인공위성영상자료로부터 획득한 홍수범람의 공간적 관측 자료는 GLUE를 통하여 조도계수와 유량이 발생시키는 불확실성을 산정하는데 중요한 역할을 하였다. 현재보다 개선된 미래의 인공위성영상상의 이용가능성은 다양한 학술적 산업적 연구 주제를 실현화하는데 큰 기여를 할 것이라 기대한다.

## 감사의 글

본 연구는 국토해양부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁시행한 건설기술혁신사업(08기술혁신F01)에 의한 차세대 홍수방어기술개발연구단의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

## References

Beven, K. J., and Binley, A. M. (1992) "The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction." *Hydrol. Process.*, Vol. 6, pp. 279-298.

Bales, J. D., and R. (2009) "Sources of uncertainty in flood inundation maps." *Flood Risk Manage.*, Vol. 2, No. 2, pp. 139-147.

Calenda, G.C., Mancini, C.P., and Volpi, E. (2005) "Distribution of Extreme Peak Floods of the Tiber River from the XV Century." *Advances in Water Resources*, Vol. 28, No. 6, pp. 615-625.

Collins, M. J. (2009). "Evidence for changing flood risk in new England since the late 20th century." *J. Am. Water Resour. Assoc.*, Vol. 45, No. 2, pp. 279-290.

Chow, V.T. (1959) *Open-channel hydraulics*. McGraw- Hill Book Co., New York, NY.

ERDAS (1999) *ERDAS Field Guide Fifth Edition*. ERDAS Inc.

Gianinetto, M., Villa, P., and Lechi, G. (2006) "Postflood damage evaluation using Landsat TM and ETM+ data integrated with DEM." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, Vol. 44, No. 1, pp.

236-243.

Hurkmans, R. T. W. L., Terink, W., Uijlenhoet, R., Moors, E. J., Troch, P. A., and Verburg, P. H. (2009) "Effects of land use changes on streamflow generation in the Rhine basin." *Water Resour. Res.*, Vol. 45, No. 6, W06405.

Xu, Y., Xu, C., Gao, X., and Luo, Y. (2009) "Projected changes in temperature and precipitation extremes over the Yangtze River Basin of China in the 21st century." *Quat. Int.*, Vol. 208, No. 1-2, pp. 44-52.

Takeuchi, S., Konishi, T., Suga, Y., and Kishi, S. (1999) "Comparative study for flood detection using JERS-1 SAR and Landsat TM data" *Proceedings of IGARSS'99, Hamburg, Germany, 28 June-2 July 1999 (Piscataway, NJ: IEEE)*, pp. 873-875.

Wang, Y., Colby, J. D., and Mulcahy, K. A. (2002) "An efficient method for mapping flood extent in a coastal flood plain using Landsat TM and DEM data" *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 23, No. 18, pp. 3681-3696.

Merwade, V., Olivera, F., Arabi, M., and Edleman, S. (2008) "Uncertainty in flood inundation mapping—Current issues and future directions." *J. Hydrol. Eng.*, Vol. 13, No. 7, pp. 608-620.

Moore, M.R. (2011) *Development of a high-resolution 1D/2D coupled flood simulation of Charles City*. Iowa, Master's thesis, University of Iowa, Iowa City, Iowa, USA.

Pappenberger F., Beven K.J., Hunter N., Gouweleeuw B., Bates P., de Roo A., and Thielen, J. (2005) "Cascading model uncertainty from medium range weather forecasts (10 days) through a rainfall-runoff model to flood inundation predictions within the European Flood Forecasting System (EFFS)." *Hydrol. Earth Syst. Sci.* Vol. 9, pp. 381-393.

Pappenberger, F., Beven, K.J., Frodsham, K., Romanovicz, R., and Matgen, P. (2006) "Grasping the unavoidable subjectivity in calibration of flood inundation models: a vulnerability weighted approach." *J. Hydrol.* Vol. 333, pp. 275-287.

Romanowicz, R. and Beven, K.J. (1998) "Dynamic real-time prediction of flood inundation probabilities." *Hydrol. Sci. J.* Vol. 43, pp. 181-196.

Sanyal, J. and Lu, X.X. (2004) "Application of remote sensing in flood management with special reference to Monsoon Asia: a review." *Natural Hazards*, Vol. 33, pp. 283-301.

Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Pax-Lenney, M., and Macomber, S.A. (2001) "Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 75, pp. 230-244.

Töyrä, J. and Pietroniro, A. (2005) "Towards operational monitoring of a northern wetland using geomatics-based techniques." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 97, pp. 174-191.

USGS Landsat Missions [http://landsat.usgs.gov/about\\_landsat5.php](http://landsat.usgs.gov/about_landsat5.php)