

다양한 지구통계기법의 지하매질 예측능 및 적용성 비교연구

안정우 · 정진아 · 박은규*

경북대학교 지질학과

Comparative Analysis of Subsurface Estimation Ability and Applicability Based on Various Geostatistical Model

Jeongwoo Ahn · Jina Jeong · Eungyu Park

Department of Geology, Kyungpook National University, Daegu, Korea

ABSTRACT

In the present study, a few of recently developed geostatistical models are comparatively studied. The models are two-point statistics based sequential indicator simulation (SISIM) and generalized coupled Markov chain (GCMC), multi-point statistics single normal equation simulation (SNESIM), and object based model of FLUVSIM (fluvial simulation) that predicts structures of target object from the provided geometric information. Out of the models, SNESIM and FLUVSIM require additional information other than conditioning data such as training map and geometry, respectively, which generally claim demanding additional resources. For the comparative studies, three-dimensional fluvial reservoir model is developed considering the genetic information and the samples, as input data for the models, are acquired by mimicking realistic sampling (i.e. random sampling). For SNESIM and FLUVSIM, additional training map and the geometry data are synthesized based on the same information used for the objective model. For the comparisons of the predictabilities of the models, two different measures are employed. In the first measure, the ensemble probability maps of the models are developed from multiple realizations, which are compared in depth to the objective model. In the second measure, the developed realizations are converted to hydrogeologic properties and the groundwater flow simulation results are compared to that of the objective model. From the comparisons, it is found that the predictability of GCMC outperforms the other models in terms of the first measure. On the other hand, in terms of the second measure, the both predictabilities of GCMC and SNESIM are outstanding out of the considered models. The excellences of GCMC model in the comparisons may attribute to the incorporations of directional non-stationarity and the non-linear prediction structure. From the results, it is concluded that the various geostatistical models need to be comprehensively considered and comparatively analyzed for appropriate characterizations.

Key words : Subsurface characterization, Geostatistics, Groundwater flow simulation

1. 서 론

지하를 대상으로 하는 다양한 과업에서 지하공간 불균질성(heterogeneity)의 규명은 전반적 과업의 기초가 되는 매우 중요한 과정이다. 지하공간에 대한 규명을 통하여 과업의 개념모델 구성뿐만 아니라 각 단계에서 발생 가능한 다양한 불확실성을 사전에 예측 및 제한할 수 있으며 이에 따라 지하공간에 건전한 예측은 과업의 성공적 수행을 위한 필수적 요소라 할 수 있다. 보다 구체적으로 지하를

대상으로 하는 다양한 과업에서 지하공간 특성화 결과는 과업 전반의 설계 그리고 진행 및 사후관리를 포함하는 전반적 과정에서의 기초자료로 이용될 수 있으며, 과업의 각 단계에서 발생 가능한 경제적 및 사회적 위해성의 효율적 관리에 기반이 되므로 반드시 선행되어야 하는 주요 과정이다.

국내에서는 아직까지 지하로부터 획득된 자료를 기초로 보다 정밀한 정량적 예측을 시행하고자 하는 노력이 보편적으로 이루어지지 않고 있는 실정이다(Jeong and Park,

*Corresponding author : egpark@knu.ac.kr

Received : 2014. 4. 3 Reviewed : 2014. 8. 5 Accepted : 2014. 8. 5

Discussion until : 2014. 10. 31

2013). 그러나 최근 들어 석유나 천연가스와 같은 전통적 에너지원 개발뿐만 아니라 셰일가스, 셰일오일, 오일샌드 등 다양한 비전통 에너지원의 개발, 국내외 광물자원의 탐사 및 개발, 범국가적 지하수 자원의 지속가능한 관리 등 지하공간을 대상으로 하는 다양한 과업이 수행되고 있는 실정이며, 이에 따라 지하공간에 대한 정밀한 예측의 필요성이 점차 고조되고 있다. 또한 이와 관련하여 가까운 미래에 국내외에서 예상되는 수요로는 이산화탄소 지중저장, 방사성 폐기물 처분부지 선정, 석유 및 가스 지하 비축기지 건설 등 지하 지질 내 저장소 건설 등이 있으며 이를 위한 다양한 연구 사업들이 진행 중에 있다. 따라서 정밀한 지하 특성화 방법론의 확보와 이의 활용이 매우 중요한 시점이라 할 수 있다.

일반적으로 지하에는 서로 다른 물리·화학적 특성을 지닌 다양한 매질이 불균질하게 분포되어 있으며 다양한 규모의 불균질성은 지하 유체의 흐름이나 화학적 성상 및 확산에 중대한 영향을 미친다(Jeong et al., 2012). 지하수 유동이나 여타 지질 내 유체 유동 현상은 지하 매질의 투수성 분포 특성, 특히 투수성 매질의 연속성 및 연결성에 매우 민감하게 규제되는 특성을 보인다. 실제 지하수나 에너지 자원의 저장소(reservoir) 역할을 하는 다양한 육성 퇴적환경 하의 지질은 고 유체의 흐름에 기인하는 유선형 연장 구조를 지니고 있으며, 대표적으로 하성 퇴적환경에서 일반적으로 나타나는 하도(channel)의 경우 하도를 따른 고 투수성 매질(eg. 사질 또는 역질 매질)의 분포에 의하여 유체의 선택적 이동경로 역할을 한다(Koltermann and Gorelick, 1996; Strebelle, 2000). 하성 퇴적환경 하에서 생성된 지하 매질의 불균질성을 적절하게 규명하는 것은 해당 지질환경에 저류된 유용 자원 탐사 및 개발에 유용하게 활용될 수 있다. 하성 퇴적환경에서 발달한 지하 매질의 분포는 지구조운동 및 기후 등의 영향으로 인하여 매우 복잡한 구조적 형태를 이루고 있으며 불규칙 혹은 비정규성을 띤다. 이러한 이유로 기존의 전통적 지구통계 예측기법인 두 지점의 상호관계(twopoint geostatistics)를 통해 접근한 기법들은 이러한 지향적 비정규성을 가지는 지하공간의 특성화에 성공적이지 못했다.

지난 50년 동안 지구통계 예측모델은 지하의 매질 분포를 정량적으로 예측하기 위해 지속적으로 발전해왔으며 다양한 지구통계 모사기법들이 개발되었다. 이 중 지역적 확률분포에 기반을 둔 추계론 기법(stochastic simulation)을 활용하여 예측결과에서 나타날 수 있는 불확실성을 다루고자 한 순차 모사기법(sequential simulation)은 지난 20년 동안 가장 대표적인 방법론으로 자리매김 하고 있다.

이와 같은 전통적 지구통계 모사기법에는 모수(continuous variable)에 기반한 SGSIM(Sequential Gaussian Simulation)과 비모수(discrete variable)에 기반한 SISIM(Sequential Indicator Simulation)이 가장 대표적이다(Goovaerts, 1997; Deutsch and Journel, 1998). SGSIM 모델은 모수 세미배리오그램(semivariogram)과 확률함수(random function)를 활용하여 예측을 시행하나 공간변수의 연속적 분포를 가정하므로 단속적 지질현상을 표현하는데 적합하지 않다. 이에 대한 보완적 모델인 SISIM 모델의 경우 비모수 세미배리오그램 및 확률함수를 이용하여 단속적인 지질분포를 예측하는데 이용될 수 있으나 지하 매질의 병치(juxtaposition)나 지질현상이 일반적으로 보이는 지향적 비정규성(directional non-stationarity) 내지 반대칭(antisy-mmetry)을 표현하는데 적합하지 않다는 한계점을 지니고 있다(Carle and Fogg, 1996; Park et al., 2007; Park, 2010). 이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로 Carle (1999)은 어느 한 방향으로의 인접한 지하매질간의 전이(transition)를 비모수 세미배리오그램이 아닌 전이확률(transition probability)로 대체한 TPROGS 모델을 소개한 바 있다. Park(2010)은 지질분포가 일반적으로 보이는 지향적 비정규성 내지 반대칭 현상을 고려한 전이확률을 입력인자로 한 우도함수(likelihood function)를 소개하고 이에 기초한 다차원 공간을 예측하는 지시자 기반 비선형 비모수 모델인 GCMC(Generalized Coupled Markov Chain)를 개발하여 2차원 및 3차원 토양 및 지질의 예측에 적용한 바 있다. 그러나 이와 같은 모델들은 모두 두 지점간의 상호관계에 기초하여 공간적 정규성을 파악함에 따라 지질현상에서 나타나는 다양한 구조적 기하형태를 예측에 반영하는 데에는 한계성을 지니고 있다.

두 지점간의 상호관계에 기초한 정규성 해석 도구인 세미배리오그램 기반 예측모델(ie. 2지점 통계모델(twopoint statistics))은 연장성 구조의 예측에 한계를 가진다는 점에 대하여 지속적인 지적이 있어 왔으며 (Strebelle, 2000, 2002), Hu and Chugunova(2008)은 하도와 같은 복잡한 유선형의 지질구조에서 확률함수 구성의 어려움을 지적한 바 있다. Strebelle(2000)는 이러한 한계성의 극복을 위하여 세 지점 이상의 다중 지점간의 상호관계성을 기반으로 한 다중-지점 통계모델(multipoint statistics)인 SNESIM(Single Normal Equation Simulation) 모델을 개발하였다. 다중 지점 간의 상대적 정규성에 기반한 SNESIM은 기존 기법과는 달리 확률함수의 정의를 필요로 하지 않으며 트레이닝 이미지로부터 얻어진 다변량 분포를 직접적으로 활용하므로 모델에서 자료의 활용이 보다 다각적이며 복

잡한 연장성 지질구조의 예측능력에 우수한 특성을 보인다(Hu and Chugunova, 2008). SNESIM의 기본 입력 자료로 활용되는 트레이닝 이미지의 개념적 모델, 야외 노두 관찰, 지구물리 탐사, 항공사진 등을 통하여 확보할 수 있다. 또한 지하구조 기하를 이용한 객체기반 모델(objectivebased model) (Deutsch and Wang, 1996; Holden et al., 1998)을 이용하여 트레이닝 이미지를 제작 및 활용할 수 있다(Arpat, 2005).

다중 지점간의 상호 관계를 이용하는 방법 외에도 예측하고자 하는 객체의 기하를 모사에 직접적으로 활용하는 객체기반 모사 기법을 이용할 수 있다. Deutsch and Tran(2002)은 하성 퇴적구조를 예측하기 위하여 하도의 기하를 예측에 직접 활용하는 FLUVSIM(Fluvial Simulation) 모델을 개발하였다. 이 모델은 예측하고자 하는 구조나 패턴의 기하를 모델화하여 입력 자료로 이용하며 담금질 기법(simulated annealing)(Deutsch and Cockerham, 1994)을 적용하여 입력 자료에 최적화된 결과 값에 도달할 때까지 모델 자유도를 감소시키며 반복 시행한다. SNESIM이나 FLUSVIM 모델의 경우 연장성 구조를 갖는 지하매질의 예측을 위하여 개발된 예측 기법으로 SISIM이나 GCMC와 같은 2지점 통계모델보다 많은 양의 입력정보를 필요로 한다. 따라서 이들 모델의 예측능을 단순히 상대비교하는 것은 어려우며 자료의 가용성이나 각 모델의 적합성을 종합적으로 고려하여 상황에 따른 최적 모델을 결정하여야 한다.

다양한 지구통계 예측기법들은 실제 지하 지질의 매질 및 구조와 유사하게 예측하기 위해 수정 및 보완되는 등 지속적으로 발전되고 있다. 그러나 이들은 서로 다른 이론적 기반에 기초하여 개발되었으며 각 기법들만의 장점 및 단점이 존재한다. 그러나 제한된 야외 측정 자료에서 신뢰성 및 효율성이 있는 건전한 예측을 위해서는 가장 적합한 지하예측 모델의 선정은 필수적이며 다양한 지구통계 예측기법 간의 종합적인 상호비교가 이루어질 필요가 있다. 이에 따라 본 연구에서는 하성 퇴적환경을 고려한 가상의 3차원 분지에 대하여 SISIM, GCMC, SNESIM 및 FLUVSIM 모델을 적용하고 각 모델들의 상대적 예측능 및 적용성을 분석하는데 있다. 각 추계론적 모델들의 상호 비교를 위하여 각 모델의 다중재현으로 얻은 이상분포를 분포도와 가상의 3차원 도메인과의 매질분포 유사성 및 각 모델을 통하여 얻어진 재현에 기초하여 지하 유체 흐름의 유사성을 분석하였다. 이를 통해 각 예측기법들의 예측능을 정량적으로 평가하였다.

2. 연구방법

2.1. 가상의 3차원 분지 모델 개발

본 연구에서는 최근 개발된 비정규(non-stationary) 지구통계기법들의 예측능을 정량적으로 비교·평가하기 위하여 하성 퇴적환경을 고려한 가상의 3차원 분지모델을 개발하였다. 고려된 하성 퇴적환경은 사행하도(meandering channel)에 의해 형성된 분지로 하도는 만곡 형태의 불규칙한 기하를 지니고 있으며 유체의 흐름에 의해 파동의 진폭이 증가 혹은 감소하며 도랑 잘림(chute cut-off) 및 잘록목 잘림(neck cut-off) 등을 통해 하천이 유기되는 등 하도의 기하가 시간의 흐름에 따라 지속적으로 변화함을 가정하였다(Walker, 1976). 또한 지구조운동에 의해 퇴적 분지에 침강이 있을 경우 하성퇴적이 수직적으로 누적되기도 하며 침강이 없을 경우 유체 흐름에 의한 하도의 수평적 이동이 발생하기도 한다. 이러한 사행하도에 의한 하성퇴적환경의 주요 특징을 반영하여 가상의 3차원 모델을 제작하였으며 이를 지구통계 모델의 주요 예측 목표로 설정하였다. 또한 하성퇴적환경 구성 지질의 종류에 따라 서로 다른 2개의 모델을 개발하였으며 첫 번째 모델은 하도와 범람원이 서로 다른 투수성 매질로 채워져 있는 이분적 모델, 그리고 두 번째 모델은 하도에 따라 서로 다른 투수성을 지니는 세 가지 매질로 구성되도록 설정하였다. 하도 이외에 하성 퇴적환경에서 나타나는 여타 구조인 자연제방(levee), 크레바스(crevasse) 및 우각호(oxbow) 등은 모델의 간략화를 위하여 생략하였으며 동일 매질 내의 불균질성 내지 이방성은 없는 것으로 가정하여 예측 목표인 모델의 단순성을 유지하였다.

상기 언급한 바와 같이 첫 번째 가상 모델은 수평 방향으로 $200\text{ m} \times 200\text{ m}$, 수직 방향으로 30 m 의 디멘전을 가지는 3차원의 공간을 $1\text{ m} \times 1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 크기의 셀로 균등 차분하여 $200 \times 200 \times 30$ 개의 셀로 이루어진 도메인을 설정하였으며 두 가지의 서로 다른 매질로 구성되어 있는 것으로 가정하였다(Fig. 1a). 도메인을 구성하는 두 가지 매질은 범람원을 이루는 이질층(매질1)과 하도를 이루는 사질층(매질2)이며, 본 연구에서는 하도를 이루는 사질층의 구조를 주요 예측 목표로 설정하였다. 앞서 언급한 바와 같이 유체의 흐름에 의한 하도의 변천과정을 고려하여 하도의 형태적 예측에 중점을 둔 FLUVSIM 모델을 통해 총 14개의 하도를 $200\text{ m} \times 200\text{ m} \times 4\text{ m}$ 의 3차원 공간에 구성하고 이를 상호 2 m 씩 중첩하여 총 30 m 의 수직적 분지 분포를 구성하였다. 퇴적당시 하도의 공간적 위치변화를 반영하기 위해 도메인 최하층 중앙에 하나의 하도를

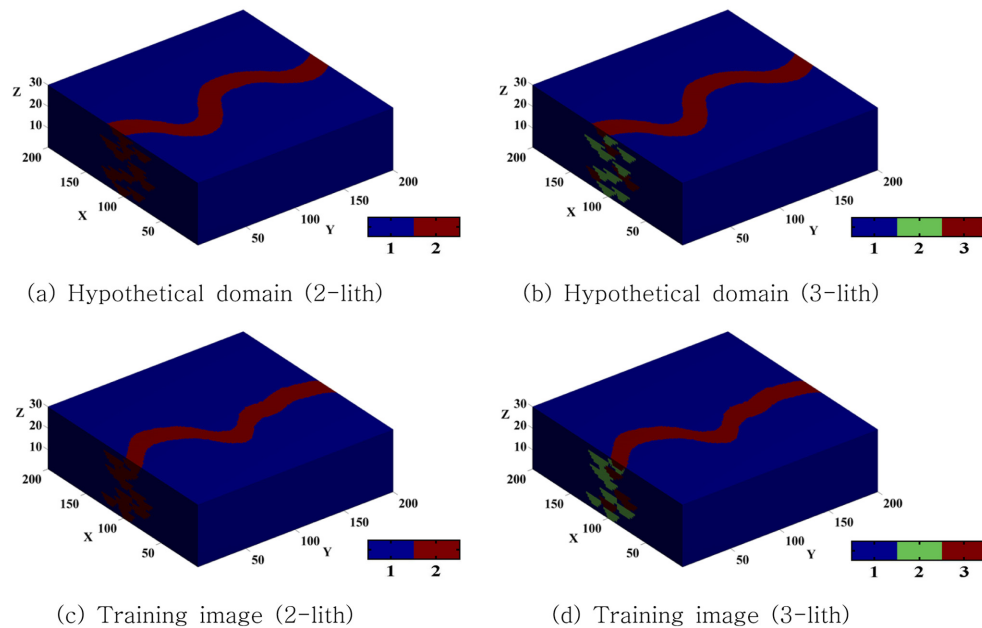


Fig. 1. Hypothetical domain with dimension of 200 m × 200 m × 30 m: (a) 2-lithofacies (b) 3-lithofacies, and training image with dimension of 200 m × 200 m × 30 m: (c) 2-lithofacies (d) 3-lithofacies.

고정시키고 상부의 하도는 차례대로 랜덤워크(random walk) 개념을 이용하여 일정 범위 내에서 하도의 수평적인 천이(transition)를 설정하였다(Fig. 1a). 첫 번째 가상 도메인에서 설정한 두 가지 매질의 분포비율은 85.35%(매질1-이질 범람원) 및 14.65%(매질2-사질 하도)이며, 각 매질의 수리전도도 값은 0.001 m/d(매질1), 0.1 m/d(매질2)로 가정하였고, 비저유계수는 $1 \times 10^{-6} \text{ m}^{-1}$ (매질1), $1 \times 10^{-4} \text{ m}^{-1}$ (매질2)로 가정하였다.

두 번째 가상의 자료는 지구조운동 및 급격한 기후변화에 따른 퇴적환경의 변화, 지류로부터 유입된 퇴적물에 의한 입자크기의 변화와 같은 상황을 고려하여 하도를 구성하는 매질을 이분화 하였으며 첫 번째 가상 도메인과 비교하여 상대적으로 복잡한 매질의 공간적 분포 상황에서 지구통계기법들의 예측능을 비교하고자 하였다. 따라서 첫 번째 가상의 자료와 동일한 도메인에서 하도를 이루는 사질층을 조립사질(매질2)과 세립사질(매질3)로 세분화하였으며 범람원을 이루는 이질층(매질1)은 기존과 동일하게 설정하였다(Fig. 1b). 각 매질별 분포비율은 85.35%(매질1), 9.17%(매질2), 5.48%(매질3)이고 각 매질별 수리전도도 값은 0.001 m/d(매질1), 0.1 m/d(매질2), 0.02 m/d(매질3)로 가정하였고, 또한 각 매질의 비저유계수는 $1 \times 10^{-6} \text{ m}^{-1}$ (매질1), $1 \times 10^{-4} \text{ m}^{-1}$ (매질2), $2 \times 10^{-5} \text{ m}^{-1}$ (매질3)로 가정하였다.

지구통계 예측모델의 입력 자료로 사용하게 될 보어홀은 획득 정보의 치우침(biasedness)이 없도록 전체 도메인

을 25 m × 25 m로 균등 차분하여 총 64개의 구역에서 임의 위치에서 추출하였으며 분지 전체 심도인 30 m의 보어홀을 가정하였다. 첫 번째 가상 도메인에서 추출한 64개의 보어홀 자료의 매질 분포비율은 85.57%(매질1), 14.43%(매질2)이고, 두 번째 가상 도메인에서 추출한 64개의 보어홀 자료의 매질 분포비율은 85.57%(매질1), 9.17%(매질2), 5.26%(매질3)이다.

본 연구에서 예측성능 비교에 이용된 지구통계 모델인 SNESIM의 경우 앞서 언급한 바와 같이 예측을 위한 입력정보로 트레이닝 이미지를 필요로 하며 이를 얻기 위해서는 예측하고자 하는 지역에 대한 다량의 사전정보가 필요하다. 또 다른 모델인 FLUVSIM에서도 하도의 기하 및 예측하는 지역에 대한 다량의 사전정보가 필요하다. 이러한 자료는 정밀한 현장조사, 유사한 환경의 현생 하도에 대한 항공사진 자료, 3차원 지구물리 탐사 등을 통해 획득할 수 있으나 이에 많은 자원이 소모된다. 본 연구에서는 이러한 상황을 단순화하여 위와 같은 자료가 확보된 것으로 가정하였다. 따라서 3차원 트레이닝 이미지 제작을 위하여 가상의 3차원 분지 모델에서 추출한 64개의 보어홀 자료에 근거하여 객체기반 모델인 FLUVSIM을 통해 200 m × 200 m × 4 m 도메인에 14개의 하도를 만들어 가상 분지모델 제작과 동일한 방법으로 트레이닝 이미지를 획득하여 SNESIM 모델 및 FLUVSIM 모델의 입력자료로 활용하였다. Fig. 1에서 나타난 바와 같이 (c)

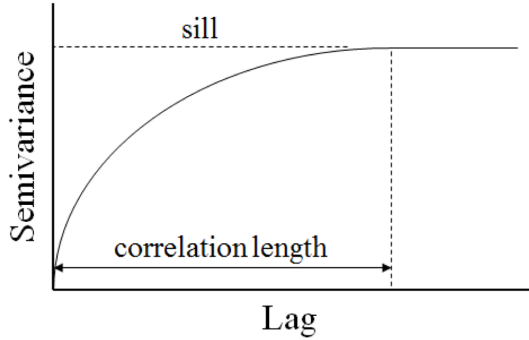


Fig. 2. Semivariogram.

는 두 가지의 매질로 구성되어 첫 번째 케이스에 해당되는 트레이닝 이미지이며 (d)는 세 가지의 매질로 구성되어 두 번째 케이스에 해당되는 트레이닝 이미지이다.

2.2. 비교대상 지구통계기법

본 연구에서는 다양한 지구통계기법의 예측능을 상호 비교하기 위하여 현재 가용한 지구통계 기법 중 SISIM, GCMC, SNESIM 및 FLUVSIM 모델을 적용하였다. 모델 예측능을 비교·평가하기 위한 첫 번째 척도로 각 모델을 통한 총 100회의 재현(realization)을 획득하여 양상을 확률 분포도로 제작하고 그 결과와 가상 분지모델의 매질 분포간의 유사성 분석을 실시하였다.

2.2.1. SISIM

Deutsch and Journel(1998)에 의해 개발된 SISIM은 두 지점간의 공간적 상관관계를 고려한 비모수 세미베리오그램 및 크리깅(kriging)기반의 모델로 지하공간의 단속적인 매질 정보를 지시자 기반으로 변환(indicator transform)하고 확률함수를 구성하여 순차적으로 모사하는 기법이다. 보어홀 자료의 지시자 변환은 n 개의 매질이 분포하는 공간 자료를 어떠한 위치 u_α 에서 매질이 k 이면 1, k 가 아니면 0으로 지정하게 되며 아래와 같다.

$$i(u_\alpha; k) = \begin{cases} 1 & \text{if } s(u_\alpha) = s_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad k = 1, \dots, n \quad (1)$$

이를 이용하여 거리에 따른 비유사성의 정도를 나타내는 세미베리오그램 (Fig. 2)을 획득할 수 있다. 여기서 세미베리언스(semivariance)는

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} [i(u_\alpha; s_k) - i(u_\alpha + h; s_k)]^2 \quad (2)$$

과 같이 주어지며 여기서 h 는 두 지점간의 거리를 의미하

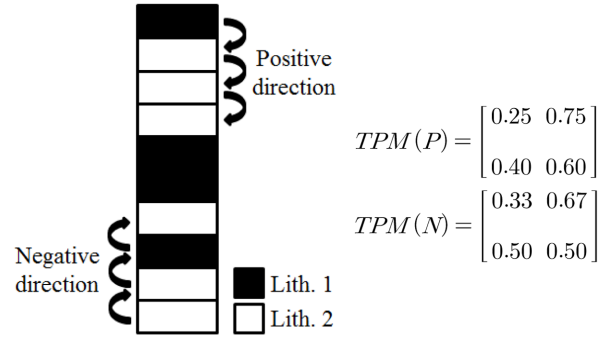


Fig. 3. Transition probability matrix of positive and negative direction in 1dimension.

며 $N(h)$ 는 u_α 와 $u_\alpha + h$ 의 데이터 쌍의 개수를 의미한다. 세미베리오그램을 통해 예측 구조의 연장방향 및 상관거리를 획득하며 크리깅을 통해 예측지점에서의 조건부 누적확률분포를 구성하여 시뮬레이션 된다. 본 연구에서 SISIM 모델은 GSLIB 소프트웨어(Deutsch and Journel, 1998)를 이용하여 수행되었다.

2.2.2. GCMC

Park(2010)에 의해 개발된 GCMC 모델은 지시자 기반 비선형 비모수 모델로 전이확률을 입력인자로 한 우도함수를 이용하여 다차원 공간을 예측하는 기법이다. Fig. 3은 2가지 매질이 존재하는 1차원의 지질분포를 순방향과 역방향에 대한 전이확률행렬로 나타내었으며 상부층에서 하부층으로의 순방향 전이확률과 하부층에서 상부층으로의 역방향 전이확률은 서로 달리 나타난다. 이를 통해 앞서 언급한 바와 같이 세미베리오그램 및 확률함수 기반의 모델들에서 반영할 수 없었던 지향적 비정규성 및 반대칭을 고려한 예측이 가능하다. n 개의 매질이 분포하는 자료에서의 1차원 전이확률행렬(transition probability matrix)은

$$p^{(r)} = \begin{bmatrix} p_{1,1}^{(r)} & p_{1,2}^{(r)} & \dots & p_{1,n-1}^{(r)} & p_{1,n}^{(r)} \\ p_{2,1}^{(r)} & p_{2,2}^{(r)} & \dots & p_{2,n-1}^{(r)} & p_{2,n}^{(r)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ p_{n-1,1}^{(r)} & p_{n-1,2}^{(r)} & \dots & p_{n-1,n-1}^{(r)} & p_{n-1,n}^{(r)} \\ p_{n,1}^{(r)} & p_{n,2}^{(r)} & \dots & p_{n,n-1}^{(r)} & p_{n,n}^{(r)} \end{bmatrix}, k = 1, 2 \quad (3)$$

와 같이 주어지며 1차원에서의 우도함수는

$$\pi_i(S_j) = \frac{\sqrt{1 \cdot p_{ji}^{(d1)} \cdot 2 \cdot p_{ij}^{(d1)} \cdot m_i \cdot m_j}}{m_i}, i = 1, \dots, n \quad (4)$$

와 같이 주어지고, 여기서 $\pi_i(S_j)$ 는 관측지점(sampled

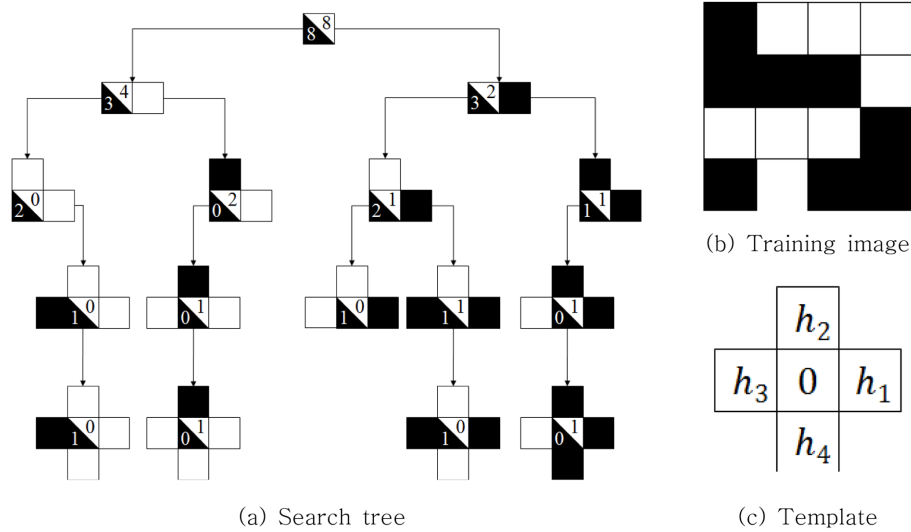


Fig. 4. (a) Construction of a search tree for SNESIM from (b) a training image with two lithofacies using (c) template.

location)의 매질이 S_j 일 경우 예측지점(unsampled location)의 매질이 S_j 가 될 우도를 의미하며, $^1p_{ji}^{(d1)}$ 과 $^2p_{ij}^{(d1)}$ 는 $j \rightarrow i$ 지점에서의 전이확률과 $i \rightarrow j$ 지점에서의 전이확률을 의미하며 (1)의 전이확률행렬의 (j, i) 및 (i, j) 성분에서 값을 얻을 수 있다. 또한 m_i 및 m_j 는 각각 S_i 및 S_j 의 주변확률(marginal probability)를 의미하고, m'_i 는 S_j 이전의 S_i 의 주변확률을 의미한다.

2.2.3. SNESIM

Strebelle(2000)에 의해 개발된 SNESIM 모델은 다중 지점간의 상대적 정규성에 기반한 기법으로 트레이닝 이미징으로부터 획득한 다변량 분포를 예측에 이용한다. 앞서 언급한 바와 같이 트레이닝 이미지는 개념적 모델, 야외 노두 관찰 및 해석, 탄성과 탐사 등에서 획득할 수 있으며 이는 예측 지역에 대한 지질학적인 사전 정보가 요구된다. 획득한 트레이닝 이미지에서 모델의 입력정보를 추출하기 위해 Strebelle(2000)는 전체 트레이닝 이미지에서 일정 크기의 격자를 설정하여 탐색범위 내 매질분포 양상의 반복되는 빈도를 조건부 확률로 저장하도록 하는 search tree를 개발하였다. Fig. 4는 트레이닝 이미지에서 search tree를 구성하는 과정을 모식화한 것으로 (b)의 트레이닝 이미지를 (c)와 같은 탐색격자를 활용하여 $h_1 \rightarrow h_2 \rightarrow h_3 \rightarrow h_4$ 순서로 검정색 및 흰색 셀이 존재하는 경우에 대한 조건부 확률을 계산한다. 이러한 과정을 통해 (a)와 같이 search tree를 구성하여 예측에 활용하게 된다. 본 연구에서 SNESIM 모델의 수행은 Remy et al.(2009)에 의해 개발된 SGeMS(Stanford Geostatistical Modeling

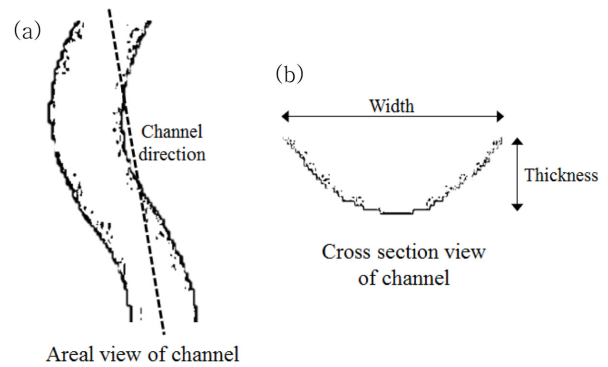


Fig. 5. Modelization of channel object: (a) angle of channel direction, (b) width and thickness of channel.

Software)를 이용하여 수행되었으며 모델의 세부적인 입력 정보는 Liu(2006)가 제시한 수치를 참고하였다.

2.2.4. FLUVSIM

Deutsch and Tran(2002)에 의해 개발된 FLUVSIM 모델은 객체기반 모사 기법으로 하성 퇴적구조를 예측하기 위해 개발된 모델이다. 하성 퇴적구조에서 특히 하도의 공간적 분포 예측에 중점을 둔 모델로 예측하고자 하는 지역의 보어홀 자료뿐만 아니라 예측하고자 하는 객체에 대한 다량의 정보가 요구된다. 대표적으로 하도의 만곡도, 연장방향, 폭 및 두께 등의 기하를 모델화(Fig. 5)하여 기본 입력 자료로 활용한다. 입력된 자료에 근거하여 생성된 하도를 도메인 상에 무작위로 배치한 후 회전, 추가, 제거의 과정을 모델 자유도를 감소시키며 최적화된 결과 값에 도달할 때까지 반복 시행한다.

2.3. 지하수 유동모사 설정

본 연구에서 예측능 비교를 위한 두 번째 척도로 각 모델의 모사를 통해 획득한 100회의 재현을 지하수 유동 모사의 물성자료로 구성하여 가상 분지모델의 지하수 유동 현상과 각 모델에서 예측된 지하수 유동 모사간의 상관성 및 부합성을 분석하였다. 이를 위해 도메인을 상하부에 불투수층이 존재하는 피압 대수층으로 가정하였으며 도메인의 $x=1$ m, $y=1\sim200$ m, $z=1\sim30$ m 경계에는 100 m 수두가 지속적으로 유지되는 경계, $x=200$ m, $y=1\sim200$ m, $z=1\sim30$ m 경계에는 90 m 수두가 지속적으로 유지되는 경계가 되도록 고정수두로 설정하였으며 $x=1\sim200$ m, $y=1$ m, $z=1\sim30$ m 경계와 $x=1\sim200$ m, $y=200$ m, $z=1\sim30$ m 경계는 특정 조건을 설정하지 않는 불투수경계로 설정하였다(Fig. 6b).

모사에 이용된 초기수두는 각각의 재현에 근거하여 양수가 없는 상황을 가정한 정류(steady-state) 모사를 통해 획득하여 이를 기반으로 양수 상황에서의 부정류(transient) 모사를 실시하였으며 양수시험 기간은 20단계로 수위 분포를 획득하였다. 부정류 모사 시 양수정은 $x=65$ m,

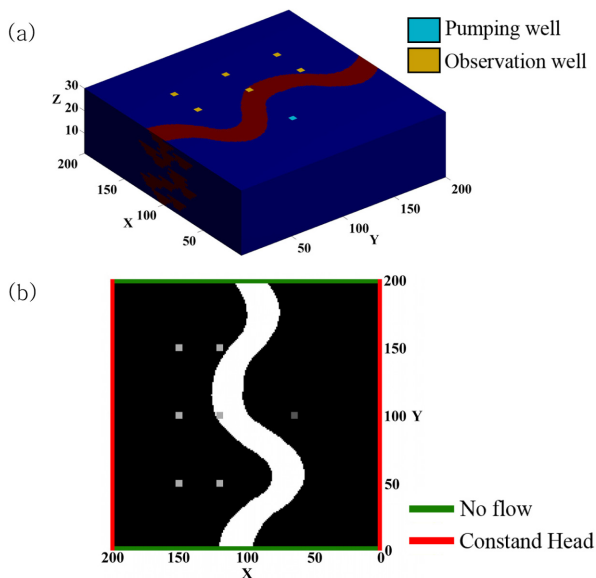


Fig. 6. (a) A site of pumping well at $x = 65$ m, $y = 100$ m and 12 observation wells at $x = 120$ m, 150 m; $y = 50$ m, 100 m, 150 m; $z = 10$ m, 20 m, (b) Boundary condition (areal view of Fig. 6a).

Table 1. The x , y , z coordinates of observation well in the domain

Obs. Number	Obs.1	Obs.2	Obs.3	Obs.4	Obs.5	Obs.6
Coordinate	(120,50,10)	(120,100,10)	(120,150,10)	(120,50,20)	(120,100,20)	(120,150,20)
Obs. Number	Obs.7	Obs.8	Obs.9	Obs.10	Obs.11	Obs.12
Coordinate	(150,50,10)	(150,100,10)	(150,150,10)	(150,50,20)	(150,100,20)	(150,150,20)

$y=100$ m, $z=1\sim30$ m 지점에서 도메인 전체를 관통하도록 설정하였으며 양수정에서는 수위가 70 m로 유지되도록 고정수두를 설정하였다. 또한 양수정에서 하도 건너편 부근에 총 12개의 관측지점(Table 1)을 설치하고 수위를 관측하는 것으로 가정하여 하도의 공간적 분포 및 연결 양상에 규제된 수위변화를 관측하고자 하였다(Fig. 6a). 가상의 도메인과 예측모델에서 획득한 100개의 단일재현에 지하수 유동모사를 모두 실시하였으며 이러한 상황을 모의하기 위해 지하수 유동 소프트웨어인 MODFLOW-2000 (Hill et al., 2000)이 이용되었다. MODFLOW는 다공질 매질에 대한 3차원의 지하수 유동 방정식을 유한차분법(finite-difference method)을 이용하여 모사하는 프로그램이다.

3. 결과 및 고찰

3.1. 첫 번째 가상 도메인에 대한 예측

앞서 제시한 지구통계기법들의 예측능 평가를 위하여 첫 번째 가상 도메인(Fig. 1a)에서 추출한 64개 보어홀 자료와 트레이닝 이미지(Fig. 1c)를 활용하여 네 가지의 예측 모델별로 100개의 단일 재현을 생성하였으며 이를 기반으로 앙상블 확률 분포도를 제작하여 가상 도메인의 매질 예측의 정확성 및 부정확성을 비교하였다.

SISIM 모델은 예측의 입력 자료로 보어홀 자료가 이용되었으며 Fig. 7(a,a') 은 매질2에 대한 앙상블 확률 분포도로 그림에서 붉은색은 매질2가 나타날 확률이 높은 것을 의미한다. 높은 앙상블 확률을 가지는 붉은색 지점이 주로 직선형의 형태를 나타내고 있으며 이는 다수의 재현이 하도의 기하를 곡선이 아닌 대칭적인 직선 형상으로 예측되었음을 보여준다. 이는 앞서 언급했듯이 세미배리 오그램 기반의 모델은 지향적 비정규성 및 반대칭을 반영하지 못하며 하도와 같은 곡유형 구조 예측에 한계가 있음을 나타낸다. 이는 (2)식의 세미배리언스($\gamma(h)$) 값이 두 지점간의 상관관계를 거리에 따른 비유사성의 정도를 표현하기에 반대방향에 대한 세미배리언스 값은 동일($\gamma(h) = \gamma(-h)$)하게 나타나 지향적 비정규성의 표현에 한계가 있다.

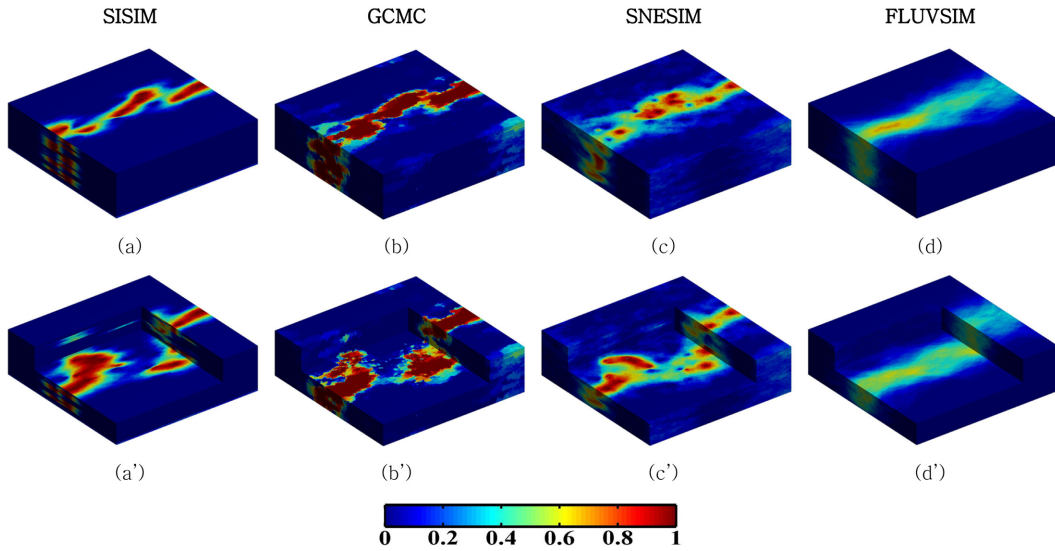


Fig. 7. Ensemble probability distribution maps of Lith. 2 form 100 realizations: (a), (a') SISIM, (b), (b') GCMC, (c), (c') SNESIM, (d), (d') FLUVSIM.

GCMC 모델은 보어홀 자료가 예측에 활용되었으며 GCMC 모델 자체에서 보어홀 자료를 통해 생성한 트레이닝 이미지에서 전이확률행렬을 구성하게 된다. Fig. 7(b,b')은 재현된 100개의 예측결과를 활용하여 획득한 앙상블 확률 분포도이며 하도의 분포하는 도메인의 중앙지점에서 높은 앙상블 확률이 넓게 나타나며 또한 SISIM 모델의 앙상블 확률 분포도에 비해 상대적으로 곡유형 구조의 연속성이 나타난다. 또한 매질2에 대한 앙상블 확률 분포가 1에 가까운 높은 값으로 나타나 100개의 단일재현에서 예측된 하도의 공간적 위치에 대한 편차가 크지 않음을 나타내며 이는 GCMC 모델이 예측의 불확실성이 낮음을 의미한다.

SNESIM 모델에서는 보어홀 자료와 트레이닝 이미지 (Fig. 1c)가 예측 모델의 입력정보로 활용되었다. Fig. 7(c,c')은 100개의 재현을 활용하여 획득한 앙상블 확률 분포도로 SISIM이나 GCMC의 앙상블 확률분포도와는 달리 예측의 불확실성으로 인해 상대적으로 낮은 앙상블 확률 값을 나타내고 있으나 하도의 구조 및 연결성은 뚜렷하게 나타난다. 이는 다중지점을 고려한 SNESIM 모델이 두 지점을 고려한 예측 모델보다 곡유형의 구조 예측에 유리함을 나타낸다.

FLUVSIM 모델에서는 보어홀 자료와 트레이닝 이미지에서 추출한 하천의 형태인자 값을 입력정보로 이용하였다. Fig. 7(d,d')은 100개의 단일 재현을 중첩하여 획득한 앙상블 확률분포도로 앞서 본 다른 모델들과 비교하여 상대적으로 낮은 확률 값을 가진다. 이는 보어홀 자료에 국

한되지 않고 다양한 변수가 고려되어 결과 값이 도출되는 과정으로 인해 다양한 공간적 매질 분포를 가지는 재현이 예측되어 예측의 불확실성이 크게 나타난다.

앞서 다양한 예측 모델에서 획득한 결과와 가상의 도메인과의 매질분포 부합성을 보다 객관적이고 정량적인 방법으로 평가하기 위해 Park(2010)이 제안한 fitness 및 unfitness를 이용하였다. Fitness와 unfitness는 예측된 앙상블 확률분포가 가상 도메인의 매질을 얼마나 정확 혹은 부정확하게 예측하였는지를 정량적으로 나타낼 수 있는 지표이다. 3차원 도메인에서의 fitness($F(\alpha)$) 및 unfitness ($UF(\alpha)$)의 식은

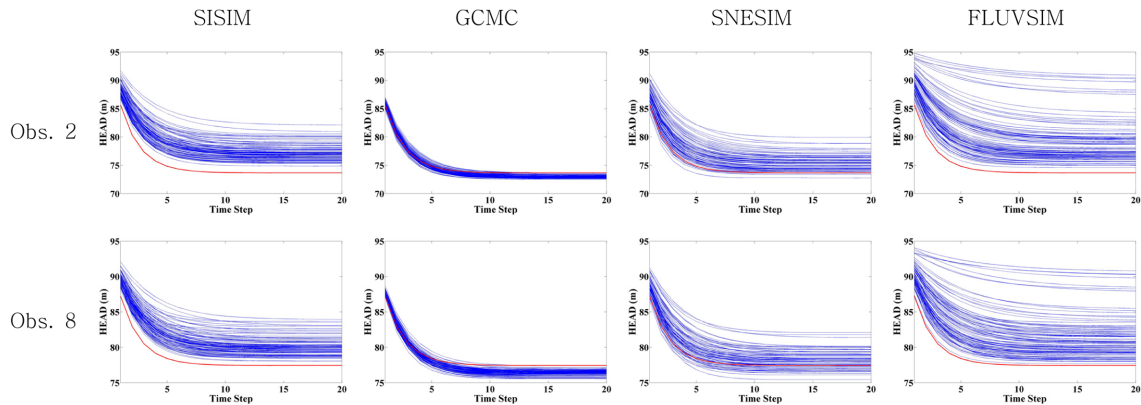
$$F(\alpha) = \frac{\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n \delta_{\alpha}(i,j,k) E_{\alpha}(i,j,k)}{\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n \delta_{\alpha}(i,j,k)}, \alpha = 1, 2 \quad (5)$$

$$UF(\alpha) = \frac{\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n \delta'_{\alpha}(i,j,k) E_{\alpha}(i,j,k)}{\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n \delta'_{\alpha}(i,j,k)}, \alpha = 1, 2 \quad (6)$$

와 같다. 여기서 α 는 매질을 의미하며 l , m 및 n 은 수평 및 수직방향에서 차분된 셀의 개수를 의미한다. $\delta_{\alpha}(i, j, k)$ 는 (i, j, k) 셀이 매질 α 에 해당하는 앙상블 확률이 0보다 클 경우 1, 그렇지 않을 경우 0의 값이 부여된다. $\delta'_{\alpha}(i, j, k)$ 는 $\delta_{\alpha}(i, j, k)$ 에 대한 여함수(complementary func-

Table 2. Comparisons of percent fitness and unfitness from the SISIM, GCMC, SNESIM, FLUVSIM ensemble probabilities

	Fitness (%)		Unfitness (%)	
	Lith. 1	Lith. 2	Lith. 1	Lith. 2
SISIM	91.66	50.53	49.47	8.34
GCMC	86.57	80.63	19.37	13.43
SNESIM	88.38	54.30	45.70	11.62
FLUVSIM	90.39	35.25	64.75	9.61

**Fig. 8.** Comparisons of history curves in hypothetical domain and the curves at observation obs. 2 and obs. 8 from groundwater flow simulation of 100 single realizations.

tion)로 매질 α 가 아닌 매질에 해당하는 앙상블 확률이 0보다 클 경우 1, 그렇지 않을 경우 0의 값을 부여한다. 또한 $E_{\alpha}(i,j,k)$ 는 (i,j,k) 셀에서 매질 α 에 해당하는 앙상블 확률을 의미한다.

각 예측모델에 대하여 획득한 앙상블 확률분포를 활용하여 계산된 백분율 fitness는 SISIM(L1: 91.7%, L2: 50.5%), GCMC(L1: 86.6%, L2: 80.6%), SNESIM(L1: 88.3%, L2: 54.3%), FLUVSIM(L1: 90.4%, L2: 35.6%)이고, unfitness는 SISIM(L1: 49.5%, L2: 8.3%), GCMC(L1: 19.4%, L2: 13.4%), SNESIM(L1: 45.7%, L2: 11.7%), FLUVSIM(L1: 64.3%, L2: 9.6%)이다(Table 2). 주요 예측 구조인 매질 2의 경우 unfitness 값은 모든 모델에서 유사한 값을 가졌으나 GCMC 모델이 80.6%로 가장 높은 fitness 값을 가져 매질분포 예측에서 가장 우수한 예측능을 가진 것으로 볼 수 있다.

Fitness와 unfitness 함수의 경우 각 셀에서 앙상블 확률이 0 또는 0보다 클 경우 0 또는 1의 값을 부여하여 앙상블 확률과의 곱으로 나타나는 값이다. 그러므로 각각의 셀에 대한 매질 예측의 정확 혹은 부정확을 정량적으로 나타낼 수 있으나 본 연구에서 주요 예측 구조로 설정한 하도와 같이 연속성을 지니는 구조의 공간적 분포 및 연결성 정도를 판별하는 척도로는 부족한 부분이 존재

한다. 따라서 본 연구에서는 다양한 지구통계기법들의 예측능을 평가하기 위한 또 다른 척도로 지하수 유동 모사를 실시하였으며 이를 통해 가상 도메인과 예측 도메인의 수위분포를 비교하여 매질의 주요 투수성 구조인 하도의 연속성 및 연결성을 분석하였다. 앞서 설정한 가상 도메인에서 설정한 매질별 수리전도도 및 비저유계수 값에 근거하여 MODFLOW 입력자료 중 수평 및 수직 수리전도도와 비저유계수 값을 구성하였으며 각 모델별 100개의 단일 재현에 모두 지하수 유동모사를 실시하였다.

부정류 모사를 통해 획득한 수위분포를 총 12개 지점에서 추출하였으며 Fig. 8은 가상 도메인 및 예측된 재현의 obs.2 및 obs.8 지점에서 추출한 시간에 따른 수위변화를 히스토리 곡선(history curve)으로 나타내었다. 붉은색 선 및 파랑색 선은 각각 가상 도메인 및 100개의 재현에서 획득한 시간에 따른 수위변화를 나타내며 GCMC 및 SNESIM 모델이 상대적으로 가상 도메인의 수위분포와 적은 편차를 보인다. 가상 도메인과 예측된 재현에서의 수위변화 편차를 정량적으로 비교하기 위하여 RMSE(root mean square error)를 이용하였으며, 이용된 $RMSE(\bar{\epsilon})$ 식은 다음과 같다.

$$\bar{\epsilon} = \sqrt{\frac{1}{n_{ts}} \sum_{i=1}^{n_{ts}} (h_i^* - h_i)^2} \quad (7)$$

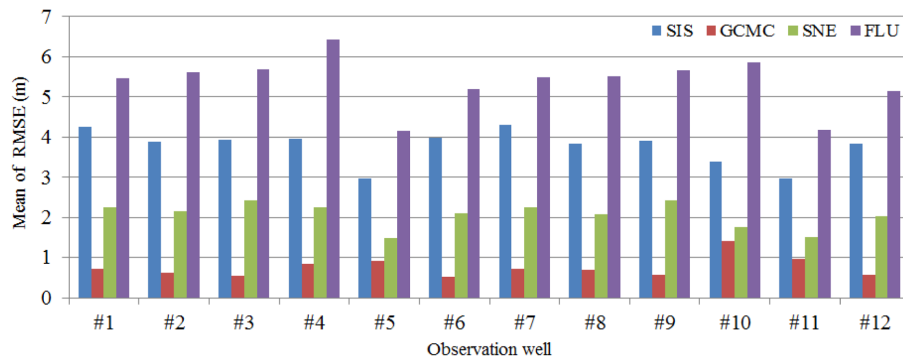


Fig. 9. Comparisons of RMSE for history curves from different prediction models in hypothetical domain (Fig. 1a) and 100 single realizations at 12 observation wells.

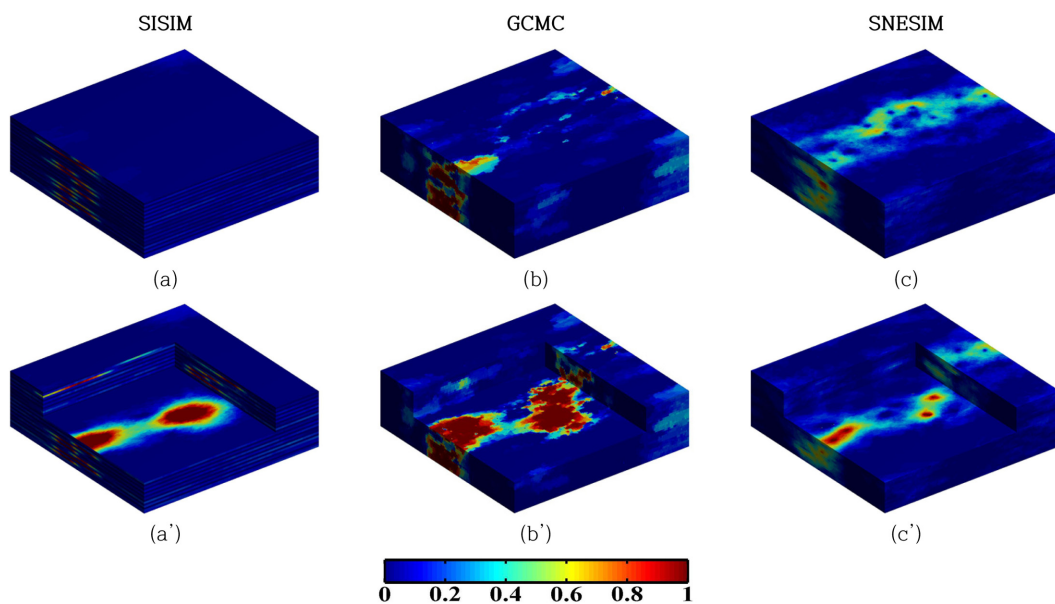


Fig. 10. Ensemble probability distribution maps of Lith. 2 form 100 realizations: (a), (a') SISIM, (b), (b') GCMC, (c), (c') SNESIM.

여기서 n_{ts} 는 모사시간의 차분 개수, h_i^* 는 가상 도메인에서 획득한 i 번째 단계에서의 수위, h_i 는 예측된 재현에서 획득한 i 번째 단계에서의 수위를 의미한다. Fig. 9은 12개의 관측지점에서 가상 도메인과 예측된 재현에서의 수위 편차를 RMSE 평균값으로 나타낸 것이며 예측모델별 RMSE의 평균값은 SISIM: 3.770 m, GCMC: 0.757 m, SNESIM: 2.065 m, FLUVSIM: 5.367 m로 GCMC 모델이 가장 적은 편차를 보였으며 SISIM 모델이 가장 큰 편차를 나타내었다.

3.2. 두 번째 가상의 도메인에 대한 예측

두 번째 가상도메인(Fig. 1b)의 64개 지점에서 추출한 자료와 해당 트레이닝 이미지(Fig. 1d)에 기초하여 첫 번째 가상 자료의 과정과 동일하게 예측모델별로 지구통계

모사를 실시하였다. 두 번째 가상도메인의 예측에서 하성 퇴적환경을 예측하기 위해 개발된 FLUVSIM 모델은 다양한 매질로 구성된 하도의 예측이 불가능하여 하도를 두 가지 매질로 구성한 두 번째 가상 도메인의 예측에는 적합하지 않아 비교대상에서 제외하였다.

SISIM 모델의 예측에는 보어홀 자료가 활용되었으며 모사를 통해 획득한 100개의 단일재현을 중첩하여 앙상블 확률 분포도를 제작하였다. Fig. 10(a,a') 및 Fig. 11(a,a')은 하도를 구성하는 매질 2와 매질 3에 대한 앙상블 확률 분포도를 나타낸다. 첫 번째 가상 도메인에서 나타난 앙상블 확률분포와 동일하게 대칭형태의 하도가 예측되어 연결성을 나타내고 있어 방향에 따른 비정규성이 고려되지 않은 예측 결과를 보여준다. 또한 수직 방향에서 매질 2와 매질 3이 복잡하게 교차하고 있어 수직적인 연결성이

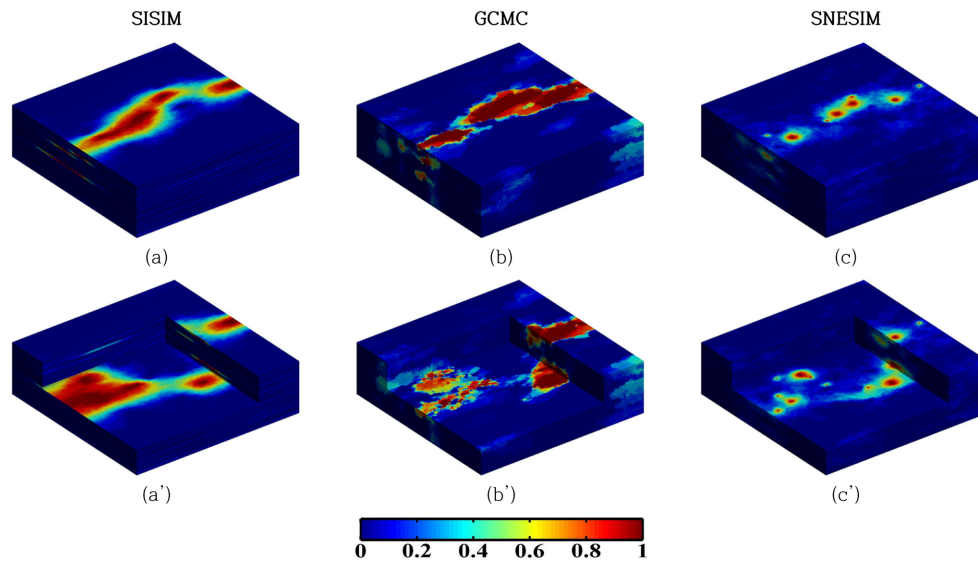


Fig. 11. Ensemble probability distribution maps of Lith. 3 from 100 realizations: (a), (a') SISIM, (b), (b') GCMC, (c), (c') SNESIM.

Table 3. Comparisons of percent fitness and unfitness from the SISIM, GCMC, SNESIM ensemble probabilities

	Fitness (%)			Unfitness (%)		
	Lith. 1	Lith. 2	Lith. 3	Lith. 1	Lith. 2	Lith. 3
SISIM	86.77	21.06	15.23	70.86	8.54	5.34
GCMC	83.32	65.49	53.48	17.35	10.63	8.20
SNESIM	87.93	42.14	27.35	44.97	8.76	5.33

잘 반영되지 않은 결과를 보여준다.

GCMC 모델은 보어홀 자료가 예측에 활용되었으며 GCMC 모델 자체에서 보어홀 자료를 통해 생성한 트레이닝 이미지에서 획득한 전이확률행렬이 예측에 활용되었다. 재현된 100개의 재현을 중첩하여 앙상블 확률 분포도를 제작하였으며 Fig. 10(b,b') 및 Fig. 11(b,b')은 각각 매질 2 및 매질 3에 대한 앙상블 확률 분포도를 나타낸다. 하도 매질의 세분화로 인해 앙상블 확률분포 값이 다소 감소한 경향이 나타나지만 예측된 하도의 공간적인 위치는 가상도메인에서의 하도 분포 위치와 유사하게 나타난다.

SNESIM 모델에서는 보어홀 자료와 트레이닝 이미지를 예측 모델의 입력정보로 활용하여 수행되었다. Fig. 10(c,c') 및 Fig. 11(c,c')은 100개의 재현을 활용하여 만든 매질 2 및 매질 3에 대한 앙상블 확률 분포도이다. 하도 매질의 세분화 및 복잡한 구조로 인해 예측된 앙상블 확률은 낮은 값으로 나타나지만 하도의 연결정도는 식별이 가능하다. 매질 종류의 다양성과 공간적 구조의 복잡화는 search tree의 구성에서 매질 분포 양상이 다양해지고 동일 양상의 매질 분포 빈도가 낮아지게 된다. 이로 인해

search tree를 통해 충분한 확률분포를 얻지 못하며 예측된 재현들은 다양한 양상의 매질 분포를 만들어 낮은 앙상블 확률 값이 나타나게 된다.

SISIM, GCMC 및 SNESIM 모델에서 획득한 앙상블 확률 분포도와 가상의 도메인과의 매질 부합성을 정량적으로 분석하기 위해 fitness 및 unfitness를 이용하여 나타내었다. 각 모델별로 계산된 fitness는 SISIM(L1: 86.77%, L2: 21.06%, L3: 15.23%), GCMC(L1: 83.32%, L2: 65.49%, L3: 5.348%), SNESIM(L1: 87.93%, L2: 42.14%, L3: 27.35%)이고, unfitness는 SISIM(L1: 70.86%, L2: 8.54%, L3: 5.34%), GCMC(L1: 17.35%, L2: 10.63%, L3: 8.20%), SNESIM(L1: 44.97%, L2: 8.76%, L3: 5.33%)이다(Table 3). 주요 예측 구조인 매질 2 및 매질 3의 경우 SISIM 및 SNESIM 모델에서 fitness값이 매우 낮게 나타나 복잡한 구조로 분포하는 매질의 예측에는 좋지 않은 결과를 보였으며 GCMC 모델이 두 모델과 비교하여 상대적으로 우수한 매질 예측 능력을 가지고 있음을 확인할 수 있다.

두 번째 가상의 자료에서도 첫 번째 가상의 자료와 동일하게 모델들의 예측능을 평가하기 위해 지하수 유동 모

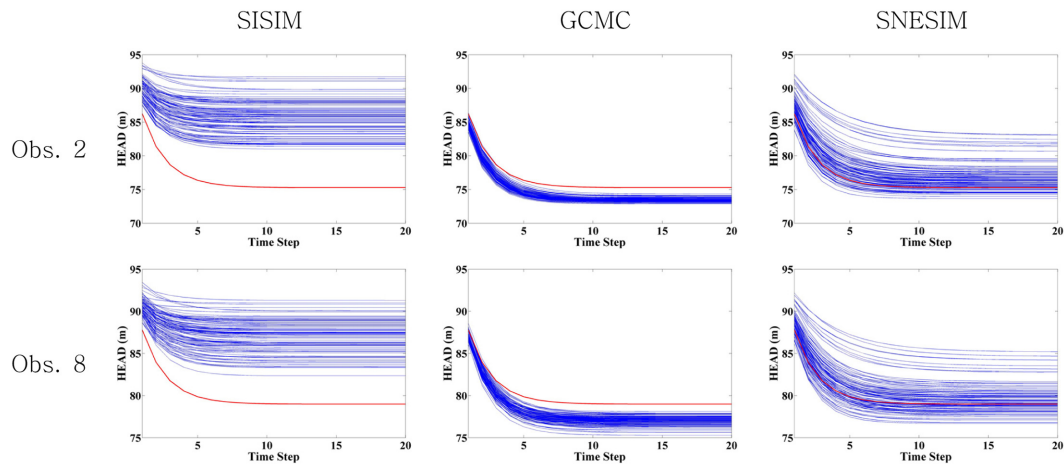


Fig. 12. Comparisons of history curves in hypothetical domain and the curves at observation obs. 2 and obs. 8 from groundwater flow simulation of 100 single realizations.

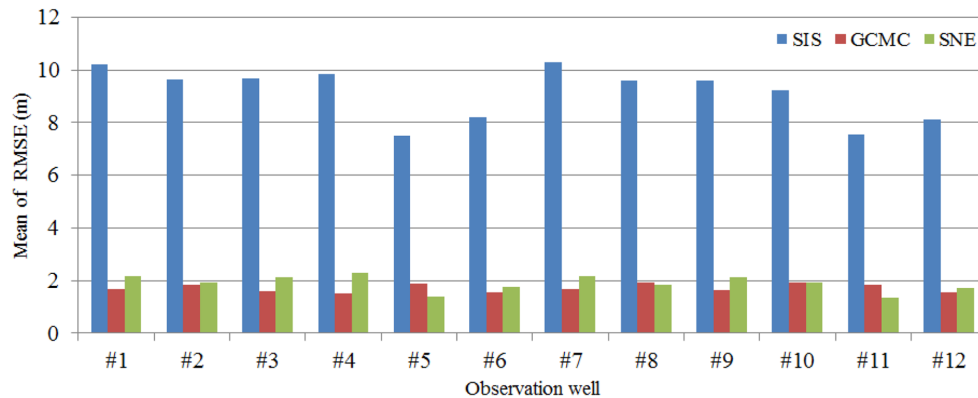


Fig. 13. Comparisons of RMSE for history curves from different prediction models in hypothetical domain (Fig. 1b) and 100 single realizations at 12 observation wells.

사를 실시하였다. 앞서 설정한 가상의 도메인(Fig. 1b)과 각 예측모델에서 얻은 재현을 이용하여 MODFLOW 입력자료 중 수평 및 수직 수리전도도와 비저유계수 값의 공간적 분포를 구성하는데 활용되었으며 모사에 활용된 조건은 첫 번째 가상의 자료와 동일하게 설정하였다.

Fig. 12는 가상 도메인 및 예측된 재현의 obs.2 및 obs.8 지점에서 추출한 시간에 따른 수위변화를 히스토리 곡선으로 나타내었다. 붉은색 곡선은 가상 도메인에 대한 수위변화를 나타낸 것이고, 파랑색 곡선은 100개의 재현에서 획득한 수위변화를 각각 나타낸다. 앞의 첫 번째 가상 도메인에서의 결과와 동일하게 GCMC와 SNESIM 모델이 가상 도메인에서의 수위변화와 유사한 결과를 보였다.

Fig. 13은 12개의 관측지점에서 가상 도메인과 예측된 재현에서의 수위 편차를 RMSE 평균값으로 나타낸 것이며 예측모델별 RMSE의 평균값은 SISIM: 9.114 m,

GCMC: 1.721 m, SNESIM: 1.907 m로 SNESIM 및 GCMC 모델은 적은 편차를 보였으나 SISIM 모델은 큰 편차를 나타내었다.

4. 결 론

본 연구에서는 다양한 지구통계기법의 예측능을 정량적으로 평가하기 위하여 하성퇴적환경을 고려한 가상의 3차원 모델을 설정하여 보어홀 자료를 획득한 후, 다양한 지구통계기법을 적용하여 이들의 예측능 및 적용성을 상호 비교 하였다. 다양한 지구통계기법들의 예측능을 정량적으로 분석하기 위하여 지구통계기법을 통해 획득한 예측도메인의 매질 부합성 분석과 지하수 유동 모사를 통한 유체 흐름의 부합성 분석을 각각 실시하였다. 예측능 분석의 첫 번째 척도인 매질분포 부합성 분석은 지구통계기

법을 통해 획득한 양상불 확률 분포도와 가상 도메인과의 fitness 및 unfitness 함수를 활용하여 분석하였으며 특정 하도 형태를 목적함수로 두지 않는 GCMC 모델이 가장 우수한 결과를 나타내었다. 또한 예측능 분석의 두 번째 척도인 유체 흐름의 부합성 분석에서는 지하수 유동모사를 통해 획득한 가상의 도메인과 예측 도메인에서의 시간에 따른 수리수두 분포의 편차를 RMSE 값으로 비교분석하였다. GCMC 및 SNESIM 모델에서 예측된 도메인이 가상 도메인에서의 수리수두 분포와 가장 유사한 결과를 나타내어 비정규성 구조인 하도의 공간적 연결성 및 연속성의 예측에 우수한 것으로 나타났다.

기존의 전통적 기법인 두 지점간의 상관관계에 근거한 지구통계기법 중 세미베리오그램 및 크리깅 기반의 예측 모델에서는 지하공간의 매질 분포에서 일반적으로 나타나는 지향적 비정규성 및 반대칭의 현상의 예측에 한계가 있음을 앞서 수차례 언급하였다. 이러한 세미베리오그램 기반 모델의 한계를 극복하기 위해 전이확률기반의 모델, 다중 지점간의 상관관계를 고려한 모델 등 다양한 예측모델이 지속적으로 개발 및 발전되어 2차원 및 3차원의 다양한 상황에 적용되고 있다. 따라서 본 연구에서 이루어진 다양한 지구통계기법들의 예측능 상호비교 및 분석 결과는 예측하고자 하는 지역의 상황에 적합한 예측모델을 선정하는데 있어 중요한 척도가 될 수 있을 것으로 사료된다. 특히 본 연구에서 가정한 하도와 같이 곡유형의 복잡한 비정규성 구조를 가지는 퇴적환경에서 발견될 수 있는 유용자원의 탐사 및 개발단계에서 지하 공간 특성화를 위한 지하 공간 예측모델 선정에 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

그러나 본 연구에서 비교된 예측모델마다 요구하는 입력정보의 양이 다르며 연구에 이용된 가상 도메인에 한정된 예측으로 인해 각 예측 모델마다 유효성이 존재하여 완전한 동일선상에서의 비교에는 한계가 존재한다. 본 연구에서 이용된 SISIM 및 GCMC 모델은 보어홀 자료만을 통해 예측이 가능하나 SNESIM 및 FLUVSIM 모델의 경우 예측을 위해 보어홀 자료뿐만 아니라 트레이닝 이미지와 예측하고자 하는 객체에 대한 지하정보 등 많은 양의 사전정보가 필요하다. 이러한 다량의 사전정보 획득에는 많은 노력과 기술 및 경제적인 부분이 필요하며 이러한 사전정보가 충족되어야 예측이 가능하다는 제한점이 있다. 따라서 향후 정량적인 기준에 근거한 입력정보의 양에 따른 지구통계기법들의 예측능 검증이 필요하며 또한 다양한 상황을 가정한 가상 도메인 및 실제 현장 자료를 활용한 상호비교 연구가 필요할 것으로 판단된다.

사 사

이 논문은 2014년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 (재)한국이산화탄소포집및처리연구개발센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. NRF-2014M1A8A1049279).

References

- Arpat, G.B., 2005, Sequential simulation with patterns, Ph.D. thesis, Stanford University, USA, 166 p.
- Carle, S.F., 1999, T-PROGS: transition probability geostatistical software, Version 2.1, User Manual. Davis, California: Hydrologic Sciences Graduate Group, University of California, USA, 248 p.
- Carle, S.F. and Fogg, G.E., 1996, Transition probability-based indicator geostatistics, *Math. Geol.*, **28**(4), 453-477.
- Deutsch, C.V. and Journel, A.G., 1998, GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide, 2nd edition, Oxford University Press., New York, 369 p.
- Deutsch, C.V. and Tran, T.T., 2002, FLUVSIM: a program for object-based stochastic modeling of fluvial depositional systems, *Comput. Geosci.*, **28**, 525-535.
- Deutsch, C.V. and Wang, L., 1996, Hierarchical object-based stochastic modeling of fluvial reservoirs, *Math. Geol.*, **28**, 857-880.
- Goovaerts, P., 1997, Geostatistics for Natural Resources Evaluation, Oxford University Press, New York, 512 p.
- Hill, M.C., Harbaugh, A.W., Banta, E.R., and McDonald, M.G., 2000, MODFLOW-2000, The U.S. geological survey modular ground-water model-user guide to modularization concepts and the ground-water flow process, *U. S. Geol. Survey*, 113 p.
- Holden, L., Hauge, R., Skare, O., and Skorstad., 1998, Modeling of fluvial reservoirs with object models, *Math. Geol.*, **30**(5), 473-496.
- Hu, L.Y. and Chugunova, T., 2008, Multiple-point geostatistics for modeling subsurface heterogeneity: A comprehensive review, *Water Resour. Res.*, **44**(11), W11413.
- Jeong, J. and Park, E., 2013, A Characterization of Oil Sand Reservoir and Selections of Optimal SAGD Locations Based on Stochastic Geostatistical Predictions, *Econ. Environ. Geol.*, **46**(4), 313-327.
- Jeong, J., Paudyal, P., and Park, E., 2012, A Preliminary Study of Enhanced Predictability of Non-Parametric Geostatistical Simulation through History Matching Technique, *J. Soil Groundw. Environ.*, **17**(5), 56-67.
- Koltermann, C.E. and Gorelick, S.M., 1996, Heterogeneity in

sedimentary deposits: A review of structure-imitating, process-imitating, and descriptive approaches, *Water Resour. Res.*, **32**, 2617-2658.

Liu, Y., 2006, Using the Snesim program for multiple-point statistical simulation, *Comput. Geosci.*, **32**, 1544-1563.

Park, E., 2010, A multidimensional generalized coupled Markov chain model for surface and subsurface characterization, *Water Resour. Res.*, **46**, W11509.

Park, E., Elfeki, A.M.M., Song, Y., and Kim, K., 2007, Generalized coupled Markov chain model for characterizing categorical variables in soil mapping, *Soil Sci. Soc. Am. J.*, **71**, 909-917.

Remy, N., Alexandre, B., and Jianbing, W., 2009, Applied Geo-statistics with SGeMS, Cambridge University Press, Cambridge, 264 p.

Strebelle, S., 2000, Sequential simulation drawing structures from training images, Ph.D. thesis, Stanford University, USA, 187 p.

Strebelle, S., 2002, Conditional simulation of complex geological structures using multiple-point statistics, *Math. Geol.*, **34**(1), 1-22.

Walker, R.G., 1976, Facies models, 3. sandy fluvial systems, *Geosci. Can.*, **3**, 101-109.