creative commons
COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

공학박사학위논문

거리기반 앙상블스무더를 이용한 채널저류층 특성화

Channelized Reservoir Characterization using Ensemble Smoother with a Distance-Based Method

2014년 8월

서울대학교 대학원

에너지시스템공학부

이 경 북

거리기반 앙상블스무더를 이용한 채널저류층 특성화

Channelized Reservoir Characterization using Ensemble Smoother with a Distance-Based Method

지도교수 최 종 근

이 논문을 공학박사 학위논문으로 제출함

2014년 4월

서울대학교 대학원

에너지시스템공학부

이 경 북

이경북의 박사학위논문을 인준함

2014년 6월

위 원 장 박 해동 (인)

부위원장 최 종근 (인)

위 원 송 재준 (인)

위 원 배 위섭 (인)

위 원 신 현동 (인)

초 록

채널저류층의 유체거동은 사암과 셰일의 암상분포에 큰 영향을 받는다. 이러한 사암연결성은 비균질성이 매우 높아 생산량예측에 불확실성이 크다. 따라서 합리적인 의사결정을 위해서는 신뢰할 수 있는 미래거동예측이 필수적이며 이는 채널저류층 특성화를 통해 가능하다.

저류층의 불확실성을 평가할 수 있는 특성화기법에는 대표적으로 앙상블칼만필터와 앙상블스무더가 있다. 이들은 적용대상의 물성이 정규분포를 따르고 앙상블평균이 참이라고 가정한다. 만약 채널저류층처럼 정규분포를 따르지 않거나 초기앙상블이 부적절하게 생성되면 오버슈팅과 필터발산 문제가 발생하고 저류층 특성화에 실패한다.

본 연구의 목적은 신뢰할 수 있는 채널저류층 특성화를 빠른 시간 내에 수행하는 것이다. 이를 위해 앙상블스무더를 기반으로 앙상블을 잘 대표하는 다수의 칼만게인을 이용하는 기법을 제안하였다. 구체적으로 거리기반기법을 통해 유사한 초기앙상블을 분류하고 각 군집마다 칼만게인을 계산하였다. 제안된 거리기반 앙상블스무더를 2차원 및 3차원 채널저류층에 적용한 결과, 기존의 오버슈팅과 필터발산 문제를 해결하였고 채널연결성과 이봉분포의 특징을 잘 보존하였다.

히스토리매칭 소요시간의 관점에서 보면, 제안된 기법은 앙상블스무더의 수식과 교정방식을 수정없이 사용하므로 계산속도가 빠르다. 이는 거리기반기법을 적용하기 위한 예비계산은 추가적인 전위모델이나 역산과정이 필요없기 때문이다. 따라서 200개의 앙상블로 45번의 교정을 수행한 앙상블칼만필터의 소요시간을 95% 이상 감소시켰다.

거리기반 앙상블스무더의 경우 유정별 생산량뿐만 아니라 누적 오일 및 물 생산량을 성공적으로 예측하였고 편향없는 불확실성을 제공하였다. 또한 군집별 대표앙상블만으로 전체앙상블과 비슷한 수준의 불확실성평가가 가능하므로 군집수에 반비례하여 소요시간이 줄어든다. 따라서 제안된 기법은 빠르고 신뢰할 수 있는 저류층 특성화와 생산량예측이 가능하므로 채널저류층 개발 및 평가 시 의사결정을 위한 도구로 활용될 수 있다.

주요어: 채널저류층 특성화, 불확실성평가, 히스토리매칭, 앙상블스무더, 거리기반기법, 클러스터링

학 번: 2009-21050

목 차

초 록 i

목 차 iii

List of Tables v

List of Figures vi

1. 서론 1

2. 채널저류층의 정적자료 결합 16

2.1 다점지구통계기법 16

2.2 채널저류층의 특징 22

3. 앙상블기반기법을 이용한 동적자료 결합 28

3.1 앙상블칼만필터 28

3.2 앙상블스무더 33

3.3 거리기반 앙상블스무더 36

3.4 불확실성평가 53

4. 거리기반 앙상블스무더의 적용 및 불확실성평가 56

4.1 2차원 채널저류층 58
4.2 3차원 채널저류층 111

5. 결론 165

참고문헌 169
부록 A. 칼만게인 유도 179
부록 B. 초기앙상블디자인의 중요성 181
부록 C. SGeMS를 이용한 채널저류층 생성 183
부록 D. MATLAB을 이용한 거리기반 앙상블스무더 수행 189
부록 E. ECLIPSE 데이터파일 194
Abstract 200
감사의 글 202

List of Tables

Table 1.1 Features of EnKF method 7

Table 4.1 Parameters for 2D TI 60

Table 4.2 Parameters for the 2D reference field 62

Table 4.3 Well information and boundary conditions for 2D channelized reservoirs 62

Table 4.4 Petrophysical parameters for 2D channelized reservoirs 63

Table 4.5 Dynamic data for history matching: 2D with proper initial ensemble 68

Table 4.6 Parameters for TI: 2D with improper initial ensemble 89

Table 4.7 Parameters for channelized reservoirs: 2D with improper initial ensemble 90

Table 4.8 Dynamic data for history matching: 2D with improper initial ensemble 92

Table 4.9 Information for 3D TI(Remy *et al.*, 2009) 114

Table 4.10 Parameters for channelized reservoirs: 3D with improper initial ensemble 114

Table 4.11 Well information and boundary conditions: 3D with improper initial ensemble 115

Table 4.12 Petrophysical parameters for 3D channelized reservoirs 115

Table 4.13 Parameters for channelized reservoirs: 3D heterogeneity case . 140

Table 4.14 Well information and boundary conditions: 3D heterogeneity case 140

List of Figures

Fig. 1.1 Static data for reservoir characterization(Remy *et al*., 2009). 2
Fig. 1.2 Dynamic data for reservoir characterization: PUNQ-S3 reservoir model. 3
Fig. 1.3 Concepts of forward and inverse modelings. 3
Fig. 1.4 Procedures for channelized reservoir characterization. 15
Fig. 2.1 Comparison variogram with TI for facies modeling. 19
Fig. 2.2 Channel patterns in geology(Caers and Zhang, 2004; Gettyimages). 20
Fig. 2.3 Flow chart of SNEsim. 21
Fig. 2.4 Types of channelized reservoirs(Hyne, 2001). 23
Fig. 2.5 Horizontal connectivity of channelized reservoirs(Potter, 1962). 24
Fig. 2.6 Vertical connectivity of channelized reservoirs(이용일, 1993; Harris and Hewitt, 1977). 24
Fig. 2.7 Historical sequence of the Bollin river, Cheshire, UK(Hooke, 2003). 25
Fig. 2.8 Fluid flow as channel streams. 27
Fig. 3.1 Flow chart of EnKF. 30
Fig. 3.2 Flow chart of ES. 34
Fig. 3.3 Differences in the calculation of Kalman gain. 41
Fig. 3.4 Flow chart of the proposed method. 42
Fig. 3.5 Types of distance concepts(CHV from 임정택, 2012). 45
Fig. 3.6 Example of Hausdorff distance. 48
Fig. 3.7 MDS from distance matrix. 51

Fig. 3.8 Procedures of K-means clustering. 52
Fig. 3.9 Decision making from reservoir characterization with uncertainty quantification. 54
Fig. 3.10 Reserves estimation using CDF(cumulative probability distribution function). 55
Fig. 4.1 The 2D reference field. 61
Fig. 4.2 Oil-water relative permeability curve. 63
Fig. 4.3 Well productions of the 2D reference field. 64
Fig. 4.4 Well productions of initial ensembles: 2D with proper initial ensemble. 67
Fig. 4.5 Result of distance-based method: 2D with proper initial ensemble... 68
Fig. 4.6 The mean of updated log-normal permeability fields: 2D with proper initial ensemble. 70
Fig. 4.7 Updated log-normal permeability fields from three ensembles: 2D with proper initial ensemble. 71
Fig. 4.8 Histogram of updated log-normal permeability field: 2D with proper initial ensemble. 74
Fig. 4.9 Well productions of EnKF: 2D with proper initial ensemble. 77
Fig. 4.10 Well productions of ES: 2D with proper initial ensemble. 78
Fig. 4.11 Well productions of the proposed method: 2D with proper initial ensemble. 79
Fig. 4.12 Field productions of the three methods: 2D with proper initial ensemble. 82
Fig. 4.13 Boxplot of field productions: 2D with proper initial ensemble. 83
Fig. 4.14 Comparison all ensembles with representative ensembles: 2D

with proper initial ensemble. 85
Fig. 4.15 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF: 2D with proper initial ensemble. 86
Fig. 4.16 Channelized reservoirs: 2D with improper initial ensemble. 90
Fig. 4.17 Well productions of initial ensembles: 2D with improper initial ensemble. 91
Fig. 4.18 Result of distance-based method: 2D with improper initial ensemble. 92
Fig. 4.19 The mean of updated log-normal permeability fields: 2D with improper initial ensemble. 94
Fig. 4.20 Updated log-normal permeability fields from three ensembles: 2D with improper initial ensemble. 96
Fig. 4.21 Histogram of updated log-normal permeability field: 2D with improper initial ensemble. 98
Fig. 4.22 Well productions of EnKF: 2D with improper initial ensemble. . 101
Fig. 4.23 Well productions of ES: 2D with improper initial ensemble. 102
Fig. 4.24 Well productions of the proposed method: 2D with improper initial ensemble. 103
Fig. 4.25 Field productions of the three methods: 2D with improper initial ensemble. 107
Fig. 4.26 Boxplot of field productions: 2D with improper initial ensemble. 108
Fig. 4.27 Comparison all ensembles with representative ensembles: 2D with improper initial ensemble. 109
Fig. 4.28 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF: 2D with improper initial ensemble. 110

Fig. 4.29 Channelized reservoirs: 3D with improper initial ensemble(TI from Remy *et al.*, 2009). 113
Fig. 4.30 Well productions of the reference field: 3D with improper initial ensemble. 116
Fig. 4.31 Well productions of initial ensembles: 3D with improper initial ensemble. 118
Fig. 4.32 Result of distance-based method: 3D with improper initial ensemble. 119
Fig. 4.33 The mean of updated log-normal permeability fields: 3D with improper initial ensemble. 121
Fig. 4.34 Updated log-normal permeability field: 3D with improper initial ensemble. 123
Fig. 4.35 Histogram of updated log-normal permeability field: 3D with improper initial ensemble. 125
Fig. 4.36 Well productions of EnKF: 3D with improper initial ensemble. . 129
Fig. 4.37 Well productions of ES: 3D with improper initial ensemble. 130
Fig. 4.38 Well productions of the proposed method: 3D with improper initial ensemble. 131
Fig. 4.39 Field productions of the three methods: 3D with improper initial ensemble. 134
Fig. 4.40 Boxplot of field productions: 3D with improper initial ensemble. 135
Fig. 4.41 Comparison all ensembles with representative ensembles: 3D with improper initial ensemble. 136
Fig. 4.42 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF: 3D with improper initial ensemble. 137

Fig. 4.43 Channel connectivity of the 3D reference fields. 141
Fig. 4.44 Connectivity between the injection well and production wells in the 3D reference fields. 142
Fig. 4.45 Well productions of the reference field: 3D heterogeneity case. . 144
Fig. 4.46 Well productions of initial ensembles: 3D heterogeneity case. 145
Fig. 4.47 Result of distance-based method: 3D heterogeneity case. 146
Fig. 4.48 The mean of updated log-normal permeability fields: 3D heterogeneity case. 148
Fig. 4.49 Updated log-normal permeability field: 3D heterogeneity case. . 150
Fig. 4.50 Histogram of updated log-normal permeability field: 3D heterogeneity case. 152
Fig. 4.51 Well productions of EnKF: 3D heterogeneity case. 155
Fig. 4.52 Well productions of ES: 3D heterogeneity case. 156
Fig. 4.53 Well productions of the proposed method: 3D heterogeneity case.157
Fig. 4.54 Field productions of the three methods: 3D heterogeneity case. . 160
Fig. 4.55 Boxplot of field productions: 3D heterogeneity case. 161
Fig. 4.56 Comparison all ensembles with representative ensembles: 3D heterogeneity case. 163
Fig. 4.57 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF: 3D heterogeneity case. 164

1. 서론

석유자원의 개발을 위한 E&P산업은 타산업에 비해 사업규모가 크고 사업기간이 긴 특징이 있다. 또한 지하에 존재하는 석유자원의 특성상 저류층과 유체유동에 대한 불확실성이 크다. 이로 인해 탐사 및 개발 사업의 시작여부, 생산계획, 추가시추계획, 지분매각 등 사업성숙도에 따른 수많은 의사결정에도 어려움이 있다. 잘못된 의사결정은 언급한 E&P산업 특징에 의해 막대한 손해를 초래한다.

만약 신뢰할 수 있는 저류층모델을 구축한다면 미래생산량예측이 가능하고 합리적인 의사결정을 할 수 있다. 따라서 E&P산업에서 성공적인 의사결정을 위해서는 저류층모델의 특성값을 규명하기 위한 저류층 특성화가 반드시 필요하다.

저류층 특성화는 정적자료와 동적자료를 이용하여 수행된다. 정적자료에는 지질적 개념도, 코어(core)자료, 탄성파탐사자료 등이 있으며 지구통계기법을 이용하여 특성화를 수행한다(Fig. 1.1). 정적자료는 자료량이 한정되고 불확실성이 크므로 이러한 자료만으로는 저류층모델을 규명하기 힘들다. 따라서 생산량자료나 압력자료 등 시간에 따라 얻어진 저류층동적자료를 결합한 저류층 특성화가 필요하다.

Fig. 1.2는 합성필드인 PUNQ-S3의 관측자료로 유정별 오일생산량(oil production rate, OPR), 물생산량, 워터컷(watercut,

WCT), 정저압력(bottomhole pressure, BHP) 등을 보여준다. 동적자료 결합은 관측된 생산이력과 저류층모델의 생산량예측간 오차를 최소화하도록 역산을 수행하므로 히스토리매칭(history matching)으로도 부른다.

Fig. 1.3처럼 전위모델을 통해 저류층의 유정별 오일생산량을 얻었다고 가정하자. 여기서, 회색은 각 저류층모델의 생산량예측을, 붉은 색은 관측된 생산이력이다. 최적화기법을 통해 관측값과 시뮬레이션 결과값의 오차를 최소로 하는 최적의 저류층모델을 결정한다. 따라서 왼쪽 위의 초기모델들로 히스토리매칭을 수행하면 왼쪽 아래의 역산모델이 얻어지게 된다(Fig. 1.3).

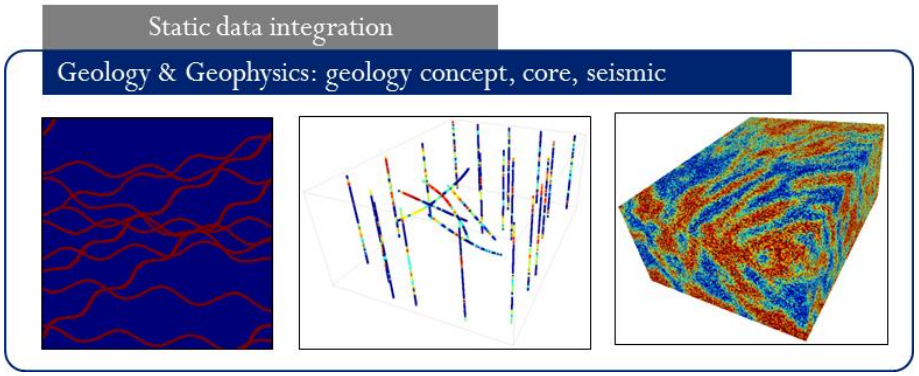


Fig. 1.1 Static data for reservoir characterization(Remy *et al.*, 2009).

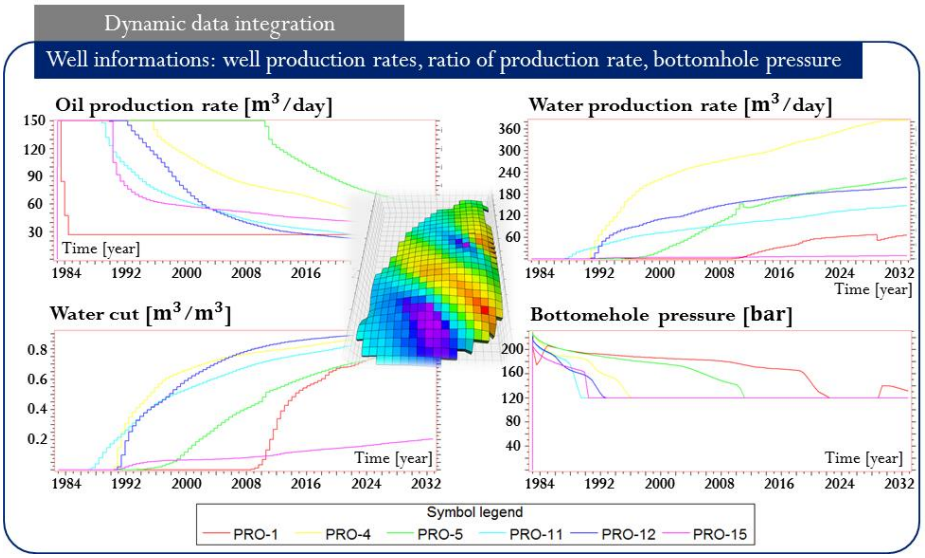


Fig. 1.2 Dynamic data for reservoir characterization: PUNQ-S3 reservoir model.

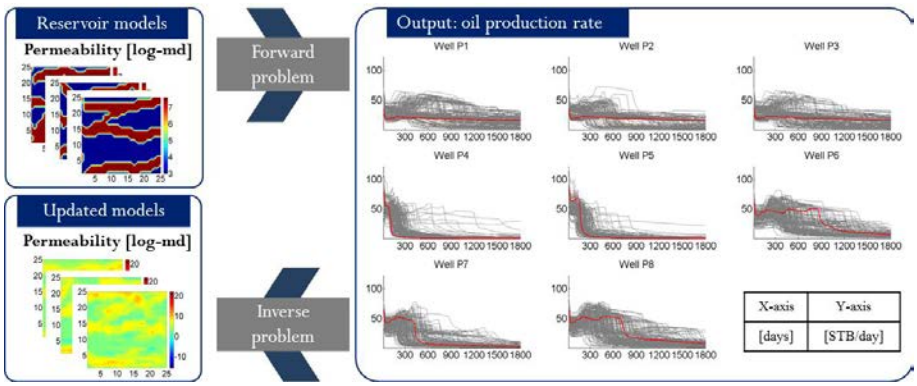


Fig. 1.3 Concepts of forward and inverse modelings.

최적화기법에는 변화율기반기법과 비변화율기반기법이 있다. 변화율기반기법의 원리는 목적함수의 변화율을 이용하여 변위 방향과 크기를 계산하고 이를 반복하여 목적함수의 최소값으로 수렴시키는 것이다. 최소값에 도달하는 수렴속도는 빠르지만 초기값에 민감하여 지역적 최소값에 수렴하는 한계가 있다. 이 기법의 종류에는 가우스-뉴턴법과 공액경사법 등이 있다.

비변화율기반기법은 목적함수의 변화율이 아닌 목적함수 자체를 이용하여 목적함수의 최소값을 구한다. 비록 최소값에 수렴하는 시간은 오래 걸리지만 초기값에 상관없이 광역적 최소값에 수렴하는 장점이 있다. 이 기법의 종류에는 담금질모사법과 유전알고리즘기법 등이 있다.

최근에는 등가확률을 가지는 다수의 저류층모델을 이용하여 생산량예측과 불확실성을 평가하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 왜냐하면 하나의 저류층모델로는 신뢰할 수 있는 의사결정을 수행할 수 없기 때문이다. 앙상블기반기법(ensemble-based method)은 저류층 특성화와 불확실성평가를 동시에 수행하는 방법이다.

Kalman(1960)은 관측값과 관측오차를 이용하여 모델인자를 교정하는 칼만필터(Kalman filter)를 제안하였다. 이 때 하나의 저류층모델로 생산량을 예측하므로 불확실성평가가 불가능하다. 또한 선형시스템에만 유효한 한계가 있다. Evensen(1994)은 비선형문제에 적용할 수 있는 앙상블칼만필터(ensemble Kalman

filter, EnKF)를 제안하였다. 다수의 저류층모델을 이용하므로 생산량예측 시, 불확실성평가가 가능하다.

Nævdal과 Vefring(2002)은 EnKF를 처음으로 저류층 특성화에 적용하여 유체투과율을 교정하고 생산량예측과 불확실성평가를 수행하였다. EnKF는 많은 장점들로 인해 석유공학뿐만 아니라 기상학, 해양학 등 다양한 분야에서 연구되고 있다. EnKF의 장점은 아래와 같다(Table 1.1).

첫 번째로 얻어진 관측자료를 이용하여 저류층모델을 실시간으로 교정(assimilation)한다. 기존 최적화기법은 새로운 관측자료가 얻어지면 목적함수를 재설정한다. 이 때 히스토리매칭을 수행해둔 저류층모델은 이용되지 않는다. 하지만 EnKF는 이전 역산모델을 초기모델로 이용하여 추가된 관측자료를 통합한다.

두 번째로 상용소프트웨어와의 결합이 용이하다. 왜냐하면 EnKF는 교정단계에서 민감도행렬이나 시뮬레이션수행이 필요없기 때문이다. 전위모델은 역산이 종료된 후 예측단계에서만 필요하다.

세 번째로 적용이 뛰어나다. EnKF를 이용하여 유체투과율, 공극률, 대수층 크기 등 다양한 저류층인자를 교정할 수 있다. 따라서 EnKF는 석유공학뿐만 아니라 다양한 학문에서도 사용된다. 또한 오일생산량, 압력자료 등 다양한 동적자료를 이용하여 저류층 특성화를 수행한다.

네 번째로 불확실성평가가 가능하다. 칼만필터와 달리 EnKF는 등가확률을 가지는 다수의 초기모델을 이용한다. 따라서 저류층

특성화 후 다수의 역산모델을 얻게 되어 생산량예측 시에도 확률론적 평가가 가능하다.

다섯 번째로 확실한 수학적 기반을 가지고 있다. 앙상블기반기법의 교정원리는 교정후 추정오차공분산(estimate error covariance)을 최소로 하는 것이다. 이를 통해 교정수식을 유도하므로 변화율기반기법의 수식과 유사한 형태를 가진다. 자세한 유도과정은 3.1절과 부록 A에 수록하였다.

EnKF는 교정수식을 유도하는 과정에서 여러 가정을 전제로 한다(Table 1.1). 앙상블수는 충분히 크며 서로 독립이며 관측오차는 정규분포를 따른다고 가정한다. EnKF의 핵심적인 가정 중 하나는 저류층모델인자가 정규분포를 따른다는 것이다. 이로 인해 역산된 저류층모델 역시 정규분포를 따른다. 만약 저류층모델이 정규분포를 따르지 않거나 채널저류층(channelized reservoirs)처럼 이봉분포(bimodal distribution)를 따를 경우, EnKF의 결과를 신뢰하기 어렵다.

또 다른 핵심가정은 추정오차 계산 시 앙상블평균을 참값으로 보는 것이다. 이로 인해 교정된 저류층모델은 앙상블평균으로 수렴하며 분산이 줄어든다. 만약 지질학적 불확실성이 높아 초기앙상블들이 실제 저류층과 큰 차이를 보이는 경우, 앙상블평균 역시 참값으로부터 크게 벗어난다. 참값이 잘못되었으므로 신뢰할 수 있는 저류층 특성화를 수행하기 어렵다. 또한 교정수식 상, 초기앙상블의 조합을 통해 역산결과가 얻어지므로

초기앙상블디자인은 매우 중요하다(부록 B 참조).

Table 1.1 Features of EnKF method

Categories	Features
Advantages	Real-time assimilation
	Easy-coupling with forward models
	Various applications for model parameters
	Uncertainty analysis
	Well-established in Mathematics
Assumptions	The mean of ensembles is true.
	Normal distribution
Problems	Overshooting
	Filter divergence

EnKF의 가정들을 만족하는 역산문제는 신뢰할 수 있는 히스토리매칭결과를 보여왔다(Nævdal and Vefring, 2002; Gu and Oliver, 2004, 2006; Evensen *et al.*, 2007). 하지만 앞의 가정들을 만족하지 않을 경우 오버슈팅(over shooting)과 필터발산(filter divergence)문제가 보고되었다(정승필, 2008; Park and Choe, 2006; Aanonsen, *et al.*, 2009; Jeong *et al.*, 2010; Oliver and Chen, 2011).

오버슈팅은 모델인자의 특성값이 지나치게 크거나 작은 값으로 교정되는 문제이다. 이는 EnKF가 다양한 모델인자에 적용될 수 있는 반면, 모델인자의 물리적 의미를 고려하지 않기 때문이다. 오버슈팅이 심한 경우, 모델인자가 가질 수 있는 물리적인 범위를 벗어나 저류층시뮬레이션 조차 수행할 수 없다. 예를 들어 역산된 공극률이 음수나 1보다 큰 값을 가질 수도 있다.

필터발산은 서로 다른 초기앙상블이 하나의 저류층모델로 수렴하여 유사성이 매우 높아지는 문제이다. 앙상블들이 서로 비슷하므로 앙상블평균과의 오차가 작아져 추정오차공분산도 작아진다. 따라서 추가의 관측자료로 교정을 수행해도 모델인자의 변화는 매우 미비해져 저류층 특성화가 불가능하다. 최근에는 EnKF의 가정들을 만족하지 않는 경우에도 전형적인 두 문제없이 성공적인 저류층 특성화를 수행하기 위한 연구가 진행되고 있다.

첫 번째로 모델인자가 정규분포를 따른다는 가정을 위배하는 경우에 대한 연구이다. 실제로 유체투과율을 비롯한 자연물성은 로그분포를 따르므로 반드시 해당 가정에 대한 제약을 해결해야 한다. Watanabe 등(2009)은 정규분포가 아닌 경우, 앙상블평균 대신 최빈값(mode)을 사용하여 EnKF의 신뢰도를 개선하였다. 개별앙상블들은 이봉분포에 가깝지만 앙상블평균은 정규분포를 따르는 대상에 적용한 한계가 있다.

Shin 등(2010)은 비모수접근법(non-parametric approach)을 통해 주어진 확률분포를 정규분포로 변경한 후 EnKF를 적용하였다.

이 때 정규수치변환(normal score transformation)을 이용하여 저류층 특성화를 성공적으로 수행하였다. Nejadi 등(2011)은 엔트로피를, Jung과 Choe(2012)는 공분산지역화(covariance localization)를 이용하여 정규분포 가정을 위배하는 경우에도 EnKF를 성공적으로 적용하였다.

채널저류층은 암상(facies)에 따라 저류층모델인자의 특성값이 확연히 다르므로 확률분포 역시 이봉분포를 따른다. 이는 정규분포를 따르지 않는 극단적인 경우로 EnKF 적용에 어려움이 있다. Jafarpour와 McLaughlin(2009a)은 채널저류층에 EnKF를 적용하기 위해선 300개 이상의 충분한 앙상블수와 지질학적 불확실성을 고려한 초기앙상블디자인이 중요함을 언급하였다.

대부분의 연구자들은 채널저류층 특성화에 커넬기법(kernel method)이나 LSF(level set function)와 같은 수학적 기법을 EnKF에 추가하였다(Sarma and Chen, 2009; Lorentzen *et al.*, 2009). 그 결과, 생산이력오차는 줄였지만 교정된 저류층모델이 참조필드와 달라 생산량예측에 한계를 보였다. Jafarpour와 McLaughlin(2009b), 그리고 Wang 등(2009)은 이산코사인변환(discrete cosine transform)을 이용하여 이봉분포를 정규분포로 변환한 후 채널저류층 특성화를 수행하였다.

두 번째로 앙상블평균을 참으로 보는 가정을 위배하는 경우에 대한 연구이다. 지질학적 불확실성이 크다고 가정하고 초기앙상블 생성 시, 참조필드에서 벗어난 앙상블디자인을 사용하는 것이다.

앙상블디자인연구는 순차가우스시뮬레이션(sequential Gauss simulation, SGS)으로 생성된 저류층을 대상으로 주로 수행되었다.

Watanabe 등(2009)은 유체투과율에 대해 참조필드는 수직방향, 초기앙상블은 수평방향으로 높게 설정하였다. Lee 등(2011)도 참조필드를 45도, 초기앙상블을 135도로 높은 유체투과율 경향을 설정하였다. Jafarpour와 Tarrahi(2011)는 베리오그램인자인 상관거리와 문턱값에 차이를 두었다.

채널저류층은 사암연결성(sandstone connectivity)으로 인한 비균질성이 매우 크다. 하지만 초기앙상블을 생성할 때는 제한된 정적자료만 이용가능하므로 앙상블디자인이 어렵다. 만약 지질학적 불확실성으로 잘못된 앙상블을 디자인할 경우, 초기앙상블의 평균은 참값으로부터 크게 벗어날 수 있다. 따라서 채널저류층에 EnKF를 적용하기 위해선 해당 가정이 만족하지 않더라도 신뢰할 수 있는 역산결과를 보여야 한다.

채널저류층에 대한 초기앙상블디자인연구는 트레이닝 이미지(training image, TI)에 지질학적 불확실성을 포함시켰다. Jafarpour와 McLaughlin(2009a)은 다수의 TI로부터 초기앙상블을 생성하여 다양한 채널폭과 채널방향을 가진 앙상블디자인을 사용하였다. 300개 이상의 앙상블로 EnKF를 적용한 결과, 안정적인 히스토리매칭결과를 보였다. 하지만 참조필드의 경향을 가지는 앙상블 역시 포함했으며 사용한 앙상블수가 많은 한계가 있다.

기존 EnKF 연구는 주로 히스토리매칭 신뢰도에 초점을 맞춰왔다. 하지만 EnKF는 높은 신뢰도에도 불구하고 시뮬레이션시간이 긴 한계가 있다. 왜냐하면 교정횟수와 앙상블수를 곱한 횟수만큼 저류층시뮬레이션이 필요하기 때문이다. 또한 반복교정으로 인한 재시뮬레이션(restart option)까지 고려하면 시뮬레이션 횟수는 더 증가한다.

Van Leeuwen과 Evensen(1996)은 앙상블스무더(ensemble smoother, ES)를 제안하여 기상학분야의 특성화에 적용하였다. 일반적으로 ES의 저류층 특성화 신뢰도는 EnKF에 비해 낮다. 하지만 히스토리매칭에 소요되는 시간은 획기적으로 줄어든다. 이는 관측된 시점에 상관없이 이용가능한 모든 자료로 광역교정(global update)을 수행하기 때문이다. 즉, 한 번의 교정만 수행하므로 재시뮬레이션이 필요없고 앙상블수만큼의 저류층시뮬레이션만 수행하면 된다.

Skjervheim 등(2011)은 ES를 처음으로 저류층 특성화 분야에 도입하였다. 3차원 합성필드와 현장자료에 적용한 결과, EnKF의 10% 시뮬레이션비용만으로 EnKF와 비슷한 수준의 히스토리매칭을 수행하였다. 특히, 동일한 관측자료를 이용하여 두 번의 ES를 수행할 때 교정신뢰도가 향상됨을 보였다.

Gervais 등(2012)은 ES를 이용하여 지하가스저장시설의 공극률과 유체투과율을 교정하였다. 이 연구에서도 EnKF와 유사한 결과를 얻었지만 히스토리매칭시간은 크게 감소하였다. Glegola

등(2012)은 ES로 대수층 크기와 저류층인자에 대한 저류층 특성화를 수행하였다. 또한 생산량 예측과 불확실성평가를 성공적으로 수행하였다.

최근에는 ES의 신뢰도 개선을 위해 반복법을 적용하는 연구가 활발히 진행되고 있다(Chen and Oliver, 2012, 2013; Emerick and Reynolds, 2013a, 2013b, 2013c). 하지만 전역교정을 반복하면서 히스토리매칭시간이 EnKF수준으로 증가하였다. 또한 반복과정이 종료되려면 목적함수의 수렴조건을 만족해야 하므로 소요시간을 예상할 수 없다.

채널저류층에 앙상블기반기법을 적용한 기존의 연구에는 다음과 같은 한계가 있다. 첫 번째로 히스토리매칭에 소요되는 시간이 길다. 채널저류층 특성화의 어려움으로 속도는 느리지만 신뢰도가 높은 EnKF만 사용했으며 ES 사용사례는 없었다. 또한 EnKF도 교정신뢰도 개선을 위해 앙상블수를 늘리거나 다른 기법을 추가로 수행하므로 소요시간이 증가하였다.

두 번째로 지질학적 불확실성을 고려하지 못하였다(Jafarpour and McLaughlin, 2009b; Sarma and Chen, 2009; Lorentzen *et al.*, 2009; Wang *et al.*, 2009). 횡적·종적 비균질성이 큰 채널저류층의 특징으로 인해 초기앙상블디자인이 참조필드와 유사하게 설정되기 어렵다. 따라서 초기앙상블이 잘못 생성된 경우에도 신뢰할 수 있는 역산결과를 얻을 수 있는 지 확인해야 한다.

세 번째로 기존의 모든 연구는 2차원 채널저류층을 대상으로

한다(Jafarpour and McLaughlin, 2009a, 2009b; Sarma and Chen, 2009; Lorentzen *et al.*, 2009; Wang *et al.*, 2009). 실제 저류층은 3차원일 뿐만 아니라 사암의 종적 연결성도 채널저류층 특성화에 큰 영향을 미칠 수 있다. 따라서 3차원 채널저류층에 대한 적용가능성과 종적 비균질성이 미치는 영향을 파악해야 한다.

네 번째로 교정방식뿐만 아니라 수식까지 많은 변형이 필요하다(Sarma and Chen, 2009; Lorentzen *et al.*, 2009). 따라서 제안된 앙상블기반기법을 사용하기 어려울 뿐만 아니라 일반적인 방법론이 되지 못하고 특정 경우에만 적용가능한 한계가 있다.

다섯 번째로 제안된 기법 중 일부는 채널연결성에 대한 교정신뢰도가 낮은 한계를 보였다(Sarma and Chen, 2009; Lorentzen *et al.*, 2009). 따라서 생산이력을 맞추더라도 역산결과가 참조필드와 다르므로 생산량예측과 불확실성평가에 한계가 있다.

본 연구의 핵심목적은 빠르고 신뢰할 수 있는 채널저류층 특성화와 생산량예측 및 불확실성평가이다. 이를 위해 거리기반 ES를 제안하며 Fig. 1.4는 본 연구의 흐름도를 보여준다. 먼저 TI와 코어자료를 이용하여 정적자료를 결합한 채널저류층을 생성한다. 저류층모델간 비유사성(dissimilarity)을 측정한 거리(distance)를 계산하고 가까운 거리에 있는 모델을 묶는 군집화를 수행한다.

동적자료 결합을 위해 앙상블기반기법을 사용하며 제안된

거리기반 ES의 우수성을 파악하기 위해 EnKF와 ES의 결과와 비교한다. 마지막으로 교정된 채널저류층을 이용하여 생산량예측과 불확실성을 평가한다.

본 논문은 총 5장으로 구성된다. 1장 서론에서는 본 연구의 필요성과 기존 연구의 한계를 파악한다. 2장에서는 채널저류층 생성에 필요한 다점지구통계기법(multiple-point geostatistics)과 채널저류층의 특징을 설명한다. 3장에서는 앙상블기반기법들을 이용한 저류층 특성화에 대해 설명하고 거리기반 ES를 제안한다. 4장에서는 2차원 및 3차원 채널저류층 특성화와 생산량예측을 수행한다. 초기앙상블디자인이 잘못된 경우와 종적 비균질성이 강한 경우에 대한 영향도 파악한다. 5장은 본 연구의 결론으로 연구내용을 요약한다.

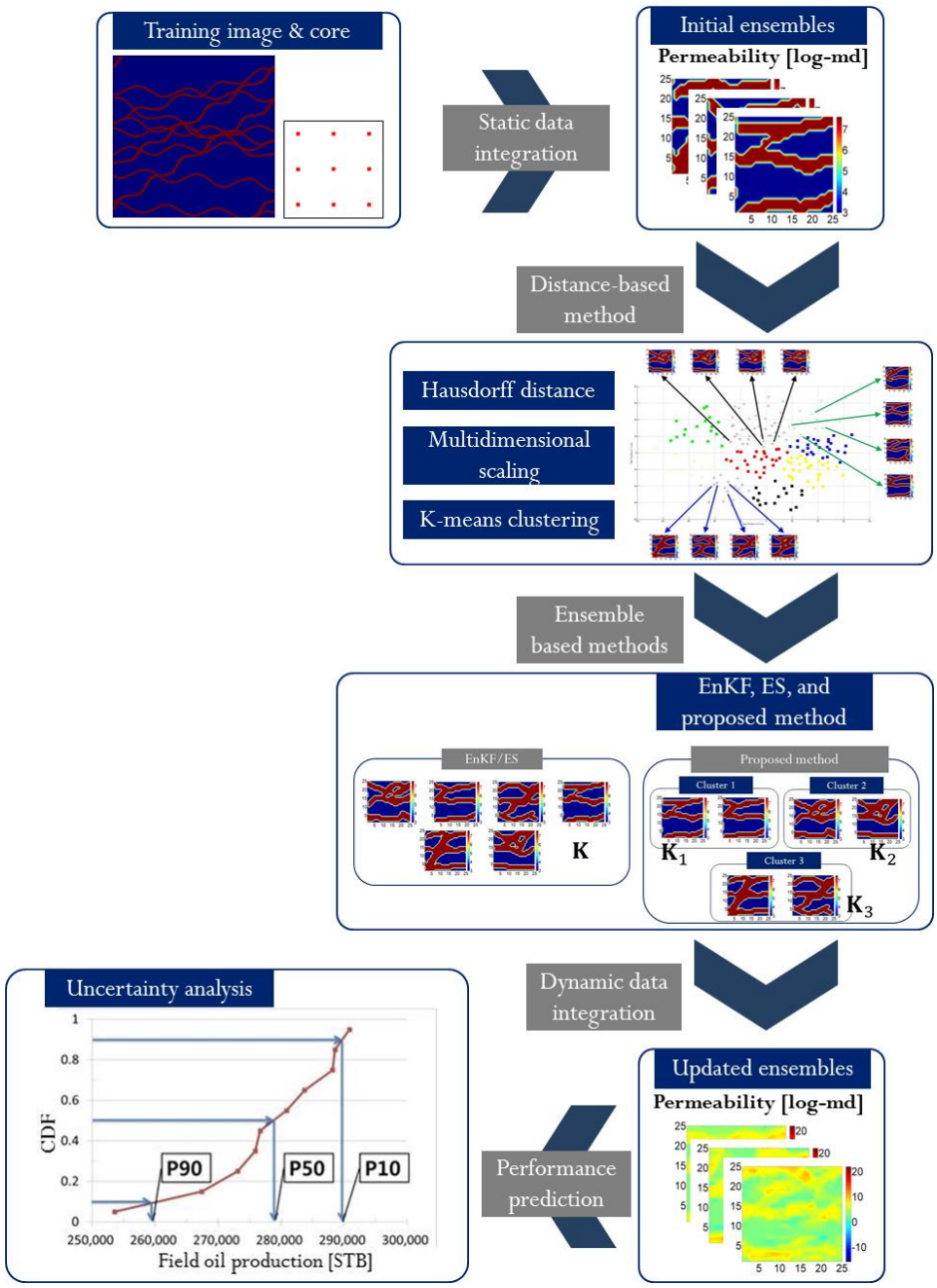


Fig. 1.4 Procedures for channelized reservoir characterization.

2. 채널저류층의 정적자료 결합

채널저류층이 아닌 일반저류층의 정적자료 결합은 전통적인 두점지구통계기법을 이용한다. 베리오그램으로 대표되는 두 점간 공간정보를 이용하여 관심위치의 저류층 특성값을 모델링한다. 하지만 이 기법은 채널저류층의 연결성을 구현하는데 한계가 있다. 따라서, 실제 지질구조를 잘 반영하는 저류층모델을 생성하기 위해서는 다점지구통계기법이 필요하다.

2.1 다점지구통계기법

저류층모델은 지구통계기법을 이용한 정적자료 결합으로 생성된다. 지구통계기법을 적용하는 알고리즘에는 픽셀기반(pixel-based)과 물체기반(object-based) 알고리즘, 다점시뮬레이션이 있다(Remy *et al.*, 2009).

픽셀기반알고리즘은 한 번에 한 격자의 모델인자값을 생성한다. 이 방법은 정적자료를 보존하기 쉬우나 채널과 같이 특정패턴을 구현하기 힘든 한계가 있다. 물체기반알고리즘은 패턴을 추계학적으로 생성하여 지역단위로 배정한다. 이 방법은 특정패턴을 구현하는 데는 이상적이지만 정적자료를 보존하기 어렵다.

다점시뮬레이션은 픽셀기반알고리즘과 물체기반알고리즘의

장점을 결합한 방법이다. 패턴을 묘사하는 트레이닝 이미지(training image, TI)로부터 조건부확률을 얻어 모델인자값을 격자단위로 생성한다. TI는 지질적 개념도로 저류층의 특성값이 공간상에 어떻게 분포되었는지에 대한 정보를 담고 있다. 즉 다점시뮬레이션에서는 TI가 베리오그램의 역할을 대체한다.

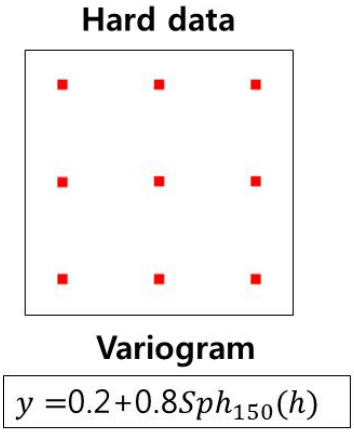
전통적인 두점지구통계기법은 픽셀기반알고리즘을 사용하며 공간적 분포특성을 파악하기 위해 베리오그램을 사용한다. 베리오그램은 주어진 정적자료가 많더라도 오직 두 점간의 상관관계를 기반으로 공간특성을 파악한다. 따라서 정적자료를 보존하는 데는 유리하지만 채널의 분포와 패턴을 모델링하기 어렵다.

Fig. 2.1은 순차지표시뮬레이션(sequential indicator simulation, SIS)과 다점시뮬레이션을 통해 생성한 지질모델을 보여준다. 먼저 SIS의 경우, Fig. 2.1a의 정적자료와 베리오그램을 통해 지질모델을 생성하였다. SIS로 생성된 지질모델은 지협적인 연결성만 있을 뿐 전체적인 채널연결성이 부족하다(Fig. 2.1c).

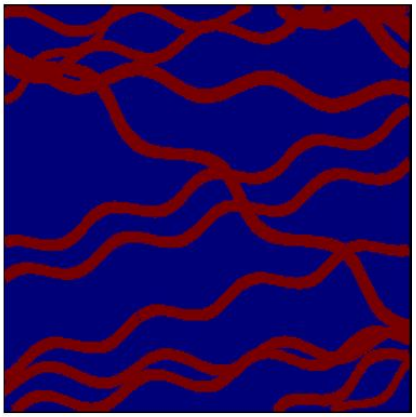
그에 반해 다점시뮬레이션 중 하나인 SNEsim(single normal equation simulation)은 채널연결성을 분명하게 구현하였다. 베리오그램에서 사용한 인자값을 반영하여 Fig. 2.1b와 같이 TI를 생성하였다. TI와 Fig. 2.1a의 정적자료를 이용하여 SNEsim으로 다점시뮬레이션을 수행한 결과, 채널저류층이 가지는 연결성을 잘 표현하는 지질모델을 생성하였다(Fig. 2.1d).

이와 같이 두점지구통계기법은 복잡한 지질구조를 생성하는데 분명한 한계가 있다. 채널패턴과 같이 다점으로 주어진 정적자료를 효과적으로 파악하기 위해서는 TI를 통한 다점지구통계기법을 사용해야 한다.

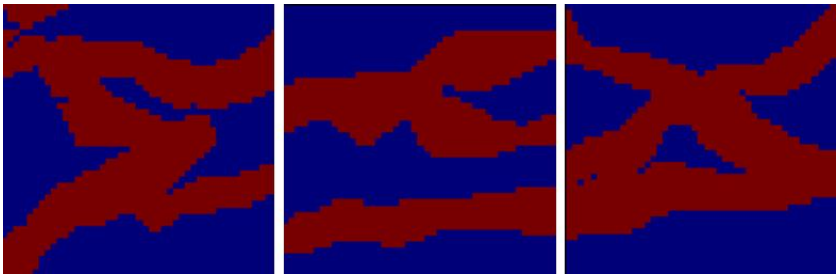
Fig. 2.2는 실제 지질구조와 이를 모사하기 위한 TI를 보여준다. Fig. 2.2a는 사암저류층을 형성하는 삼각주와 하천을 나타낸다. 두 경우 모두 특정패턴으로 채널을 형성하고 있다. 이러한 지질구조는 베리오그램이 아닌 TI를 통해 공간정보를 파악한다(Fig. 2.2b). TI는 다른 지구통계기법들과 마찬가지로 불변성(stationary)을 만족해야 한다(Caers and Zhang, 2004).



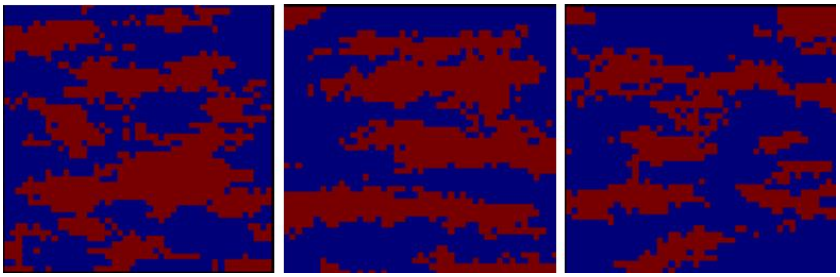
(a) Hard data and variogram



(b) TI

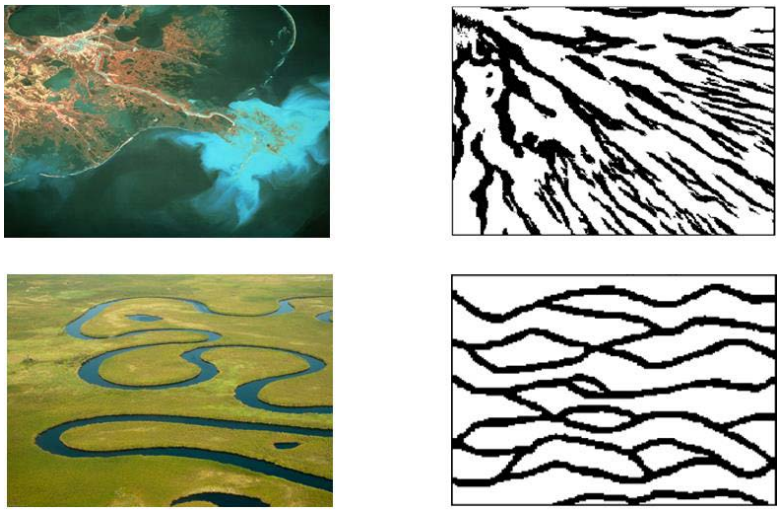


(c) Models by SIS



(d) Models by SNEsim

Fig. 2.1 Comparison variogram with TI for facies modeling.



(a) Geology structures (b) Tis

Fig. 2.2 Channel patterns in geology(Caers and Zhang, 2004; Gettyimages).

다점지구통계기법은 Guardiano와 Srivastava(1993)에 의해 제안되었다. 이후 Strebelle(2000)은 오직 한 번의 TI 검색을 통해 효율적으로 조건부확률을 저장하는 탐색트리(search tree)개념을 도입하였다. Fig. 2.3은 탐색트리를 이용한 다점시뮬레이션기법 중 하나인 SNEsim의 순서도이다.

먼저 TI를 검색하기 위한 데이터템플릿(data template)을 설정한다. 데이터템플릿은 관심지역의 특성값 생성에 사용할 다점정보의 수와 위치를 규정한다. 일반적으로 2차원은 60개, 3차원은 80개의 다점정보를 사용한다(Remy *et al.*, 2009). 데이터템플릿을 설정한 후에는 탐색트리를 작성하여 TI가 가지는 공간분포를 조건부확률로 저장한다.

탐색트리가 완성되면 격자시스템에 정적자료를 배정하고

격자방문경로를 결정한다. 관심위치의 특성값을 생성하기 위해 데이터템플릿의 암상정보와 일치하는 경우를 탐색트리에서 검색한다. 이후 탐색트리에 저장되어있는 조건부확률을 통해 누적확률함수를 구하고 난수를 발생시켜 특성값을 얻는다. 모든 격자에 특성값을 배정할 때까지 이러한 과정을 반복한다.

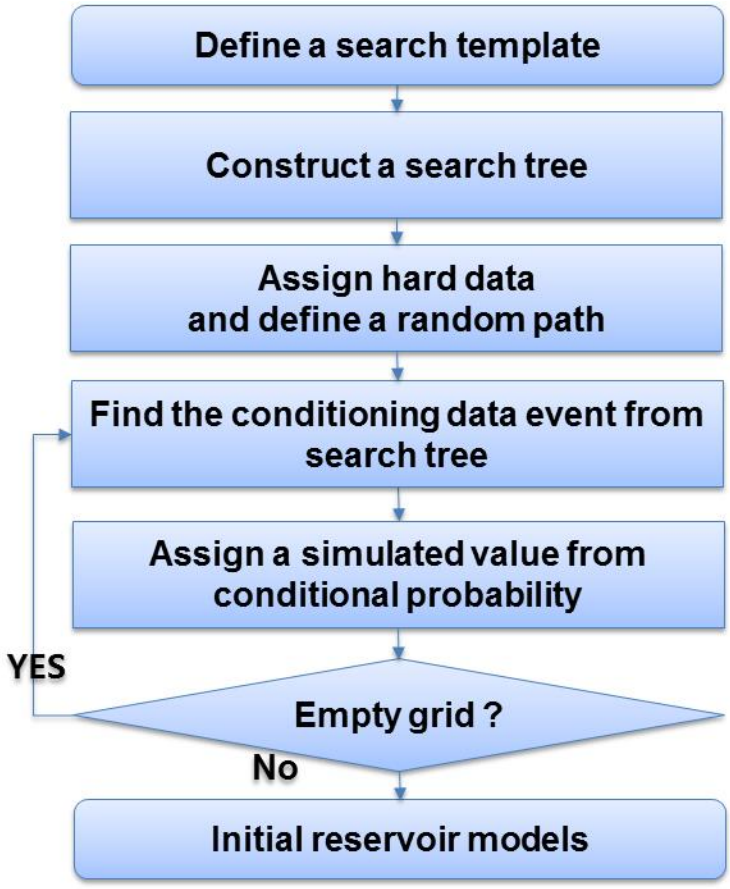


Fig. 2.3 Flow chart of SNEsim.

2.2 채널저류층의 특징

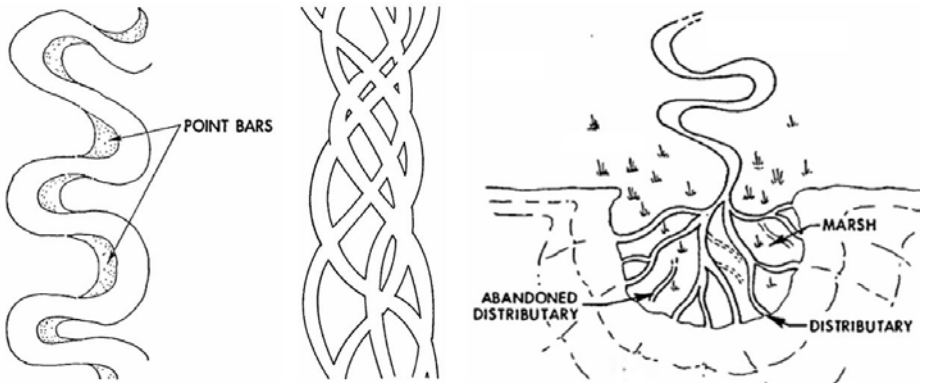
퇴적암 중 사암은 탄산암과 함께 대표적인 저류층암석이다(Hyne, 2001). 사암저류층은 침식과 퇴적작용이 활발히 일어나는 하천과 삼각주에서 생성될 가능성이 높다. 하천의 경우 곡류(meander)에 의해 바깥쪽은 침식이 일어나고 안쪽은 퇴적작용이 일어난다. 이로 인해 곡류 안쪽은 포인트바(point bar)와 같은 저류층이 형성되기 좋은 조건이다(Fig. 2.4a).

또한 하천에 의해 운반되던 퇴적물질이 많아지면 Fig. 2.4b와 같이 망상하천(braided river)을 이루어 저류층이 되기도 한다. 삼각주의 경우 하천과 바다의 상호작용에 의해 수많은 퇴적물이 퇴적되면서 분류하천(distributary river)이 생성된다(Fig. 2.4c).

채널저류층은 일정한 패턴을 보이며 횡적·종적 연결성을 가진다(이용일, 1993). 먼저 횡적 연결성의 경우 Fig. 2.5처럼 판상(sheet)과 신장형(elongated)으로 나눌 수 있다(Potter, 1962). 판상의 경우 불규칙적인 패턴을 보이며 주방향 역시 불명확하다(Fig. 2.5a). 신장형은 채널길이와 채널간 연결정도에 따라 포드형태(pods), 리본형태(ribbons), 나무형태(dendroids), 벨트형태(belts)로 구분한다(Fig. 2.5b). 하천과 삼각주에는 주로 나무형태의 채널이 발달한다(이용일, 1993).

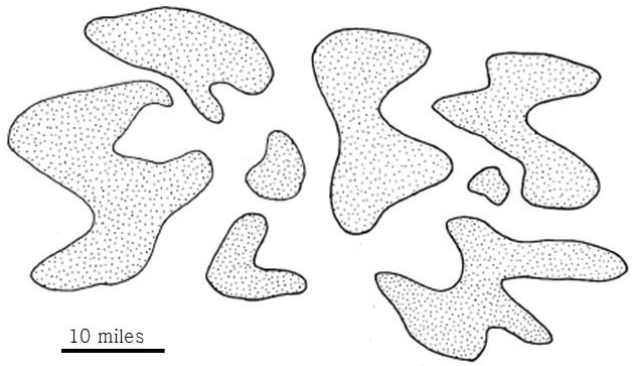
Fig. 2.6처럼 종적 연결성은 중첩방향과 중첩정도에 따라 수직중첩과 수평중첩, 고립으로 구분한다(이용일, 1993; Harris and

Hewitt, 1977). Fig. 2.7은 영국 Cheshire에 있는 Bollin하천의 변화를 보여준다(Hooke, 2003). 1850년부터 1989년까지 약 140년 동안 곡류가 뚜렷해졌으며 그에 따라 포인트바의 위치도 시대별로 달라졌다. 또한 1989년에는 도태된 곡류부분이 생기는 것을 확인할 수 있다. 이러한 하천흐름의 변화로 채널저류층이 횡적·종적 연결성을 가진다.



(a) Point bar (b) Braided river (c) Distributary river

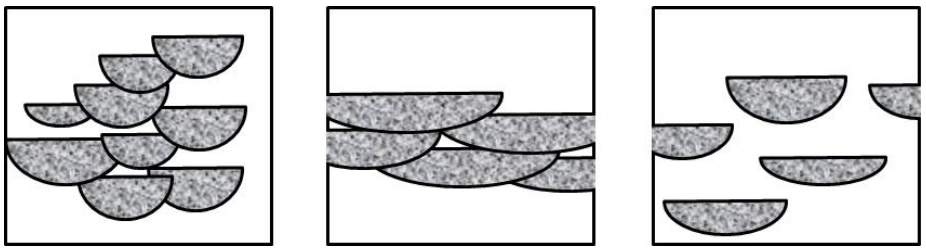
Fig. 2.4 Types of channelized reservoirs(Hyne, 2001).



(a) Sheet

(b) Elongate

Fig. 2.5 Horizontal connectivity of channelized reservoirs(Potter, 1962).



(a) Vertical overlapping (b) Horizontal overlapping (c) Isolation

Fig. 2.6 Vertical connectivity of channelized reservoirs(이용일, 1993; Harris and Hewitt, 1977).

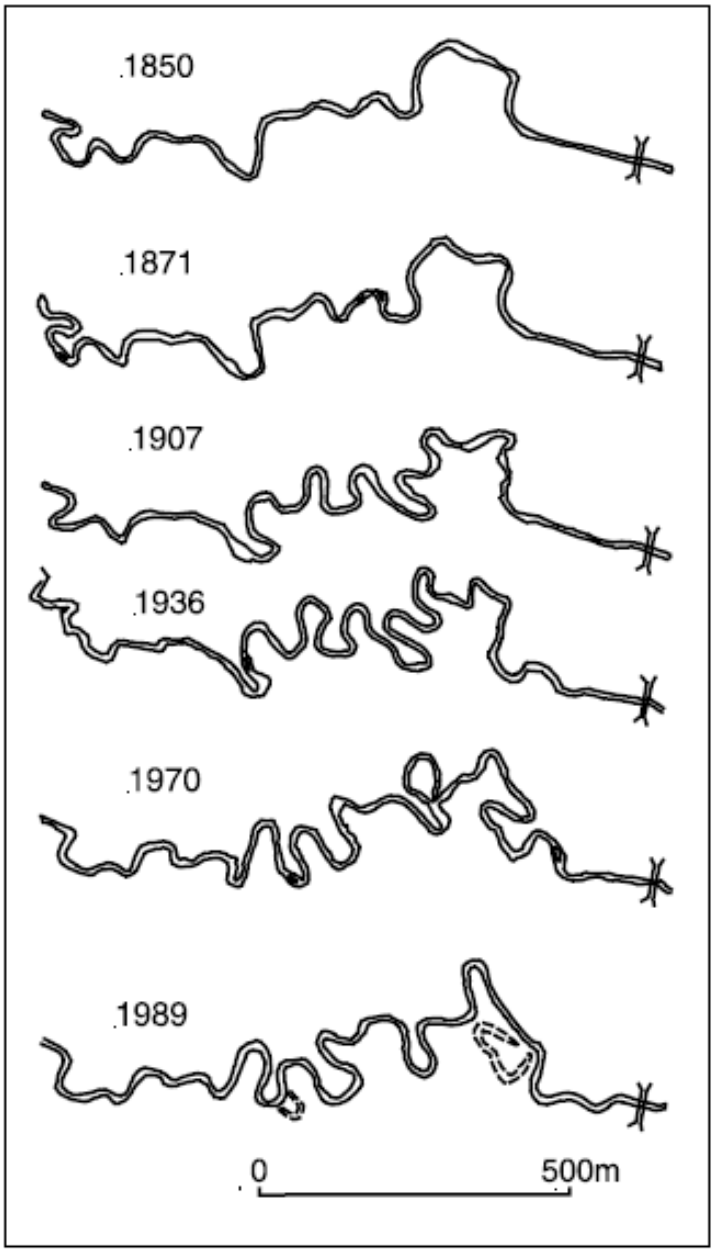
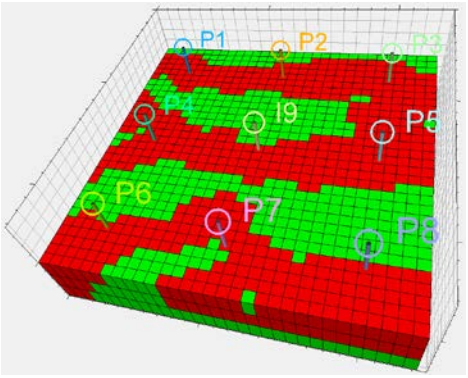


Fig. 2.7 Historical sequence of the Bollin river, Cheshire, UK(Hooke, 2003).

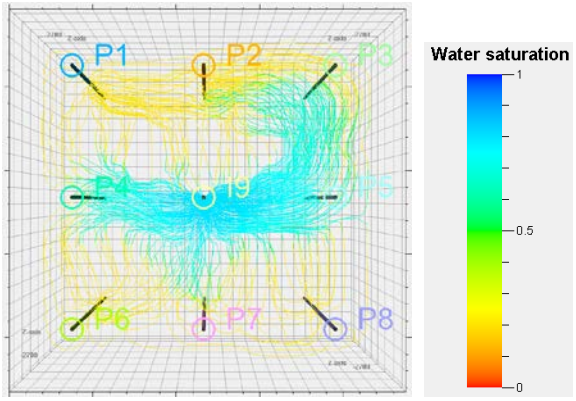
대부분의 채널저류층 특징은 이러한 횡적·종적 연결성에 기인하며 이는 유체흐름에 큰 영향을 미친다. 하지만 이러한 연결성은 비균질성이 매우 커 채널저류층의 유체흐름을 예상하기 어렵게 한다. Fig. 2.8a는 본 연구에서 사용된 3차원 참조필드이다. 횡적으로는 나무형태의 신장형 연결성을, 종적으로는 수직중첩 연결성을 보인다.

주입한 물의 이동을 유선(streamline, SL)시뮬레이션으로 파악한 결과, 채널연결성이 강한 생산정 3, 4, 5, 7번을 따라 이동하였다(Fig. 2.8b). 이는 Fig. 2.8a에서 보인 사암연결성과 일치한다. Fig. 2.8c는 생산정 7, 8번의 종적 비균질성에 의한 유체흐름의 영향을 보여준다. 1층과 2층에서는 생산정 7번을 거쳐 생산정 8번으로 오는 유선이 존재하지만 3층에서는 주입정과 생산정 8번을 바로 연결하는 유선만 존재한다. 이 역시 Fig. 2.8a에서 보인 사암의 종적 연결성과 동일하다.

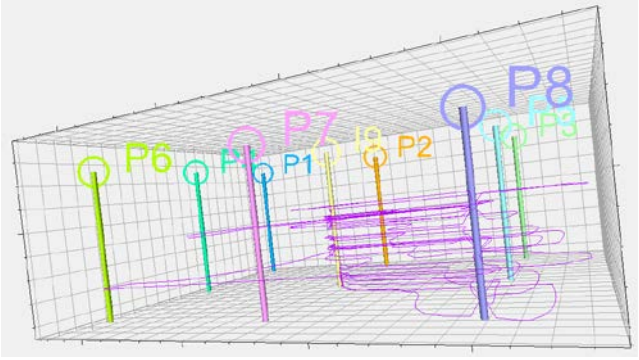
이처럼 사암연결성이 채널저류층거동에 지배적인 영향을 미치므로 이를 파악하는 것이 중요하다. 하지만 채널저류층은 비균질성이 크고 이봉분포를 가지므로 기존의 앙상블기반기법을 적용하기 어렵다. 따라서 본 연구의 목적은 ES를 개선하여 빠르고 신뢰할 수 있는 채널저류층 특성화와 생산량예측 및 불확실성평가를 수행하는 것이다.



(a) 3D channelized reservoir



(b) Water saturation on SL



(c) Connectivity between the injection well and well P8

Fig. 2.8 Fluid flow as channel streams.

3. 앙상블기반기법을 이용한 동적자료 결합

히스토리매칭은 저류층의 생산이력과 저류층모델의 생산량예측간 차이를 줄이도록 모델인자를 교정한다. 앙상블기반기법은 대표적인 히스토리매칭기법으로 앙상블칼만필터(ensemble Kalman filter, EnKF)와 앙상블스무더(ensemble smoother, ES)를 이용한 다양한 연구가 진행되고 있다. 본 장에서는 앙상블기반기법의 구체적인 교정절차와 수식을 설명한다. 또한 본 연구에서 제안된 거리기반 ES의 원리와 기존 앙상블기반기법과의 차이점을 설명한다.

3.1 앙상블칼만필터

EnKF는 정적인자와 동적인자, 시뮬레이션결과로 구성된 상태벡터(state vector)를 통해 히스토리매칭을 수행한다. 총 앙상블의 개수를 N_e, 총 교정횟수를 N_t로 가정했을 때, i번째 앙상블에 대한 t번째 상태벡터는 식 (3.1)과 같이 정의된다.

$$\mathbf{y}_{t,i} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}_t^s \\ \mathbf{m}_t^d \\ \mathbf{d}_t \end{bmatrix}_i, \quad i = 1, N_e,\ t = 1, N_t \tag{3.1}$$

여기서, $\mathbf{m}_t^s$ 는 정적인자로 격자별 유체투과율과 공극률 등 모델인자를 의미한다. $\mathbf{m}_t^d$는 동적인자로 격자별 압력과 물포화도와 같은 저류층경계조건이다. $\mathbf{d}_t$ 는 정적 및 동적인자를 이용하여 수행한 시뮬레이션결과로 관측값에 대응하는 예측값으로 구성된다.

EnKF는 예측과 교정을 반복하는 반복교정방식으로 히스토리매칭을 수행한다. 예측단계의 목표는 $\mathbf{d}_t$ 를 계산하여 상태벡터를 구성하는 것이다. 첫 예측단계에서는 정적자료를 이용하여 생성된 초기저류층모델인 $\mathbf{m}_{1,i}^s,\ (i = 1, N_e)$ 을 이용한다. 모든 앙상블들은 첫 관측자료인 $\mathbf{d}_1^{obs}$ 가 얻어지는 시점 (t_1) 까지 저류층시뮬레이션을 수행한다. 예측과정에서 사용되는 전위모델은 식 (3.2)와 같다.

$$\begin{Bmatrix} \mathbf{m}_t^d \\ \mathbf{d}_t \end{Bmatrix} = f\left(\mathbf{m}_{t-1}^s, \mathbf{m}_{t-1}^d\right) \tag{3.2}$$

여기서, f 는 다공질매질에서의 유체유동방정식을 의미하며 $(t-1)$시점에서 t시점까지 저류층시뮬레이션을 수행한다. 예측과정은 각 앙상블마다 독립적으로 수행하므로 병렬계산을 통해 시뮬레이션 시간을 줄일 수 있다. 또한 시뮬레이션결과값만 이용하므로 상용소프트웨어와 결합이 용이하다.

예측과정을 통해 관측값에 대응하는 예측값인 $\mathbf{d}_1$ 을 얻는다. 교정단계를 수행하기 위해 $\mathbf{d}_1$ 과 $\mathbf{m}_1^s$, $\mathbf{m}_1^d$를 이용하여 상태벡터를 구성한다. 교정단계의 목표는 다음 예측단계에 사용할 정적인자

$\mathbf{m}_2^s$를 계산하는 것이다. t_1시점의 교정이 종료되면 다음 관측자료가 존재하는 t_2 시점까지 예측을 수행한다. 이러한 예측과 교정과정을 최종 관측시점인 t_{N_e} 까지 반복한다. EnKF는 총 N_e 개의 저류층모델을 사용하므로 생산량예측에 대한 불확실성평가가 가능하다. EnKF의 수행과정을 순서도로 정리한 것이 Fig. 3.1이다.

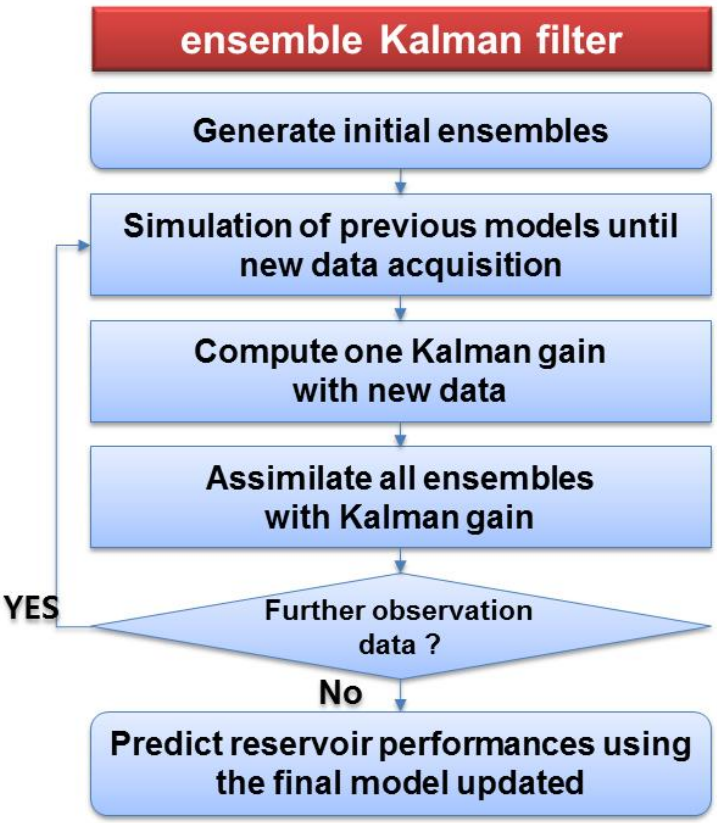


Fig. 3.1 Flow chart of EnKF.

EnKF의 구체적인 교정수식은 식 (3.3)과 같다. 관측값인 $\mathbf{d}_t^{obs}$ 와 예측값의 차이에 칼만게인(Kalman gain), $\mathbf{K}$ 를 곱하여 상태벡터를 교정한다.

$$\mathbf{y}_t^a = \mathbf{y}_t^p + \mathbf{K}\left(\mathbf{d}_t^{obs} - \mathbf{H}\mathbf{y}_t^p\right) \tag{3.3}$$

여기서, 윗첨자 a와 p는 교정후(assimilated)와 교정전(priori)을 의미한다. $\mathbf{H}$ 는 측정행렬(measurement matrix operator)로 상태벡터에서 시뮬레이션예측값만 취하기 위한 행렬이다. 즉, $\mathbf{H}\mathbf{y}_t^p$를 통해 관측값인 $\mathbf{d}_t^{obs}$ 에 대응하는 예측값, $\mathbf{d}_t$ 를 가져와 둘의 차를 계산한다. 따라서 측정행렬은 0과 1로만 구성된다.

교정수식에서 중요한 역할을 하는 칼만게인은 식 (3.4)로 계산된다.

$$\mathbf{K} = \mathbf{C}_Y^p\mathbf{H}^T\left(\mathbf{H}\mathbf{C}_Y^p\mathbf{H}^T + \mathbf{C}_D\right)^{-1} \tag{3.4}$$

여기서, 윗첨자 T는 전치행렬을 의미하며 $\mathbf{C}_Y^p$와 $\mathbf{C}_D$는 각각 교정전 추정오차공분산과 관측오차공분산(measurement noise covariance)을 나타낸다.

관측오차공분산은 관측방법과 관측기기의 오차인 관측오차, $\mathbf{v}_d$ 의 공분산이다. 관측자료의 종류에 따라 관측방법과 관측기기가 다르므로 관측오차도 달라진다. 관측오차는 칼만게인뿐만 아니라

앙상블별 관측자료를 생성할 때도 이용된다. 식 (3.5)처럼 $\mathbf{d}_t^{obs}$를 참으로 가정하고 관측오차를 반영하여 앙상블마다 서로 다른 관측값을 사용한다. 이 때 관측오차는 오차평균과 노이즈(noise)의 합으로 생성한다.

$$\mathbf{d}_{t,i}^{obs} = \mathbf{d}_t^{obs} + \mathbf{v}_{d,i} \tag{3.5}$$

추정오차공분산에 사용되는 추정오차는 식 (3.6)으로 정의된다.

$$\mathbf{e}_t \equiv \mathbf{y}_t - \hat{\mathbf{y}}_t \tag{3.6}$$

여기서, 윗꺽쇠 $\hat{}$는 참값을 의미한다. 하지만 상태벡터의 참값을 모르기 때문에 앙상블평균을 참으로 가정한다. 이러한 가정으로 인해 초기앙상블디자인이 히스토리매칭에 큰 영향을 미친다.

추정오차공분산은 공분산의 정의에 따라 식 (3.7)로 계산된다. 식 (3.4)의 칼만게인은 교정후 추정오차공분산이 최소가 되도록 유도되었다(부록 A 참조).

$$\mathbf{C}_{Y,t} = E[\mathbf{e}_t \mathbf{e}_t^T] = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{i=1}^{N_e} \mathbf{e}_{t,i} \, \mathbf{e}_{t,i}^T \tag{3.7}$$

칼만게인에 사용되는 식 (3.4)은 계산효율이 낮다. 상태벡터의 크기를 N_y로 가정하면 식 (3.4)의 교정전 추정오차공분산은

$N_y \times N_y$ 행렬이 된다. 격자수가 많거나 교정하는 모델인자의 수가 늘어나면 상태벡터의 크기도 매우 커진다. 이에 따라 추정오차공분산의 크기도 커져 계산효율을 낮추고 많은 저장공간이 필요해진다.

식 (3.4)를 보면 추정오차공분산과 측정행렬이 항상 곱해지므로 실제 계산은 $N_y \times N_y$ 행렬 전체가 필요하지 않다. 그러므로 추정오차공분산의 제곱근인 $\mathbf{L}_Y^p$를 이용하면 식 (3.4)의 칼만게인은 식 (3.8)과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{K} = \mathbf{L}_Y^p\left(\mathbf{HL}_Y^p\right)^T\left(\left(\mathbf{HL}_Y^p\right)\left(\mathbf{HL}_Y^p\right)^T + \mathbf{C}_D\right)^{-1} \quad (3.8)$$

t 시점에서 관측자료개수가 N_t^{obs} 라면 $\mathbf{L}_Y^p$는 $N_t^{obs} \times N_y$ 행렬이 되고 $\mathbf{HL}_Y^p$는 N_y 크기를 가지는 벡터가 된다. 따라서 식 (3.4)보다 식 (3.8)을 사용하여 계산효율성을 높일 수 있다.

3.2 앙상블스무더

EnKF에서 사용하는 가정은 앙상블기반기법에 공통적으로 적용되며 ES 역시 동일한 가정을 사용한다. 따라서 ES도 저류층모델인자를 정규분포로 가정하며 앙상블평균을 참으로 간주한다. 또한 예측과 교정에 사용되는 수식 역시 그대로 이용된다.

두 기법의 차이는 관측자료를 이용하는 방식에서 기인한다. ES는 관측시점에 상관없이 모든 관측자료를 사용하여 전역교정을 수행한다. 즉, EnKF가 t시점에서 N_t^{obs}개의 관측자료를 이용한다면 ES는 $\sum_{t=1}^{N_t} N_t^{obs}$개의 관측자료를 한 번에 이용한다.

Fig. 3.2는 ES의 순서도를 나타낸다. 정적자료로 초기앙상블을 생성한 후 식 (3.2)의 전위모델을 이용하여 예측과정을 수행한다. EnKF는 t_1 시점까지 예측하지만 ES는 최종 교정시점인 t_{N_t} 까지 예측한다. 식 (3.1)에서 총 $\sum_{t=1}^{N_t} N_t^{obs}$ 개의 관측자료에 대응하는 예측값을 $\mathbf{d}_t$로 두고 상태벡터를 구성한다. 교정단계에서는 EnKF와 마찬가지로 식 (3.3)과 식 (3.8)을 이용하여 정적인자를 수정한다. 이처럼 ES는 예측과 교정과정이 오직 1회만 필요하다.

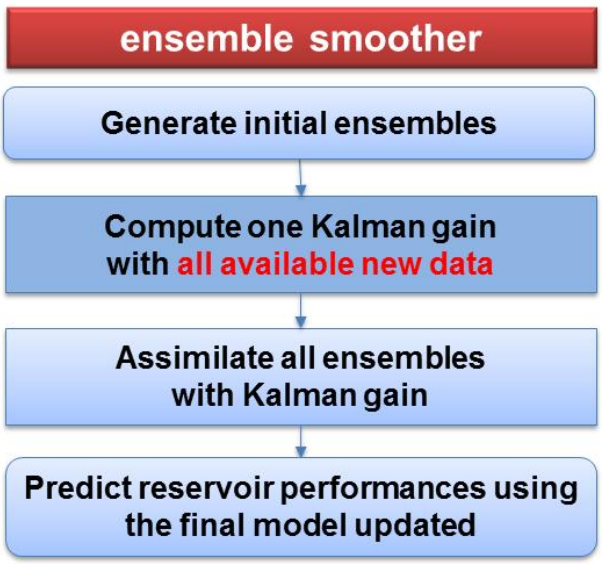


Fig. 3.2 Flow chart of ES.

EnKF와 ES는 동일한 가정과 수식을 사용함에도 불구하고 교정방식이 달라 서로 다른 특징을 가진다. 첫 번째로 ES는 히스토리매칭에 필요한 시간이 매우 짧다. EnKF는 앙상블수가 커질수록, 교정횟수가 커질수록 소요시간이 급격히 증가한다. 이는 반복교정방식으로 인해 $N_e \times N_t$ 만큼의 전위모델을 수행하기 때문이다.

그에 반해 ES는 전역교정방식이므로 오직 N_e번의 전위모델만 수행하면 된다. 물론 ES는 모든 관측자료를 한 번에 이용하므로 상태벡터가 커져 교정시간이 길어진다. 하지만 일반적으로 정적 및 동적 인자의 수가 상태벡터의 대부분을 차지하여 $N_y \gg \sum_{t=1}^{N_t} N_t^{obs}$ 이므로 교정시간증가가 크지 않다(Chen and Oliver, 2012).

두 번째로 ES는 상용소프트웨어와의 연동이 더 간편하다. 예측단계에서는 식 (3.3)의 전위모델을 수행하려면 정적자료와 경계조건이 필요하다. 정적자료는 교정된 정적인자를 바로 이용한다. 하지만 교정된 동적인자는 경계조건으로 사용하기 부적합하다. 이는 교정된 정적인자를 이용해 교정을 수행한 현 시점까지 전위모델을 재수행해야 올바른 경계조건이 계산되기 때문이다. 따라서 재시뮬레이션을 수행해야 하므로 히스토리매칭시간이 증가하고 상용소프트웨어에 대한 추가적인 지식도 필요하다.

세 번째로 EnKF는 앙상블독립가정을 수차례 위배한다. 앙상블기반기법은 앙상블들끼리 서로 독립이라는 가정을 사용한다.

하지만 매 교정마다 하나의 칼만게인을 사용하므로 앙상블끼리 연관성을 가진다. EnKF의 경우 교정횟수만큼 칼만게인을 계산하므로 동일 횟수만큼 가정을 위반한다(Skjervheim *et al.*, 2011). 따라서 앙상블붕괴(ensemble collapse)가 일어날 확률이 크며 심할 경우 필터발산문제를 유발한다. 그에 반해 전역교정방식인 ES는 한 번만 가정을 위반한다.

네 번째로 ES는 시간에 따른 관측자료의 흐름을 파악할 수 있다. 유정별 오일생산량을 관측자료로 사용하여 유체투과율을 교정한다고 가정하자. 이 때 높은 생산량을 보이다가 생산장비문제로 생산량이 급격히 줄어든 생산정이 있다. EnKF는 낮아진 생산량을 근거로 유체투과율을 낮게 교정한다. 즉 해당 교정시점의 관측자료에만 초점을 맞추고 이전의 관측자료는 전혀 고려하지 않는다. 하지만 ES는 모든 관측자료를 한 번에 이용함으로써 관측자료의 시간에 따른 흐름을 고려할 수 있다.

3.3 거리기반 앙상블스무더

ES는 전역교정을 이용하므로 EnKF에 비해 많은 이점을 가진다. 하지만 교정신뢰도가 떨어져 오버슈팅과 필터발산 문제가 발생하고 불안정한 결과를 제공할 가능성이 크다. 그럼에도 앙상블기반기법의 연구추세는 저류층 특성화가 획기적으로 빠른 ES의 신뢰도를 개선하는 것이다. EnKF 역시 신뢰도는 개선할 수 있지만

반복교정으로 인해 시뮬레이션속도 향상에는 한계가 있기 때문이다.

Reynolds 등(2006)은 EnKF에 반복법개념을 도입하여 저류층 특성화결과를 개선시켰다. 이후 EnKF뿐만 아니라 ES에 반복법을 사용한 연구가 활발히 진행되고 있다. Emerick과 Reynolds(2013c)는 1차원 저류층 특성화를 수행하여 기존 앙상블기반기법들의 한계를 파악하고 ES 반복법이 우수함을 보였다.

Chen과 Oliver(2012), 그리고 Emerick과 Reynolds(2013a)는 ES 반복법으로 Brugge필드의 저류층 특성화를 성공적으로 수행하였다. 이들은 ES의 반복과정이 EnKF의 반복교정과 같은 효과가 있어 교정신뢰도가 향상된다고 언급하였다.

이후 연구에서는 ES 반복법을 실제 현장자료에 적용하여 성공적인 생산량예측 및 불확실성평가를 수행하였다(Chen and Oliver, 2013; Emerick and Reynolds, 2013b). 이들은 생산자료는 물론 탄성파자료도 관측자료로 이용하였다. 또한 교정하는 정적인자도 유체투과율뿐만 아니라 공극률과 NTG(net-to-gross) 등을 사용하여 ES 반복법의 적용가능성을 검증하였다.

이처럼 ES 반복법은 ES의 교정신뢰도를 개선하여 EnKF와 유사하거나 더 향상된 결과를 보였다. 하지만 ES의 전역교정을 반복하면서 ES의 최대 장점인 빠른 시뮬레이션속도를 유지하지 못한다. 시간비교를 제시하지 않는 경우를 제외한 모든 연구에서 ES 반복법은 EnKF보다 더 많은 히스토리매칭시간이 소요됐다(Chen and Oliver, 2012; Emerick and Reynolds, 2013a,

2013b, 2013c).

특히, Chen과 Oliver가 제안한 ES 반복법은 목적함수가 수렴조건을 만족해야 반복과정이 종료되므로 히스토리매칭시간을 예측할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 ES의 빠른 시뮬레이션속도를 유지하면서도 신뢰할 수 있는 저류층 특성화를 수행하기 위해 거리기반 ES를 고안하였다.

3.3.1 칼만게인과 민감도행렬

거리기반 ES는 ES의 전역교정을 그대로 이용한다. 또한 앙상블기반기법들의 가정 및 수식을 수정없이 사용한다. 오직 다른 점은 하나의 칼만게인이 아닌 다수의 칼만게인을 이용하여 교정을 수행하는 것이다.

제안된 기법은 칼만게인의 중요성에 대한 기존 연구로부터 착안하였다. Gu와 Oliver(2006)는 EnKF와 MAP(maximum a posteriori) 교정식을 비교하였다. 식 (3.9)는 목적함수를 최소화시키는 MAP 모델을 보여준다. 식 (3.4)와 비교 시 칼만게인이 민감도행렬과 모델공분산행렬의 곱과 유사한 역할을 하는 것을 알 수 있다.

$$\mathbf{m}_{\mathrm{MAP}} = \mathbf{m}_{\mathrm{prioir}} + \mathbf{C}_{\mathrm{M}}\mathbf{G}^{\mathrm{T}}\left(\mathbf{G}\mathbf{C}_{\mathrm{M}}\mathbf{G}^{\mathrm{T}} + \mathbf{C}_{\mathrm{D}}\right)^{-1}\left(\mathbf{d}_{\mathrm{obs}} - \mathbf{G}\mathbf{m}_{\mathrm{prioir}}\right) \qquad (3.9)$$

여기서, $\mathbf{m}_{\mathrm{prioir}}$는 교정전 모델인자를, $\mathbf{G}$는 민감도행렬을 의미한다.

Zafari와 Reynolds(2007)는 EnKF와 RML(randomized maximum likelihood) 교정식을 비교하였다. 식 (3.10)은 목적함수를 최소화시키는 RML 모델을 나타낸다. MAP 모델과 마찬가지로 칼만게인이 민감도행렬과 모델공분산행렬의 곱과 유사한 역할을 한다.

$$\mathbf{m}_{\mathrm{RML}} = \mathbf{m}_{\mathrm{uc}} + \mathbf{C}_{\mathrm{M}}\mathbf{G}^{\mathrm{T}}\left(\mathbf{G}\mathbf{C}_{\mathrm{M}}\mathbf{G}^{\mathrm{T}} + \mathbf{C}_{\mathrm{D}}\right)^{-1}\left(\mathbf{d}_{\mathrm{uc}} - \mathrm{f}(\mathbf{m}_{\mathrm{uc}})\right) \qquad (3.10)$$

여기서, $\mathbf{m}_{\mathrm{uc}}$는 모델인자에 대한 사전확률밀도함수로부터 생성된 초기모델을, $\mathbf{d}_{\mathrm{uc}}$는 관측자료에 측정오차를 더한 관측값을 의미한다. 이처럼 앙상블기반기법의 교정수식은 변화율기반기법의 교정수식과 유사성이 있다(Zafari and Reynolds, 2007; Oliver *et al.*, 2008; Wang *et al.*, 2009; Oliver and Chen, 2011).

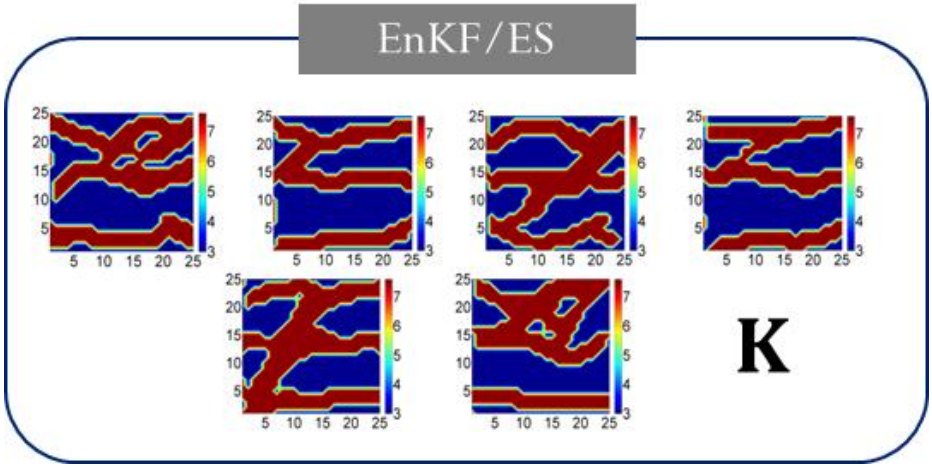
민감도행렬은 모델인자변화에 대한 관측자료변화로 저류층모델이 바뀌면 민감도행렬 역시 달라진다. 따라서 MAP나 RML에서는 한 저류층모델에 대한 민감도행렬을 구하고 이를 이용하여 정적인자를 교정한다. 앙상블기반기법의 앙상블은 서로 다른 저류층모델을 가지므로 민감도행렬 역시 다르다(Oliver *et al.*, 2008). 그럼에도 불구하고 민감도행렬 역할을 하는 칼만게인은 모든 앙상블에 대해 동일한 값을 이용한다.

따라서 본 연구에서는 각 앙상블에 더 적합한 칼만게인을 이용하여 교정을 수행하고자 한다. Fig. 3.3은 기존

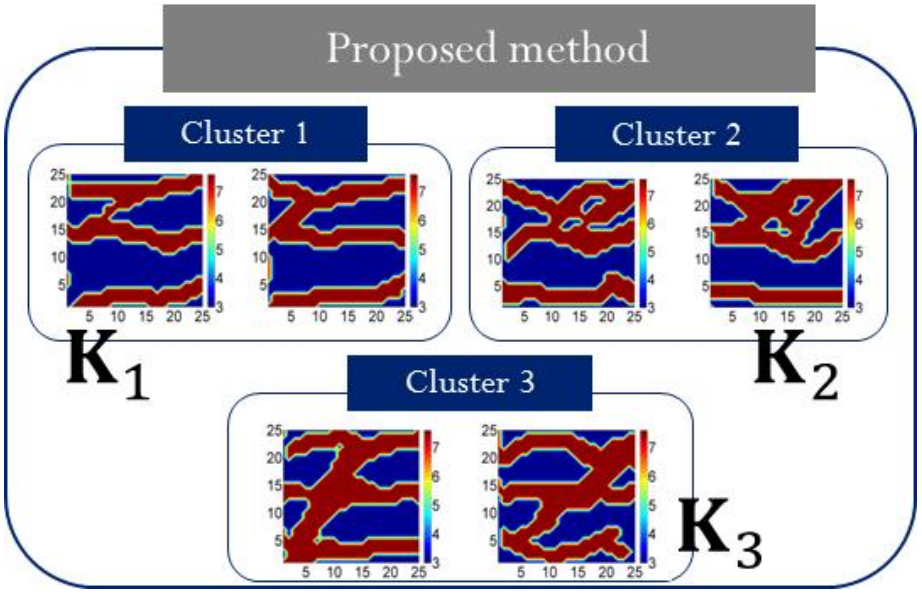
앙상블기반기법과 제안된 기법의 칼만게인 계산방식을 보여준다. EnKF와 ES는 모든 앙상블을 이용하여 하나의 칼만게인을 계산한다(Fig. 3.3a). 하지만 거리기반 ES에서는 비슷한 저류층모델을 가진 앙상블끼리 분류한 후 군집별 칼만게인을 계산한다(Fig. 3.3b). 이후 식 (3.3)에서 앙상블이 속해있는 군집의 칼만게인을 이용하여 교정을 수행한다.

군집별 칼만게인은 해당 군집에 속한 앙상블을 잘 대표하는 민감도행렬 역할을 한다. 또한 군집별로 칼만게인을 사용하므로 앙상블이 서로 독립이라는 가정에도 더 적합하다. 식 (3.3)에서 알 수 있듯이 칼만게인은 앙상블기반기법의 교정에 매우 큰 영향을 미친다. 따라서 보다 적합한 칼만게인을 사용하는 것은 교정신뢰도를 향상시킬 것으로 기대된다.

Fig. 3.4는 거리기반 ES의 순서도를 나타낸다. ES의 전역교정을 이용하므로 예측과 교정은 1회만 필요하다. 다만 ES를 적용하기 이전에 두 단계로 구성된 거리기반기법이 적용되며 이는 3.3.2항에서 설명한다. 이처럼 제안된 기법은 거리기반기법이라는 전처리과정만 추가되므로 ES의 수식과 광역교정방식을 그대로 사용할 수 있어 빠른 히스토리매칭속도가 유지되는 장점이 있다.



(a) Standard ensemble-based methods



(b) The proposed method

Fig. 3.3 Differences in the calculation of Kalman gain.

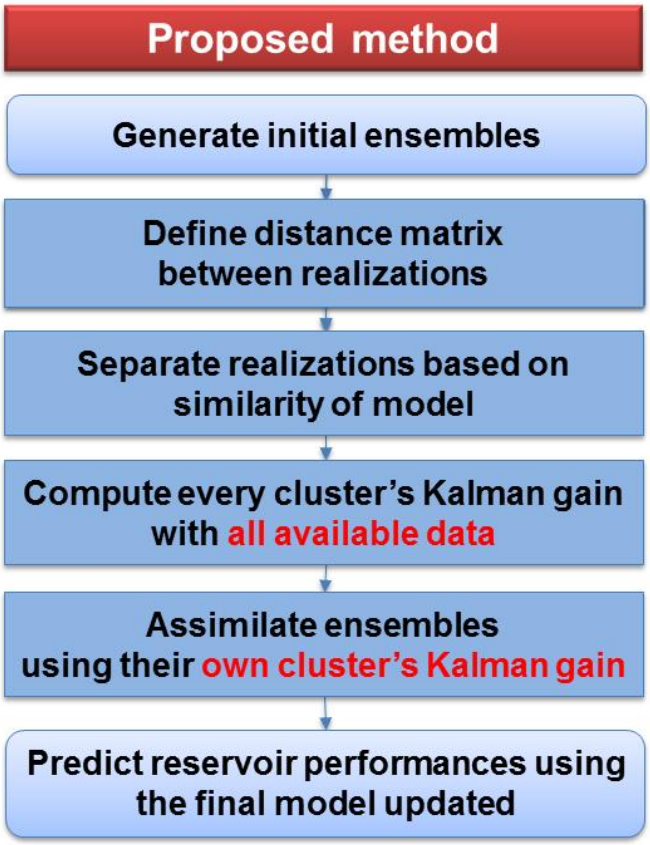


Fig. 3.4 Flow chart of the proposed method.

3.3.2 거리기반기법

제안된 거리기반 ES의 성공적인 적용을 위해서는 유사한 앙상블을 구분하는 과정이 필수적이며 거리기반기법을 통해 초기앙상블의 유사성을 판단한다. 이 기법은 최근 효율적인 생산량예측 및 불확실성평가에 활발히 적용되고 있다.

예를 들어 100개의 저류층모델로 불확실성을 평가하려면 100번의 저류층시뮬레이션이 필요하다. 만약 100개를 대표할 수

있는 10개 모델을 선정할 수 있다면 그 횟수는 10번으로 줄이면서 100개와 동일한 불확실성을 제공할 수 있다. 거리기반기법은 10개의 대표모델을 선정하기 위해 사용된다.

거리기반기법은 비유사성을 나타내는 거리계산과 군집화기법의 적용으로 이루어진다. 거리는 자신이 목표로 하는 대표모델을 선정할 수 있다면 어떠한 것도 그 기준이 될 수 있다. 다만 거리는 관심 저류층거동과 연관이 있어야 하며 Fig. 3.5에서 볼 수 있듯이 정적기반거리와 동적기반거리로 분류된다.

정적기반거리는 패턴인식분야에서 연구된 이론을 이용하며 말 그대로 생김새가 비슷한 모델들을 유사성이 높다고 판단한다. Suzuki와 Caers(2008)는 Hausdorff 거리를 이용하여 2차원 채널저류층의 비유사성을 성공적으로 평가하였다(Fig. 3.5a). 또한 채널저류층의 사암연결성이 워터컷이나 정저압력감소에 큰 영향을 미치므로 동적거동과 연관이 있음을 보였다.

임정택(2012)과 Jin 등(2011)은 오일샌드의 생산량예측에 정적기반거리를 사용하였다. 임정택(2012)은 암상분포대신 생산량과 더 관련이 깊은 CHV(connected hydrocarbon volume)와 구역창(local window)을 거리기준으로 사용하였다(Fig. 3.5b).

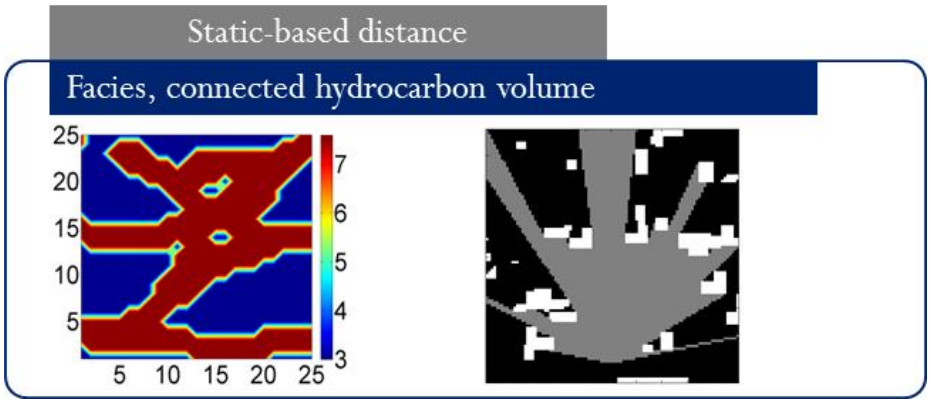
Jin 등(2011)은 유선시뮬레이션을 통해 유선이 지나간 격자를 거리기준으로 사용하였다. 또한 오일샌드저류층도 사암과 셰일의 분포가 스팀챔버(steam chamber)확장에 중요한 역할을 하므로

암상분포로 거리를 정의할 수 있다. 이처럼 동일한 대상과 목표가 있더라도 거리정의는 다양하다.

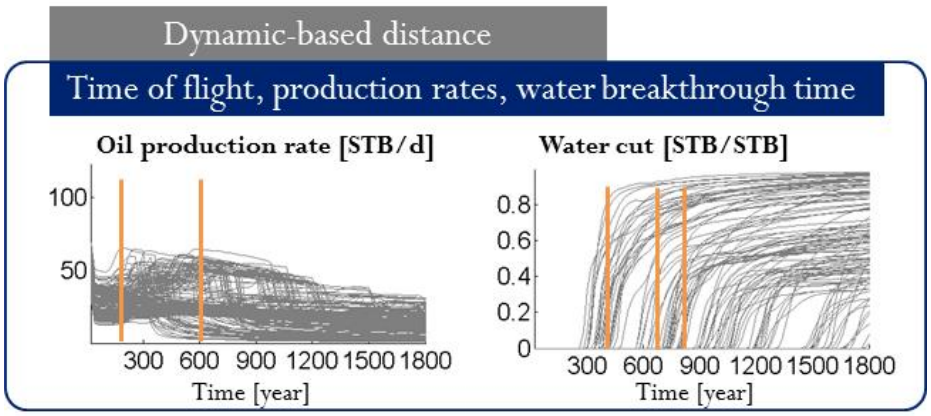
동적기반거리는 관심있는 동적자료와 관련있거나 해당 동적자료 자체를 거리로 사용한다. 이용하는 동적자료는 유정별 오일생산량과 워터컷, 누적오일생산량(field oil production, FOP) 등 다양하다. 예를 들어 Fig. 3.5c와 같이 200개 저류층모델의 동적자료를 가지고 있다면 특정 시점의 생산량차이로 거리를 정의할 수 있다.

Park과 Caers(2007)는 유선시뮬레이션으로 구한 유정별 TOF(time of flight)를 통해 거리를 정의하였다. Scheidt과 Caers(2009a, b)는 추적자시뮬레이션을 이용하여 추적자가 생산되는 시점의 누적오일생산량을 거리로 정의하였다.

이처럼 동적기반거리를 사용하면 관심 저류층거동과 높은 연관성을 가지는 장점이 있다. 하지만 전위모델을 수행해야 하므로 정적기반거리에 비해 많은 시간이 필요하다. 이러한 단점을 보완하고자 앞의 연구에서도 시뮬레이션속도가 빠른 유선 및 추적자 시뮬레이션을 사용하였다.



(a) Facies (b) CHV



(c) OPR and WCT

Fig. 3.5 Types of distance concepts(CHV from 임정택, 2012).

본 연구에서는 ES의 빠른 시뮬레이션속도를 유지하는 것이 목표이므로 거리기반기법에 소요되는 시간을 단축하기 위해 정적기반거리를 이용하였다. 또한 거리기반기법의 사용목적이 유사한 암상분포를 가진 채널저류층을 군집화하는 것이므로 정적기반거리가 더 적합하다.

정적기반거리 중에서는 2차원 채널저류층에 대한 군집화를 성공적으로 수행한 Suzuki와 Caers(2008)의 거리기반기법을 사용하였다. 즉, Hausdorff 거리로 초기앙상블간의 비유사성을 측정하고 K-means 군집법을 통해 초기앙상블을 분류하였다.

Hausdorff 거리는 패턴인식과 이미지매칭을 위해 제안된 기법이다(Dubuisson and Jain, 1994). Hausdorff 거리, $\mathrm{H}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$는 공간상에 주어진 두 좌표집단의 비유사성을 측정하며 식 (3.11)과 같이 정의된다.

$$\mathrm{H}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \max\left(\mathrm{d}(\mathbf{A}, \mathbf{B}), \mathrm{d}(\mathbf{B}, \mathbf{A})\right) \tag{3.11a}$$

$$\mathrm{d}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \max_{\mathbf{a}\in\mathbf{A}} \min_{\mathbf{b}\in\mathbf{B}} \|\mathbf{a} - \mathbf{b}\| \tag{3.11b}$$

$$\mathrm{d}(\mathbf{B}, \mathbf{A}) = \max_{\mathbf{b}\in\mathbf{B}} \min_{\mathbf{a}\in\mathbf{A}} \|\mathbf{b} - \mathbf{a}\| \tag{3.11c}$$

여기서, $\mathbf{A}$와 $\mathbf{B}$는 좌표집단을 의미하며 각 좌표집단에 포함된 좌표들을 $\mathbf{a}$와 $\mathbf{b}$로 나타내었다. $\|\ \|$는 정규(norm)로 좌표공간상에 있는 두 좌표의 거리를 의미한다.

식 (3.11b)가 가지는 의미는 좌표집단 $\mathbf{A}$의 한 좌표에서 좌표집단 $\mathbf{B}$의 가장 가까운 좌표까지의 거리 중 가장 긴 거리이다. Hausdorff 거리에서 조심해야 할 것은 $\mathrm{d}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$와 $\mathrm{d}(\mathbf{B}, \mathbf{A})$가 엄연히 다른 값을 가진다는 점이다.

Fig. 3.6은 Hausdorff 거리의 예를 보여준다. 좌표집단 $\mathbf{A}$와 $\mathbf{B}$는 각각 세 좌표를 가지고 있다. 이 때 좌표집단이 가지는 좌표

수가 동일하지 않아도 Hausdorff 거리를 적용하는데 문제가 없다. 식 (3.11b)와 (3.11c)를 계산한 후 최대값을 취하면 식 (3.11a)의 Hausdorff 거리를 얻는다. 먼저 $\mathrm{d}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$를 계산하기 위해서는 모든 $\mathbf{a}$ 좌표에 대해 좌표집단 $\mathbf{B}$ 중 가장 가까운 좌표를 결정해야 한다. Fig. 3.6의 왼쪽은 $\mathbf{a}_1$, $\mathbf{a}_2$, $\mathbf{a}_3$ 순서대로 $\min_{\mathbf{b}\in\mathbf{B}}\|\mathbf{a}_\mathrm{i} - \mathbf{b}\|$를 결정한 것이다. $\mathrm{d}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$는 이들 값 중 가장 긴 $\|\mathbf{a}_1 - \mathbf{b}_1\|$이 된다.

Fig. 3.6의 오른쪽처럼 $\mathrm{d}(\mathbf{B}, \mathbf{A})$를 계산 시에도 동일한 과정을 수행한다. $\mathbf{b}_1$, $\mathbf{b}_2$, $\mathbf{b}_3$에 대해 $\min_{\mathbf{a}\in\mathbf{A}}\|\mathbf{b}_\mathrm{i} - \mathbf{a}\|$을 구해준 후 최대값을 구하면 $\mathrm{d}(\mathbf{B}, \mathbf{A}) = \|\mathbf{b}_2 - \mathbf{a}_2\|$ 가 된다. $\mathrm{d}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 와 $\mathrm{d}(\mathbf{B}, \mathbf{A})$ 를 모두 계산하였으므로 두 값의 최대값인 $\|\mathbf{b}_2 - \mathbf{a}_2\|$ 가 좌표집단 $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$ 의 Hausdorff 거리가 된다. 결국 Hausdorff 거리가 클수록 두 좌표집단은 유사하지 않다.

이미지를 좌표집단으로 표현할 수만 있다면 이론적으로 2차원은 물론 3차원 이미지에도 Hausdorff 거리를 계산할 수 있다(Suzuki and Caers, 2008). 채널저류층 역시 세일과 사암암상에 따라 0과 1로 표현하므로 채널저류층을 사암암상의 좌표집단으로 볼 수 있다. 따라서 채널저류층간의 비유사성을 계산하기 위해 Hausdorff 거리를 사용하였다.

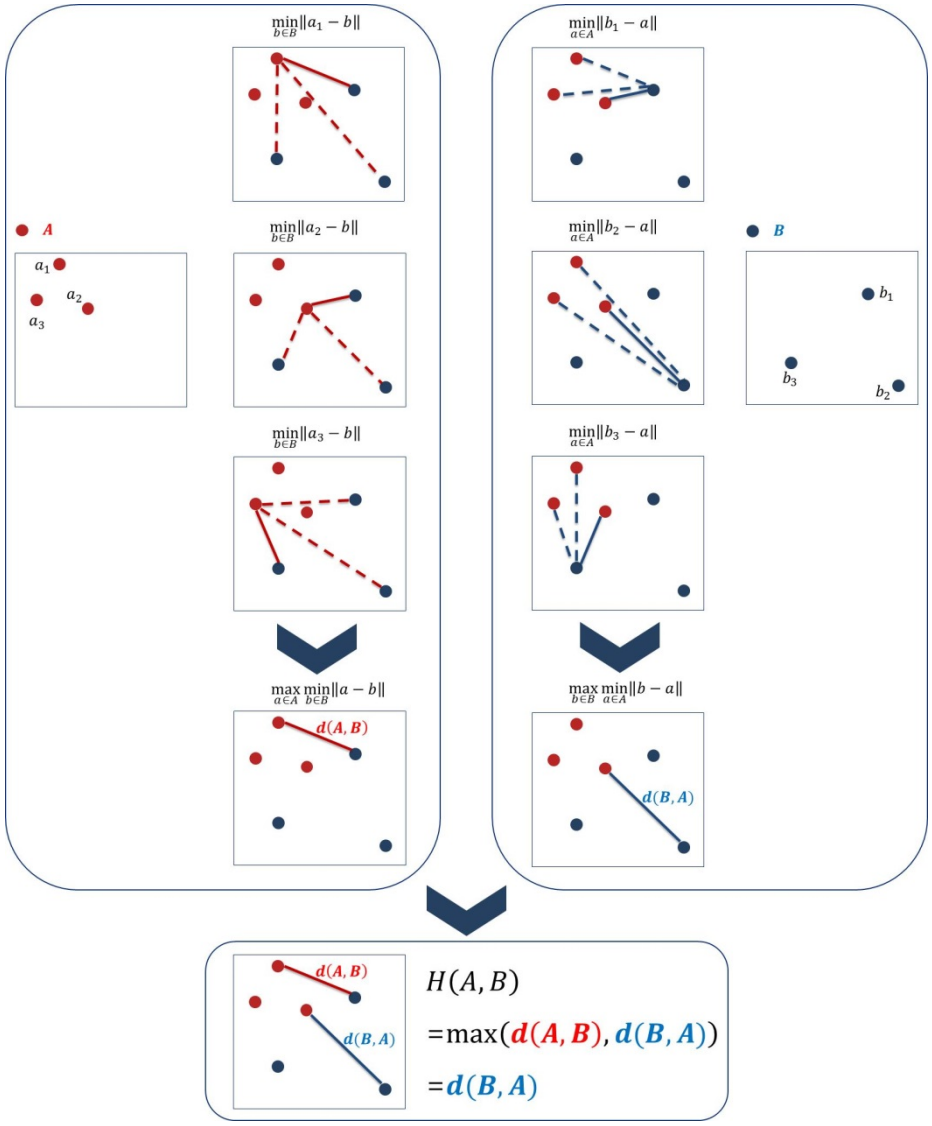


Fig. 3.6 Example of Hausdorff distance.

앙상블간 Hausdorff 거리를 모두 계산하면 Fig. 3.7처럼 거리행렬(distance matrix)을 얻는다. 거리행렬을 이용하여 K-means 군집법을 수행하려면 각 앙상블을 좌표공간상에 나타내야 한다. 이를 위해 거리행렬을 최대한 유지하며 좌표로 전환하는 기법인 다차원척도법(multi-dimensional scaling, MDS)을 사용한다(Honarkhah and Caers, 2010).

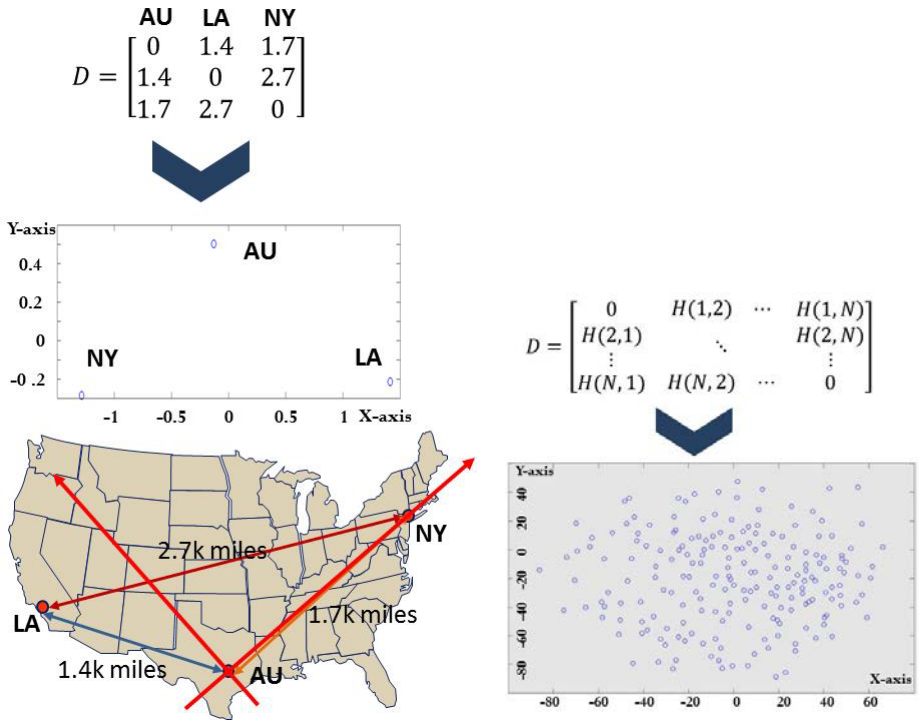
Fig. 3.7a와 같이 오스틴과 뉴욕, 로스앤젤레스에 대한 거리행렬이 주어졌다고 가정하자. 거리행렬에 다차원척도법을 적용하면 서로의 거리정보만 주어진 세 도시를 2차원 좌표평면상에 나타낼 수 있다. 세 도시의 경우, 다차원척도법을 사용하지 않아도 상대적인 거리를 유지하는 좌표로 쉽게 변환할 수 있다. 하지만 수백 개 도시의 거리행렬이 주어진다면 다차원척도법을 이용해야만 상대적인 거리를 최대한 유지하는 좌표로 변환할 수 있다.

Hausdorff 거리와 다차원척도법을 수행하면 각 앙상블은 좌표공간상에 한 점으로 표현된다(Fig. 3.7b). 좌표평면에서 앙상블간 위치가 가깝다는 것은 서로 유사하다는 것이다. 따라서 대표적인 군집화기법인 K-means 군집법을 통해 유사한 앙상블을 분류하였다.

K-means 군집법은 간단하며 속도가 빠르다(Mackay, 2003). Fig. 3.8은 K-means 군집법의 개념도로 군집중심(centroid) 결정과 좌표배정을 반복한다. 각 군집의 중심은 'x'로 표시하였다. 첫 군집중심은 임의로 결정된다. 이 때 군집중심개수는 군집법을

통해 나누려는 군집수와 동일하다. 군집중심이 결정되면 모든 좌표는 가장 가까운 군집중심으로 배정된다. 이로써 1회의 군집중심결정과 좌표배정이 종료된다.

새로운 군집중심은 이전 군집결과를 이용하여 결정된다. 동일군집에 속한 좌표를 이용하여 군집별 군집중심을 계산한다. 새로운 군집중심이 계산되면 모든 점들은 가장 가까운 군집중심으로 재배정된다. 더 이상 군집중심의 위치에 변화가 없을 때까지 두 과정을 반복한다. 최종 결정된 군집중심에서 가장 가까운 좌표가 해당 군집의 대표좌표가 된다. K-means 군집법은 임의로 결정하는 첫 군집중심에 따라 군집결과가 달라질 수 있다. 본 연구에서는 200개의 채널저류층을 9개 이상으로 군집화한 경우 반복된 K-means 군집법 수행에도 큰 차이 없이 안정된 군집결과를 보이는 것을 확인하였다.



(a) Example of MDS (b) Coordinates from distance matrix

Fig. 3.7 MDS from distance matrix.

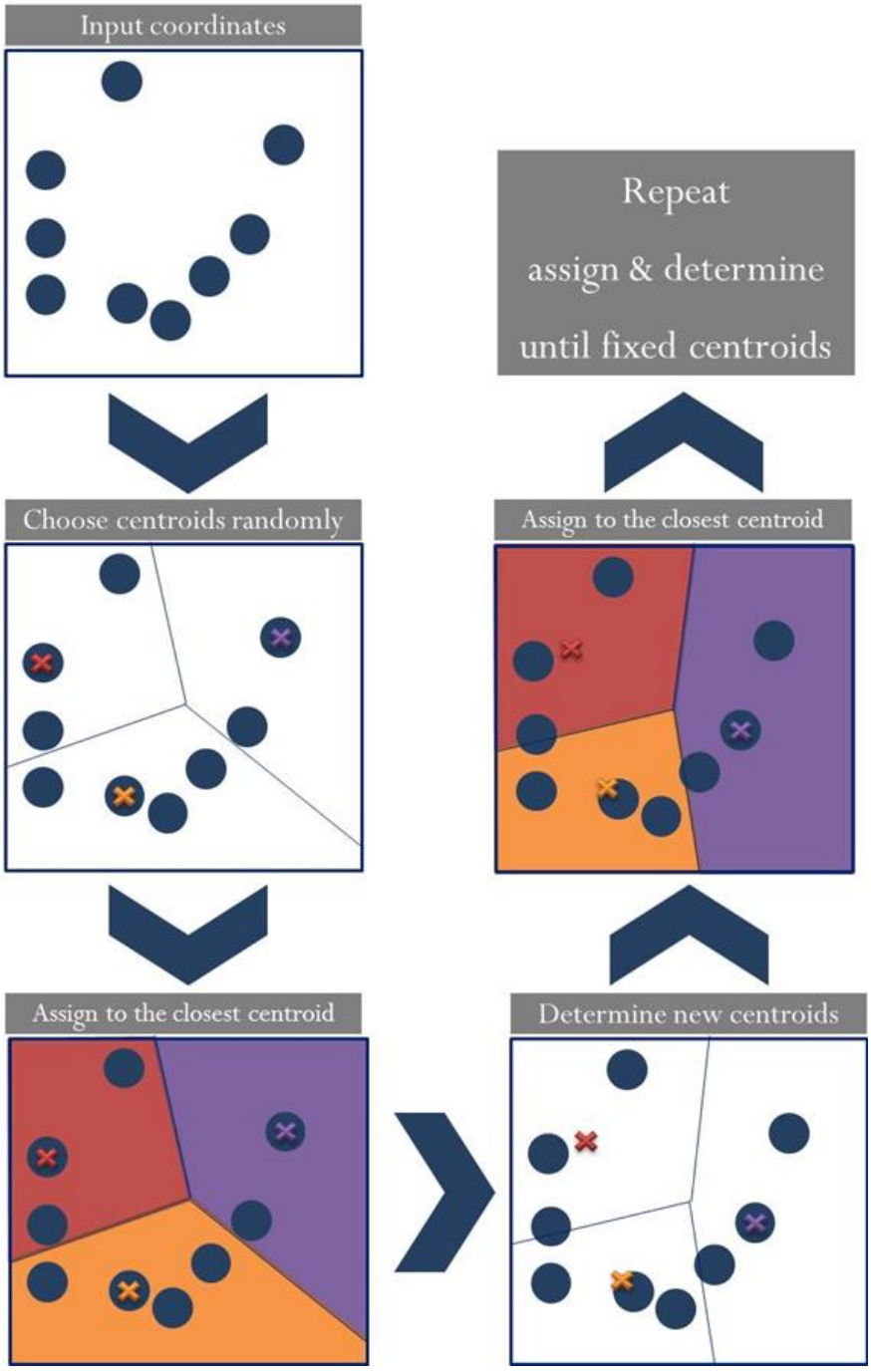


Fig. 3.8 Procedures of K-means clustering.

3.4 불확실성평가

채널저류층은 유체흐름을 지배하는 사암연결성의 비균질성이 매우 높아 생산량예측이 어렵고 불확실성이 크다. 이로 인해 의사결정 시에도 어려움이 따르며 저류층 특성화를 통한 신뢰할 수 있는 저류층모델 구축이 필요하다. 생산량과 매장량을 예측하는 기법에는 크게 결정론적 방법과 확률론적 방법이 있다.

결정론적 방법은 단 하나의 예측값만 계산하므로 불확실성을 제공하지 못한다. 그에 반해 확률론적 방법은 Monte-Carlo 기법을 통해 등가확률을 가지는 다수의 예측값을 계산하므로 불확실성평가가 가능하다.

Fig. 3.9는 앙상블기반기법을 통한 의사결정과정을 보여준다. 앙상블기반기법은 등가확률을 가지는 초기앙상블을 사용하므로 확률론적 방법이다. 히스토리매칭이 끝나면 앙상블수만큼의 교정된 저류층모델을 얻는다. 이들을 이용하여 저류층시뮬레이션을 수행하면 앙상블별로 저류층거동을 예측할 수 있다. 이처럼 저류층 특성화를 통해 보다 신뢰할 수 있는 저류층모델을 구축한 후 생산량예측과 불확실성평가를 수행하므로 합리적인 의사결정을 수행할 수 있다.

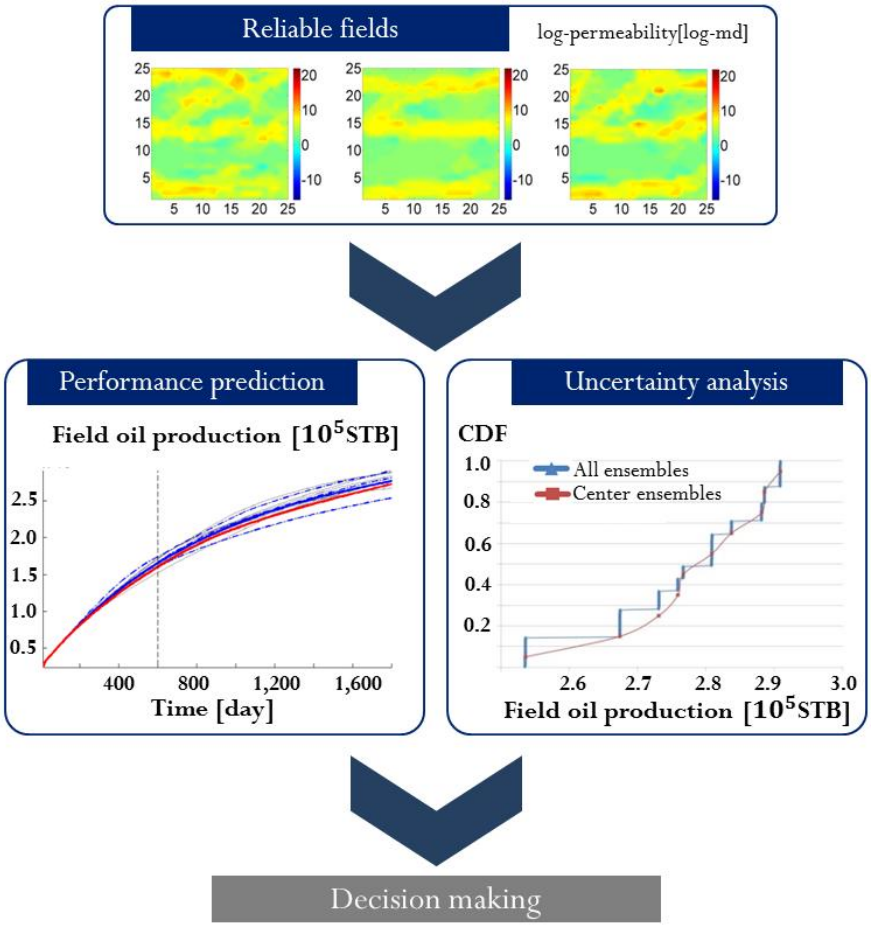


Fig. 3.9 Decision making from reservoir characterization with uncertainty quantification.

예측한 유정별 및 누적 생산량을 박스그림(boxplot)이나 누적확률함수를 통해 효과적으로 불확실성을 나타낼 수 있다. 확률론적 저류층매장량을 나타내는 P10, P50, P90은 가능(possible), 추정(probable), 확인(proved) 매장량으로 정의된다.

P90은 확인매장량과 동일한 양이고 P50은 추정매장량과 확인매장량을 합한 양이다. P10은 가능매장량과 추정매장량, 확인매장량을 모두 합한 양을 말한다. 따라서 Fig. 3.10처럼 앙상블의 예측값을 이용한 누적확률함수에서 P10, P50, P90을 계산할 수 있다. 이처럼 통계값을 통해 매장량의 불확실성을 파악할 수 있고 합리적인 의사결정을 내릴 수 있다.

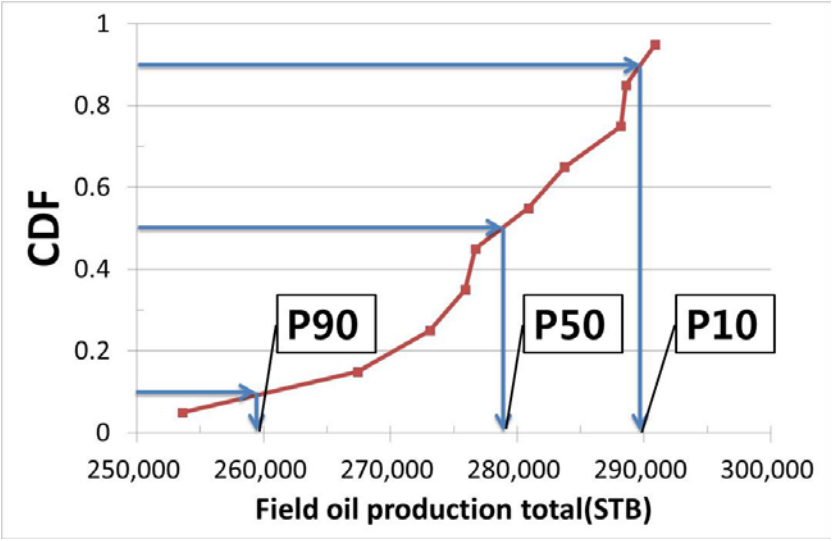


Fig. 3.10 Reserves estimation using CDF(cumulative probability distribution function).

4. 거리기반 앙상블스무더의 적용 및 불확실성평가

저류층 특성화의 궁극적인 목적은 저류층 개발 및 평가 시 의사결정을 돕는 것이다. 이를 위해서는 신뢰할 수 있는 저류층모델을 먼저 구축하고 생산량예측과 불확실성평가가 뒷받침되어야 한다. 채널저류층의 히스토리매칭을 위해 3장에서 설명한 앙상블칼만필터(ensemble Kalman filter, EnKF)와 앙상블스무더(ensemble smoother, ES), 거리기반 ES를 사용하였다. 채널저류층 특성화연구를 진행하며 사용한 가정은 아래와 같다.

- 유체투과율의 경우 사암은 2,000 md를, 세일은 20 md를 배정함.
- x방향 유체투과율과 y방향 유체투과율은 동일함. 3차원의 경우 z방향 유체투과율은 수평유체투과율의 0.1배임.
- 오일과 물만 존재하는 2상유동임.
- 8개의 생산정과 1개의 주입정을 가짐(inverted 9-spot waterflooding pattern).
- 생산정은 워터컷에 상관없이 주어진 기간 동안 생산을 지속함.
- 앙상블은 총 200개를 사용하였으며 10개의 군집으로 나눔.

생산량예측 및 불확실성평가의 경우, 세 기법의 최종앙상블을 이용하여 오일생산량, 워터컷, 누적오일 및 물 생산량에 대해 수행된다. 특히, 거리기반 ES의 경우 전체앙상블 대신 군집별 대표앙상블만 이용하여 저류층거동을 예측할 수 있는지 확인하였다.

히스토리매칭에 앞서 정적자료를 통합한 채널저류층을 생성하기 위해 스탠포드대학교에서 만든 SGeMS(Standford geostatistical modeling software)를 사용하였다. TIgenerator 모듈을 통해 트레이닝 이미지(training image, TI)를 만들고 SNEsim 모듈을 통해 다점지구통계기법을 수행하였다(부록 C 참조). 전위모델로는 슐럼버저(Schlumberger)사의 ECLIPSE 100을 사용하였다. ECLIPSE 및 거리기반기법, 앙상블기반기법은 MATLAB을 기반으로 수행되었다(부록 D 참조).

4.1절에서는 2차원 채널저류층에 대해 제안된 기법의 적용가능성과 초기앙상블디자인의 중요성을 확인하였다. 4.2절에서는 3차원 채널저류층에 대해 초기앙상블디자인과 종적 비균질성의 영향을 분석하였다. 총 4개의 채널저류층 특성화를 수행하였고 각 결과를 활용하여 생산량을 예측하고 불확실성을 평가하였다.

4.1 2차원 채널저류층

EnKF와 ES, 거리기반 ES를 통해 비교적 간단한 2차원 채널저류층의 히스토리매칭을 수행한다. 채널저류층의 모델인자는 이봉분포를 가지므로 정규분포를 가정하는 앙상블기반기법의 적용에 어려움이 있다. 따라서 기존 앙상블기반기법에서 발생하는 문제점을 파악하고 거리기반 ES가 신뢰할만한 저류층 특성화를 수행하는 지 확인하고자 한다. 4.1절을 통한 연구목적은 아래와 같다.

- Hausdorff 거리를 통한 2차원 채널저류층의 군집화 분석
- 거리기반 ES의 채널저류층 적용가능성 파악
- 초기앙상블디자인: TI 영향분석

채널저류층은 다점지구통계기법으로 생성하였다. 우선 TI를 만들기 위해 SGeMS에서 제공하는 TIgenerator 모듈을 사용하였다. 사암연결성이 사인곡선형태를 가진다고 가정하고 채널의 폭, 길이, 방향 등에 관한 인자를 Table 4.1과 같이 설정하였다.

Fig. 4.1a는 생성된 TI를 보여준다. 다점지구통계기법으로는 SGeMS에서 제공하는 SNEsim 모듈을 이용하며 시뮬레이션인자는 Table 4.2와 같이 설정하였다. 이 때 정적자료인 TI(Fig. 4.1a)와

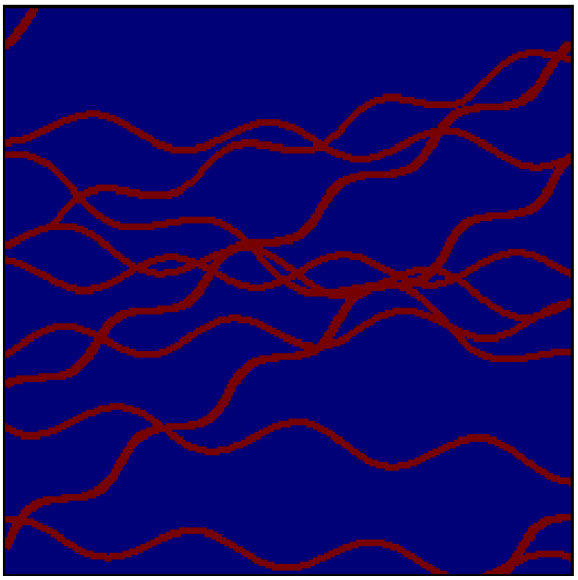
9개 유정의 암상자료(Table 4.3)를 함께 사용하였다. Fig. 4.1b는 25x25 크기의 참조필드로 0과 1로 대표되는 셰일(0)과 사암(1)암상으로 표현된다.

참조필드는 중앙에 주입정을 두고 8개의 생산정이 그 주위를 둘러싸는 유정패턴을 가진다(9점 물주입공법). 참조필드의 저류층거동을 확인하기 위해 유정운영조건(Table 4.3)과 암석물리자료(Table 4.4)를 설정하였다. Fig. 4.2는 물포화도에 따른 오일-물 상대유체투과율로 본 논문의 모든 연구에서 동일하게 사용하였다.

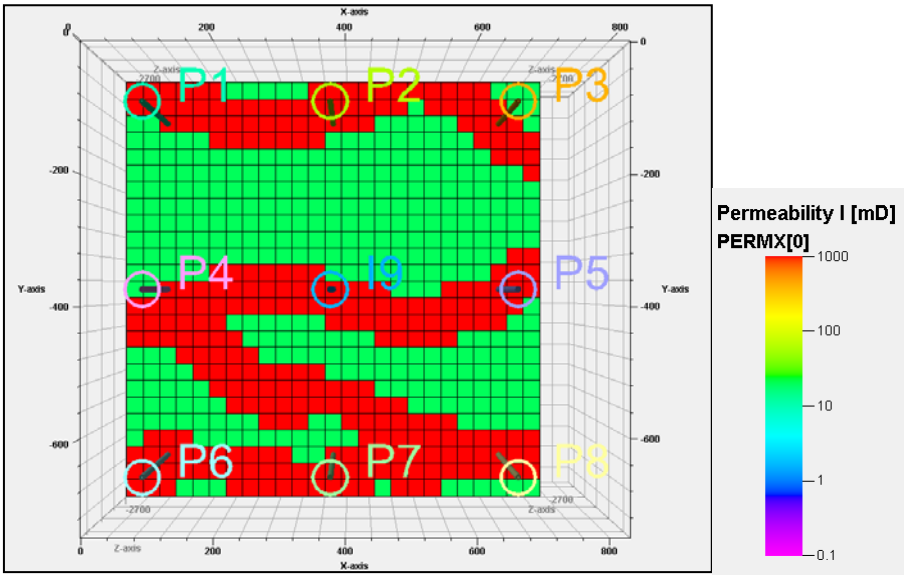
ECLIPSE 100을 전위모델로 사용하여 1,800일까지 저류층시뮬레이션을 수행하였다(Fig. 4.3). 주입정으로부터 가장 가까우며 채널연결성이 뚜렷한 생산정 4, 5번에서 워터컷증가가 빠른 시점에 발생한다(Fig. 4.3b). 이로 인해 두 생산정의 오일생산량 또한 이른 시간에 감소한다(Fig. 4.3a).

Table 4.1 Parameters for 2D TI

Parameters	Values
Grid system	250x250x1
Grid size, [ft]	DX=DY=DZ=10
Geobody type	Sinusoid channel
Length	Constant distribution, (mean, 1,000)
Width	**Constant distribution, (mean, 3)**
Thickness	Constant distribution, (mean, 1)
Orientation	Triangular distribution, (min, 45, mode, 90, max, 135)
Amplitude	Triangular distribution, (min, 5, mode, 8, max, 10)
Wavelength	Triangular distribution, (min, 50, mode, 80, max, 100)
Sand ratio	**0.15**



(a) TI



(b) The reference field

Fig. 4.1 The 2D reference field.

Table 4.2 Parameters for the 2D reference field

Parameters		Values
Grid system		25x25x1
Grid size, [ft]		DX=DY=DZ=30
Target ratio	**Reference field**	**(sand, 0.5, shale, 0.5)**
	Initial ensembles	**(sand, 0.5, shale, 0.5)**
Search template	Nodes	60
	Ranges	(min, 10, med, 10, max, 10)

Table 4.3 Well information and boundary conditions for 2D channelized reservoirs

Well name	Location (x, y), [ft]	Facies	Control mode, [STB/day or psi]
I1	(375, 375)	sand	Rate, 300
P1	(75, 75)	sand	BHP, 500
P2	(375, 75)	sand	BHP, 500
P3	(675, 75)	sand	BHP, 500
P4	(75, 375)	sand	BHP, 500
P5	(675, 375)	sand	BHP, 500
P6	(75, 675)	sand	BHP, 500
P7	(375, 675)	sand	BHP, 500
P8	(675, 675)	sand	BHP, 500

Table 4.4 Petrophysical parameters for 2D channelized reservoirs

Parameters		Values
Initial conditions	Reservoir pressure, [psig]	2,000
	Water saturation, [fraction]	0.1
Initial porosity, [fraction]		0.2
Oil formation volume factor, [rb/STB]		1.012 at 0 psig 1.011 at 1,000 psig 1.01 at 2,000 psig
Water formation volume factor, [rb/STB]		1 at 2,000 psig
Water compressibility, [1/psi]		5.00E-07
Viscosity of fluid, [cp]	Oil	3
	Water	1
Density of fluid, [lb/ft^3]	Oil	48.623
	Water	62.313
Rock compressibility, [1/psi]		3.00E-05 at 2,000 psig

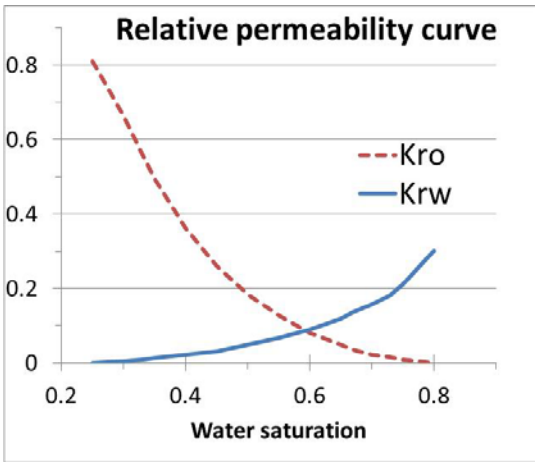
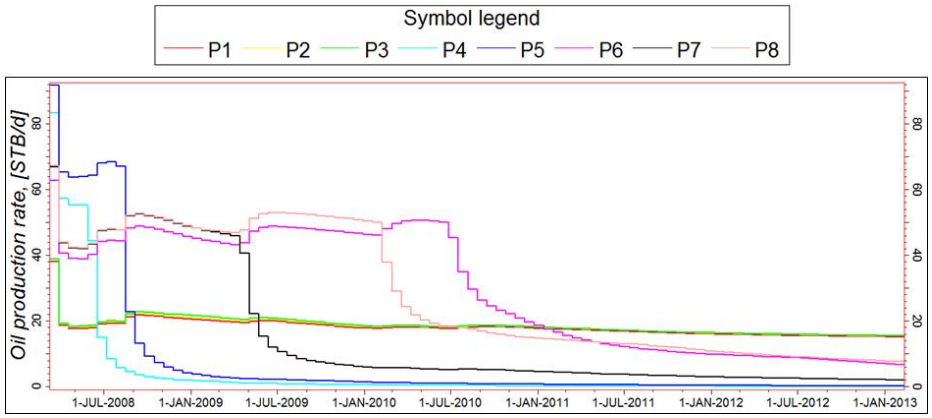
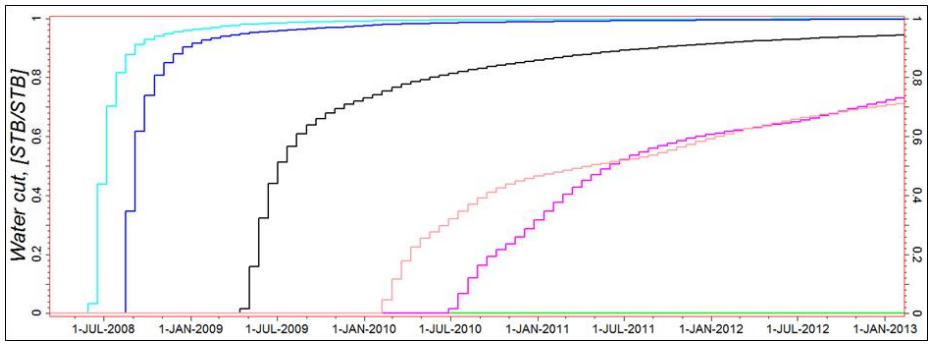


Fig. 4.2 Oil-water relative permeability curve.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.3 Well productions of the 2D reference field.

4.1.1 초기앙상블디자인이 참조필드와 같은 경우

Fig. 4.1a의 TI와 Table 4.3의 유정별 암상자료를 입력자료로 하여 다점지구통계기법으로 총 200개의 초기앙상블을 생성하였다. 이처럼 동일한 조건에서 참조필드와 초기앙상블을 생성했으므로 앙상블평균을 참값으로 보는 가정을 만족한다.

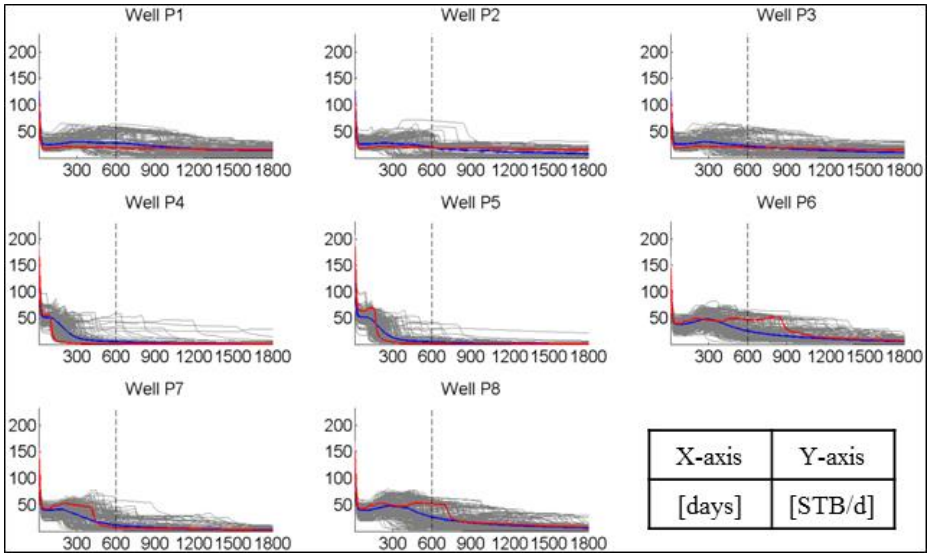
Fig. 4.4는 초기앙상블의 유정별 생산량을 1,800일까지 예측한 것이다. 붉은색으로 나타낸 선이 Fig. 4.3의 참조필드결과이며 다수의 회색 선은 초기앙상블의 결과를 의미한다. 또한 파란 선은 앙상블평균을 나타낸다. 오일생산량뿐만 아니라 워터컷에서도 참조필드의 생산량이 초기앙상블의 불확실성내에 포함된다. 이는 참조필드와 초기앙상블이 동일한 앙상블디자인을 사용하기 때문이다.

거리기반 ES를 적용하기 위해 전처리과정인 거리기반기법을 수행하였다. 채널저류층의 암상분포는 0과 1로 표현할 수 있으므로 Hausdorff 거리를 통해 초기앙상블간의 비유사성을 계산하였다. 다차원척도법을 통해 앙상블간의 Hausdorff 거리를 최대한 유지하며 2차원 좌표평면상에 나타내었다(Fig. 4.5). 앙상블은 (x, y)좌표를 가지는 점으로 나타나며 K−means 군집법을 이용하여 200개 앙상블을 10개의 군집으로 나누었다.

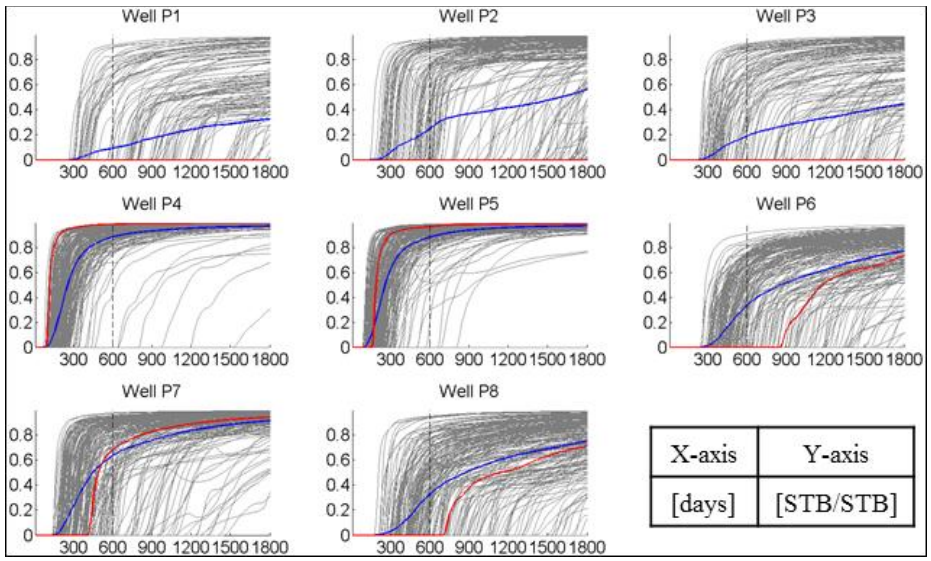
군집수를 10개로 선정한 이유는 제안된 기법의 선행연구로부터 10개정도의 군집수가 안정된 결과를 주는 것을 확인하였기 때문이다(Lee *et al.*, 2011). 또한 추후 불확실성 평가 시, 군집별

대표앙상블만으로 신뢰할 수 있는 누적확률분포를 구하기 위해서 10개로 선정하였다. 10개의 군집은 검은색, 붉은색, 노란색, 파란색, 녹색을 가지는 '+'와 '■'로 구분하였다. 채널저류층에 거리기반기법의 적용가능성을 확인한 결과, Fig. 4.5처럼 동일군집에 속한 앙상블은 암상분포가 유사하였다.

Table 4.5의 관측자료를 이용한 히스토리매칭을 수행하였다. 즉, 생산 20일부터 600일(현재 시점)까지 20일 간격으로 참조필드의 유정별 오일생산량을 얻었다고 가정하였다(Fig. 4.3a). 특성화기법으로는 EnKF와 ES, 그리고 제안된 기법인 거리기반 ES를 이용하였다.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.4 Well productions of initial ensembles: 2D with proper initial ensemble.

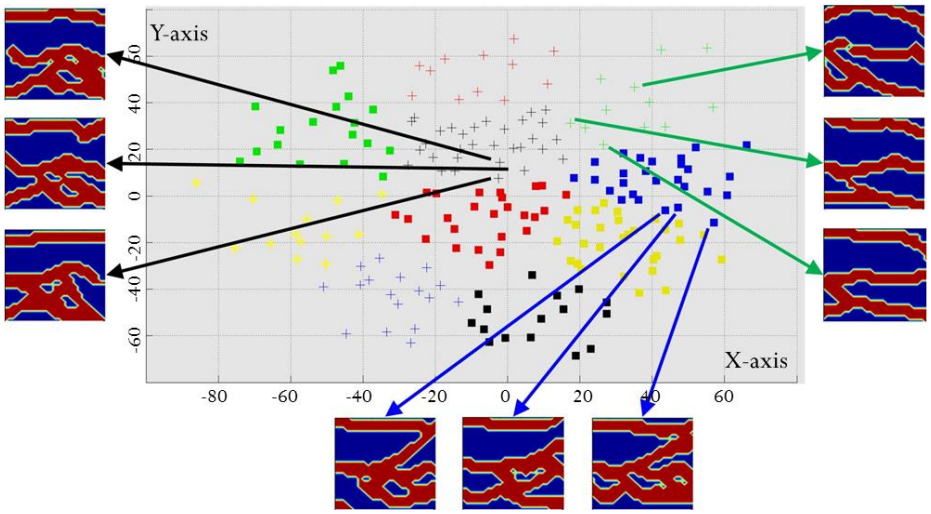


Fig. 4.5 Result of distance-based method: 2D with proper initial ensemble.

Table 4.5 Dynamic data for history matching: 2D with proper initial ensemble

Parameters	Values
Assimilation interval, [days]	20 (from 20 to **600**)
Available data for 8 production wells	Oil production rate

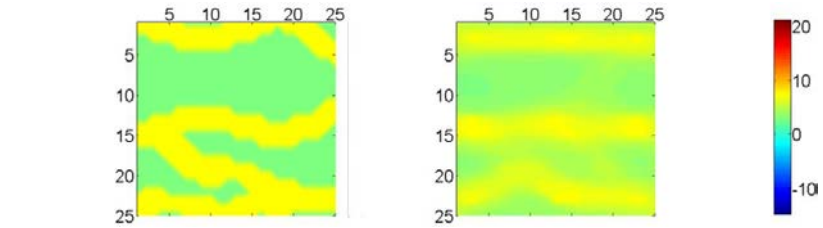
Fig. 4.6은 세 기법을 이용하여 총 30번의 교정이 끝난 앙상블의 평균 로그유체투과율을 보여준다. 히스토리매칭의 결과를 효과적으로 비교하기 위해 ES로 얻은 평균 로그유체투과율의 범례(legend)를 기준으로 모든 결과를 도시하였다.

참조필드와 초기앙상블의 평균 로그유체투과율은 약 8과 3의 값만을 가지며 이봉분포를 보인다(Figs. 4.6a, 4.6b). 또한 초기앙상블디자인이 참조필드와 동일하므로 두 로그유체투과율은 유사한 분포를 보인다. 따라서 앙상블평균을 참으로 보는 앙상블기반기법의 가정을 만족한다.

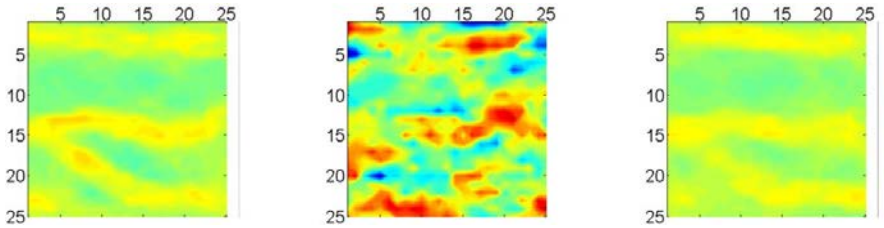
EnKF를 적용하여 얻은 앙상블의 평균 로그유체투과율은 대체적으로 채널연결성을 유지한다(Fig. 4.6c). 또한 생산정 4, 7번의 채널연결성을 잘 모사하였다. 하지만 생산정 6, 7번 부근에서 채널연결성이 약한 한계가 있다.

ES로 구한 최종앙상블의 평균 로그유체투과율은 20과 −13을 넘는 극값을 가진다(Fig. 4.6d). 이는 유체투과율이 가질 수 있는 물리적인 범위를 벗어나며 앙상블기반기법에서 보고되는 전형적인 오버슈팅문제이다. 또한 참조필드의 특성을 쫓아가지 못할 뿐만 아니라 채널저류층의 특징을 잃어버렸다.

하지만 거리기반 ES의 경우, ES로 구한 역산결과에서 보였던 오버슈팅문제를 해결하였다(Fig. 4.6e). 로그유체투과율의 범례도 참조필드와 비슷한 색상을 보이며 채널연결성을 유지한다. 또한 상부채널 부근에서 EnKF의 결과보다 나은 채널연결성을 보인다.



(a) The reference field (b) Initial ensembles



(c) EnKF (d) ES (e) The proposed method

Fig. 4.6 The mean of updated log-normal permeability fields: 2D with proper initial ensemble.

Fig. 4.7은 서로 다른 군집에 속한 세 앙상블의 로그유체투과율 결과이다. EnKF를 통해 얻은 앙상블은 참조필드의 채널연결성을 따르는 가운데 지역적인 채널연결성은 보존하지 못한다(Fig. 4.7b). 세 초기앙상블의 로그유체투과율은 Fig. 4.7a처럼 매우 다르지만 30번의 교정을 거치며 서로 비슷해졌다.

ES의 경우, 개별앙상블결과에서도 오버슈팅현상을 보인다(Fig. 4.7c). 특히 앙상블결과가 거의 동일한 유체투과율분포를 보이는 필터발산문제가 발생하였다. 불확실성평가를 위해 200개의 초기앙상블을 사용했음에도 1개의 앙상블을 사용한 것과 같은 결과를 준다. 따라서 이러한 앙상블기반기법의 문제점은 반드시

지양해야 한다.

하지만 거리기반 ES를 적용한 앙상블의 로그유체투과율은 ES의 결과에서 보인 오버슈팅문제뿐만 아니라 필터발산문제 역시 해결하였다(Fig. 4.7d). EnKF의 결과와 비교하여도 채널연결성의 보존이 뛰어나다. 또한 세 앙상블은 참조필드와 유사한 채널연결성을 보이면서도 서로 다른 유체투과율분포를 가진다. 따라서 이를 이용한 생산량예측 시 불확실성평가가 가능하다.

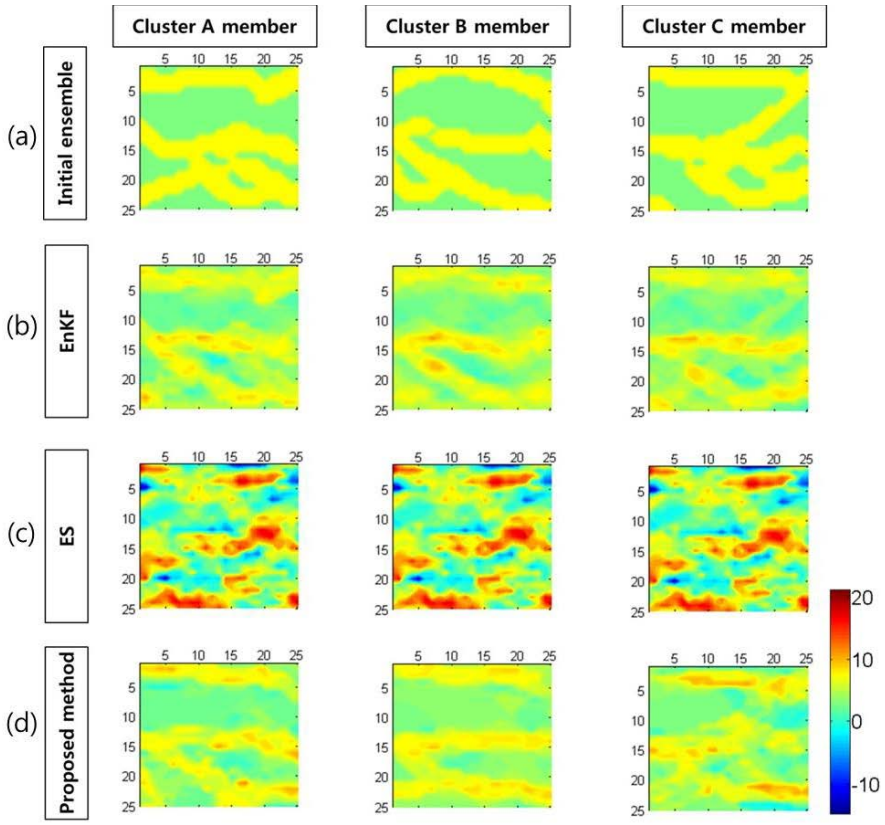


Fig. 4.7 Updated log-normal permeability fields from three ensembles: 2D with proper initial ensemble.

Fig. 4.8은 한 앙상블의 로그유체투과율결과를 히스토그램으로 나타낸 것이다. 참조필드와 초기앙상블은 암상에 따른 로그유체투과율을 가지므로 이봉분포를 보인다(Fig. 4.8a). 하지만 EnKF로 얻은 최종모델의 히스토그램은 3과 8 부근에서 비교적 큰 도수를 가지지만 균일분포에 가까운 분포를 보인다(Fig. 4.8b). 이는 앙상블기반기법의 정규분포가정에 의한 것이다. ES로 구한 역산결과의 히스토그램은 오버슈팅문제로 극값에 많은 도수를 가진다(Fig. 4.8c).

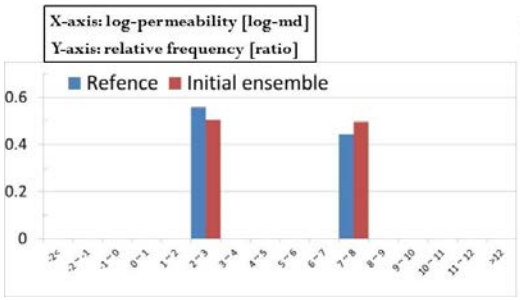
그에 반해 거리기반 ES의 경우, 최종앙상블의 히스토그램은 이봉분포를 보존하며 채널저류층의 특징을 유지하였다(Fig. 4.8d). 특히 셰일과 사암의 로그유체투과율값인 3과 8 부근에서 높은 도수를 가질 뿐만 아니라 사암비보다 셰일비가 큰 참조필드의 특성을 잘 모사하였다. 이처럼 제안된 기법이 EnKF나 ES보다 향상된 저류층 특성화결과를 보였다.

세 기법의 히스토리매칭시간을 비교하였다. 거리기반 ES의 경우 거리기반기법의 계산시간까지 소요시간에 포함시켰다. 그럼에도 제안된 기법은 EnKF의 소요시간을 96.6% 절약하였다. 이는 30번의 교정을 기준으로 계산한 저류층시뮬레이션 총횟수의 차이(ES 200회, EnKF 6,000회)와 거의 일치한다.

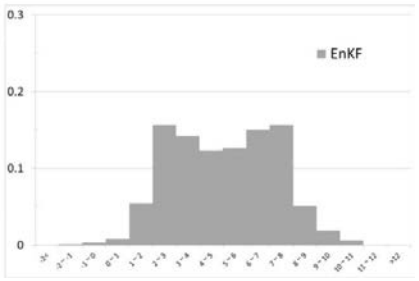
제안된 기법은 ES와 비교하더라도 추가소요시간이 미비하다. 왜냐하면 Hausdorff 거리를 비롯한 다차원척도법과 K-means 군집법은 전위모델이나 역산과정이 필요없기 때문이다. 구체적인

소요시간은 EnKF의 경우 3,650분대, ES와 제안된 기법의 경우 120분대이다. 본 연구에서 사용한 컴퓨터사양은 CPU의 경우 3.4 GHz를 8개 사용한 옥타코어이며 RAM의 경우 8G를 4개 사용한 32G이다.

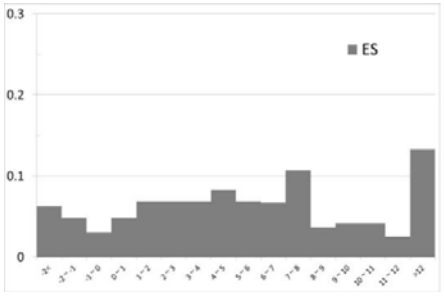
본 연구를 통해 거리기반 ES의 채널저류층 적용가능성을 확인하였다. ES의 결과에서 보인 오버슈팅과 필터발산 문제를 해결하였고 EnKF의 결과보다 향상된 채널연결성을 보여주었다. 또한 참조필드의 이봉분포를 보존하였다. 그럼에도 ES 반복법과 같은 기존 ES 연구의 단점인 히스토리매칭시간 증가문제를 해결하였다. 따라서 제안된 기법은 본 연구의 목표인 빠르고 신뢰할 수 있는 채널저류층 특성화가 가능하다.



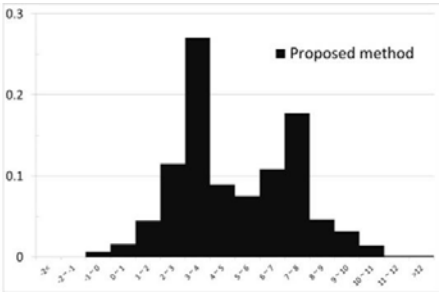
(a) The reference field and initial ensemble



(b) EnKF



(c) ES



(d) The proposed method

Fig. 4.8 Histogram of updated log-normal permeability field: 2D with proper initial ensemble.

세 기법의 결과를 통해 채널저류층의 개발 및 평가에 대한 합리적인 의사결정이 가능한지 확인하고자 한다. 이를 위해 세 기법의 최종모델을 활용하여 교정이 끝난 600일부터 1,800일까지 생산량예측 및 불확실성평가를 수행하였다. Figs. 4.9~4.11은 EnKF와 ES, 거리기반 ES의 역산결과를 통해 예측한 유정별 생산량을 보여준다.

EnKF의 경우, 유정별 오일생산량은 앙상블평균(파란색)과 참조필드(붉은색)가 대체로 일치한다(Fig. 4.9a). 예를 들어 생산정

6, 8번은 두 값이 완전이 일치하진 않지만 불확실성내에 참값을 포함한다. 하지만 생산정 4, 7번은 참조필드의 생산량을 포함하지 못하는 편향된 불확실성을 제공한다. 이처럼 편향된 생산량예측은 합리적인 의사결정을 방해하므로 반드시 지양해야 한다.

Fig. 4.9b의 유정별 워터컷 역시 오일생산량과 비슷한 경향을 보인다. 대부분의 생산정에서 불확실성범위 내에 참값을 포함한다. 특히 생산정운영에 핵심인 물생산시점(water breakthrough)의 예측도 신뢰할 수 있다. 하지만 생산정 4, 7번에서는 참조필드결과를 불확실성범위 내에 포함하지 못한다.

ES의 히스토리매칭결과는 심각한 오버슈팅과 필터발산 문제를 보였다(Figs. 4.6~4.8). 잘못된 저류층 특성화에 따라 생산량예측 및 불확실성평가 역시 신뢰할 수 있는 결과를 주지 못한다. 유정별 오일생산량은 심각한 필터발산문제로 인해 한 예측값으로 수렴한 결과를 주며 불확실성평가가 불가능하다(Fig. 4.10a). 또한 오버슈팅문제로 수렴한 예측값 역시 참조필드결과와 큰 차이를 보인다. 이처럼 참값과 최종앙상블의 유정별 생산량이 지속적인 차이를 보이므로 누적생산량에서는 더 큰 차이를 유발한다.

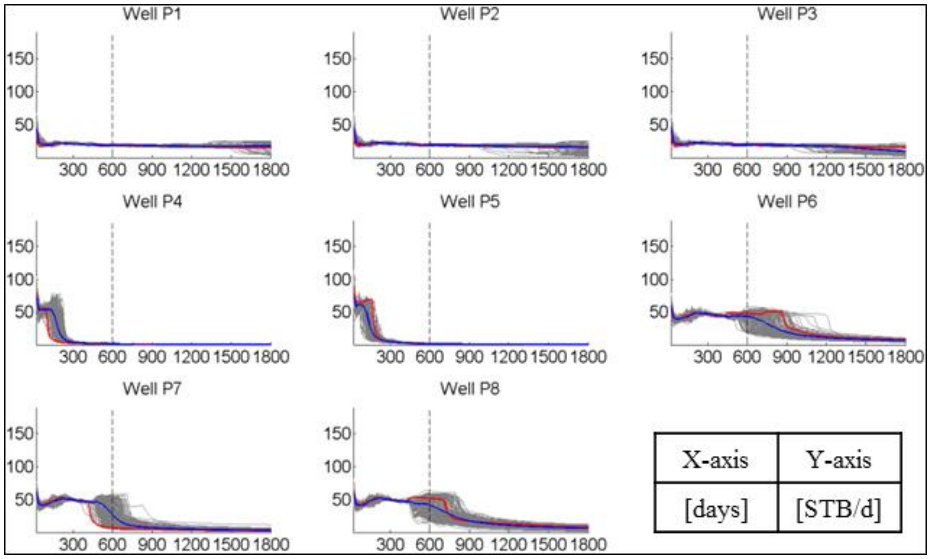
유정별 워터컷의 경우에도 필터발산이 발생하며 특히, 생산정 2, 3번에서 잘못된 워터컷을 보인다(Fig. 4.10b). EnKF의 경우에도 생산정 2번에서 일부 앙상블이 잘못된 워터컷예측을 보이지만 이는 불확실성정보를 제공하는 역할을 한다(Fig. 4.9b). 왜냐하면 대다수의 앙상블은 참조필드결과와 유사한 예측을 보이면서

앙상블평균 역시 참값과 비슷한 값을 가지기 때문이다. 하지만 ES로 구한 최종앙상블의 워터컷은 오직 하나의 잘못된 예측값만 제시한다. 따라서 이를 통한 불확실성평가는 신뢰할 수 없다.

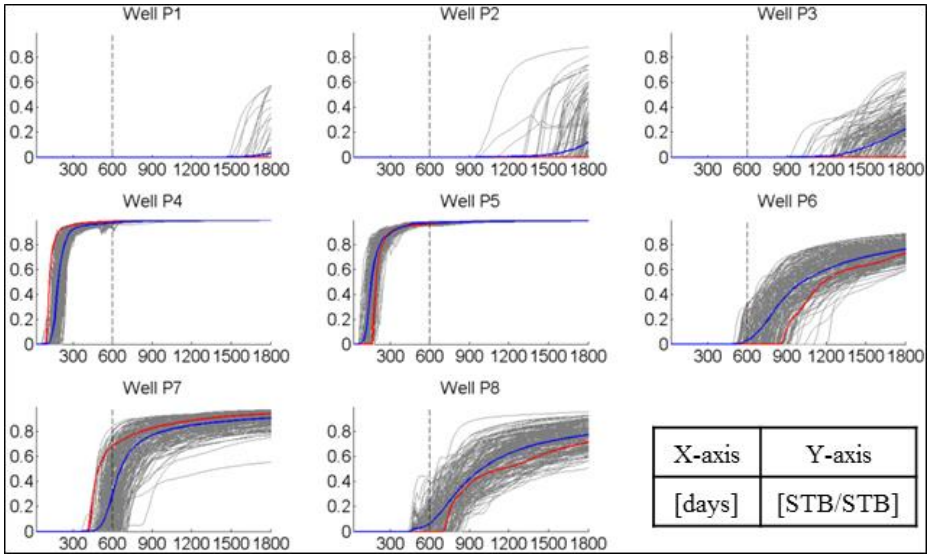
거리기반 ES로 구한 최종모델의 유정별 생산량은 ES의 결과에서 나타난 문제점을 해결할 뿐만 아니라 EnKF의 결과보다도 나은 예측을 보인다(Fig. 4.11). 먼저 오일생산량의 경우, EnKF의 결과에서 문제가 됐던 생산정 4, 7번에 대해 생산량예측의 불확실성범위 내에 참조필드결과를 포함한다(Fig. 4.11a).

유정별 워터컷의 경우, 생산정 1, 2번에서 일부 앙상블이 잘못된 예측을 하지만 이는 불확실성정보를 제공하는 역할을 한다. 중요한 것은 생산정 4, 7번을 포함한 모든 생산정에서 앙상블의 불확실성범위 내에 참조필드결과를 포함한다는 것이다(Fig. 4.11b). 이처럼 제안된 기법으로 구한 채널저류층모델은 신뢰할 수 있는 유정별 생산량예측과 불확실성을 제공할 수 있다.

거리기반 ES의 결과를 보면 200개의 앙상블이 아닌 10개의 앙상블만 이용한 것처럼 보인다(Fig. 4.11). 이는 같은 군집에 속한 앙상블의 생산량이 유사하기 때문이다. 따라서 최종앙상블 전체를 시뮬레이션 하지 않고 군집별 1개의 앙상블만 시뮬레이션하여도 동일한 불확실성범위를 얻을 수 있다. 이를 통해 생산량예측 및 불확실성평가의 소요시간을 획기적으로 절약할 수 있다.

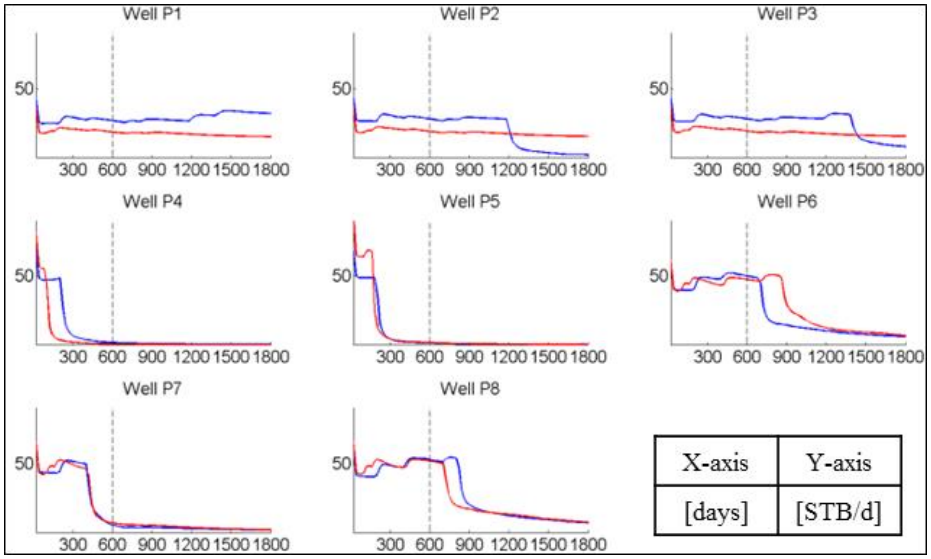


(a) OPR

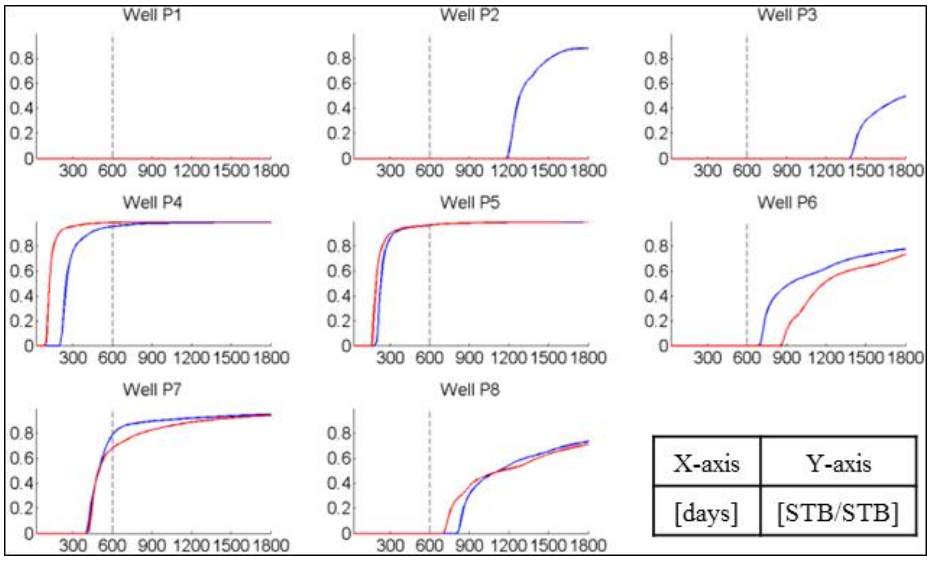


(b) WCT

Fig. 4.9 Well productions of EnKF: 2D with proper initial ensemble.

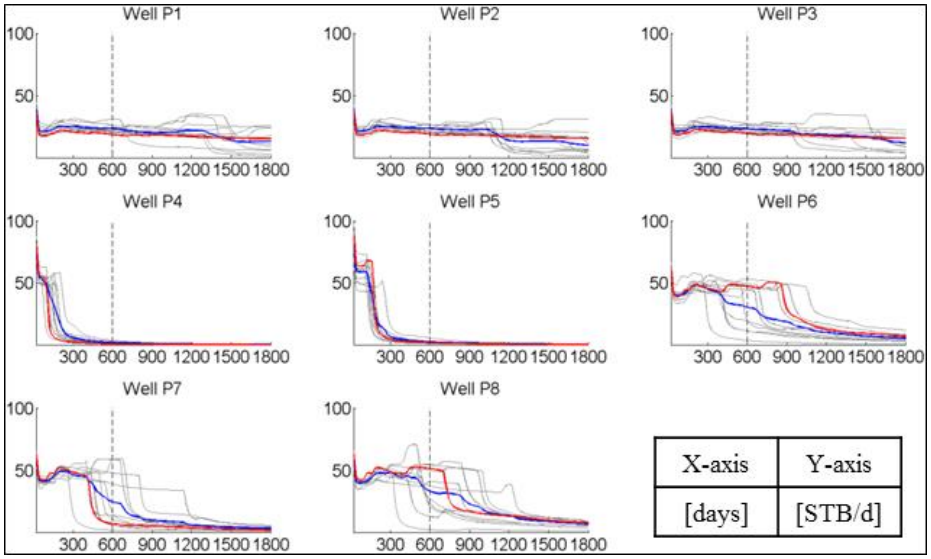


(a) OPR

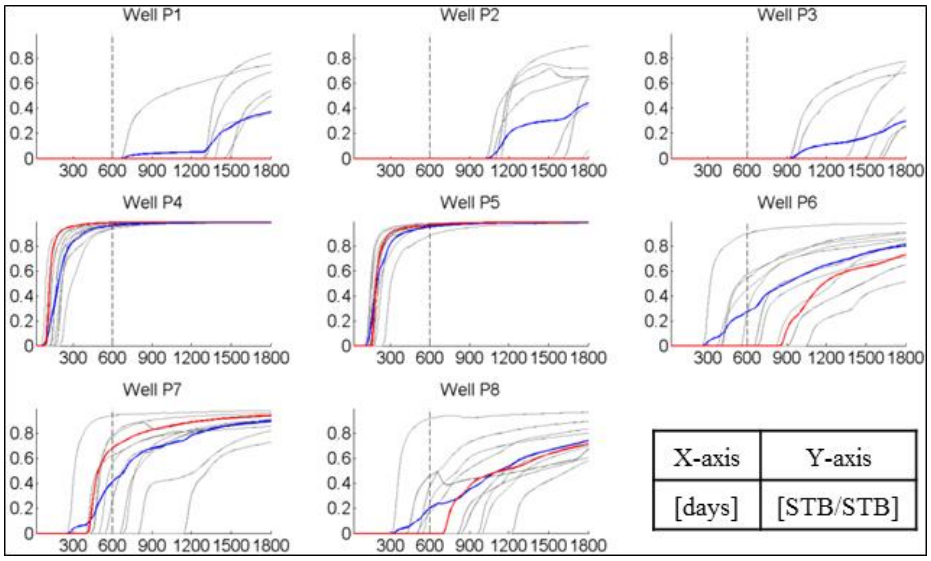


(b) WCT

Fig. 4.10 Well productions of ES: 2D with proper initial ensemble.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.11 Well productions of the proposed method: 2D with proper initial ensemble.

저류층 개발 및 평가에 대한 의사결정은 유정별 생산량보다 저류층생산량단위로 이루어지므로 누적오일 및 물 생산량을 파악하는 것이 중요하다. Fig. 4.12는 초기앙상블 및 세 앙상블기반기법으로 구한 최종모델의 누적생산량을 보여준다. 먼저 초기앙상블의 경우, 불확실성범위 내에 참조필드결과가 포함된다. 이는 초기앙상블과 참조필드를 동일한 조건에서 생성하였기 때문이다.

EnKF로 구한 최종앙상블의 누적생산량은 초기앙상블에 비해 불확실성범위를 줄이면서 참값으로 수렴한다. 이러한 생산량예측자료를 통해 보다 신뢰할 수 있는 경제성평가가 가능하며 성공적인 의사결정으로 이어진다.

ES의 경우, 누적생산량 역시 하나로 수렴된 예측값만 제공하므로 불확실성평가가 불가능하다. 각 유정별 생산량의 오차들이 합해져 누적생산량에서는 큰 오차가 발생한다. 따라서 ES로 역산한 모델로는 잘못된 생산량을 예측하므로 합리적인 의사결정이 불가능하다.

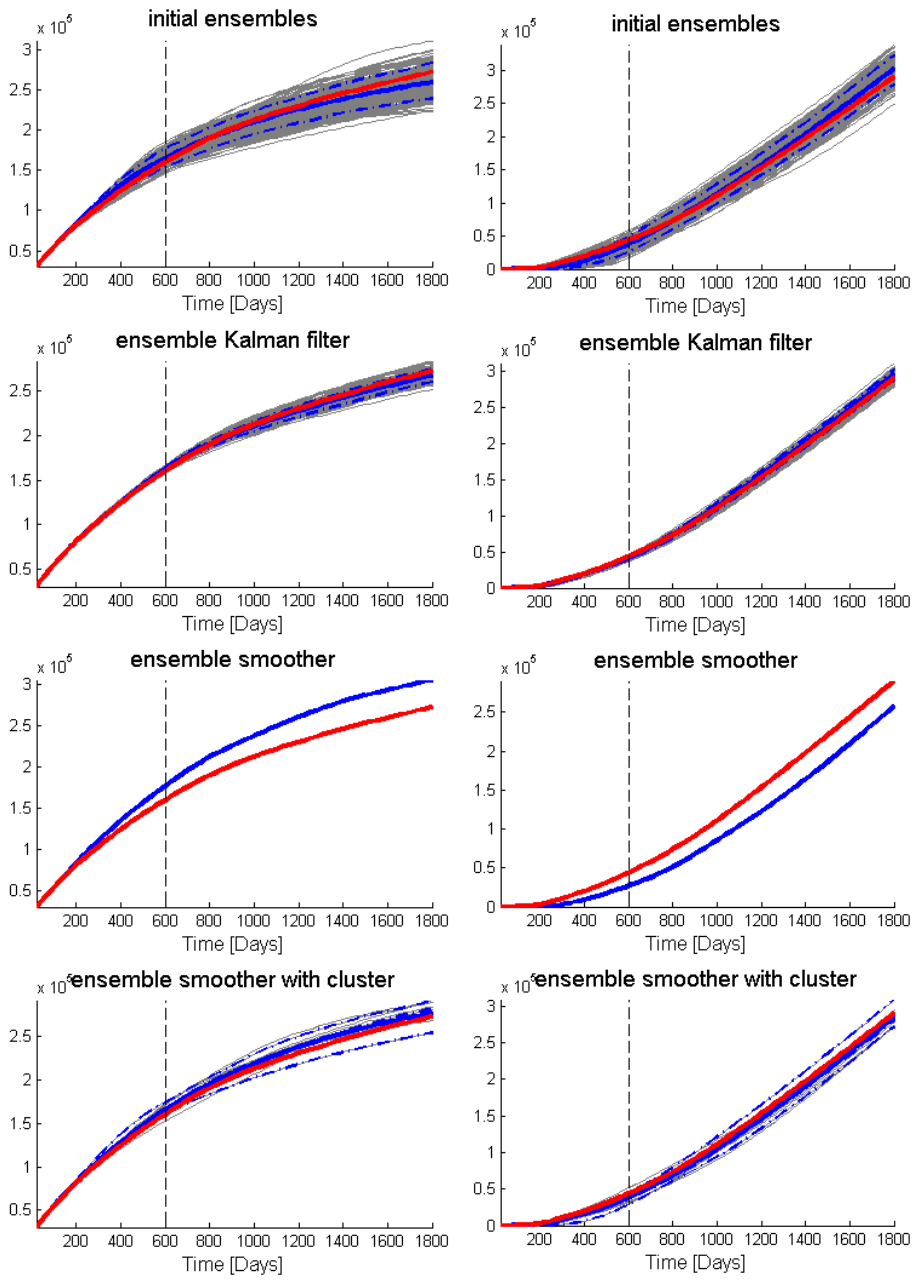
하지만 거리기반 ES의 경우, ES의 결과에서 보인 문제점을 극복하였다. 누적생산량은 참조필드결과로 수렴하며 적절한 수준의 불확실성을 제공하였다. EnKF의 결과와 비슷한 예측성능을 보이지만 히스토리매칭시간을 고려한다면 제안된 기법의 효용성이 더 크다.

최종 예측시점인 1,800일에서 박스그림을 통해 누적생산량을

면밀히 분석하였다(Fig. 4.13). 초기앙상블 및 세 앙상블기법으로 구한 최종앙상블로 예측한 누적생산량을 참조필드의 누적생산량으로 나누어 박스그림을 그렸다. 따라서 1에 가까울수록 참값과 유사하게 예측한 것이다. 박스의 경계는 제 1, 제 3 사분위수(quartile)를 나타내며 붉은색 선은 중앙값(median)을 나타낸다. 박스에서 이어진 점선은 분위수구간의 1.5배 이내에 있는 최대값과 최소값을 표시한 것이다(최종근, 2013).

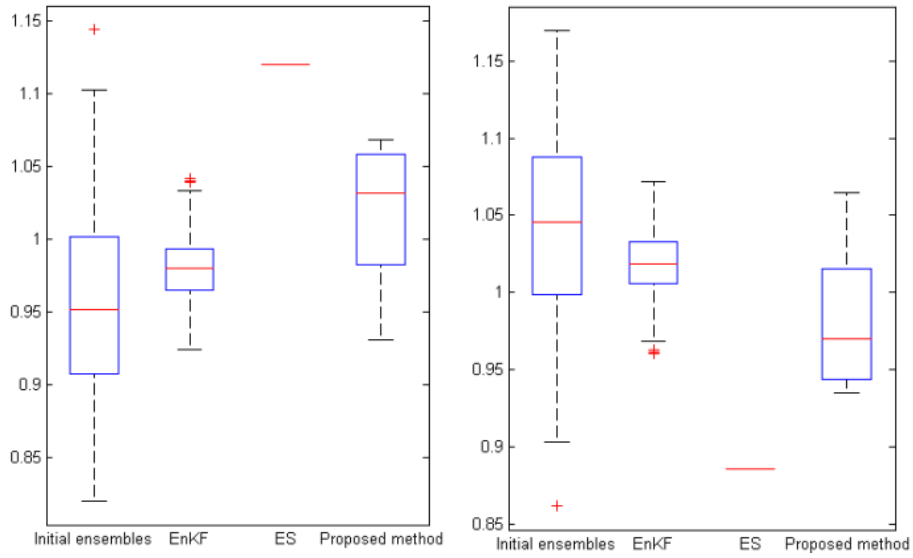
EnKF의 경우, 누적오일 및 물 생산량 모두 1의 값을 포함하며 초기앙상블의 결과보다 불확실성범위를 줄였다. 하지만 분위수구간 내에 참값을 포함하지 못하며 편향된 불확실성을 보인다. ES로 구한 앙상블은 필터발산문제가 있었으므로 그 앙상블의 박스그림 역시 하나로 수렴된 실선으로 나타난다. 또한 오버슈팅문제가 있었으므로 참값으로부터 매우 벗어난 누적생산량을 보인다. 이처럼 잘못된 히스토리매칭은 초기앙상블의 생산량예측보다도 신뢰할 수 없는 결과를 보이므로 반드시 지양해야 한다.

거리기반 ES의 경우, ES의 결과에서 보인 전형적인 두 문제를 해결하였다. 또한 분위수구간 내에 참값을 포함하며 EnKF의 결과에서 보인 한계를 극복하였다. 따라서 제안된 기법은 신뢰할 수 있는 채널저류층 특성화를 바탕으로 참조필드의 생산량예측과 불확실성평가가 가능하다.



(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.12 Field productions of the three methods: 2D with proper initial ensemble.



(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.13 Boxplot of field productions: 2D with proper initial ensemble.

거리기반 ES의 최종앙상블은 군집별로 유사한 유정별 생산량을 보였다(Fig. 4.11). 따라서 누적생산량에 대해서도 전체앙상블 대신 군집별 대표앙상블만 사용하여 불확실성평가가 가능한지 확인하였다. 이 때 군집별 대표앙상블은 K-means 군집법의 군집중심에 가장 가까운 앙상블을 이용하였다.

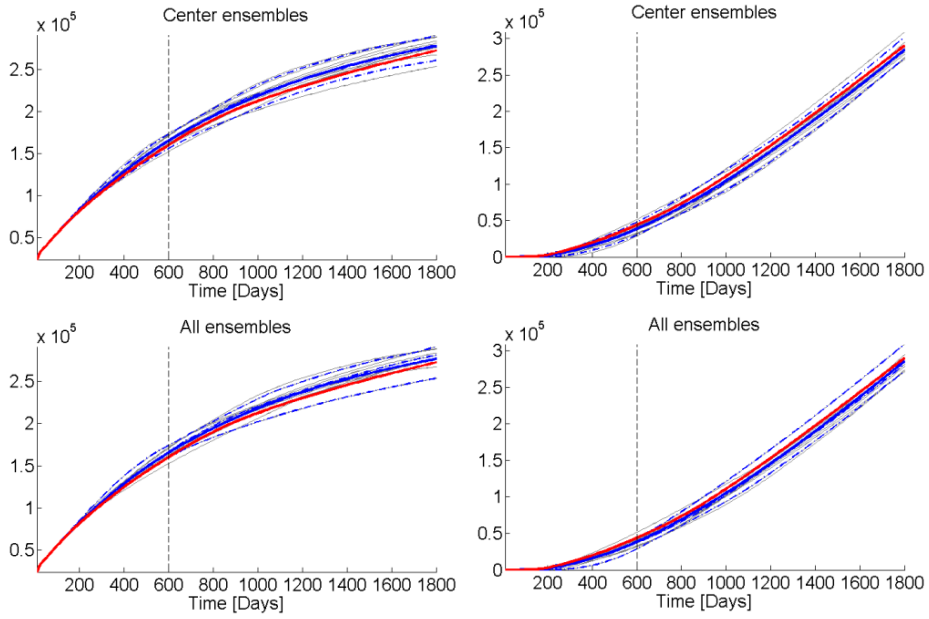
Fig. 4.14는 전체앙상블을 사용한 경우와 대표앙상블을 사용한 경우의 누적생산량을 비교한 것이다. 그 결과 10개 앙상블만으로도 200개 앙상블이 예측한 누적생산량과 그 불확실성을 재현하였다. 따라서 거리기반 ES를 통해 최종앙상블이 얻어지면 오직 군집수만큼의 저류층시뮬레이션만으로 불확실성평가가 가능하여 계산시간을 획기적으로 단축할 수 있다.

누적생산량의 자세한 비교를 위해 1,800일에서 누적확률분포를 확인하였다(Fig. 4.15). 검은 점선은 참조필드의 누적생산량을 나타낸다. 전체앙상블의 누적생산량은 계단식 누적확률분포를 보인다. 이는 동일군집의 앙상블이 비슷한 누적생산량을 예측하기 때문이다.

전체앙상블과 대표앙상블의 누적확률분포를 비교한 결과, 누적오일 및 물 생산량 모두 유사한 분포를 보였다. 누적오일생산량의 경우 두 누적확률분포의 P10(0.9 분위수)과 중앙값이 거의 일치한다(Fig. 4.15a).

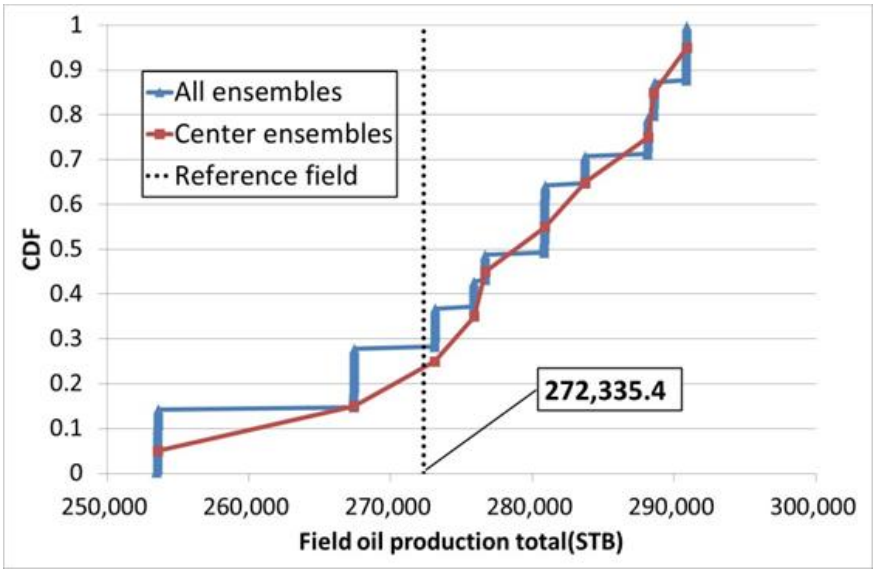
하지만 P90(0.1 분위수)의 경우 두 누적확률분포가 가지는 누적오일생산량에 차이가 있다. 이는 제일 낮은 값을 예측하는 군집과 두 번째로 낮은 값을 예측하는 군집간에 누적오일생산량 차가 크기 때문이다. 따라서 전체앙상블의 누적확률분포는 약 0.15 분위수를 경계로 누적오일생산량이 급격히 바뀌는 문제가 있다.

그에 반해 대표앙상블의 누적확률분포는 분위수 변화에 민감도가 작고 안정적인 통계치를 제공한다. 이처럼 대표앙상블의 누적확률분포는 전체앙상블의 누적확률분포를 대체할 수 있을 만큼 신뢰성 높은 결과를 제공한다.

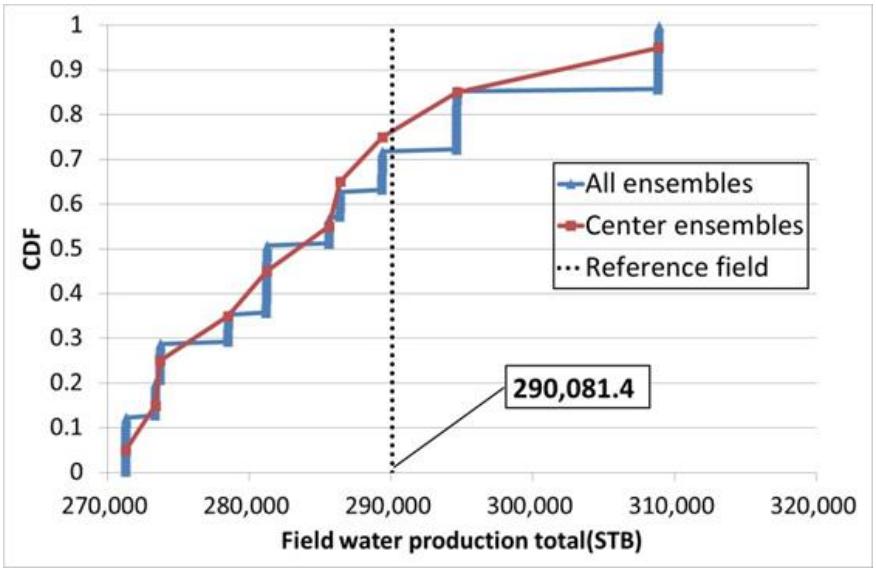


(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.14 Comparison all ensembles with representative ensembles: 2D with proper initial ensemble.



(a) FOP



(b) FWP

Fig. 4.15 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF:

2D with proper initial ensemble.

4.1.2 초기앙상블디자인이 참조필드와 다른 경우

앙상블기반기법의 중요한 가정 중 하나는 앙상블평균을 참값으로 보는 것이다. 즉, 초기앙상블평균이 참조필드와 유사하다고 가정한다. 하지만 초기앙상블 생성단계에서 이용가능한 정적자료는 매우 한정적이며 이 또한 불확실성이 있는 자료이다. 특히, 채널저류층모델링에는 채널의 폭과 길이, 방향성, 암상비 등 많은 정보가 필요하므로 참조필드와 유사한 초기앙상블디자인이 어렵다.

따라서 비균질성이 큰 채널저류층의 특징을 고려할 때, 초기앙상블디자인에 지질학적 불확실성이 포함되어야 한다. 즉, 앙상블평균이 참이 아닌 경우에도 앙상블기반기법의 역산결과를 신뢰할 수 있는지 확인해야 한다.

앞의 연구(4.1.1항)에서는 초기앙상블 생성 시, 참조필드와 동일한 TI(Fig. 4.1a)를 사용하였다. 본 연구에서는 지질정보의 불확실성이 커 잘못된 TI를 구축하였다고 가정하였다. 따라서 참조필드에서 사용한 Fig. 4.1a의 TI가 아닌 다른 TI를 이용하여 초기앙상블을 생성하였다.

Table 4.6은 새로운 TI를 만들기 위해 사용된 TIgenerator 모듈의 인자값이다. 대부분 Table 4.1과 동일하나 채널폭과 그에 따른 암상비를 다르게 설정하였다. 즉, 지질학적 불확실성으로 채널폭에 대한 정보를 잘못 파악한 것이다. 그 결과 TI의 채널폭이 넓게 생성되었다(Fig. 4.16a).

Table 4.3의 유정별 암상자료와 Table 4.7의 SNEsim 인자를

이용하여 200개의 초기앙상블을 생성하였다. SNEsim 모듈에서 입력하는 사암과 셰일의 암상비 역시 Table 4.2와 달라졌다. Fig. 4.16b는 잘못된 앙상블디자인으로 생성된 초기앙상블의 예로 Fig. 4.1b의 참조필드와 비교 시, 채널폭이 매우 넓다.

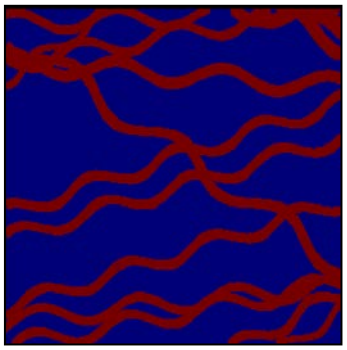
Fig. 4.17은 초기앙상블을 이용한 저류층시뮬레이션 결과이다. 초기앙상블디자인이 참조필드와 동일했던 Fig. 4.4와 비교하면 참값으로부터 벗어난 생산량예측을 보인다. 특히 생산정 4, 5번은 초기앙상블의 불확실성을 나타내는 회색밴드 내에 참조필드결과를 포함하지 못한다. 이는 참조필드와 다른 초기앙상블디자인을 사용했기 때문이다.

제안된 거리기반 ES의 전처리과정인 거리기반기법을 수행하기 위해 초기앙상블의 Hausdorff 거리를 계산하였다. 이후 다차원척도법을 통해 앙상블을 2차원 좌표평면상에 나타내고 K-means 군집법을 통해 10개의 군집으로 나누었다. 그 결과 Fig. 4.18처럼 암상분포가 유사한 앙상블이 동일군집으로 묶였다. 즉, 잘못된 초기앙상블디자인은 거리기반기법의 성능에는 아무런 영향이 없었다.

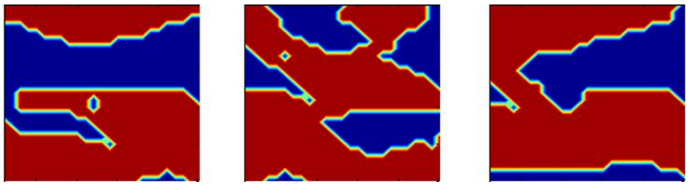
Table 4.8의 관측자료를 이용한 히스토리매칭을 수행하였다. 즉, 생산 20일부터 900일(현재 시점)까지 20일 간격으로 참조필드의 유정별 오일생산량을 얻었다고 가정하였다(Fig. 4.3a). EnKF는 총 45번의 반복교정을 통해 최종모델을 얻으며 ES와 제안된 기법은 한 번의 광역교정을 수행한다.

Table 4.6 Parameters for TI: 2D with improper initial ensemble

Parameters	Values
Grid system	250x250x1
Grid size, [ft]	DX=DY=DZ=10
Geobody type	Sinusoid channel
Length	Constant distribution, (mean, 1,000)
Width	**Triangular distribution, (min, 6, mode, 8, max, 10)**
Thickness	Constant distribution, (mean, 1)
Orientation	Triangular distribution, (min, 45, mode, 90, max, 135)
Amplitude	Triangular distribution, (min, 5, mode, 8, max, 10)
Wavelength	Triangular distribution, (min, 50, mode, 80, max, 100)
Sand ratio	**0.72**



(a) TI

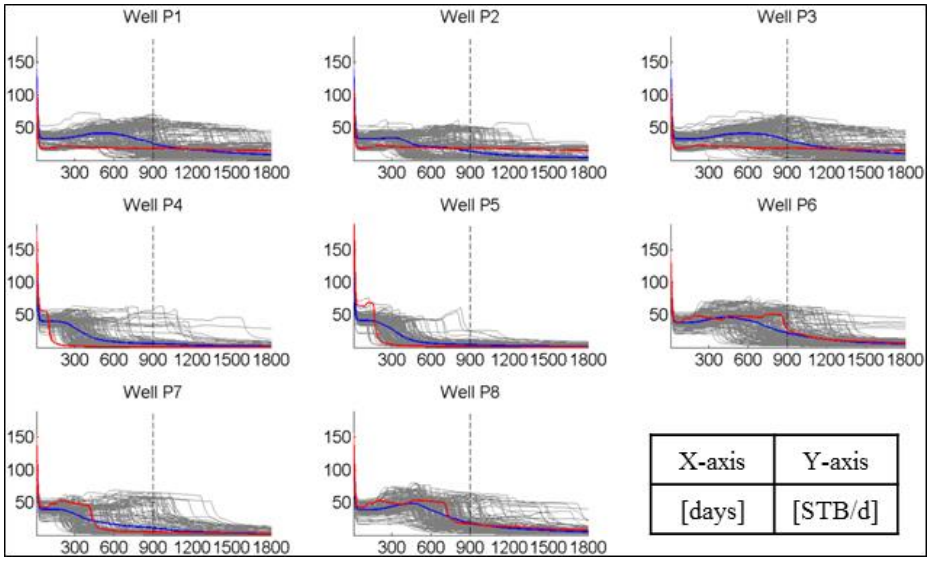


(b) Initial ensembles

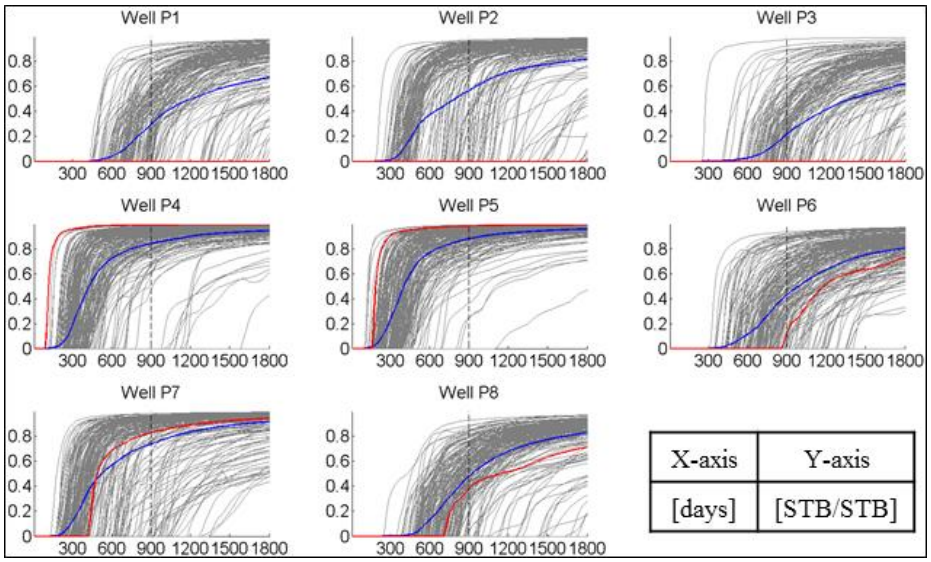
Fig. 4.16 Channelized reservoirs: 2D with improper initial ensemble.

Table 4.7 Parameters for channelized reservoirs: 2D with improper initial ensemble

Parameters		Values
Grid system		25x25x1
Grid size, [ft]		DX=DY=DZ=30
Target ratio		**(sand, 0.72, shale, 0.28)**
Search template	Nodes	60
	Ranges	(min, 10, med, 10, max, 10)



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.17 Well productions of initial ensembles: 2D with improper initial ensemble.

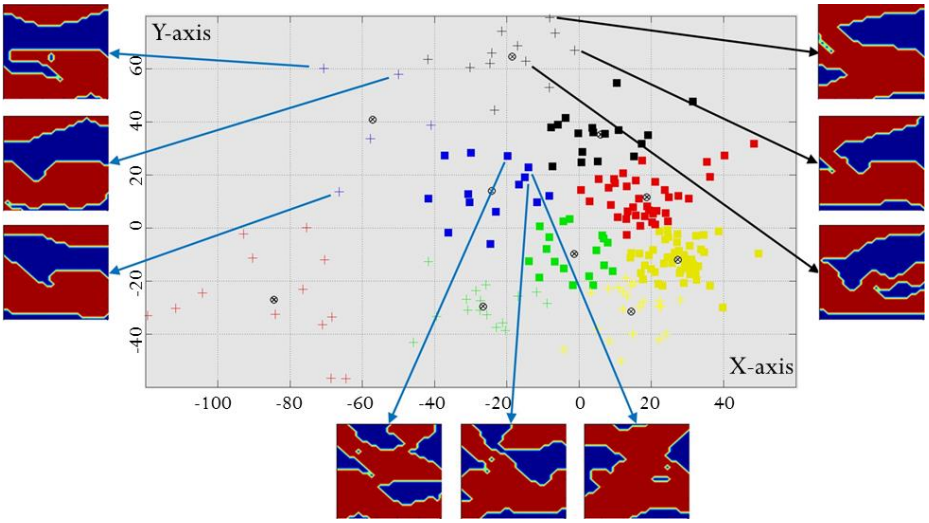


Fig. 4.18 Result of distance-based method: 2D with improper initial ensemble.

Table 4.8 Dynamic data for history matching: 2D with improper initial ensemble

Parameters	Values
Assimilation interval, [days]	20 (from 20 to **900**)
Available data for 8 production wells	Oil production rate

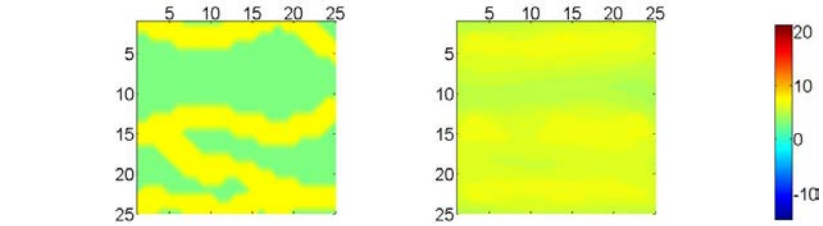
Fig. 4.19는 참조필드와 초기앙상블, 그리고 세 앙상블기반기법의 평균 로그유체투과율을 보여준다. 본 연구의 초기앙상블은 참조필드와 다른 TI를 사용하였으므로 초기앙상블의 평균도 참조필드와 매우 다르다(Fig. 4.19b). 특히, 채널폭이 넓어져 중앙과 하부 채널연결성이 구분되지 않는다. 따라서 앙상블평균을 참값으로 보는 앙상블기반기법의 가정을 만족하지 못한다.

잘못된 초기앙상블디자인으로 인해 세 앙상블기반기법의 히스토리매칭결과는 전체적으로 나빠졌다. 먼저 EnKF의 평균 로그유체투과율은 생산정 4, 7번 간의 채널연결성이 약하며 생산정 5번 부근의 채널폭이 넓다(Fig. 4.19c). 참조필드와 같은 초기앙상블디자인을 사용한 결과와 비교하면(Fig. 4.6c) 역산결과의 신뢰도가 감소되었다.

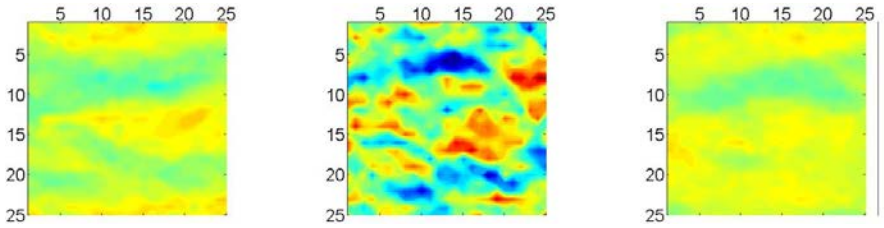
ES의 결과는 채널저류층의 특성을 완전히 잃어버렸다(Fig. 4.19d). 채널연결성을 확인할 수 없을 뿐만 아니라 로그유체투과율이 20과 −13을 넘는 값을 가진다. 이는 유체투과율이 가질 수 있는 물리적인 범위를 벗어난다. 즉, 수학적으로는 하나의 해가 될 수 있지만 저류층 특성화는 실패한 것이다.

하지만 거리기반 ES의 평균 로그유체투과율은 ES의 결과에서 보인 오버슈팅문제를 해결하였다(Fig. 4.19e). 그럼에도 불구하고 잘못된 초기앙상블디자인의 영향으로 참조필드의 채널연결성을

제대로 모사하지 못한다. 예를 들어 채널폭이 지나치게 넓으며 생산정 4, 7번의 채널연결성이 생산정 4, 6번의 채널연결성으로 나타난 한계가 있다.



(a) The reference field (b) Initial ensembles



(c) EnKF (d) ES (e) The proposed method

Fig. 4.19 The mean of updated log-normal permeability fields: 2D with improper initial ensemble.

세 기법의 결과를 평균이 아닌 개별앙상블의 로그유체투과율을 통해 분석하였다. 선택된 세 앙상블은 Fig. 4.20a처럼 상이한 초기 로그유체투과율을 보인다. EnKF의 최종앙상블은 4번과 7번 채널연결성이 미비하며 생산정 5번 부근의 채널폭이 지나치게 넓다(Fig. 4.20b). 또한 세 앙상블의 로그유체투과율이 지나치게 비슷해져 필터발산문제가 있다.

ES의 경우, 세 앙상블의 결과가 매우 비슷하므로 필터발산문제가 발생하였다(Fig. 4.20c). 또한 세 최종앙상블 모두 오버슈팅된 유체투과율을 보이며 채널연결성을 완전히 잃었다. 결국 채널저류층 특성화에 실패했으므로 이를 활용한 미래생산량예측도 신뢰할 수 없다.

제안된 기법의 역산결과는 ES의 결과에서 보인 전형적인 두 문제를 개선하며 뚜렷한 채널연결성을 보인다(Fig. 4.20d). 세 앙상블은 중앙과 하부에서 다양한 채널연결성을 보여준다. 이로 인해 평균값인 Fig. 4.19e에서는 중앙과 하부 채널연결성이 다소 두껍고 뚜렷하지 않게 나타난 것이다. EnKF의 결과와 비교 시, 채널연결성을 잘 유지하는 것과 필터발산문제가 없는 것이 장점이다.

하지만 참조필드와 비교 시, 생산정 4, 7번 간의 채널연결성을 제대로 모사하지 못하며 채널폭이 두꺼운 한계가 있다. 이처럼 EnKF와 제안된 기법의 결과는 유사한 한계를 보인다. 이는 모델인자를 정규분포로 보는 가정과 앙상블평균을 참값으로 보는 가정을 모두 위반하는 복잡한 역산문제이기 때문이다. 그럼에도 두 기법 모두 오버슈팅문제가 없으며 특히 제안된 기법은 필터발산문제도 방지하였다.

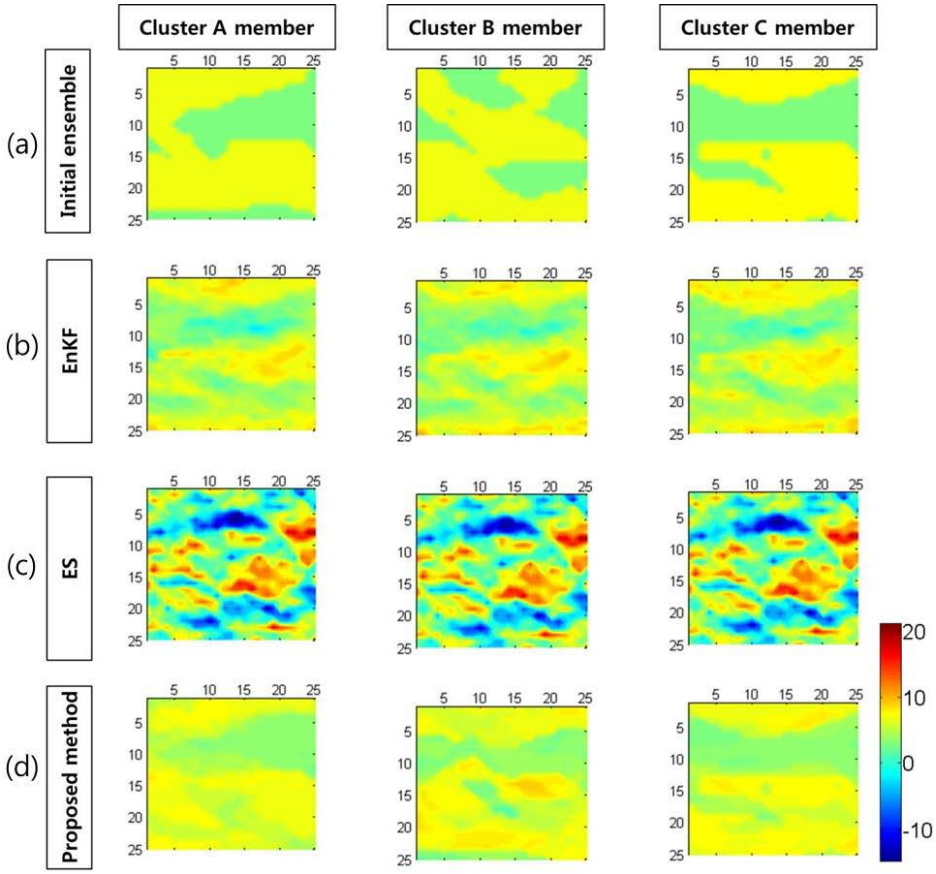


Fig. 4.20 Updated log-normal permeability fields from three ensembles: 2D with improper initial ensemble.

세 기법으로 교정한 로그유체투과율이 이봉분포를 따르는지 히스토그램을 통해 확인하였다. Fig. 4.21a를 보면 참조필드와 초기앙상블은 모두 이봉분포를 보인다. 하지만 Fig. 4.8a와는 달리 참조필드와 초기앙상블의 암상비에 큰 차이가 있다. 이는 잘못된 초기앙상블디자인에 의한 영향으로 초기앙상블이 참조필드에 비해 높은 사암비를 가진다.

EnKF로 얻은 최종앙상블의 히스토그램은 이봉분포의 특징을 잃어버렸다(Fig. 4.21b). 사암의 로그유체투과율인 7.6 부근에서 상대적으로 높은 도수를 가지나 전체적으로 정규분포를 따른다. ES로 구한 역산결과의 히스토그램은 오버슈팅으로 인해 극값을 가지는 도수가 많다(Fig. 4.21c). 또한 채널저류층의 이봉분포를 유지하지 못한다. 따라서 엄밀한 의미에서 두 앙상블기반기법은 채널저류층 특성화에 실패하였다.

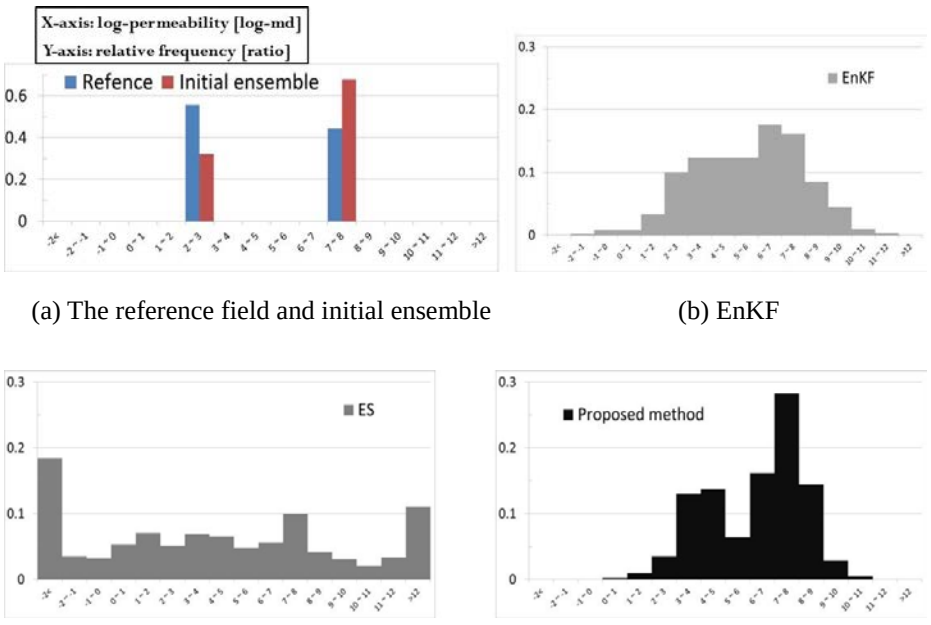
거리기반 ES의 경우, 최종앙상블의 히스토그램은 오버슈팅문제를 해결했으며 이봉분포도 유지한다(Fig. 4.21d). 또한 사암과 셰일의 로그유체투과율값인 7.6과 3 부근에서 높은 도수를 가진다. 이는 명확한 채널연결성을 보인 Fig. 4.20d와도 상응하는 히스토그램이다. 하지만 암상비가 참조필드의 비를 따라가지 못하고 초기앙상블의 비를 유지하는 한계가 있다.

이처럼 제안된 기법의 역산결과는 초기앙상블디자인에 상관없이 일관되게 이봉분포를 유지한다. 채널저류층의 가장 큰 특징은 암상에 따른 유체투과율차이로 사암연결성을 따라 유체흐름이 발생하는 것이다. 따라서 제안된 기법의 최종모델처럼 이봉분포를 유지해야만 채널저류층이 가지는 유체흐름특징도 제대로 파악할 수 있다.

마지막으로 세 기법의 히스토리매칭시간을 비교하였다. 거리기반 ES는 EnKF의 계산시간을 97.7% 절약하였다. 이는 45번의 교정을 기준으로 계산한 저류층시뮬레이션 총횟수의

차이(ES 200회, EnKF 9,000회)와 거의 일치한다. 이는 추가로 수행하는 거리기반기법의 계산시간이 작기 때문으로 ES와 제안된 기법은 실제로 비슷한 시간이 소요된다. 구체적인 시간은 EnKF의 경우 5,680분대, ES와 제안된 기법의 경우 120분대이다.

본 연구를 통해 잘못된 초기앙상블디자인이 앙상블기반기법의 채널저류층 특성화에 미치는 영향을 분석하였다. 거리기반기법은 잘못된 초기앙상블디자인에 관계없이 채널저류층모델을 성공적으로 분류하였다. 또한 거리기반 ES는 필터발산과 오버슈팅문제없이 안정된 채널저류층 특성화를 빠른 시간 내에 수행할 수 있다.



(a) The reference field and initial ensemble (b) EnKF

(c) ES (d) The proposed method

Fig. 4.21 Histogram of updated log-normal permeability field: 2D with improper initial ensemble.

세 앙상블기반기법의 히스토리매칭결과를 이용하여 생산량예측 및 불확실성평가를 수행하였다. EnKF의 경우, 유정별 오일생산량은 생산정 3, 4, 6, 7번에서 편향된 불확실성범위를 보인다(Fig. 4.22a). 특히, 생산정 3, 6번은 교정을 수행하는 900일까지는 생산이력을 맞추지만 900일 이후에는 참값으로부터 벗어난 예측값을 보인다. 이러한 경향은 워터컷에서도 동일하게 나타나며 생산정 3, 4, 6, 7번에서 대부분의 앙상블이 편향된 결과를 제공한다(Fig. 4.22b).

이러한 결과는 잘못된 초기앙상블디자인의 영향으로 저류층 특성화가 어려워져 최종 로그유체투과율이 참조필드와 차이를 보이기 때문이다. 또한 저류층모델의 히스토그램이 정규분포를 가지므로 채널저류층의 유체거동을 제대로 모사하지 못한다. 따라서 미래생산량예측도 신뢰할 수 없으며 합리적인 의사결정이 불가능하다.

ES로 구한 최종앙상블의 유정별 생산량을 나타낸 Fig. 4.23은 필터발산문제를 명확히 보여준다. 전체앙상블의 생산량은 하나로 수렴된 예측값만 제공하므로 불확실성평가가 불가능하다. 또한 유정별 오일생산량과 워터컷에 대한 모든 생산정의 결과가 잘못된 예측값을 보인다. 결국 잘못된 저류층 특성화는 신뢰할 수 없는 생산량예측을 초래하므로 합리적인 의사결정의 근거로 사용할 수 없다.

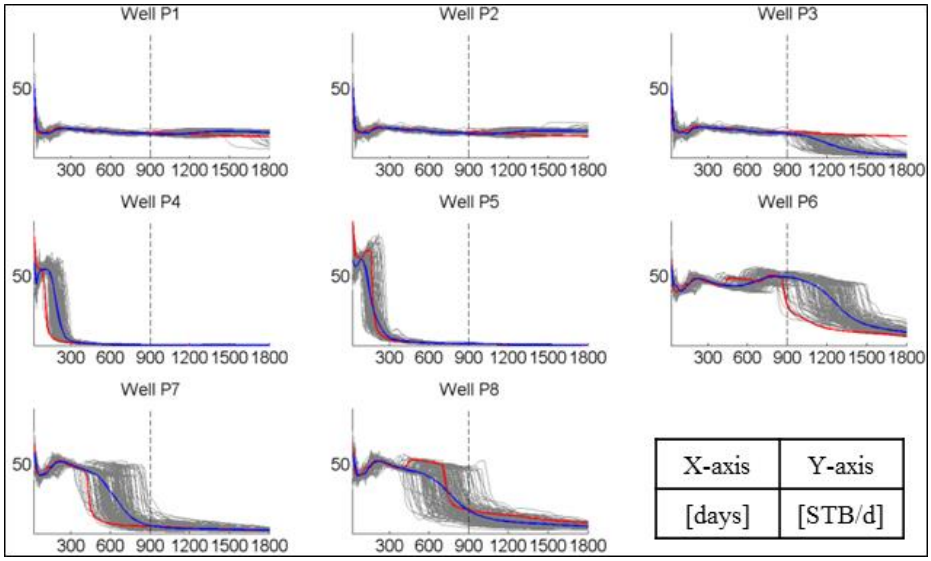
Fig. 4.24는 거리기반 ES로 역산한 결과의 유정별 오일생산량과 워터컷을 나타낸다. 오일생산량의 경우, ES의

결과에서 보인 필터발산문제를 해결하고 편향되지 않은 불확실성을 제공한다(Fig. 4.24a). EnKF의 결과에서 문제가 됐던 생산정 3, 6, 7번에 대해 앙상블의 불확실성범위 중앙에 참값을 위치시키며 개선된 결과를 보인다. 하지만 EnKF의 결과처럼 생산정 4번을 포함한 생산정 8번에서 불확실성범위가 편향된 한계가 있다.

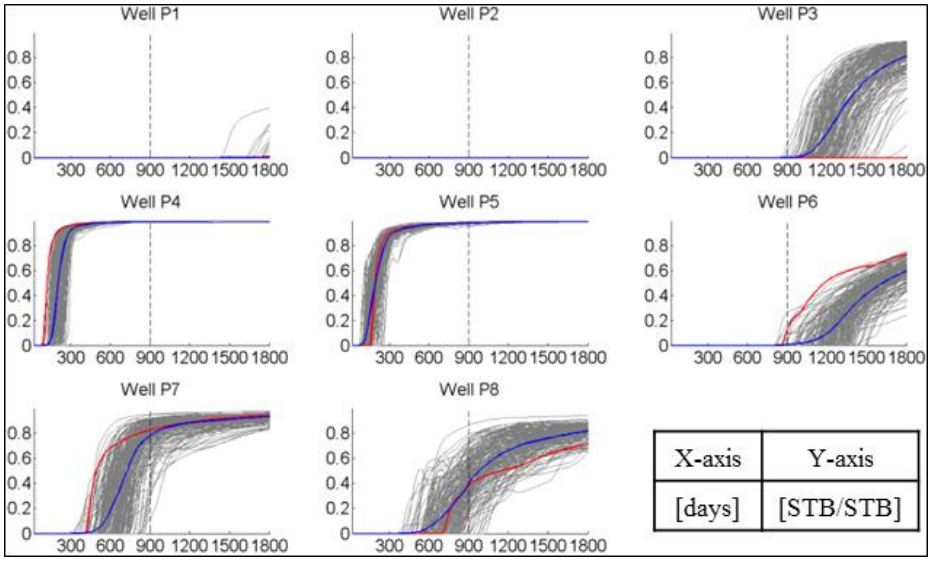
유정별 워터컷 역시 오일생산량의 결과와 비슷한 경향을 보인다(Fig. 4.24b). 특히, 생산정 6, 7번의 불확실성범위가 참조필드결과를 편향없이 포함하며 EnKF의 결과보다 향상된 예측값을 제공한다. 생산정 1, 2, 3번에서 예측값이 큰 앙상블이 있지만 이는 불확실성정보를 제공하는 역할을 한다. 왜냐하면 참값을 따르는 앙상블의 예측값도 함께 존재하기 때문이다.

생산정 3번의 워터컷에 대해 EnKF로 구한 최종앙상블의 결과와 비교해보면 그 차이를 명확히 알 수 있다. EnKF의 경우 대부분의 앙상블이 참값으로부터 크게 벗어난 워터컷 경향을 보이며 참조필드결과를 따르는 앙상블이 없다(Fig. 4.22b).

하지만 거리기반 ES로 얻은 생산정 3번의 결과는 참조필드결과를 따르는 앙상블이 다수 존재한다(Fig. 4.24b). 오일생산량도 생산정 3번에서 참값을 포함하는 불확실성범위를 가진다(Fig. 4.24a). 즉, 다른 생산정에 비해 생산정 3번의 예측값에는 큰 불확실성이 있다는 것을 의미한다. 따라서 유정별 생산량을 불확실성 정도에 따라 신뢰도를 달리하여 의사결정의 근거로 활용할 수 있다.

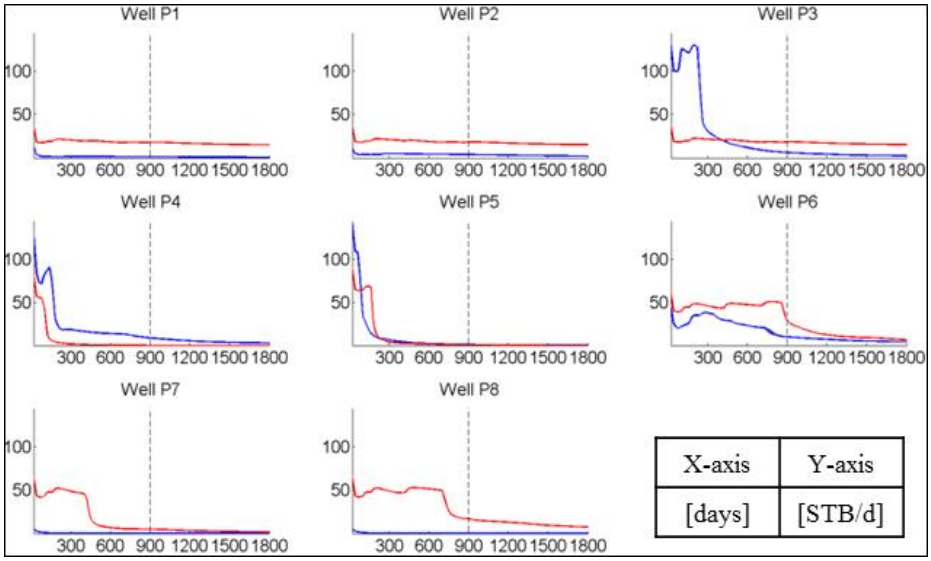


(a) OPR

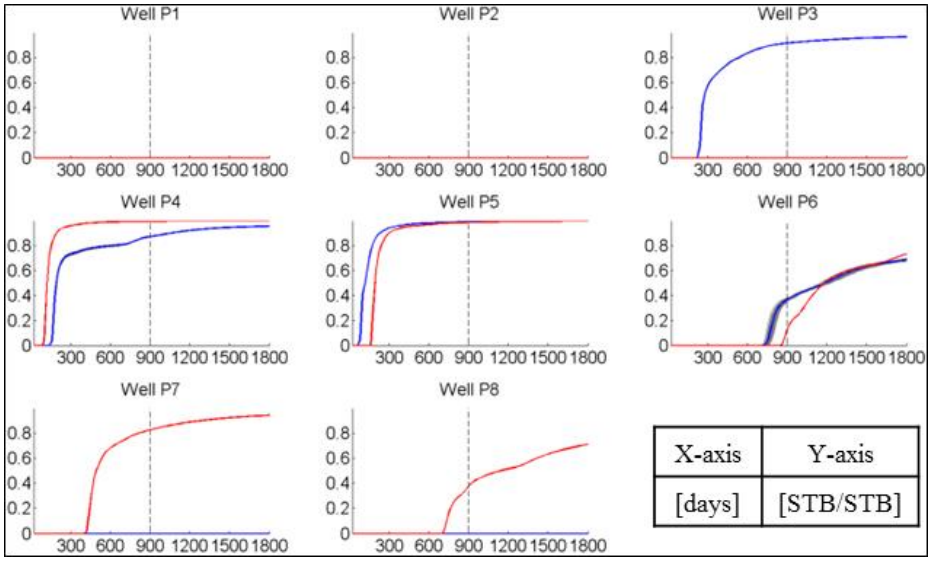


(b) WCT

Fig. 4.22 Well productions of EnKF: 2D with improper initial ensemble.

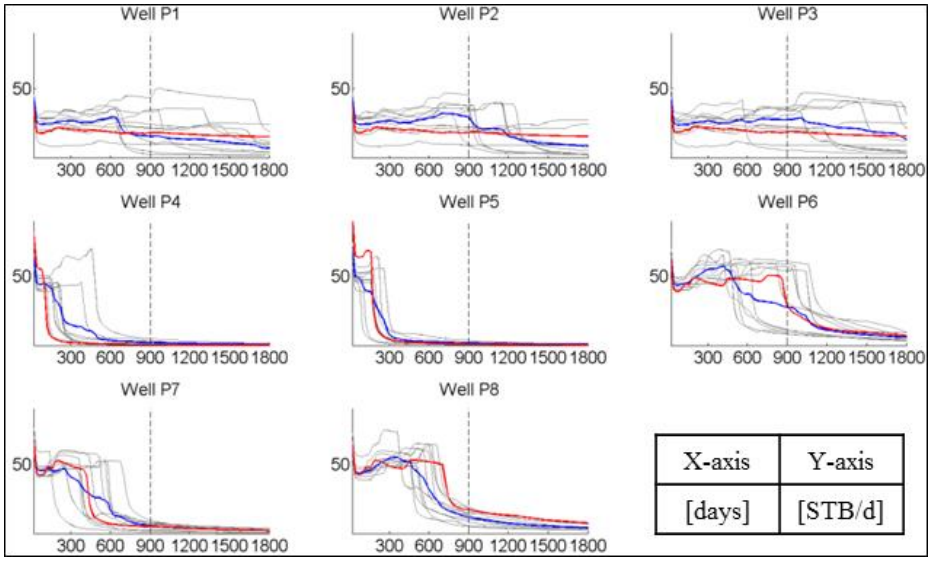


(a) OPR

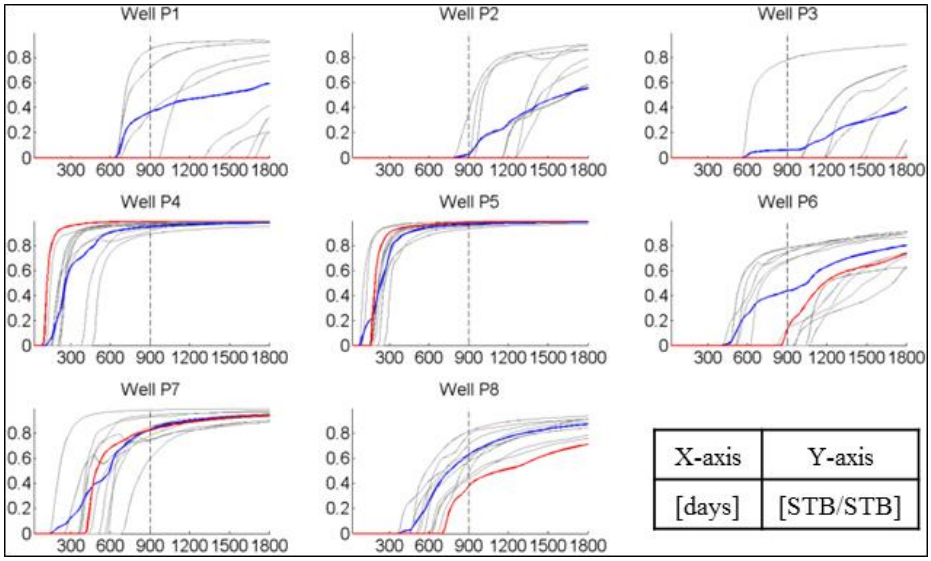


(b) WCT

Fig. 4.23 Well productions of ES: 2D with improper initial ensemble.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.24 Well productions of the proposed method: 2D with improper initial ensemble.

살펴본 유정별 생산량을 토대로 누적생산량을 분석하였다(Fig. 4.25). 먼저 초기앙상블의 누적오일 및 물 생산량이 참조필드의 결과로부터 벗어났다. 이는 참조필드와 초기앙상블이 다른 TI를 사용하여 생성되었기 때문이다.

EnKF로 구한 최종앙상블의 누적생산량은 불확실성범위가 지나치게 줄어들어 불확실성평가가 어렵다. 또한 불확실성이 초기앙상블 평균값으로 편향되어 참조필드결과를 포함하지 못한다. 이는 초기앙상블디자인이 잘못되었음에도 앙상블평균을 참으로 가정하는 앙상블기반기법의 한계 때문이다.

ES를 적용한 경우의 누적생산량은 참조필드결과와 비교할 수 없을 정도로 크게 벗어났다. 이는 유정별 생산정에서 보인 참값과의 차가 누적되었기 때문이다. 또한 필터발산문제로 인해 누적생산량이 하나로 수렴된 예측값만 제공하므로 불확실성평가가 불가능하다. 따라서 EnKF와 ES의 역산결과는 모두 신뢰할 수 없는 불확실성을 제공한다.

하지만 거리기반 ES의 경우, ES뿐만 아니라 EnKF의 결과보다도 신뢰할 수 있는 누적생산량을 제공한다. ES의 결과에서 보인 필터발산문제를 해결하였으며 누적오일 및 물 생산량 모두 참조필드의 생산량을 포함한 불확실성을 제공한다.

초기앙상블디자인이 참조필드와 동일할 때는 EnKF와 제안된 기법의 최종모델이 모두 신뢰할 수 있는 불확실성평가를 제공하였다. 하지만 초기앙상블디자인이 잘못된 경우, EnKF의

결과는 큰 영향을 받고 잘못된 불확실성을 제공하였다. 그에 반해 거리기반 ES는 일관되게 신뢰할 수 있는 생산량예측을 보였다.

실제로 참조필드는 미지의 값이므로 초기앙상블디자인이 잘되었는지는 판단할 수 없다. 특히, 채널저류층의 경우 사암연결성의 비균질성으로 잘못된 앙상블디자인을 할 가능성이 크다. 따라서 초기앙상블디자인에 상관없이 안정적인 결과를 제공하는 제안된 기법이 채널저류층 특성화에 적합하다.

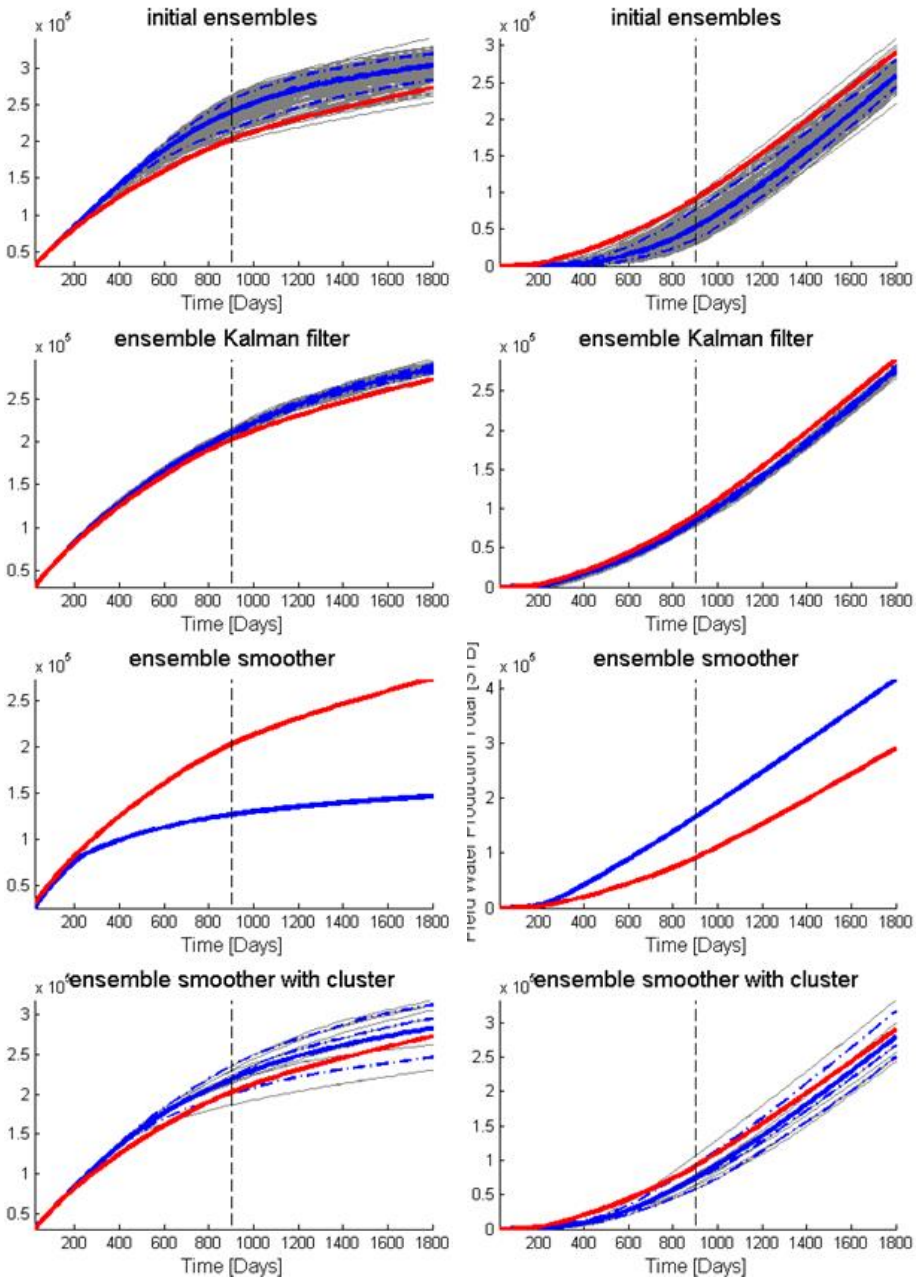
누적생산량의 구체적인 분석을 위해 최종 예측시점인 1,800일에서 박스그림을 그렸다(Fig. 4.26). 참조필드와 다른 앙상블디자인의 영향으로 초기앙상블의 불확실성은 참조필드의 예측값인 1을 제대로 포함하지 못한다.

EnKF의 경우, 역산결과가 참조필드로부터 벗어나고 이봉분포를 유지하지 못하므로 이를 이용한 생산량예측도 참조필드결과와 차이가 있다. 따라서 초기앙상블에 비해 불확실성범위는 줄였지만 불확실성범위 내에 참값을 포함하지 못한다. ES로 구한 앙상블의 박스그림은 참값으로부터 매우 벗어나며 필터발산으로 어떠한 불확실성도 제공하지 못한다. 즉, 두 경우 모두 신뢰할 수 있는 생산량예측을 하지 못한다.

하지만 거리기반 ES의 경우, ES의 결과에서 보인 필터발산문제를 해결하였다. 또한 참조필드결과를 불확실성범위 내에 포함하며 EnKF의 결과에서 나타난 한계 역시 극복하였다. 이처럼 제안된 기법으로 구한 앙상블의 박스그림은 참값을

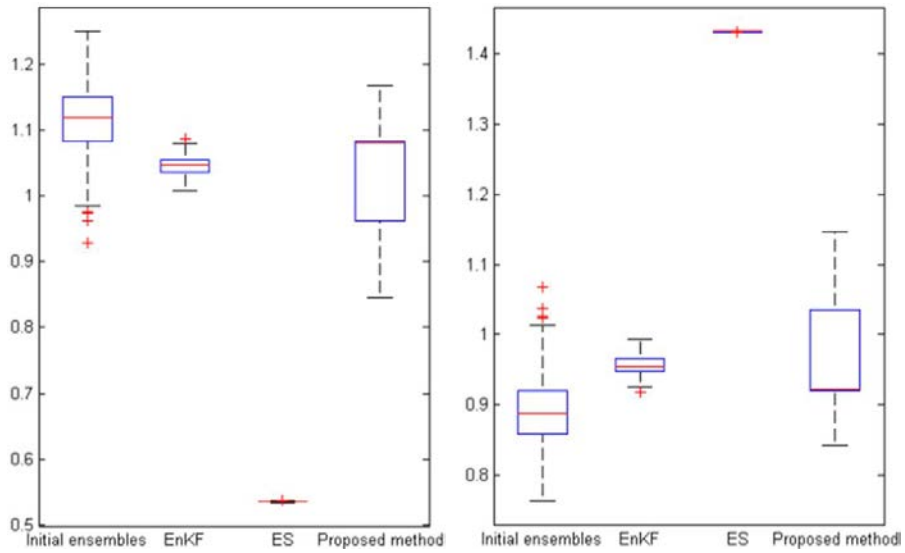
중심으로 불확실성을 제공하므로 합리적인 의사결정을 위한 자료로 활용될 수 있다.

제안된 기법의 경우 비록 초기앙상블의 결과만큼 불확실성범위가 넓지만 이는 초기앙상블을 잘못 생성한 것에 기인한다. 즉, 초기앙상블이 갖는 지질학적 불확실성에 비례하여 생산량예측의 불확실성범위도 커지는 특징이 있다. 중요한 것은 불확실성범위가 넓으면서도 분위수구간의 중간에 참값을 위치시킨다는 것이다. 따라서 합리적인 의사결정이 가능하며 넓은 불확실성범위를 초기앙상블디자인을 다시 검토하라는 경고로 볼 수 있다.



(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.25 Field productions of the three methods: 2D with improper initial ensemble.



(a) FOP (b) FWP

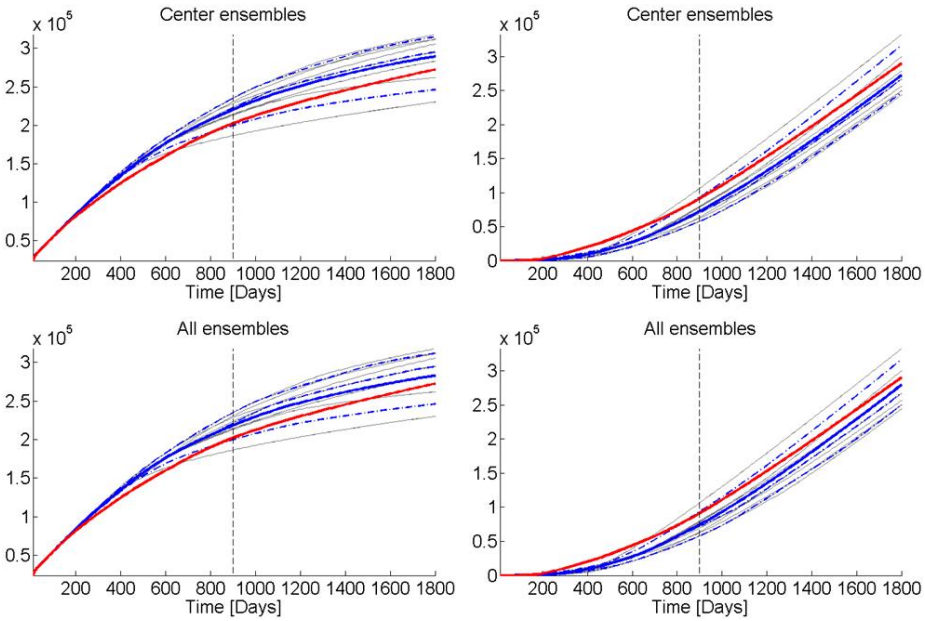
Fig. 4.26 Boxplot of field productions: 2D with improper initial ensemble.

마지막으로 거리기반 ES에서 군집별 대표앙상블만 이용하여 누적생산량을 예측하였다. Fig. 4.27은 누적오일 및 물 생산량에 대해 200개 앙상블과 10개 앙상블의 결과를 비교한 것이다. 육안으로는 파악하기 힘들 만큼 두 누적생산량의 경향이 비슷하다. 따라서 대표앙상블만으로도 누적생산량의 불확실성평가가 가능하다.

세부적인 검토를 위해 1,800일의 누적생산량에 대한 누적확률분포를 확인하였다(Fig. 4.28). 전체앙상블의 누적생산량은 계단형태의 누적확률분포를 보인다. 이는 거리기반기법으로 분류한 군집별로 비슷한 생산량을 보이기 때문이다. 전체앙상블과 대표앙상블로 구한 누적오일 및 물 생산량 모두 누적확률분포가 거의 일치한다. 누적오일생산량의 두 누적확률분포에 대해 P10(0.9

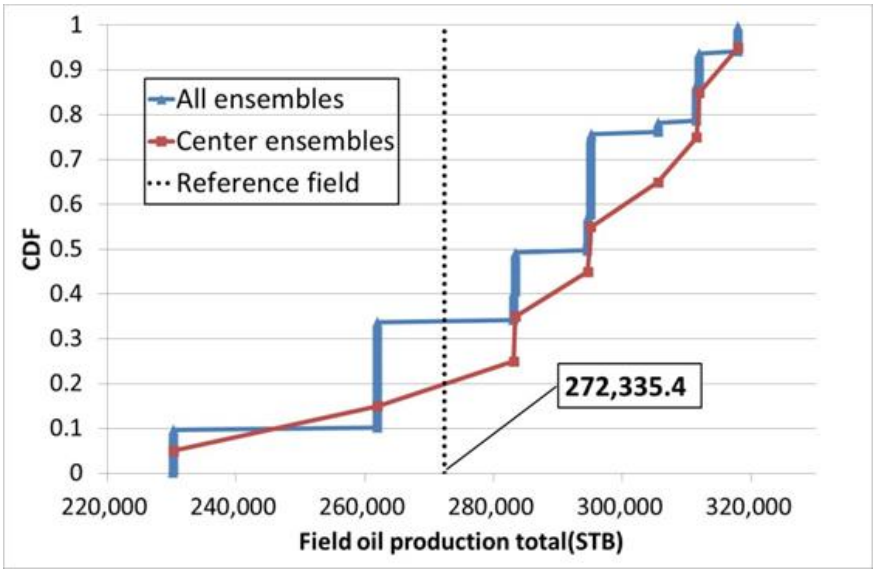
분위수)과 중앙값을 비교했을 때 매우 유사한 통계치를 제공한다(Fig. 4.28a).

하지만 P90(0.1 분위수)의 경우 대표앙상블의 누적확률분포가 전체앙상블의 결과보다 안정적인 통계치를 제공한다. 전체앙상블의 경우, P90이 누적확률분포의 경계값에 위치하므로 작은 분위수 변화에도 민감한 통계치를 준다. 그에 반해 대표앙상블의 누적확률분포는 분위수 변화에 안정적인 결과를 준다. 결국 대표앙상블만으로도 생산량예측 및 불확실성평가가 가능하며 사용한 군집수에 비례하는 시뮬레이션횟수를 감소시킬 수 있다.

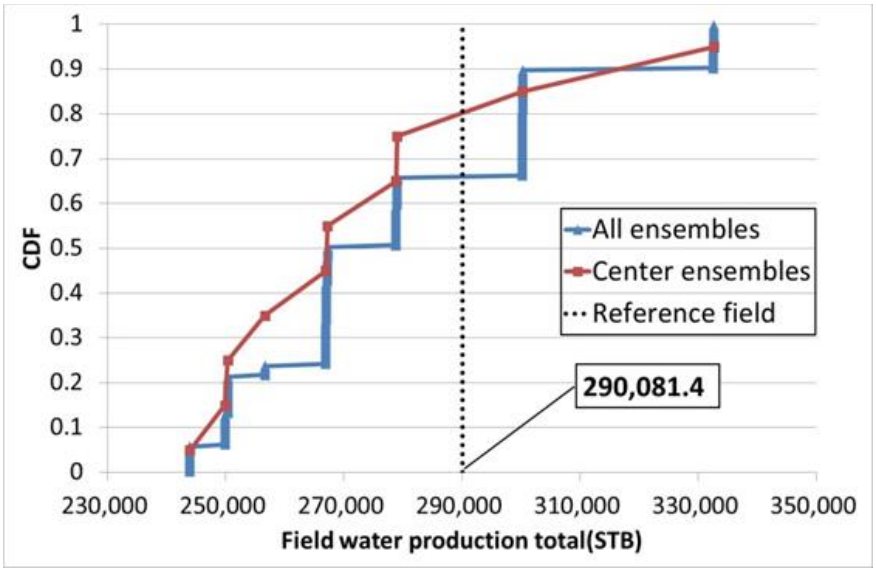


(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.27 Comparison all ensembles with representative ensembles: 2D with improper initial ensemble.



(a) FOP



(b) FWP

Fig. 4.28 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF: 2D with improper initial ensemble.

4.2 3차원 채널저류층

지금까지 2차원 채널저류층 특성화에 앙상블기반기법을 적용하였다. 하지만 2차원 저류층은 실제 자연현상을 묘사하는데 한계가 있다. 따라서 히스토리매칭대상을 3차원 채널저류층으로 확장하여 거리기반 ES의 현장적용가능성을 확인하였다. 4.2절에서는 잘못된 초기앙상블디자인과 종적 비균질성의 영향을 분석한 두 연구를 진행하였다. 4.2절을 통한 연구목적은 아래와 같다.

- Hausdorff 거리를 통한 3차원 채널저류층의 군집화 분석
- 초기앙상블디자인: 암상비 영향분석
- 3차원 채널저류층의 종적 비균질성 영향분석

4.2.1 초기앙상블디자인이 참조필드와 다른 경우

앙상블기반기법을 적용하기 위해 초기앙상블을 생성할 때는 앙상블평균이 참이라는 가정을 만족하기 어렵다. 왜냐하면 실제로 사용할 수 있는 정적자료는 한정되어 있고 그 자료도 불확실성이 있기 때문이다. 따라서 초기앙상블디자인이 잘못될 수 있으며 특히 비균질성이 큰 채널저류층은 그 가능성이 더욱 크다. 그러므로 초기앙상블디자인이 참조필드와 다른 경우에도 앙상블기반기법이 안정적인 채널저류층 특성화를 수행할 수 있는지 확인하고자 한다.

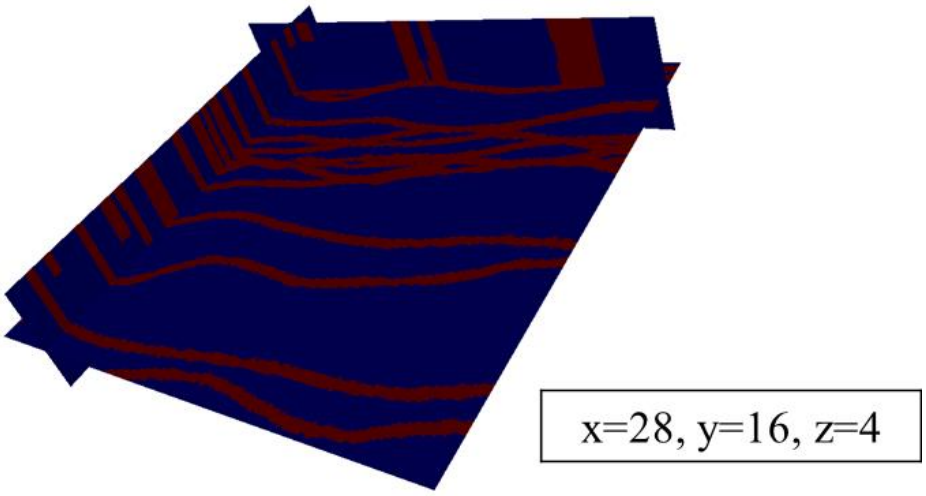
먼저 3차원 채널저류층을 생성하려면 3차원 TI가 필요하다.

Fig. 4.29a는 SGeMS에서 제공하는 3차원 TI이며 그 속성은 Table 4.9와 같다(Remy *et al.*, 2009). 3차원 참조필드를 생성하기 위해 Table 4.10의 SNEsim 인자와 Table 4.11의 암상자료를 이용하였다. Fig. 4.29b는 본 연구에서 사용한 참조필드이다.

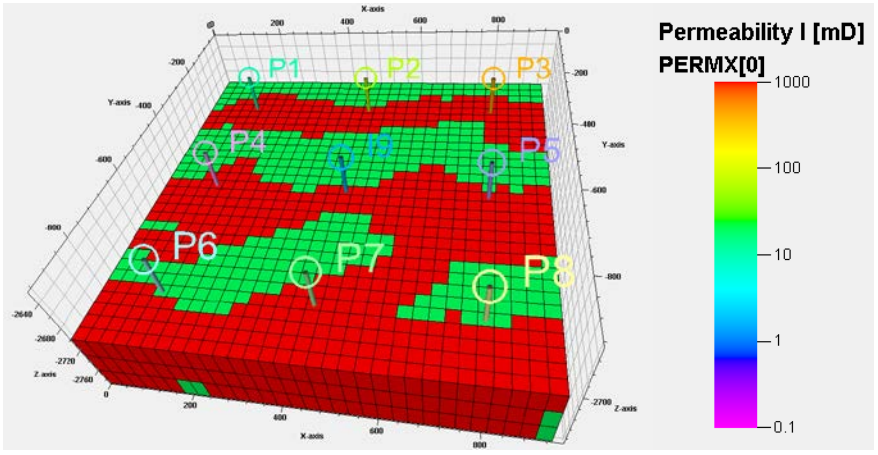
Tables 4.11과 4.12는 각각 유정운영조건과 암석물리자료이며 이를 이용하여 ECLIPSE 데이터파일 작성하였다(부록 E 참조). ECLIPSE 100으로 참조필드의 저류층시뮬레이션을 수행한 결과를 Fig. 4.30에 나타내었다. 생산정 4, 5, 7번은 생산초기 높은 오일생산량을 보이지만 워터컷이 증가하는 시점부터 오일생산량이 급감한다. 이는 세 생산정과 주입정 간의 채널연결성 때문이다. 이러한 참조필드의 특징을 히스토리매칭을 통해 파악해야 한다.

초기앙상블디자인의 중요성을 파악하기 위해 2차원 채널저류층에서는 TI의 인자를 조절하였다(4.1.2항). 채널폭에 불확실성을 포함시켰으므로 사암과 셰일의 암상비도 영향을 받았다. 본 연구에서는 암상비에 지질학적 불확실성이 있다고 가정하고 참조필드와 초기앙상블의 암상비를 서로 다르게 설정하였다. 이를 통해 암상비가 채널저류층모델링에 큰 영향을 미치는 핵심인자인지 파악하고자 한다.

따라서 초기앙상블 생성 시, TI는 Fig. 4.29a를 그대로 이용하고 SNEsim 인자 중 암상비를 참조필드와 다르게 설정하였다(Table 4.10). 유정에서 얻은 암상자료는 불확실성이 없으므로 참조필드와 같은 Table 4.11의 자료를 사용하였다.



(a) TI



(b) The reference field

Fig. 4.29 Channelized reservoirs: 3D with improper initial ensemble(TI from Remy *et al.*, 2009).

Table 4.9 Information for 3D TI(Remy *et al*., 2009)

Parameters	Values
Grid system	200x200x5
Geobody type	Sinusoid channel
Sand ratio	**0.27**

Table 4.10 Parameters for channelized reservoirs: 3D with improper initial ensemble

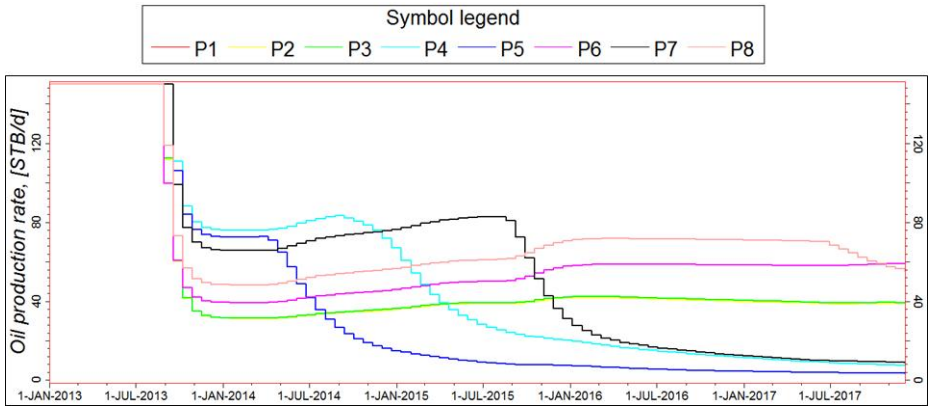
Parameters		Values
Grid system		31x31x3
Grid size, [ft]		DX=DY=DZ=30
Target ratio	**Reference field**	**(sand, 0.6, shale, 0.4)**
	Initial ensembles	**(sand, 0.8, shale, 0.2)**
Search template	**Nodes**	**80**
	Ranges	(min, 10, med, 10, max, 10)

Table 4.11 Well information and boundary conditions: 3D with improper initial ensemble

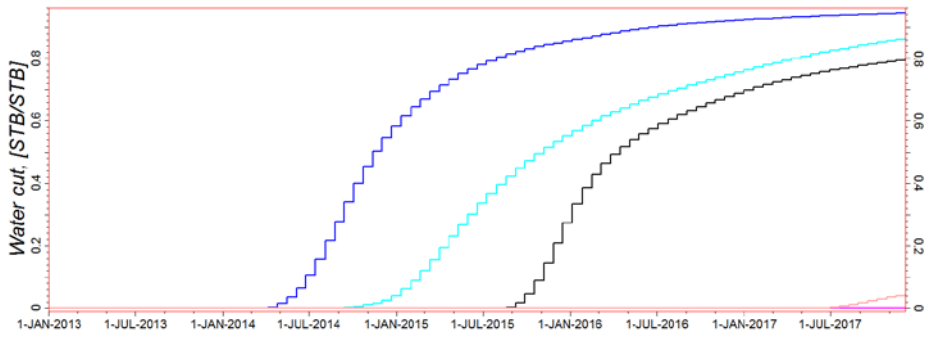
Well name	Location (x, y), [ft]	Facies	Control mode, [STB/day or psi]
I1	(465, 465)	sand	Rate, 400
P1	(135, 135)	sand	Rate, 150
P2	(465, 135)	sand	Rate, 150
P3	(795, 135)	sand	Rate, 150
P4	(135, 465)	sand	Rate, 150
P5	(795, 465)	sand	Rate, 150
P6	(135, 795)	sand	Rate, 150
P7	(465, 795)	sand	Rate, 150
P8	(795, 795)	sand	Rate, 150

Table 4.12 Petrophysical parameters for 3D channelized reservoirs

Parameters		Values
Initial conditions	Pressure, [psi]	2,000 at 2,700 ft
	Oil-water contact depth, [ft]	3,000
Initial porosity, [fraction]		0.3
Oil formation volume factor, [rb/STB]		1.012 at 0 psig 1.011 at 1,000 psig 1.01 at 2,000 psig
Water formation volume factor, [rb/STB]		1 at 2,000 psig
Water compressibility, [1/psi]		5.00E-07
Viscosity of fluid, [cp]	Oil	3
	Water	1
Density of fluid, $[lb/ft^3]$	Oil	48.623
	Water	62.313
Rock compressibility, [1/psi]		3.00E-05 at 2,000 psig



(a) OPR



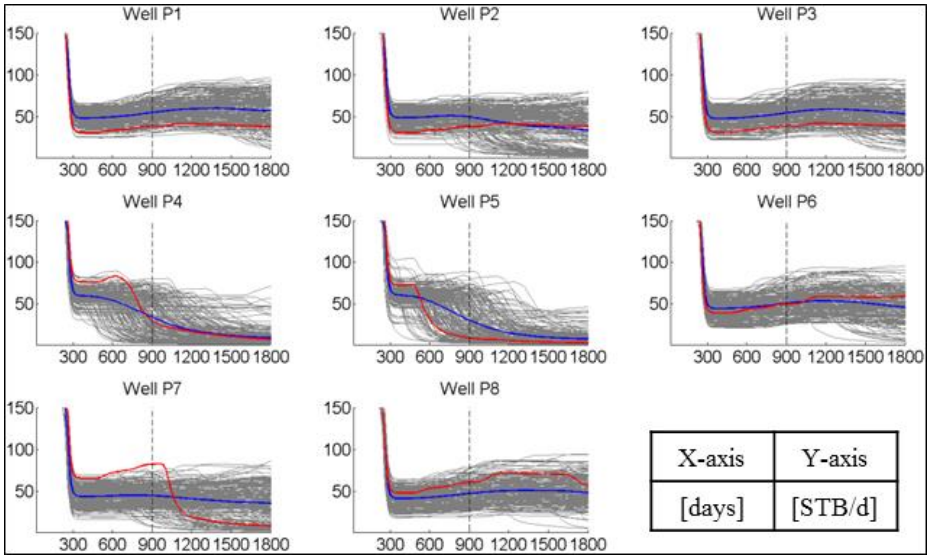
(b) WCT

Fig. 4.30 Well productions of the reference field: 3D with improper initial ensemble.

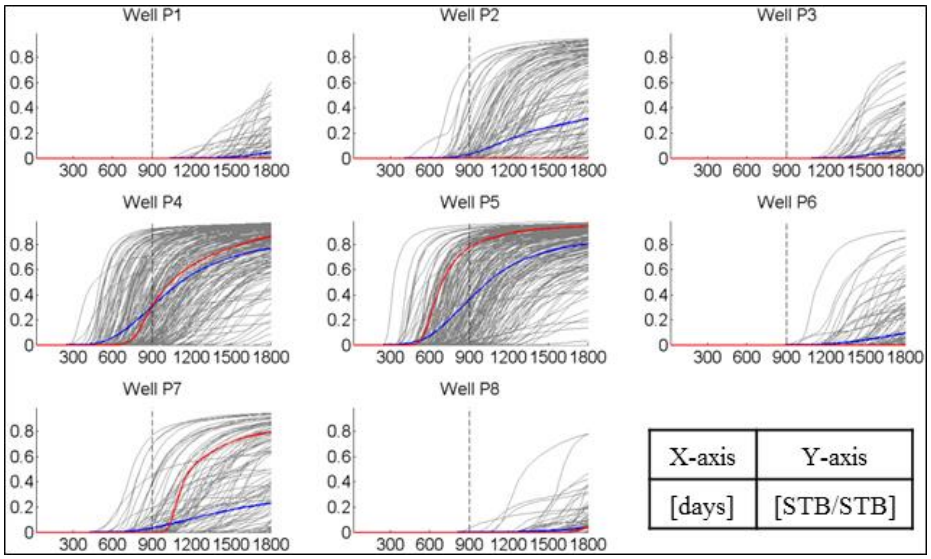
Fig. 4.31은 생성한 200개 초기앙상블의 생산량예측을 보여준다. 참조필드와 동일한 유정운영조건(Table 4.11)과 암석물리자료(Table 4.12)를 사용하였다. 잘못된 앙상블디자인의 영향으로 초기앙상블의 생산량예측과 참조필드결과에 차이가 있다. 특히, 생산정 7번의 오일생산량은 초기앙상블의 불확실성내에 참값을 포함하지 못한다. 이처럼 사용한 TI가 동일함에도 암상비에 대한 불확실성으로 인해 서로 다른 거동을 보인다.

히스토리매칭에 앞서 3차원 채널저류층에 대한 거리기반기법의 적용가능성을 확인하였다. 3차원 채널저류층도 0과 1로 대표되는 암상분포를 보이므로 Hausdorff 거리를 이용하여 앙상블간의 비유사성을 측정하였다. 이후 다차원척도법을 통해 각 앙상블을 좌표평면상에 나타내고 K-means 군집법을 통해 10개의 군집으로 분류하였다(Fig. 4.32).

2차원에 비해 3차원 채널저류층은 암상분포가 더욱 복잡해진다. 그럼에도 불구하고 동일군집에 속한 앙상블은 서로 비슷한 암상분포를 나타낸다(Fig. 4.32). 이를 통해 Hausdorff 거리를 통한 거리기반기법이 3차원 채널저류층에도 적용가능함을 확인하였다.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.31 Well productions of initial ensembles: 3D with improper initial ensemble.

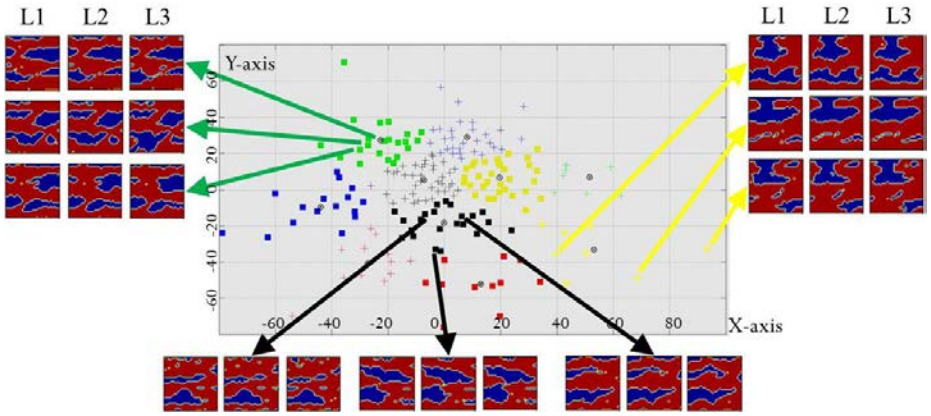


Fig. 4.32 Result of distance-based method: 3D with improper initial ensemble.

초기앙상블은 Fig. 4.30a의 오일생산량에서 Table 4.8에 해당하는 자료를 관측자료로 이용하여 EnKF, ES, 거리기반 ES로 교정되었다. Fig. 4.33은 각 기법으로 얻은 최종앙상블의 평균 로그유체투과율을 나타낸다. 역산결과의 효과적인 비교를 위해 참조필드의 범례를 기준으로 모든 결과를 도시하였다. 3차원 채널저류층의 비균질성으로 초기앙상블의 평균은 특별한 채널패턴없이 3개의 수평선으로 나타난다(Fig. 4.33b).

EnKF의 경우, 평균 로그유체투과율은 비교적 채널저류층의 특징을 잘 유지한다(Fig. 4.33c). 하지만 상부 채널연결성이 상단으로 치우쳤으며 3층에서 생산정 1, 2번 사이의 채널연결성이 끊어지는 경향을 보인다. 또한 참조필드의 가장 큰 특징인 생산정 5, 7번 간의 채널연결성이 끊어졌다. ES로 구한 최종모델의 평균 로그유체투과율은 채널연결성을 유지하지 못하며 더 이상 채널저류층이라 볼 수 없다(Fig. 4.33d). 또한 2차원 채널저류층의

연구결과처럼 오버슈팅이 의심된다.

이에 반해 거리기반 ES로 구한 결과의 평균 로그유체투과율은 생산정 5, 7번 간의 채널연결성을 교정하였다(Fig. 4.33e). 또한 상부 채널연결성이 상단에 완전히 밀착되지 않은 참조필드의 특징을 잘 모사하였다. 하지만 생산정 7, 8번의 채널연결성이 끊어지는 한계가 있다.

이처럼 제안된 기법은 ES의 결과에서 발견된 문제점을 해결하고 EnKF의 결과보다 향상된 3차원 저류층 특성화결과를 보인다. 3차원으로 확장하고 잘못된 초기앙상블디자인을 설정하여 히스토리매칭에 어려움이 있음에도 안정적인 결과를 보였다. 이를 통해 제안된 기법의 현장적용가능성을 확인할 수 있다.

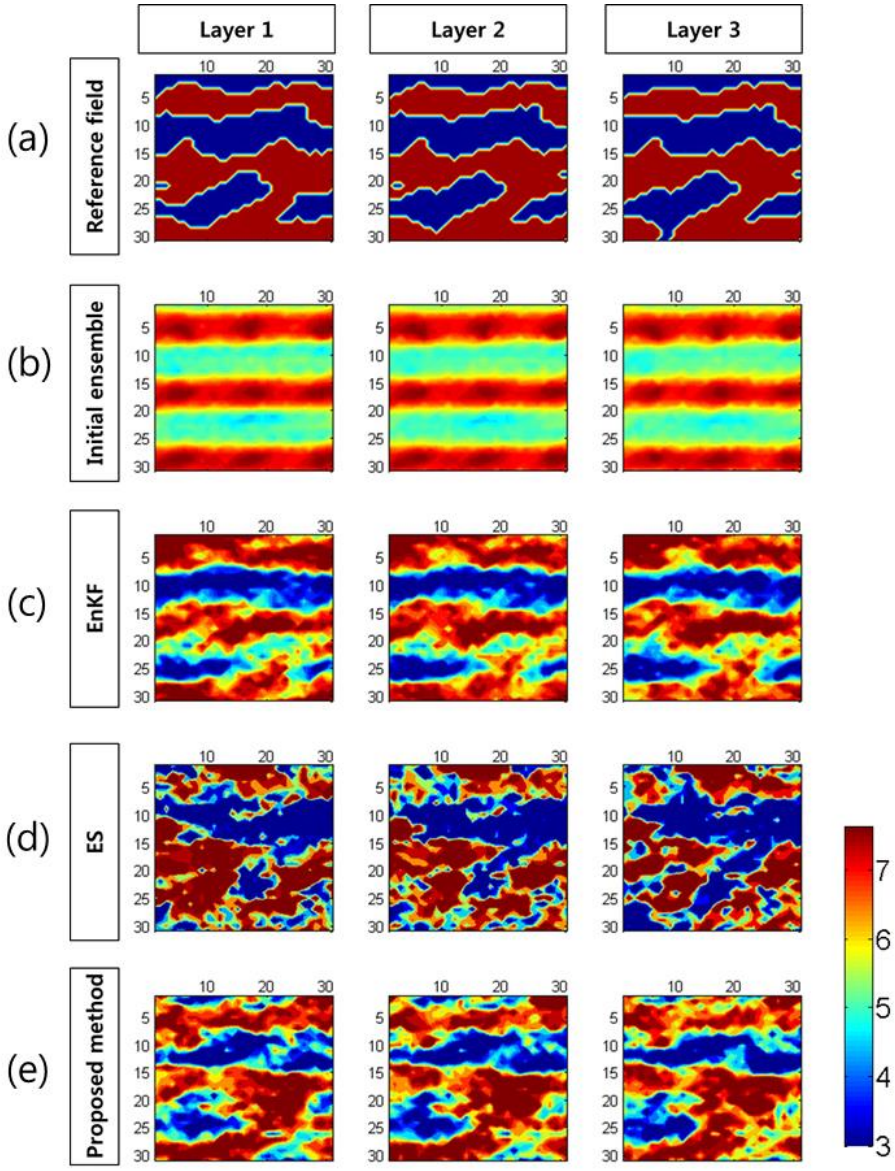


Fig. 4.33 The mean of updated log-normal permeability fields: 3D with improper initial ensemble.

Fig. 4.34는 세 앙상블기반기법으로 구한 개별앙상블의 로그유체투과율이다. EnKF와 ES의 경우, 평균 로그유체투과율에서 나타난 문제점을 개별앙상블 결과에서도 볼 수 있다(Figs. 4.34b, 4.34c). 최종 앙상블평균과 개별앙상블이 유사한 로그유체투과율을 가지므로 필터발산문제가 있다.

하지만 거리기반 ES로부터 얻은 개별 로그유체투과율은 평균 로그유체투과율과 확연히 다른 결과를 보인다(Fig. 4.34d). 따라서 필터발산문제가 없으며 생산량예측에 대한 불확실성평가가 가능하다. 구체적으로 살펴보면 생산정 1, 2번 간의 채널연결성이 끊어지는 등 EnKF의 개별앙상블에서 보였던 문제 중 일부가 동일하게 발견되었다. 하지만 생산정 5, 7번 사이의 채널연결성은 잘 모사하였다. 제안된 기법은 무엇보다 ES의 채널저류층 특성화결과를 크게 향상시켰다.

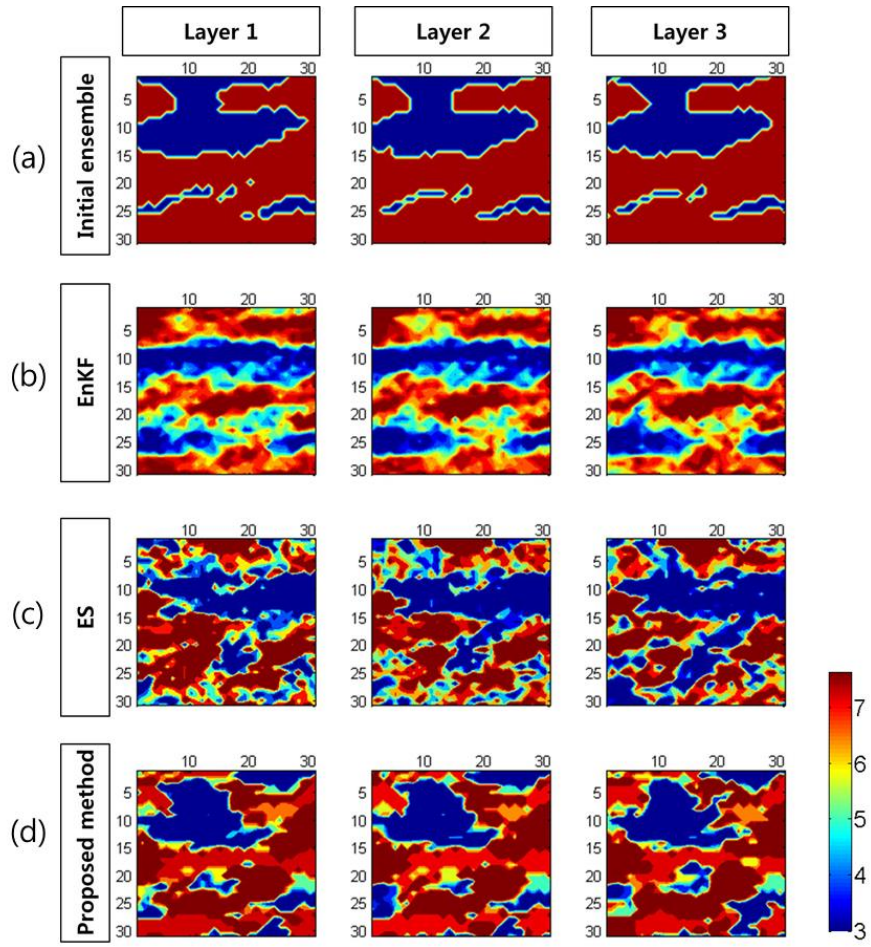


Fig. 4.34 Updated log-normal permeability field: 3D with improper initial ensemble.

역산결과를 좀 더 깊게 분석하기 위해 최종앙상블의 히스토그램을 분석하였다. 초기앙상블과 참조필드의 히스토그램은 모두 이봉분포를 가지지만 암상비가 다르다(Fig. 4.35a). 이는 동일 TI를 사용하였지만 서로 다른 암상비를 사용했기 때문이다.

EnKF로 구한 최종모델의 히스토그램은 사암의

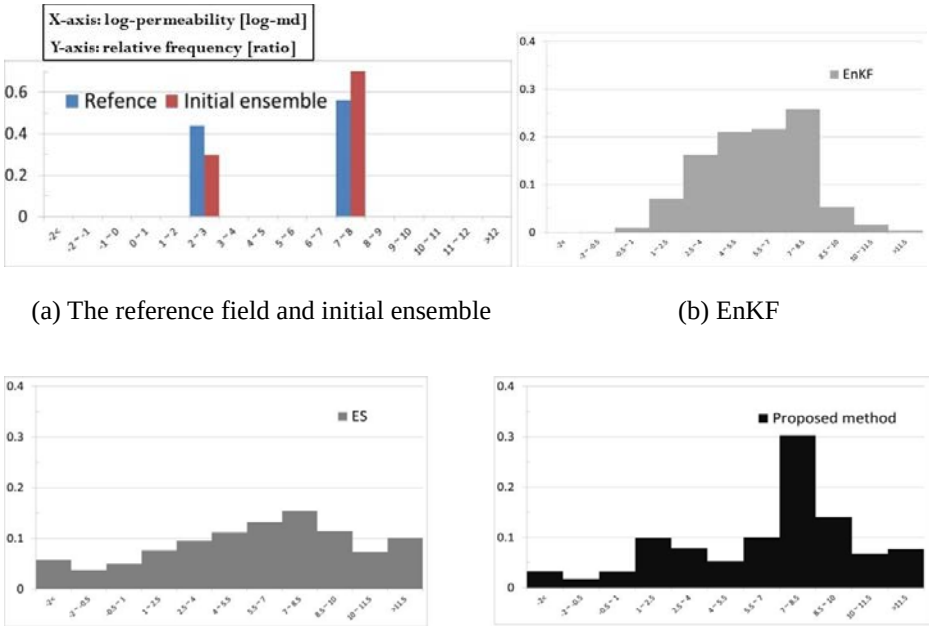
로그유체투과율값인 7.6이 속하는 계급에 큰 도수를 가지지만 정규분포형태이다(Fig. 4.35b). 비록 평균 및 개별 로그유체투과율은 채널저류층의 특징을 잘 유지하는 것 같았지만 이봉분포를 유지하지 못하므로 채널저류층 특성화엔 실패하였다.

ES의 경우, 이봉분포를 따르지 않을 뿐만 아니라 오버슈팅된 도수를 가진다(Fig. 4.35c). 2차원 채널저류층 특성화의 경우에도 많은 문제점이 있었으므로 ES를 채널저류층 히스토리매칭에 적용할 수 없다.

하지만 제안된 거리기반 ES로 구한 최종앙상블의 히스토그램은 2차원 채널저류층의 두 연구결과와 마찬가지로 이봉분포를 유지한다(Fig. 4.35d). 이는 앙상블기반기법의 정규분포가정에서 비롯되는 한계를 극복한 것이다. 또한 ES의 결과에서 보인 오버슈팅문제도 줄였다. 이처럼 제안된 기법은 채널저류층의 특징을 유지하며 채널저류층 특성화를 성공적으로 수행하였다. 다만, 사암과 세일의 암상비가 참조필드보다 초기앙상블의 비를 따르는 한계를 보인다.

세 기법의 히스토리매칭시간을 비교하였다. 거리기반 ES는 EnKF의 소요시간을 95.8% 절약하였다. 이는 45번의 교정을 기준으로 계산한 저류층시뮬레이션 총횟수의 차이(ES 200회, EnKF 9,000회)와 거의 일치한다. 구체적인 계산시간은 EnKF의 경우 5,740분대, ES의 경우 130분대, 그리고 제안된 기법의 경우 240분대이다.

2차원에서 3차원 채널저류층으로 확장하면서 모델격자수가 625개에서 2,883개로 약 4.6배 증가하였다. 이로 인해 Hausdorff 거리계산시간도 증가하여 ES에 비해 제안된 기법의 계산시간이 증가하였다. 하지만 제안된 기법의 소요시간은 여전히 EnKF에 비해 매우 적다. 따라서 제안된 기법은 3차원 채널저류층이 잘못된 초기앙상블디자인을 가지더라도 빠르고 신뢰할 수 있는 히스토리매칭을 수행할 수 있다.



(a) The reference field and initial ensemble (b) EnKF

(c) ES (d) The proposed method

Fig. 4.35 Histogram of updated log-normal permeability field: 3D with improper initial ensemble.

세 기법으로 수행한 채널저류층 특성화결과를 이용하여 미래생산량예측과 불확실성 평가를 수행하였다. 최종모델이 얻어진 900일시점부터 1,800일까지 유정별 생산량과 누적생산량을 예측하였다. Figs. 4.36~4.38은 각각 EnKF와 ES, 거리기반 ES로 구한 역산결과의 유정별 생산량을 보여준다.

EnKF의 경우, 최종앙상블의 유정별 오일생산량은 대체로 불확실성범위 내에 참조필드결과를 포함한다(Fig. 4.36a). 하지만 생산정 4, 5, 7번은 불확실성범위가 참값보다 큰 값으로 편향되었다. 나머지 생산정은 예측값이 참값으로 수렴하였지만 불확실성범위가 지나치게 좁은 문제점이 있다. 유정별 워터컷은 생산정 4, 5, 7번에서 참조필드결과보다 작은 값으로 편향되었다(Fig. 4.36b).

생산량예측이 어긋난 세 생산정은 주입정과 채널연결성이 뚜렷한 특징이 있다. EnKF의 로그유체투과율은 이러한 연결성을 잘 모사하는 것처럼 보였지만 정규분포의 히스토그램을 가졌다. 따라서 주입된 물이 주로 사암연결성을 통해 이동하는 채널저류층의 특징을 제대로 예측하지 못한다.

Fig. 4.37a는 ES로 구한 최종앙상블의 유정별 오일생산량을 나타낸다. 비록 동적자료까지 결합한 최종모델을 이용하지만 대부분의 생산정에서 참조필드의 생산량을 예측하지 못한다. 특히, 생산정 4, 5, 6, 7번의 예측이 크게 벗어났다. 이는 Figs. 4.33~4.35에서 확인했듯이 최종 로그유체투과율이 채널저류층의 특징을 잃고 오버슈팅문제를 보이기 때문이다.

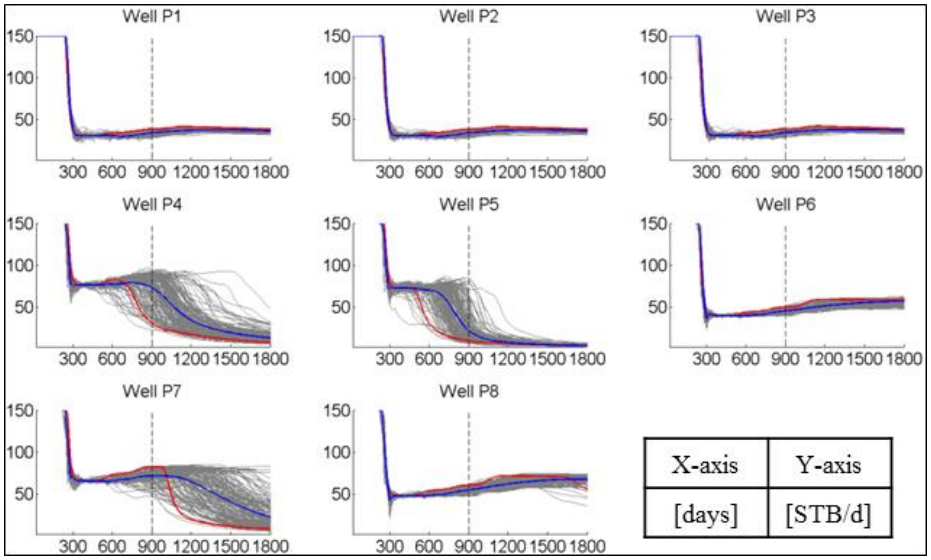
유정별 워터컷도 비슷한 결과를 보인다(Fig. 4.37b). 생산정 4, 5, 6, 7번의 물생산시점과 워터컷예측이 잘못되었다. 특히 생산정 5번에서 워터컷발생이 매우 느리게 예측되었다. 이는 최종 로그유체투과율에서 주입정과 생산정 5번 간의 채널연결성이 끊어졌기 때문이다(Figs. 4.33d, 4.34c). 따라서 ES의 적용결과를 이용한 채널저류층의 생산량예측과 불확실성평가는 신뢰할 수 없다.

하지만 거리기반 ES의 경우, 기존 앙상블기반기법의 한계를 극복하며 신뢰할 수 있는 생산량예측을 보여준다. 먼저 유정별 오일생산량은 EnKF의 결과에서 문제가 된 생산정 4, 5, 7번에 대해 참조필드결과를 포함한 불확실성범위를 제공한다(Fig. 4.38a). 그 외 생산정에서도 적절한 범위의 불확실성을 제공하며 참값을 포함한다. 이는 단순히 불확실성범위가 넓어 참조필드의 생산량을 포함하는 것이 아니다. 불확실범위 중앙에 참값을 위치시키며 편향없는 불확실성을 제공하므로 신뢰성 높은 생산량예측이다.

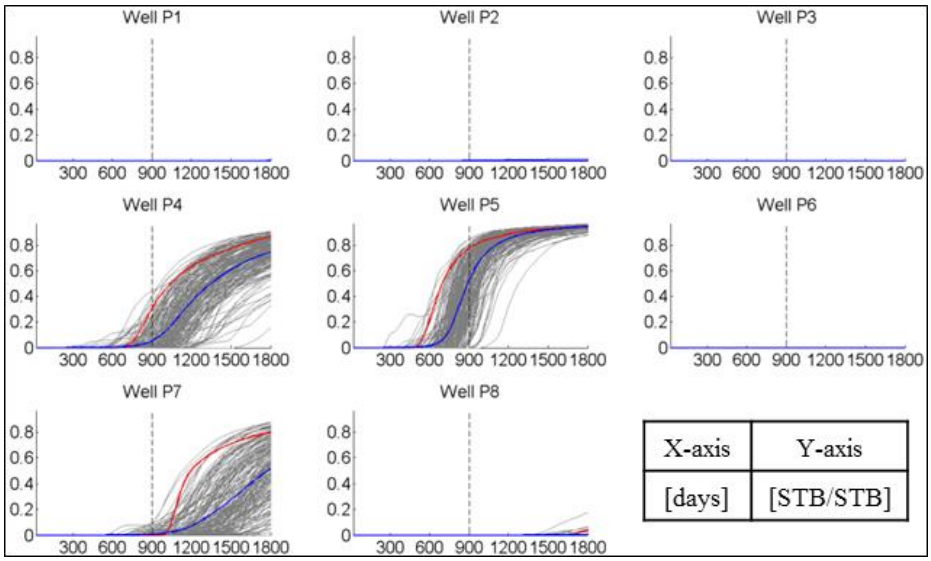
유정별 워터컷도 두 앙상블기반기법의 결과보다 개선된 예측을 보인다(Fig. 4.38b). 생산정 4, 5, 7번에 대해 ES의 경우는 참조필드결과로부터 완전히 벗어난 예측값을, EnKF의 경우는 편향된 불확실성을 주는 한계가 있었다. 하지만 제안된 거리기반 ES는 모든 생산정에 대해 참조필드의 워터컷을 중심으로 편향없는 불확실성을 제공한다. 일부 생산정에서 큰 워터컷을 예상하는 앙상블이 존재하지만 이는 불확실성정보를 제공하는 역할을 한다.

이처럼 제안된 기법이 참조필드의 생산량을 성공적으로 예측할

수 있는 것은 히스토리매칭결과가 이봉분포를 유지하며 채널저류층의 특징을 잘 모사하기 때문이다. 따라서 제안된 기법을 통해 얻어진 최종모델은 신뢰할 수 있는 불확실성평가와 이에 따른 합리적인 의사결정이 가능하다.

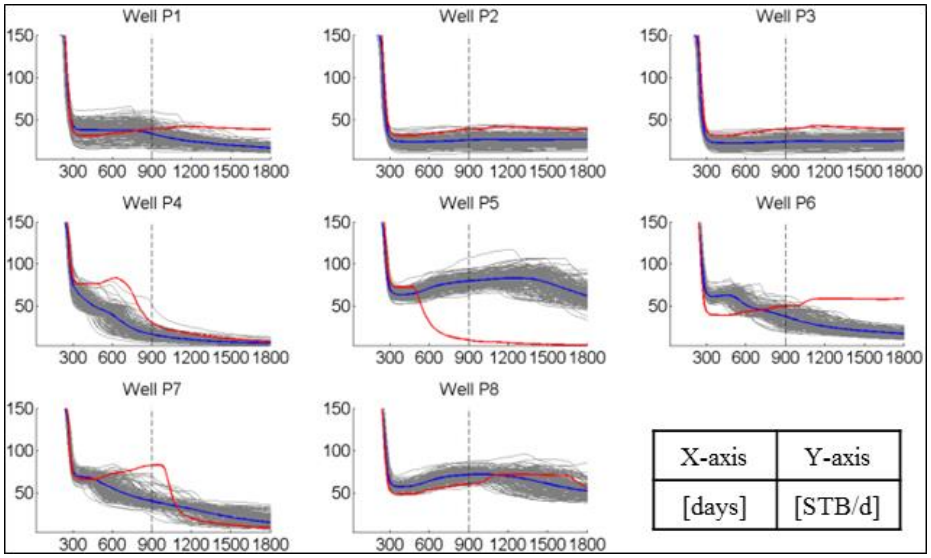


(a) OPR

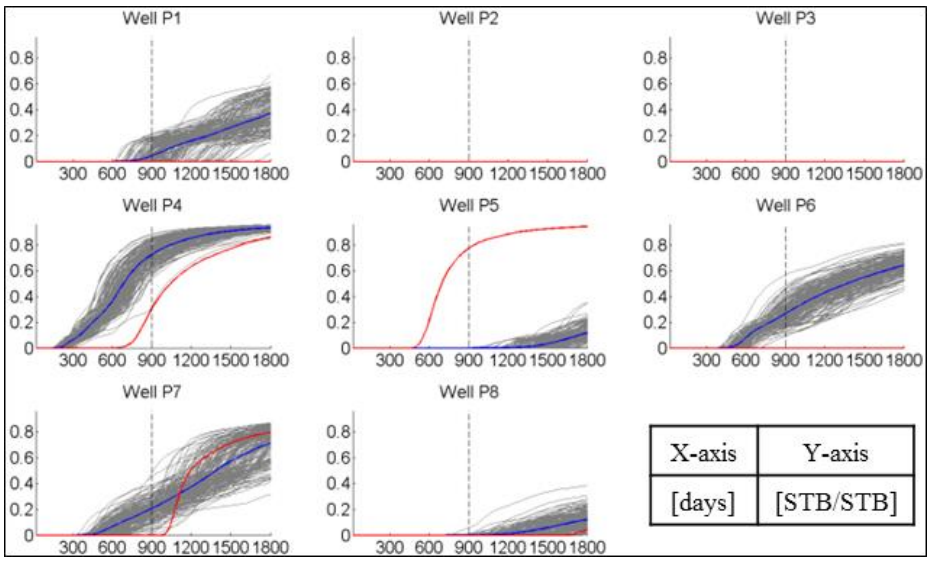


(b) WCT

Fig. 4.36 Well productions of EnKF: 3D with improper initial ensemble.

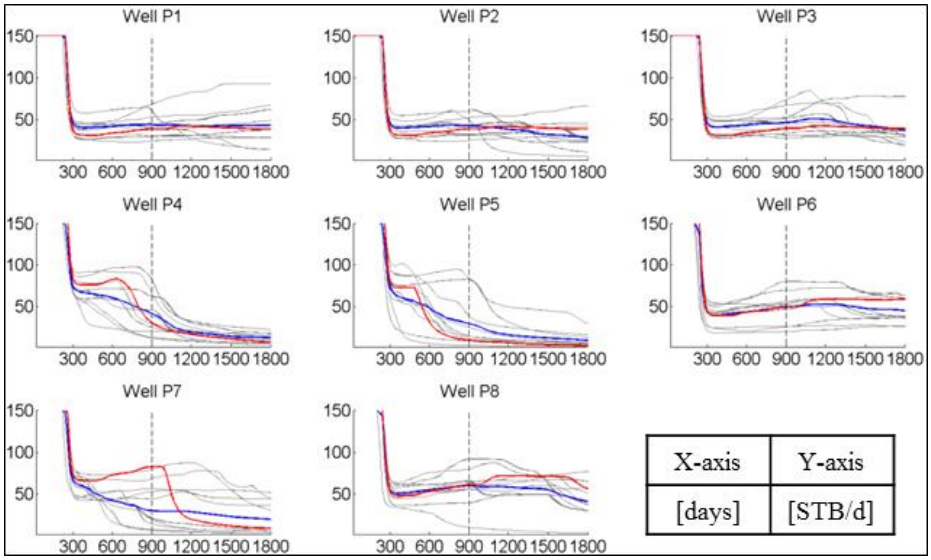


(a) OPR

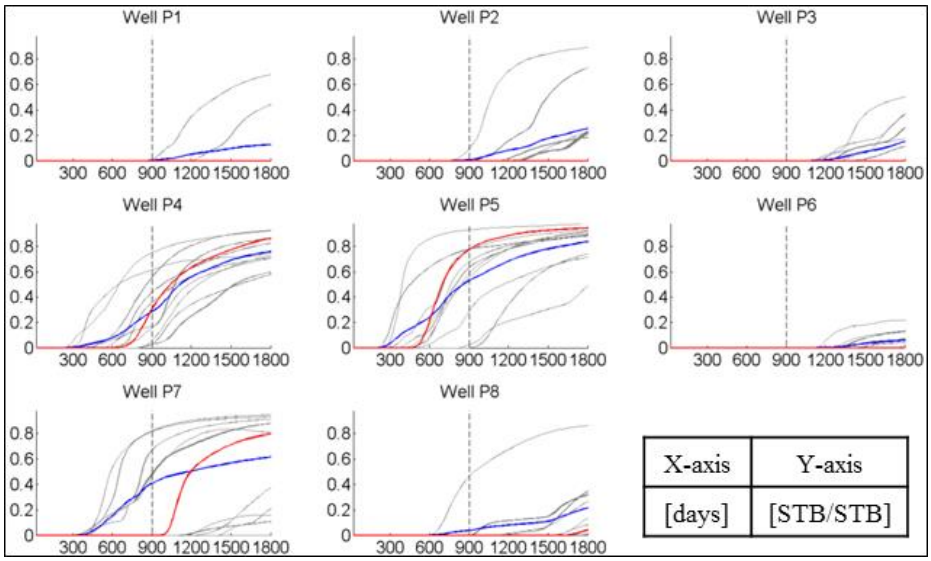


(b) WCT

Fig. 4.37 Well productions of ES: 3D with improper initial ensemble.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.38 Well productions of the proposed method: 3D with improper initial ensemble.

다음으로 누적오일 및 물 생산량에 대한 불확실성을 평가하였다(Fig. 4.39). 초기앙상블의 누적생산량은 참조필드의 결과에 대해 편향된 예측을 보인다. 이는 초기앙상블이 참조필드와 상이한 암상비를 가지도록 생성되었기 때문이다. 또한 2차원 채널저류층의 결과에 비해 누적물생산량의 불확실성범위가 매우 큰 것을 알 수 있다. 이는 3차원 채널저류층의 비균질성에 기인한다.

EnKF의 적용결과로 얻은 최종앙상블은 참값에서 벗어난 생산량예측을 보인다. 이는 잘못된 초기앙상블을 설정했음에도 앙상블평균이 참이라는 가정하에 역산을 수행하기 때문이다. 따라서 잘못된 초기앙상블의 평균을 중심으로 수렴하여 참값을 예측할 수 없다. 특히, 누적물생산량의 경우 참조필드결과와 큰 차이를 보이는데 이는 생산정 4, 5, 7번에서 워터컷을 작게 예측했기 때문이다(Fig. 4.39b).

ES의 경우, 두 누적생산량은 모두 편향된 불확실성을 보이며 잘못된 예측값을 제공한다. 이처럼 EnKF와 ES로 얻은 최종모델의 누적생산량은 잘못된 예측을 하므로 저류층 개발 및 평가에 관한 의사결정을 방해한다. 예를 들어 Fig. 4.39b의 누적물생산량을 이용하여 물처리시설을 설계한다고 가정하자. ES의 경우, 예측보다 적은 물이 생산되어 시설비용이 낭비된다. 반대로 EnKF의 경우, 예측보다 많은 물이 생산되어 물처리시설을 추가로 필요로 하므로 사업경제성을 나쁘게 만든다.

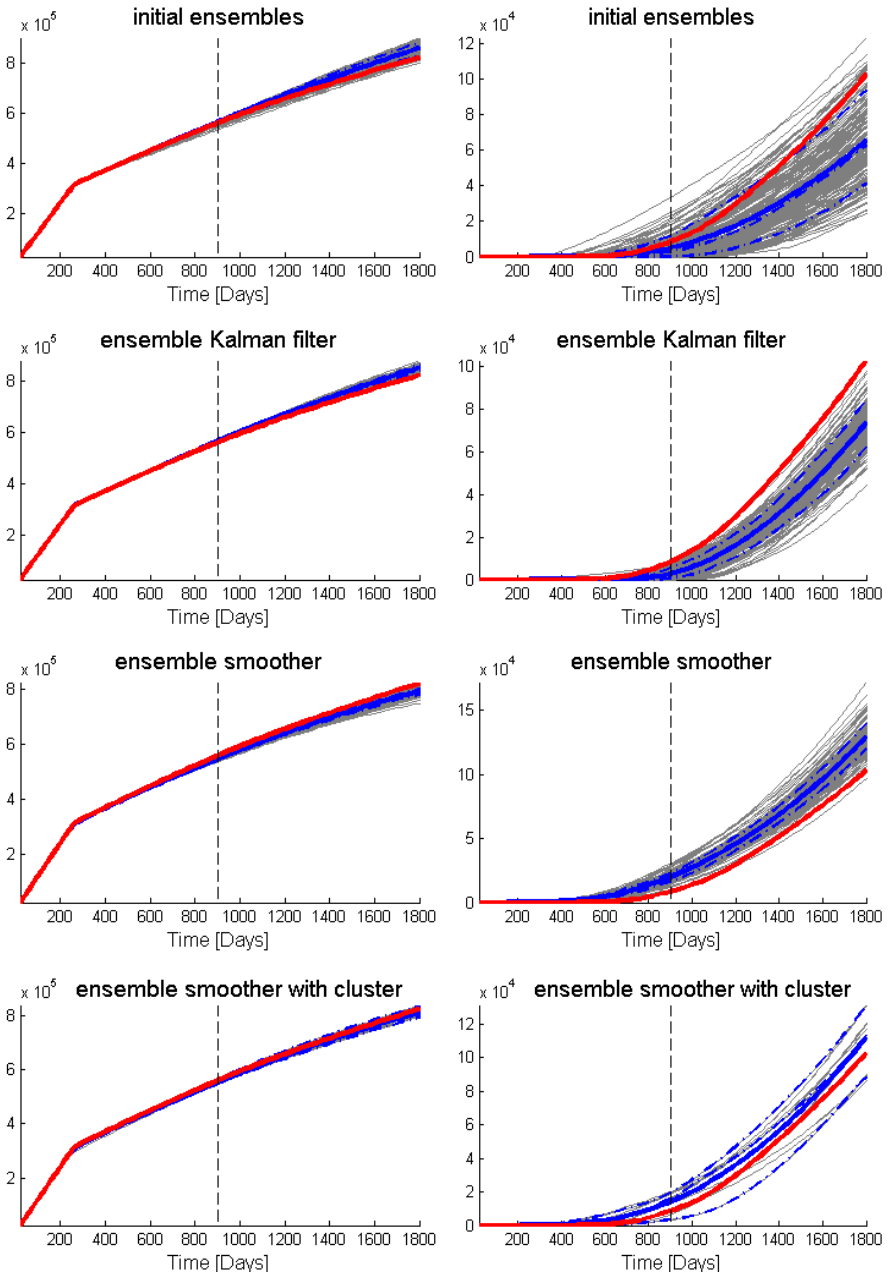
하지만 거리기반 ES의 적용결과로 얻은 앙상블의 누적오일 및

물 생산량은 참조필드결과를 중심으로 편향없는 불확실성을 제공한다. 또한 초기앙상블에 비해 불확실성범위를 크게 줄였다. 따라서 제안된 기법은 잘못 생성된 3차원 채널저류층의 경우에도 신뢰할 수 있는 생산량예측이 가능하며 합리적인 의사결정을 돕는다.

누적생산량결과를 좀 더 깊게 분석하기 위해 최종 예측시점인 1,800일에서 박스그림을 확인하였다(Fig. 4.40). 먼저 초기앙상블의 박스그림을 보면 누적물생산량의 불확실성이 매우 큰 것을 알 수 있다. 이는 3차원 채널저류층의 비균질성으로 주입정과 생산정 간의 채널연결성이 앙상블마다 매우 다르기 때문이다.

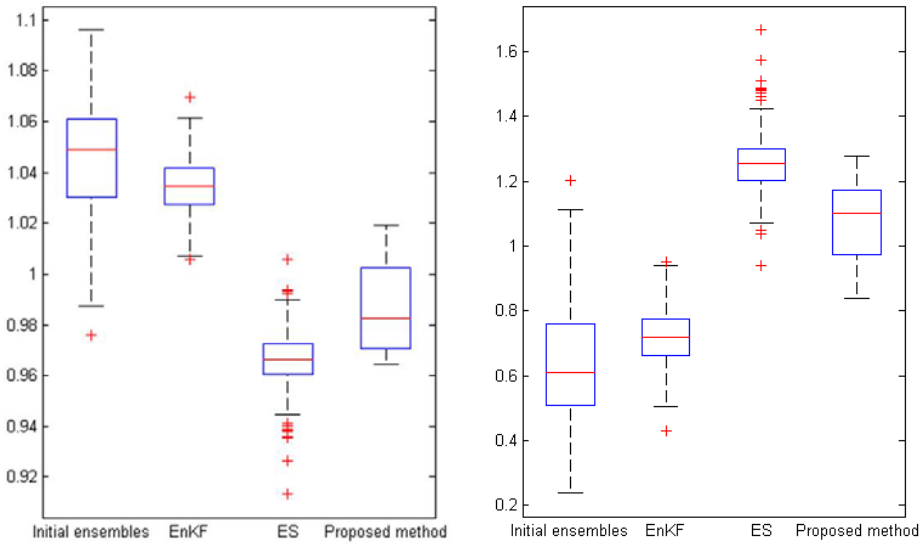
EnKF의 경우, 최종앙상블의 누적생산량이 참조필드가 아닌 잘못 생성된 초기앙상블의 평균으로 수렴하여 편향된 불확실성을 제공한다. ES로 구한 최종모델의 누적생산량 역시 참값에서 벗어난 예측값을 보인다. 특히 최종 로그유체투과율의 오버슈팅문제로 분위수구간에 포함되지 못하는 특이값이 발생한다.

하지만 거리기반 ES를 적용한 결과의 누적생산량은 참조필드결과를 불확실성범위 내에 포함하며 박스그림을 형성한다. 세 기법으로 얻은 최종모델의 박스그림은 비슷한 크기의 불확실성범위를 보인다. 하지만 오직 제안된 기법의 경우만 유정별 생산량은 물론 누적생산량에서도 참값을 포함하며 신뢰할 수 있는 불확실성을 제공한다. 따라서 잘못된 초기앙상블을 사용한 3차원 채널저류층 특성화 및 불확실성평가가 가능하다.



(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.39 Field productions of the three methods: 3D with improper initial ensemble.



(a) FOP (b) FWP

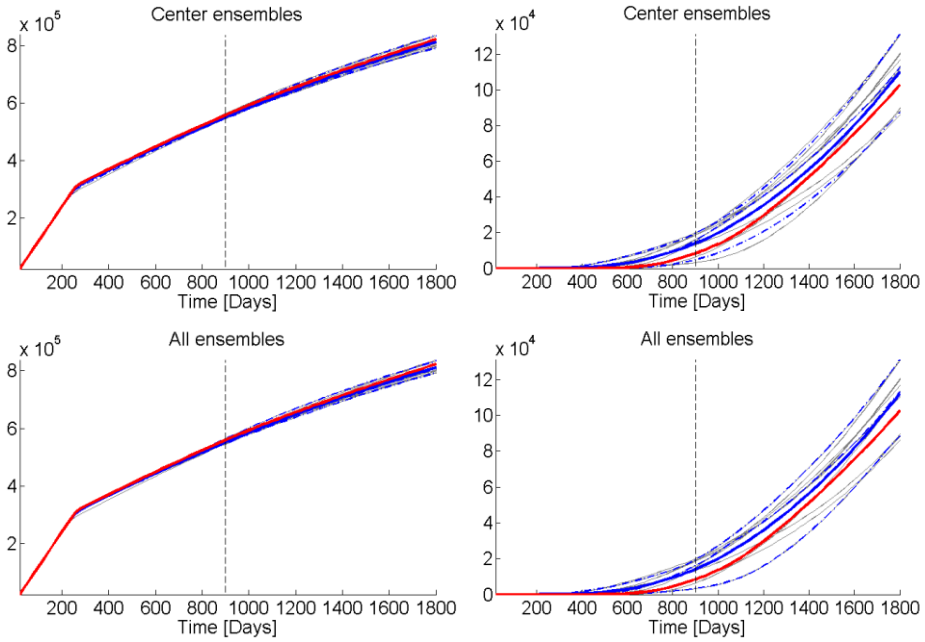
Fig. 4.40 Boxplot of field productions: 3D with improper initial ensemble.

거리기반 ES의 전체앙상블 대신 대표앙상블만으로 생산량예측 및 불확실성평가를 수행하였다. Fig. 4.41은 200개 앙상블과 10개 앙상블의 누적생산량을 비교한 것이다. 누적오일생산량뿐만 아니라 초기앙상블의 불확실성이 큰 누적물생산량에서도 비슷한 예측값을 보여준다.

누적생산량을 자세히 분석하기 위해 마지막 예측시점인 1,800일의 누적확률분포를 분석하였다(Fig. 4.42). 전체앙상블로 구한 누적확률분포는 군집마다 비슷한 생산량을 가지므로 계단형태를 보인다.

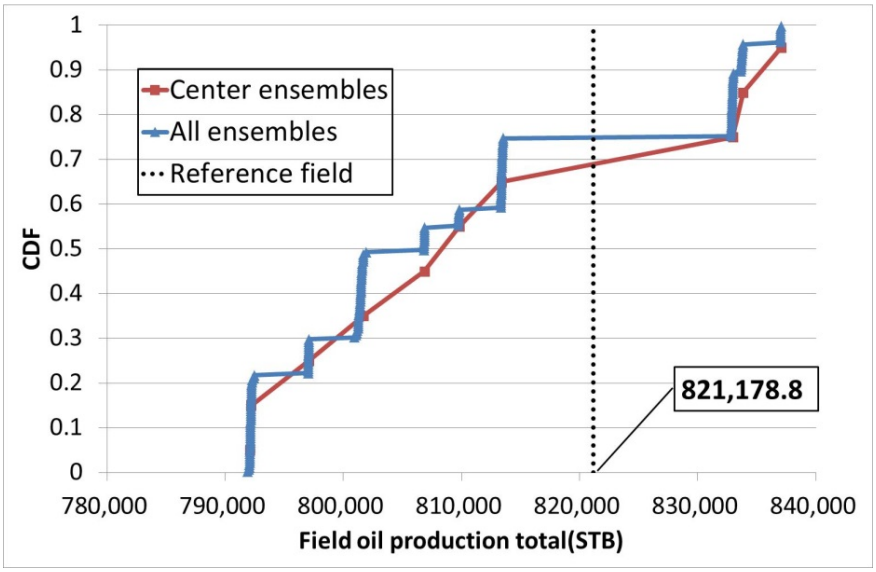
누적오일 및 물 생산량에서 대표앙상블의 누적확률분포는 전체앙상블을 사용한 경우와 매우 유사하다. 두 누적생산량 모두

P10, P50, P90에 대한 통계치가 비슷하므로 대표앙상블이 전체앙상블을 대체하여 불확실성평가를 수행할 수 있다. 따라서 제안된 기법의 역산결과를 이용한 생산량예측과 불확실성평가 시 시뮬레이션횟수를 획기적으로 줄일 수 있다.

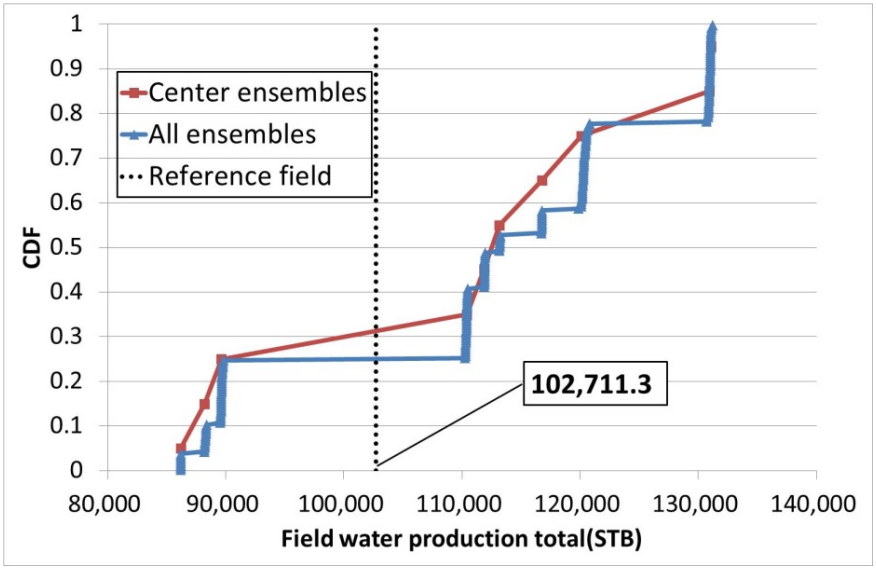


(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.41 Comparison all ensembles with representative ensembles: 3D with improper initial ensemble.



(a) FOP



(b) FWP

Fig. 4.42 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF:

3D with improper initial ensemble.

4.2.2 종적 비균질성이 강한 경우

앞의 연구에서 사용한 참조필드는 3차원 채널저류층이지만 종적 비균질성이 크지 않았다(Fig. 4.33a). 실제 채널저류층은 횡적 연결성뿐만 아니라 종적 연결성도 비균질성이 클 수 있다. 따라서 이번 연구에서는 종적 비균질성이 강한 참조필드를 대상으로 채널저류층 특성화를 수행하였다.

종적 비균질성이 큰 참조필드를 생성하기 위해 Table 4.13의 SNEsim 인자와 Table 4.14의 암상자료를 사용하였다. 초기앙상블디자인의 영향은 배제하고 종적 비균질성의 영향만 파악하기 위해 참조필드와 초기앙상블의 TI와 암상비는 동일하다(Fig. 4.29a, Table 4.13).

Fig. 4.43a는 본 연구에서 사용한 종적 비균질성이 큰 참조필드이다. Figs. 4.43b, 4.43c는 각각 종적 비균질성이 약한 앞의 연구(4.2.1항)와 본 연구에서 사용한 참조필드로 종적 비균질성을 비교하기 위해 사암암상에 대해서만 도시한 것이다. 앞 연구의 참조필드는 사암암상이 마치 1개의 층으로 가지런히 보인다(Fig. 4.43b).

그에 반해 본 연구의 참조필드는 종적 비균질성이 커 층마다 사암암상분포가 달라진다(Fig. 4.43c). 특히 생산정 7, 8번의 채널연결성은 1층과 2층에서는 이어져 있다가 3층에서 사라진다(Fig. 4.43a).

채널저류층의 종적 비균질성에 의한 저류층거동영향을

파악하고자 한다. 이를 위해 유선시뮬레이션으로 두 3차원 참조필드의 저류층시뮬레이션을 수행하였다. 이 때 슐럼버저사의 FrontSim을 전위모델로 사용했으며 Petrel을 이용하여 시각화하였다.

Fig. 4.44는 주입정에서 시작한 유선을 도달하는 생산정에 따라 표시한 것이다. 종적 비균질성이 약한 앞 연구의 참조필드는 채널연결성에 따라 구역화된 유선분포를 보인다(Fig. 4.44a). 주입정과 채널연결성이 좋은 생산정 4, 5번에 유선밀도가 높으며 주입정과 생산정 7번 사이의 유선은 우측으로 우회하여 도달한다. 즉, 유선의 분포와 Fig. 4.43b의 사암암상분포가 매우 유사하다.

그에 반해 종적 비균질성이 강한 본 연구의 참조필드는 유선의 복잡함이 크게 증가하였다(Fig. 4.44b). 특히, 생산정 1, 8번을 향하는 유선흐름이 매우 복잡하다. 심지어 유선들끼리 교차하는 것처럼 보이는 데 이는 종적 비균질성이 높아 층별 유선분포가 다르기 때문이다.

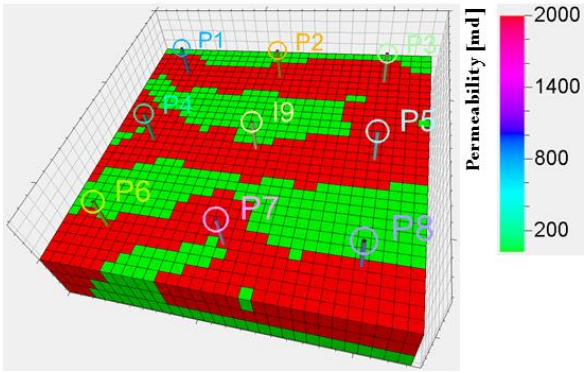
예를 들어 주입정과 생산정 8번 간의 유선만 나타낸 Fig. 4.44c를 보면 1층과 2층에서만 생산정 7번을 돌아오는 유선이 있다. 이는 Fig. 4.43a에서 본 것처럼 생산정 7, 8번 간의 채널연결성이 3층에서 없기 때문이다. 이처럼 채널저류층의 종적 비균질성이 커지면 유체유동은 더욱 예측하기 어렵다.

Table 4.13 Parameters for channelized reservoirs: 3D heterogeneity case

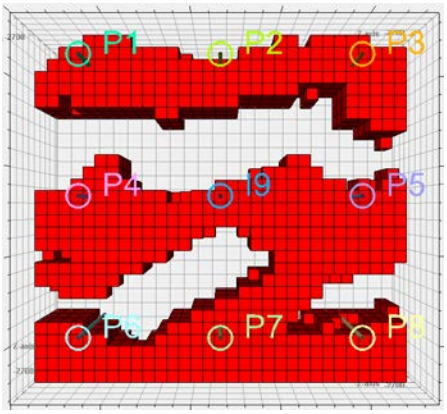
Parameters		Values
Grid system		31x31x3
Grid size, [ft]		DX=DY=DZ=30
Target ratio	**Reference field**	**(sand, 0.7, shale, 0.3)**
	Initial ensembles	**(sand, 0.7, shale, 0.3)**
Search template	**Nodes**	**80**
	Ranges	**(min, 10, med, 2, max, 1)**

Table 4.14 Well information and boundary conditions: 3D heterogeneity case

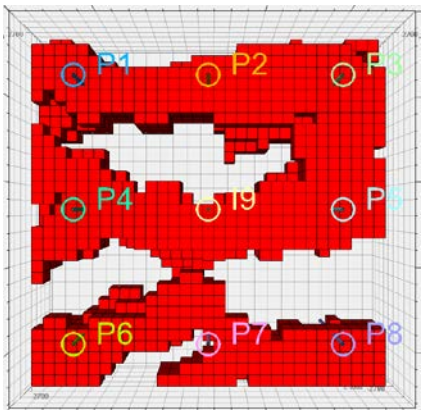
Well name	Location (x, y), [ft]	Facies	Control mode, [STB/day or psi]
I1	(465, 465)	sand	Rate, 400
P1	(135, 135)	sand	Rate, 200
P2	(465, 135)	sand	Rate, 200
P3	(795, 135)	sand	Rate, 200
P4	(135, 465)	sand	Rate, 200
P5	(795, 465)	sand	Rate, 200
P6	(135, 795)	sand	Rate, 200
P7	(465, 795)	sand	Rate, 200
P8	(795, 795)	sand	Rate, 200



(a) 3D heterogeneity case

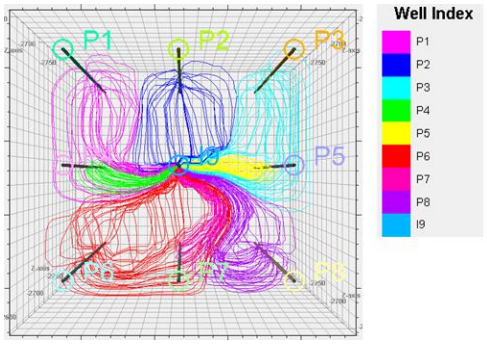


(b) 3D with improper initial ensemble

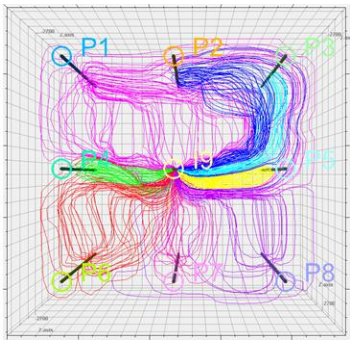


(c) 3D heterogeneity case

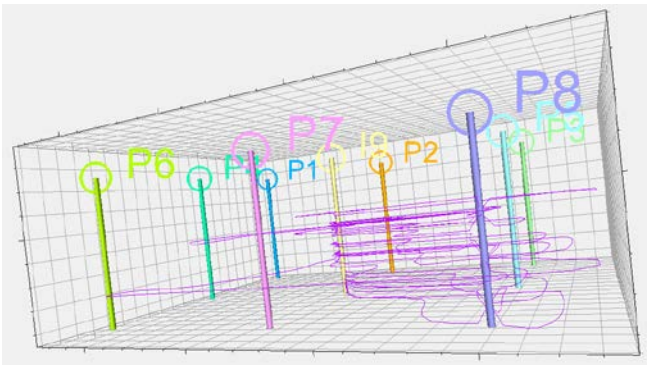
Fig. 4.43 Channel connectivity of the 3D reference fields.



(a) 3D with improper initial ensemble



(b) 3D heterogeneity case



(c) Well P8 in 3D heterogeneity case

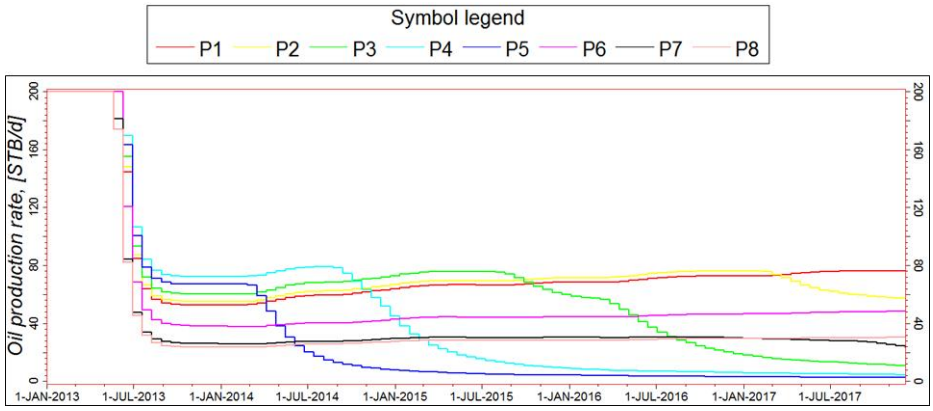
Fig. 4.44 Connectivity between the injection well and production wells in the 3D reference fields.

Table 4.12의 암석물리자료와 Table 4.14의 유정운영조건을 이용하여 참조필드의 유정별 오일생산량과 워터컷을 예측하였다(Fig. 4.45). 생산초기에는 생산정 3, 4, 5번에서 오일생산량이 높지만 워터컷 발생 후에는 급격히 감소한다. 이는 세 생산정과 주입정 간의 채널연결성이 좋기 때문이다. Fig. 4.45a의 오일생산량에서 Table 4.8에 해당하는 자료를 관측자료로 가정하고

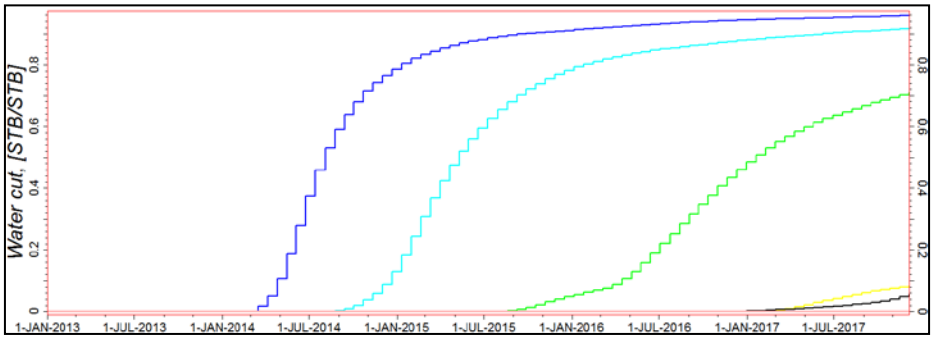
세 앙상블기반기법을 이용하여 채널저류층 특성화를 수행하였다.

히스토리매칭에 앞서 생성한 200개 초기앙상블의 유정별 생산량과 참조필드의 생산량을 비교하였다. ECLIPSE 100을 통해 초기앙상블을 1,800일까지 시뮬레이션한 결과, 초기앙상블의 불확실성범위 내에 참조필드의 생산량이 포함된다(Fig. 4.46). 이는 초기앙상블 생성 시, 참조필드와 동일한 TI와 암상비를 사용했기 때문이다. 즉, 본 연구는 종적 비균질성이 큰 채널저류층 특성화에 초점을 맞췄다.

초기앙상블은 거리기반기법에 의해 10개의 군집으로 나누었다. 3차원 저류층이며 종적 비균질성을 높였으므로 200개의 앙상블은 서로 다른 암상분포를 가진다. 그럼에도 불구하고 같은 군집에 묶인 앙상블간에는 유사한 암상분포를 가진다(Fig. 4.47). 따라서 Hausdorff 거리와 K-means 군집법은 본 논문에서 수행한 모든 연구에서 성공적으로 채널저류층을 분류하였다.

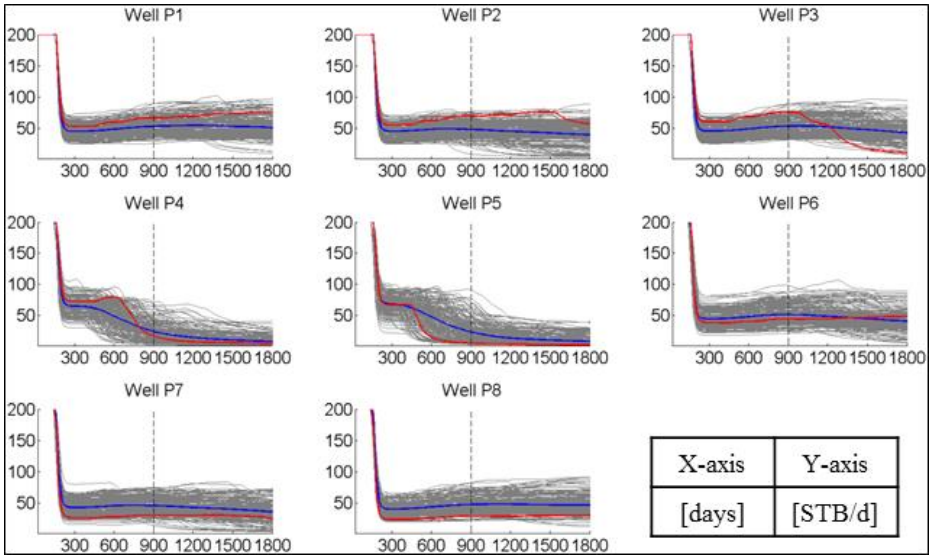


(a) OPR

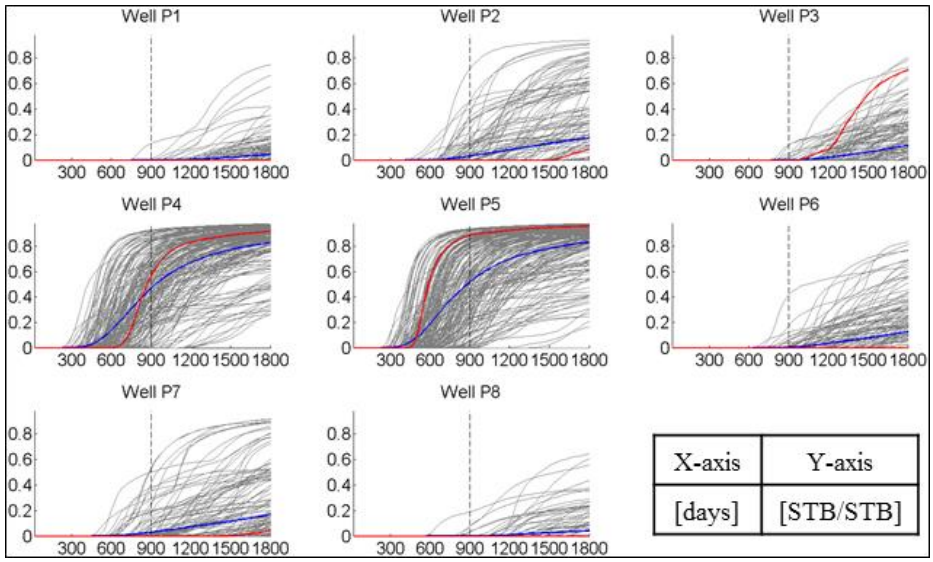


(b) WCT

Fig. 4.45 Well productions of the reference field: 3D heterogeneity case.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.46 Well productions of initial ensembles: 3D heterogeneity case.

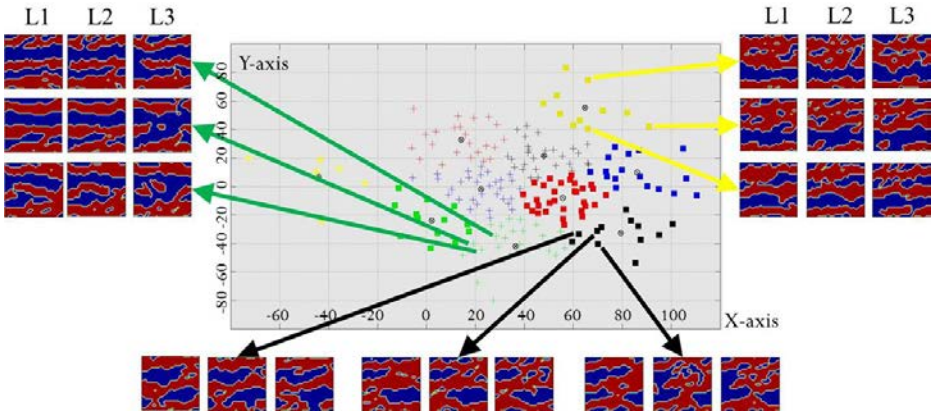


Fig. 4.47 Result of distance-based method: 3D heterogeneity case.

제안된 기법을 비롯하여 EnKF와 ES를 통해 채널저류층 특성화를 수행하였다. Fig. 4.48은 세 기법으로 교정된 앙상블의 평균 로그유체투과율을 나타낸다. 먼저 참조필드의 경우, 생산정 3, 5번 간의 채널연결성이 있으며 3층으로 갈수록 생산정 7, 8번의 연결성이 끊어지는 특징이 있다(Fig. 4.48a). 이러한 채널연결성을 잘 모사하고 이봉분포를 유지하는 것이 채널저류층 특성화의 목표이다.

초기앙상블의 평균을 보면 특정한 채널패턴없이 단순히 3개의 수평선으로 채널연결성이 나타난다(Fig. 4.48b). 이는 3차원 채널저류층의 비균질성이 크기 때문이다. 결국 참조필드와 초기앙상블디자인이 동일함에도 불구하고 앙상블평균을 참으로 보는 앙상블기반기법의 가정을 만족하지 못한다. 이로 인해 본 연구의 히스토리매칭결과도 마치 초기앙상블디자인이 참조필드와 다른 경우처럼 영향을 받게 된다.

EnKF의 평균 로그유체투과율은 채널저류층의 특징을 유지하며 생산정 3, 5번의 채널연결성을 잘 모사하였다(Fig. 4.48c). 하지만 생산정 7, 8번의 종적 연결성을 교정하지 못하였다. 오히려 3층으로 갈수록 생산정 7, 8번이 아닌 생산정 6, 7번 간의 채널연결성이 끊어지는 경향을 보인다. 따라서 이를 이용한 유정별 생산량 예측은 참조필드결과와 큰 차이를 보일 수 있다.

ES로 구한 평균 로그유체투과율은 채널연결성을 잃어 의미있는 결과를 주지 못한다(Fig. 4.48d). 따라서 ES는 계산시간은 빠르지만 모든 채널저류층 특성화에 신뢰할 수 없는 결과를 준다. 이를 이용한 생산량예측 역시 합리적인 의사결정에 도움이 되지 못한다.

이에 반해 제안된 기법의 경우, ES의 결과에서 보인 한계를 극복하였다(Fig. 4.48e). 특히, 생산정 3, 5번과 생산정 7, 8번의 채널연결성을 모사하며 EnKF보다 향상된 채널저류층 특성화를 수행하였다. 이처럼 신뢰할 수 있는 채널저류층 모델을 얻었으므로 이를 이용한 미래생산량예측도 참조필드결과와 유사할 가능성이 크다.

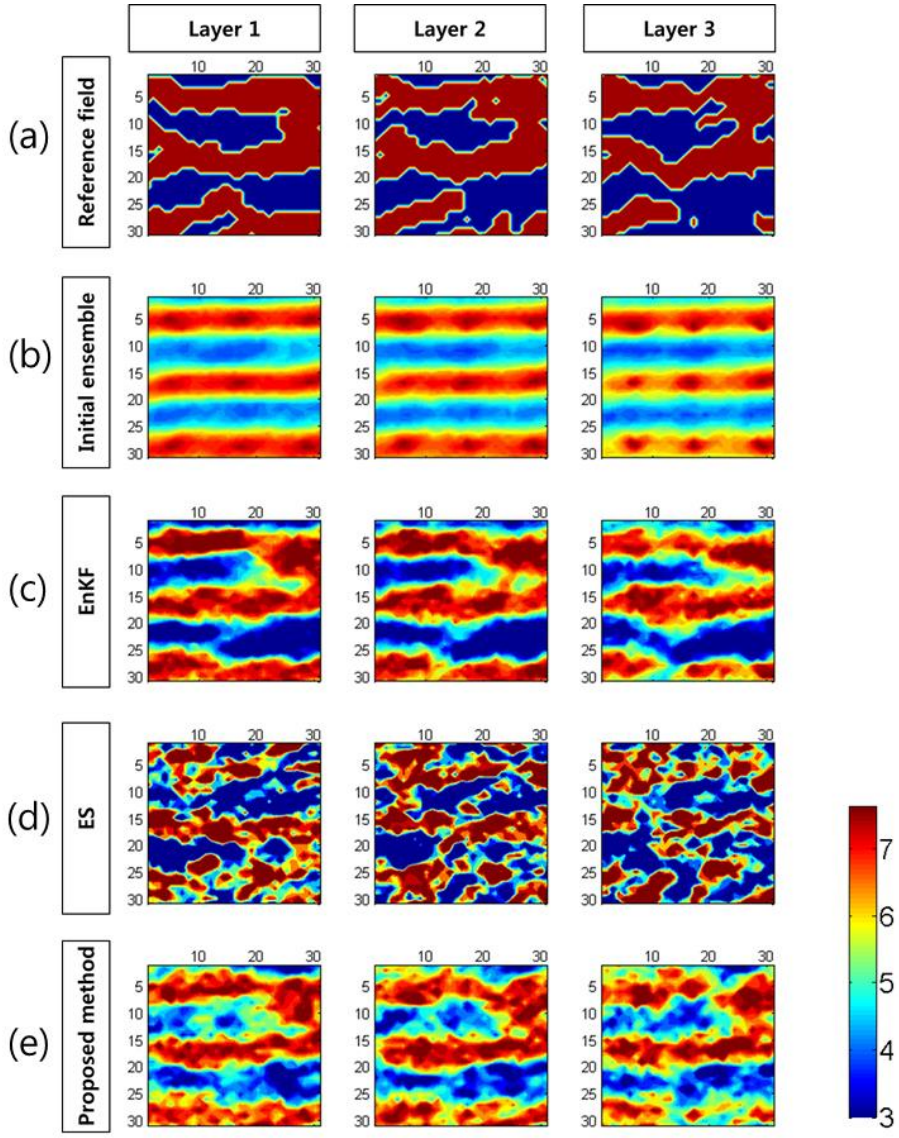


Fig. 4.48 The mean of updated log-normal permeability fields: 3D heterogeneity case.

Fig. 4.49는 교정된 개별앙상블의 로그유체투과율을 보여준다. 참조필드와 동일한 앙상블디자인을 사용했으므로 초기앙상블의 종적 비균질성도 강한 것을 알 수 있다(Fig. 4.49a). EnKF의 경우, 채널연결성을 유지하며 평균 로그유체투과율과 다른 분포를 보이므로 필터발산문제가 없다(Fig. 4.49b). 하지만 생산정 7, 8번 간의 연결성을 교정하지 못하고 오히려 생산정 6, 7번 간의 채널연결성이 끊어지는 단점이 있다.

ES의 개별 로그유체투과율은 평균 로그유체투과율과 동일한 문제점을 보이며 채널저류층 특성화에 실패하였다(Fig. 4.49c). 또한 평균 및 개별 로그유체투과율이 비슷한 분포를 보이므로 필터발산문제가 발생하였다.

하지만 제안된 기법의 역산결과는 ES의 결과에서 나타난 필터발산문제를 해결하고 채널연결성도 유지하였다(Fig. 4.49d). 또한 EnKF의 결과처럼 생산정 6, 7번 간의 채널연결성이 약화되는 문제를 해결하였다. 참조필드의 특징 중 하나인 생산정 7, 8번 사이의 채널연결성이 3층으로 갈수록 줄어드는 경향도 모사하였다. 이처럼 제안된 거리기반 ES는 신뢰할 수 있는 역산결과를 통해 ES를 채널저류층 특성화에 적용할 수 있게 한다.

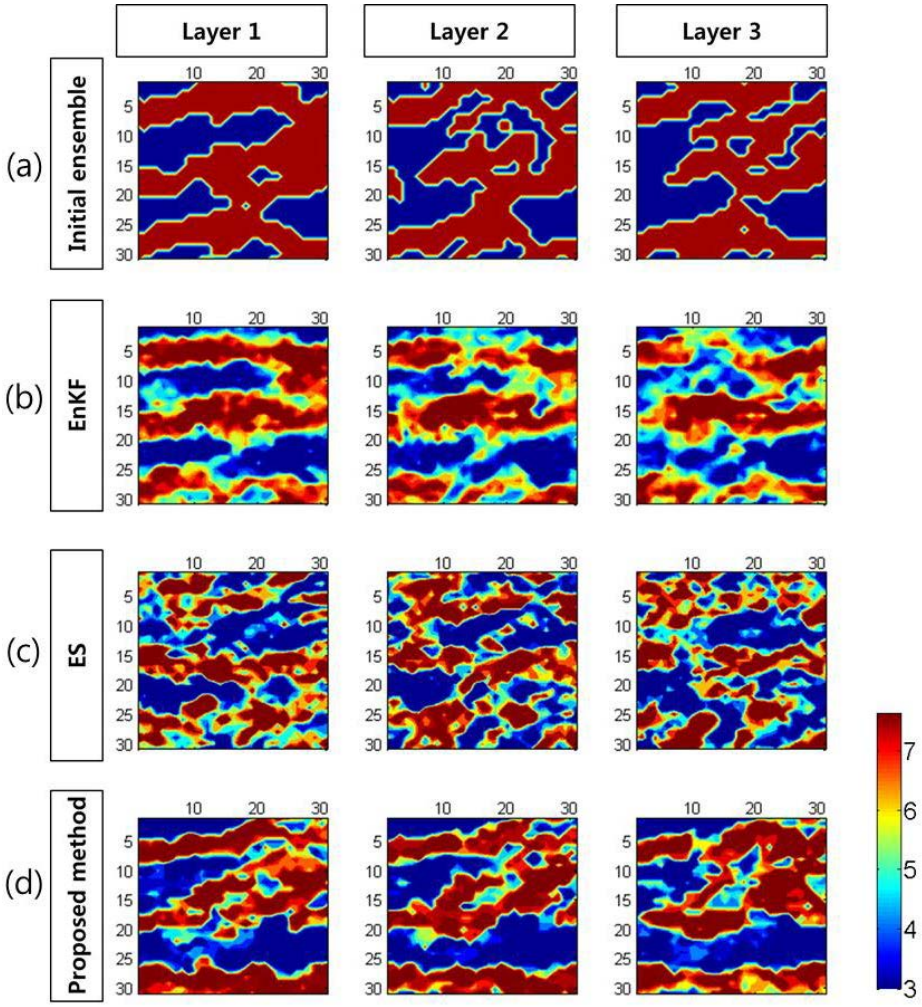


Fig. 4.49 Updated log-normal permeability field: 3D heterogeneity case.

역산결과를 좀 더 깊게 분석하기 위해 로그유체투과율의 히스토그램을 확인하였다. 초기앙상블은 참조필드와 동일한 앙상블디자인으로 생성하였으므로 초기앙상블과 참조필드는 서로 비슷한 암상비를 가진 이봉분포를 보인다(Fig. 4.50a). EnKF로 구한 최종모델은 이봉분포의 특징을 재현하지 못하고 정규분포로

교정되었다(Fig. 4.50b). ES의 경우도 정규분포를 보일 뿐만 아니라 오버슈팅된 도수를 많이 가진다(Fig. 4.50c).

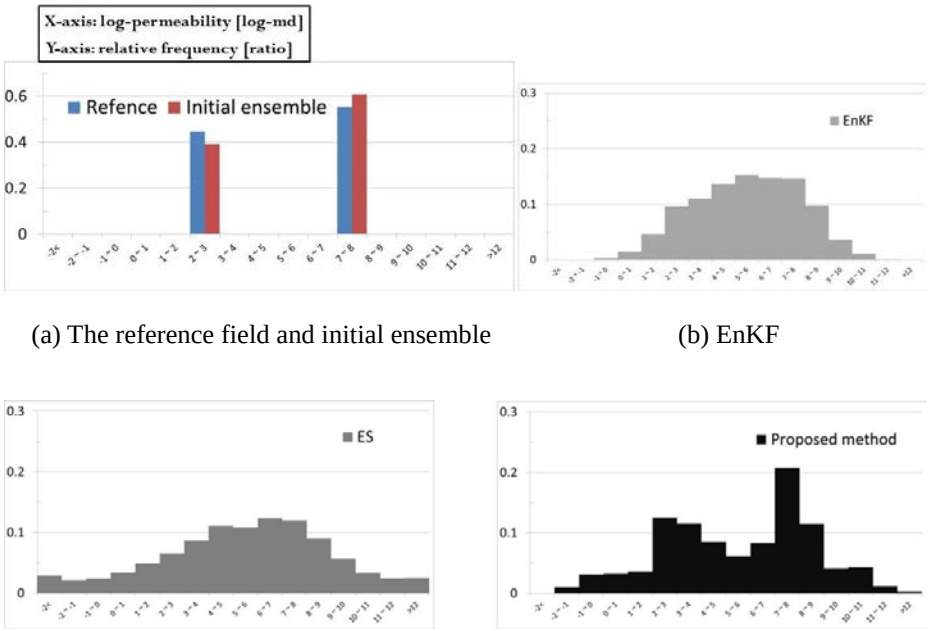
EnKF의 경우, 평균 및 개별 로그유체투과율에서는 이봉분포를 가지는 것처럼 보였지만 히스토그램을 분석한 결과 정규분포를 따른다. 이는 앙상블기반기법의 정규분포가정에 기인하는 한계이다. 따라서 EnKF의 역산결과는 엄밀한 의미에서 채널저류층 특성화에 실패한 것이다.

거리기반 ES로 구한 로그유체투과율은 이봉분포의 특징을 유지하며 오버슈팅 도수도 ES의 결과에 비해 줄였다(Fig. 4.50d). 또한 셰일보다 사암의 도수가 큰 참조필드의 암상비를 잘 모사한다. 이처럼 제안된 기법은 본 논문에서 수행한 모든 연구에서 채널저류층의 이봉분포를 잘 모사함으로써 성공적인 채널저류층 특성화를 수행하였다.

마지막으로 세 기법의 히스토리매칭시간을 비교하였다. 그 결과, 거리기반 ES는 EnKF의 계산시간을 96.2% 절약하였다. 이는 45번의 교정에 필요한 저류층시뮬레이션 총횟수의 차이(ES 200회, EnKF 9,000회)와 거의 일치한다. 구체적인 소요시간은 EnKF의 경우 5,620분대, ES의 경우 130분대, 그리고 제안된 기법의 경우 210분대이다.

3차원 채널저류층은 2차원에 비해 저류층격자수가 크게 증가하므로 거리기반기법의 계산시간도 증가하였다. 따라서 ES에 비해 제안된 기법의 소요시간이 증가하였다. 하지만 제안된 기법과

EnKF의 계산시간을 비교하면 제안된 기법의 우수성을 확인할 수 있다. 따라서 제안된 기법은 비균질성이 큰 3차원 채널저류층에 대해서도 빠르고 신뢰할 수 있는 히스토리매칭을 수행하였다.



(a) The reference field and initial ensemble (b) EnKF

(c) ES (d) The proposed method

Fig. 4.50 Histogram of updated log-normal permeability field: 3D heterogeneity case.

세 앙상블기반기법으로 교정된 저류층모델을 이용하여 유정별 생산량과 누적생산량에 대한 불확실성을 평가하였다. Figs. 4.51~4.53은 각 기법의 결과로 최종 예측시점인 1,800일까지 예측한 유정별 생산량을 보여준다.

EnKF의 경우, 유정별 오일생산량은 대부분 참조필드결과를

기준으로 수렴한다(Fig. 4.51a). 하지만 생산정 3번의 경우 교정이 종료된 900일부터 점차 불확실성범위가 커지고 참값과도 차이가 증가한다. 이는 참조필드에서 생산정 3, 5번 간의 채널연결성이 복잡하기 때문이다. 실제로 EnKF의 최종모델은 해당 채널연결성을 명확히 모사하지 못했었다(Fig. 4.49b).

유정별 워터컷에서도 생산정 3번이 참조필드의 워터컷을 과소평가하고 있다(Fig. 4.51b). 또한 생산정 5번은 앙상블의 불확실성범위가 편향된 결과를 보인다. 이는 초기앙상블디자인은 참조필드와 동일하지만 3차원 채널저류층의 비균질성이 커지면서 저류층 특성화의 신뢰도가 감소했기 때문이다. 즉 EnKF의 히스토리매칭결과와 그 결과를 활용한 불확실성평가는 3차원 채널저류층, 특히 비균질성이 큰 경우 신뢰하기 어렵다.

ES로 얻어진 최종모델의 유정별 오일생산량은 필터발산으로 인해 불확실성의 범위가 과도하게 좁아졌다(Fig. 4.52a). 또한 불확실성범위 내에 참조필드결과를 포함하지 못하며 잘못된 유정별 오일생산량을 예측하였다. 이는 교정된 앙상블이 오버슈팅문제와 함께 채널저류층의 특성을 잃으면서 참조필드를 모사하지 못했기 때문이다(Fig. 4.49c).

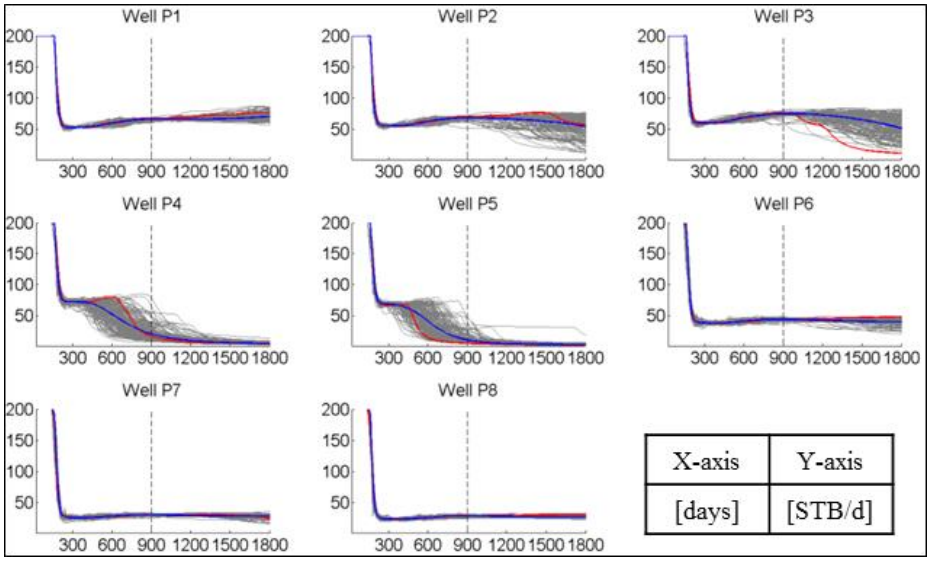
이러한 경향은 유정별 워터컷에서도 동일하게 나타난다. 특히, 생산정 3, 4, 5번에서 잘못된 유정별 워터컷을 예측한다(Fig. 4.52b). 이는 참조필드의 주입정과 세 생산정 사이의 채널연결성이 강한 특징을 교정하지 못했기 때문이다. ES의 결과를 통해

채널저류층 특성화가 잘 선행되어야 이를 활용한 생산량예측과 불확실성평가도 신뢰할 수 있음을 알 수 있다.

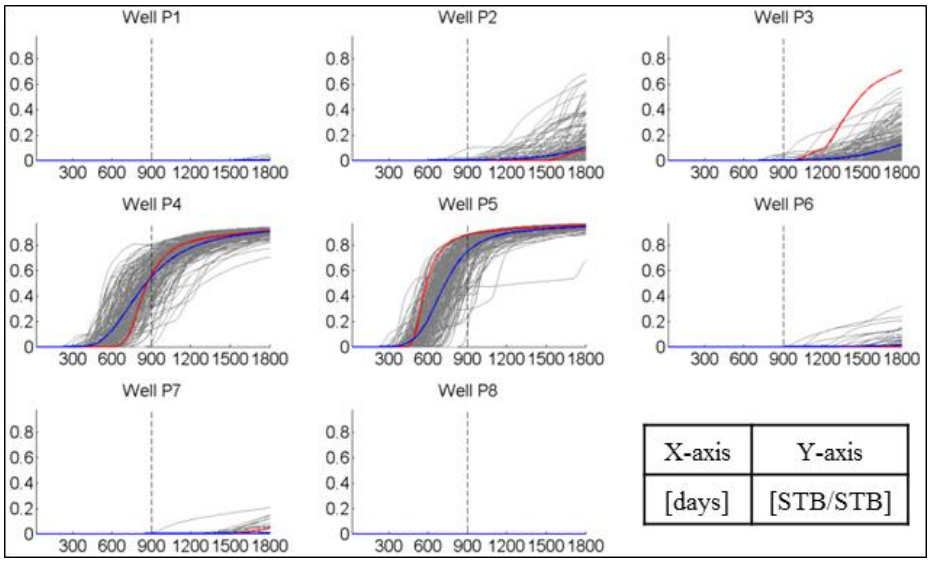
그에 반해 거리기반 ES로 얻은 최종앙상블의 유정별 오일생산량은 모든 생산정에서 참조필드결과를 포함하는 불확실성을 제공한다(Fig. 4.53a). 이는 기존 앙상블기반기법의 결과에서 보인 한계를 명확히 극복한 것이다. EnKF의 적용결과에서 문제가 됐던 생산정 3번의 경우 비록 편향되긴 하지만 참값을 불확실성범위 내로 포함하였다.

유정별 워터컷도 ES의 결과에서 보인 필터발산문제가 없으며 특히, 생산정 3, 5번의 결과가 EnKF의 결과에 비해 개선되었다(Fig. 4.53b). 비록 생산정 3번에서 불확실성범위가 편향되지만 참조필드결과를 모사하는 앙상블이 존재한다. 또한 생산정 5번의 경우 불확실성의 편향문제를 해결하였다.

생산정 2, 7번에서 특이값을 보이는 앙상블이 존재하지만 이는 불확실성정보를 제공하는 역할을 한다. 왜냐하면 대부분의 앙상블은 참조필드결과를 따르는 워터컷을 예측하기 때문이다. 이처럼 거리기반 ES의 결과는 참값을 예측하며 적절한 수준의 불확실성을 제공하므로 이를 활용한 합리적인 의사결정이 가능하다.

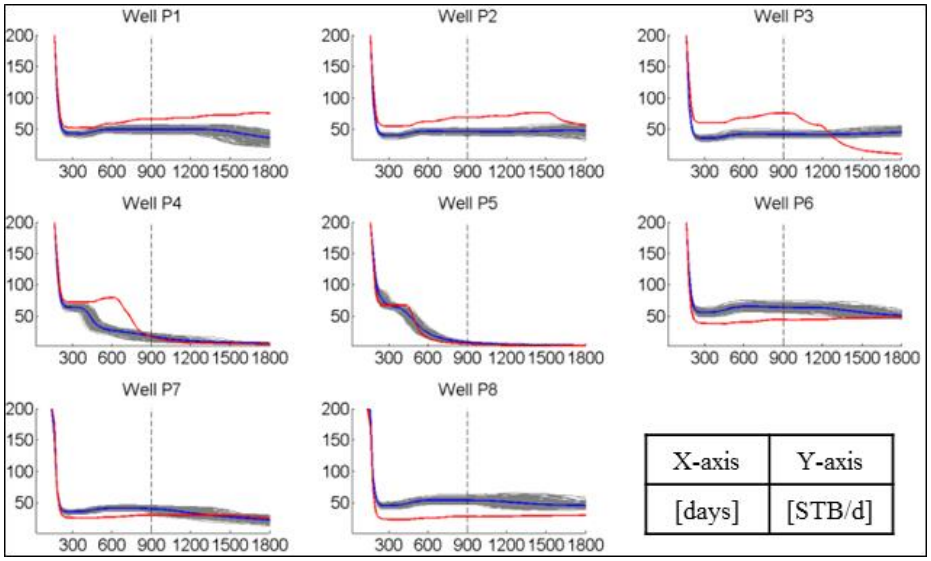


(a) OPR

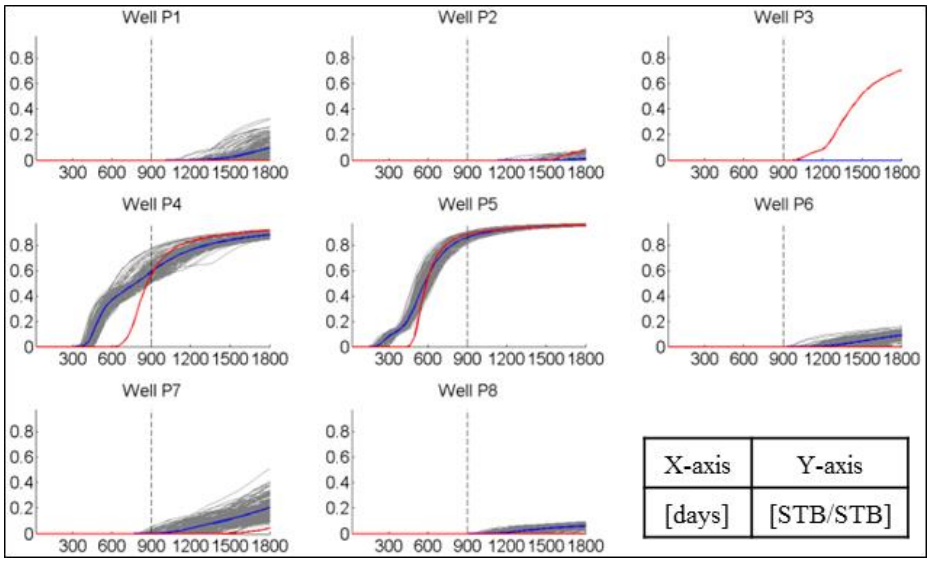


(b) WCT

Fig. 4.51 Well productions of EnKF: 3D heterogeneity case.

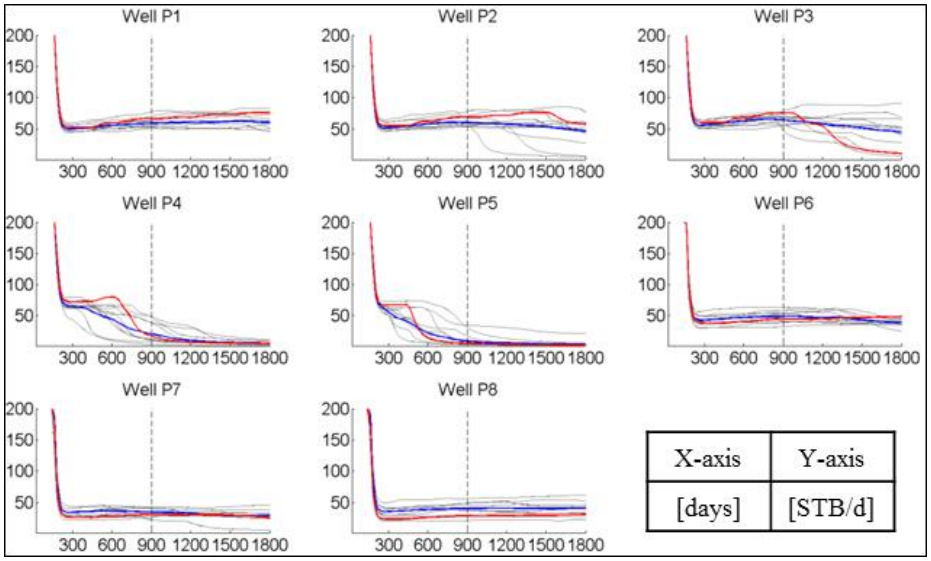


(a) OPR

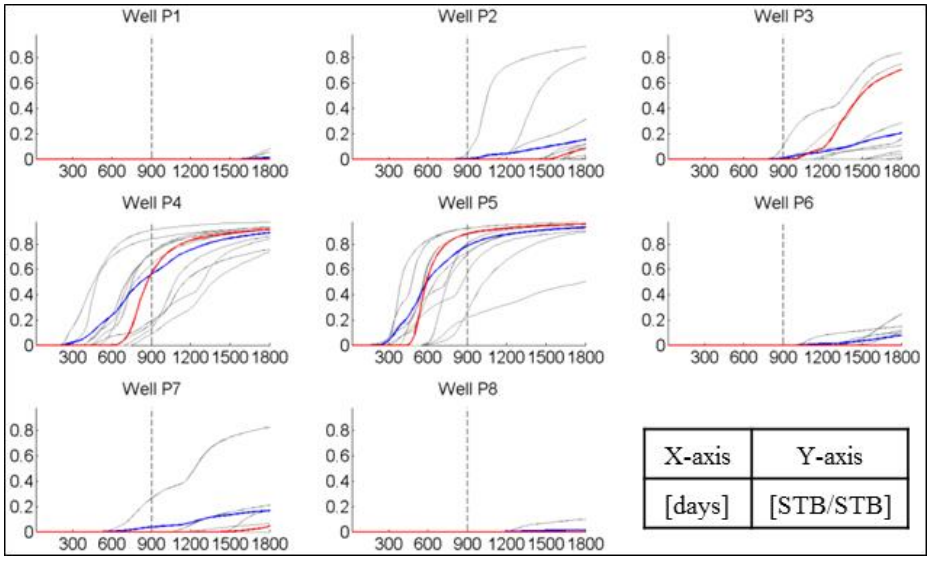


(b) WCT

Fig. 4.52 Well productions of ES: 3D heterogeneity case.



(a) OPR



(b) WCT

Fig. 4.53 Well productions of the proposed method: 3D heterogeneity case.

다음으로 누적오일 및 물 생산량에 대한 불확실성평가를 수행하였다(Fig. 4.54). 초기앙상블은 참조필드와 동일한 앙상블디자인을 사용하였으므로 예측값의 불확실성범위 내에 참값을 포함한다. 또한 3차원 채널저류층의 비균질성으로 인해 누적물생산량에 대한 불확실성이 큰 특징이 있다.

EnKF의 경우, 두 누적생산량 모두 참조필드결과로부터 편향된 예측값을 준다. 이를 초기앙상블의 예측값과 비교 시, EnKF의 경우가 더 신뢰할 수 없는 결과이다. 왜냐하면 초기앙상블의 경우 비록 불확실성범위가 넓지만 분위수구간 중간에 참값을 포함하기 때문이다.

ES로 얻은 최종모델의 누적생산량은 참값에서 벗어난 예측값을 제공한다. 이는 유정별 생산량에서 생긴 오차가 쌓여 누적생산량에서는 큰 차이를 보이기 때문이다. 따라서 두 앙상블기반기법의 결과로는 합리적인 의사결정을 할 수 없다.

하지만 거리기반 ES의 경우, 참조필드결과에 대해 편향없는 불확실성을 제공하며 앞선 두 기법의 결과에서 보인 문제점을 해결하였다. 누적물생산량의 경우 작은 예측값을 보이는 앙상블이 존재하지만 이는 불확실성정보를 제공하는 역할을 한다(Fig. 4.54b). 왜냐하면 대부분의 앙상블의 누적생산량은 참조필드결과를 따르며 주요 통계값도 참값 주위에 형성되기 때문이다. 즉 제안된 기법의 결과를 통해 신뢰할 수 있는 누적생산량을 얻을 수 있다.

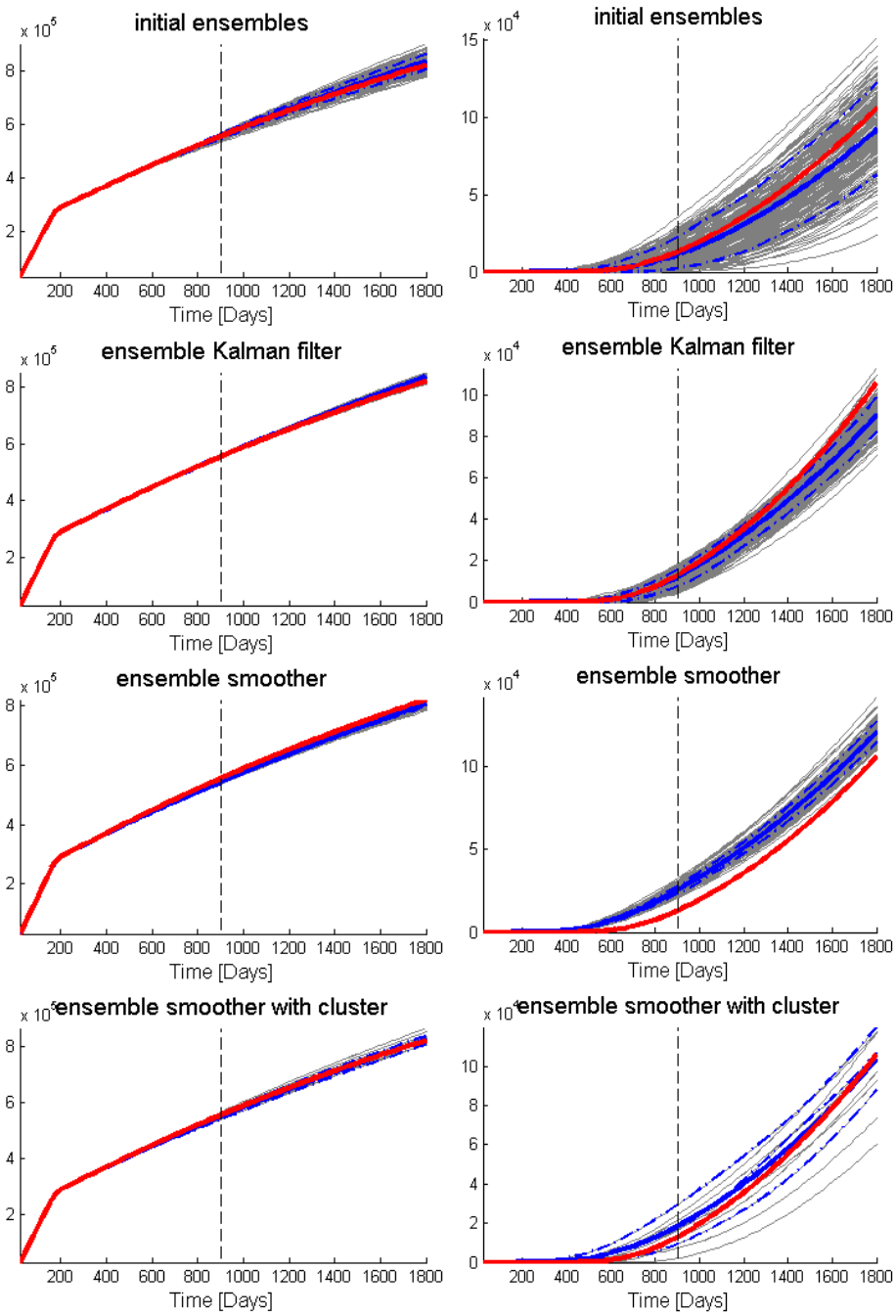
세 기법의 누적생산량결과를 깊게 분석하기 위해 1,800일의

박스그림을 비교하였다(Fig. 4.55). EnKF로 구한 앙상블의 두 박스그림은 참조필드결과를 분위수구간 내에 포함하지 못한다. 또한 초기앙상블의 평균과 EnKF로 얻은 최종앙상블의 평균이 일치한다. 이는 앙상블평균이 참이라는 가정으로 EnKF의 교정이 반복될수록 앙상블평균으로 수렴하기 때문이다. 이처럼 EnKF의 경우 앙상블기반기법의 대표적인 두 가정으로 인해 신뢰할 수 있는 채널저류층 특성화 및 불확실성평가가 불가능하다.

ES의 경우, 누적오일 및 물 생산량의 박스그림이 참값인 1에서 벗어났다. 이처럼 참조필드와 동일한 앙상블디자인을 사용하더라도 종적 비균질성이 커지면 기존 앙상블기반기법의 결과를 통한 저류층거동예측에 한계가 있다. 따라서 이러한 예측자료로는 합리적인 의사결정을 할 수 없다.

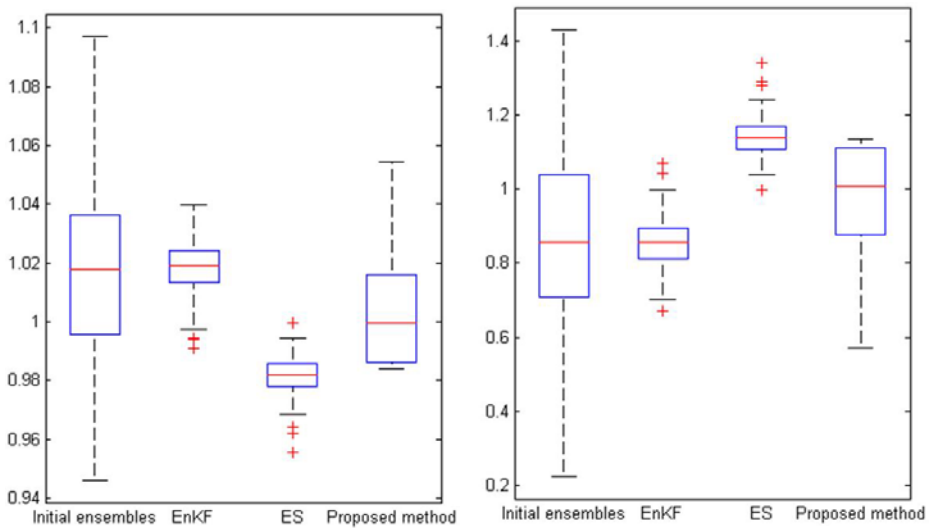
하지만 거리기반 ES로 구한 최종앙상블의 두 누적생산량은 불확실성범위 내에 참조필드결과를 포함한다. 특히, 분위수구간 중앙에 참값을 위치시키며 신뢰할 수 있는 예측값과 불확실성평가를 제공한다. 이처럼 제안된 기법의 결과는 EnKF와 ES의 결과에서 보인 한계를 극복하며 합리적인 의사결정을 돕는다.

거리기반 ES의 경우, 비균질성이 큰 3차원 채널저류층의 특징으로 인해 박스그림의 불확실성범위가 다소 넓다. 하지만 최종앙상블의 누적생산량은 대부분 참값 주위에 분포하며 참조필드결과를 중심으로 분위수구간을 가진다. 따라서 분위수구간 밖의 특이값은 불확실성정보를 제공하는 역할을 한다.



(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.54 Field productions of the three methods: 3D heterogeneity case.



(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.55 Boxplot of field productions: 3D heterogeneity case.

마지막으로 거리기반 ES의 대표앙상블만으로 생산량예측 및 불확실성평가가 가능한지 분석하였다. Fig. 4.56은 제안된 기법을 통해 교정된 전체앙상블과 대표앙상블의 누적생산량을 비교한 것이다. 두 경우의 누적오일생산량은 거의 비슷한 결과를 보인다(Fig. 4.56a).

하지만 누적물생산량은 제 1 사분위수 위치에 차이가 있다(Fig. 4.56b). 전체앙상블의 경우, 제 1 사분위수의 값이 참값 바로 아래로 형성되며 제 2, 3 사분위수와 등간격으로 떨어져 있다. 이는 제 1 사분위수보다 작은 예측값을 가지는 군집에 포함된 앙상블수가 매우 작기 때문이다.

그에 반해 대표앙상블의 누적물생산량은 제 1 사분위수의

위치가 참값에서 멀어지는 문제가 있다. 이는 군집에 포함된 앙상블수에 상관없이 각 군집당 한 개의 앙상블을 대표앙상블로 선정하기 때문이다. 따라서 전체앙상블 중에는 특이값을 가지는 앙상블수가 적지만 대표앙상블에서는 큰 비중을 차지한다.

이처럼 잘못된 누적생산량을 보이는 앙상블수가 매우 작다면 전체앙상블과 대표앙상블을 통한 불확실성평가는 차이가 발생한다. 그럼에도 불구하고 가장 중요한 통계치인 P50을 비롯하여 P10은 동일한 불확실성을 제공한다.

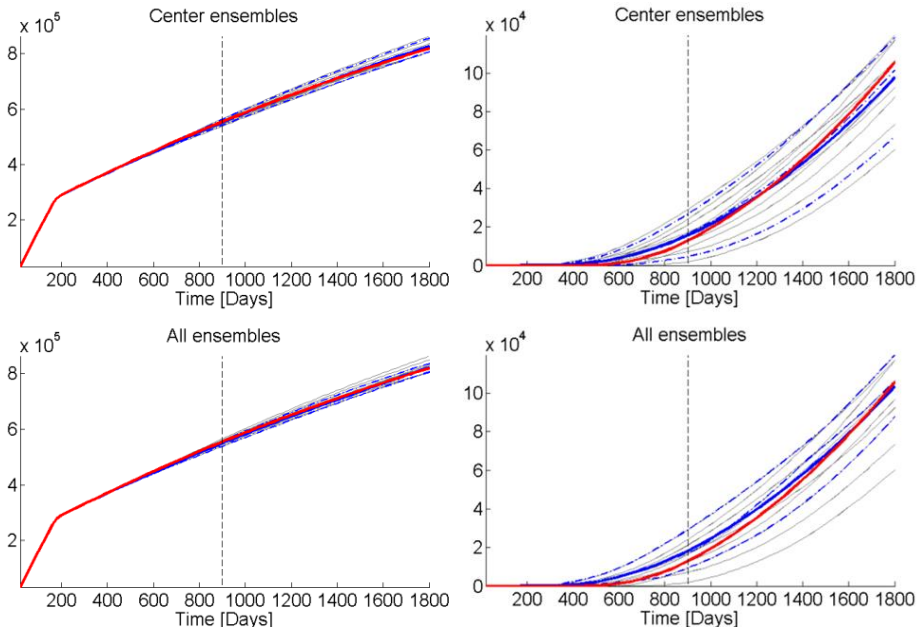
이러한 경향은 1,800일에서 구한 누적확률분포를 통해서도 확인할 수 있다(Fig. 4.57). 누적오일생산량은 대체적으로 비슷한 통계값을 보이며 대표앙상블만으로도 불확실성평가가 가능하다(Fig. 4.57a). 이는 전체 불확실성범위가 6만 배럴(barrel) 이내이며 참값으로부터 6%내에 있기 때문이다.

하지만 누적물생산량의 경우 두 누적확률분포의 제 1 사분위수에 큰 차이가 있다(Fig. 4.57b). 200개 앙상블의 누적확률분포는 지나치게 낮은 예측값을 보이는 세 군집의 계단높이가 매우 낮다. 이는 누적물생산량을 9만 배럴 이하로 예측하는 세 군집의 앙상블수가 적다는 의미이다. 이처럼 특이값을 가지는 앙상블수가 전체앙상블의 15%수준이므로 전체앙상블의 제 1 사분위수는 참값과 가깝게 위치한다.

하지만 대표앙상블의 누적확률분포는 도수가 적은 군집에서도 한 개의 앙상블이, 도수가 많은 군집에서도 한 개의 앙상블이

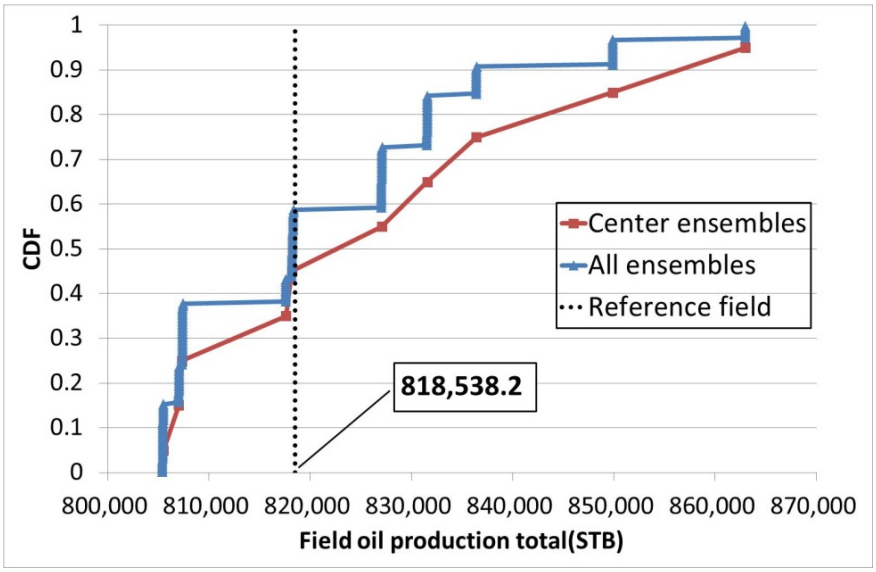
사용된다. 이로 인해 9만 배럴 이하의 누적물생산량 부분에서 높은 누적확률분포를 가진다. 따라서 P90의 통계값에 큰 차이가 발생한다.

이처럼 특이값을 가지는 앙상블수가 적을 경우, 전체앙상블을 대표앙상블로 대체하여 불확실성을 평가하는데 오차가 발생할 수 있다. 하지만 이러한 경향은 분위수구간의 변화를 초래할 뿐 중앙값과 전체불확실성범위에는 큰 영향을 미치지 않는다. 따라서 시뮬레이션횟수를 획기적으로 줄이는 관점에서 대표앙상블을 통한 불확실성평가는 여전히 효용성을 가진다.

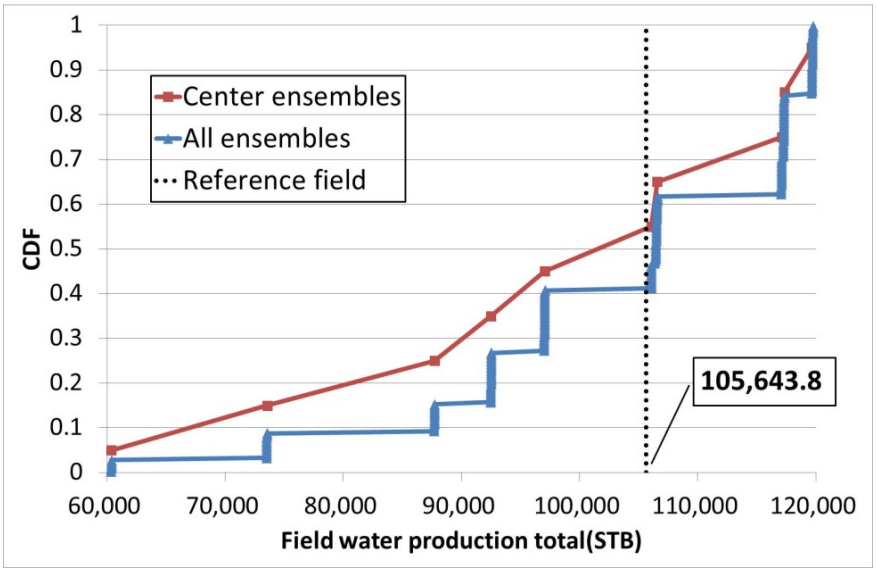


(a) FOP (b) FWP

Fig. 4.56 Comparison all ensembles with representative ensembles: 3D heterogeneity case.



(a) FOP



(b) FWP

Fig. 4.57 Comparison all ensembles with representative ensembles for CDF: 3D heterogeneity case.

5. 결론

본 논문에서는 정적자료인 TI와 암상자료, 동적자료인 유정별 오일생산량을 통합하는 채널저류층 특성화연구를 수행하였다. 효과적인 역산과 저류층거동의 불확실성을 평가하기 위하여 거리기반 ES를 제안하였다.

EnKF, ES, 그리고 제안된 거리기반 ES를 초기앙상블디자인이 잘못된 경우와 종적 비균질성이 큰 경우 등 다양한 채널저류층에 적용하였다. 이후 교정된 저류층모델을 이용하여 생산량예측 및 불확실성평가를 수행하였다. 본 연구를 통해 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1. 거리기반기법을 이용하여 채널저류층을 성공적으로 군집화하였다. Hausdorff 거리와 다차원척도법, K-means 군집법은 2차원뿐만 아니라 3차원 채널저류층에도 적용가능하였다. 또한 초기앙상블디자인과 종적 비균질성에 상관없이 안정적인 군집화를 수행하였다.

2. 제안된 거리기반 ES는 채널저류층 특성화를 성공적으로 수행하였다. EnKF의 경우 참조필드의 사암연결성을 제대로 모사하지 못하며 이봉분포의 특징을 유지하지 못한다. ES의 경우

심각한 오버슈팅과 필터발산 문제를 보이므로 채널저류층 특성화에 사용할 수 없다. 이에 반해 거리기반 ES는 참조필드의 채널연결성을 교정하면서도 이봉분포를 유지하였다.

3. 제안된 기법은 히스토리매칭속도가 빠르다. 이는 ES의 광역교정방식을 사용할 뿐만 아니라 거리기반기법의 계산시간도 짧기 때문이다. 구체적으로 200개의 앙상블로 45번의 교정을 수행했을 때 EnKF의 소요시간과 비교하여 95% 이상 줄였다. 따라서 EnKF보다 더 긴 연산시간을 필요로 하는 기존 ES 개선연구의 한계를 극복하였다.

4. 거리기반 ES는 저류층 개발 및 평가에 대한 의사결정 시, 신뢰할 수 있는 생산량자료를 제공할 수 있다. EnKF의 경우 초기앙상블디자인이 잘못된 경우와 3차원 채널저류층에 대해 필터발산경향이 있으며 편향된 불확실성을 보였다. ES의 경우 필터발산으로 불확실성평가가 불가능하며 신뢰할 수 없는 예측값을 보였다. 이에 반해 제안된 기법은 지질학적 불확실성과 종적 비균질성이 큰 경우를 포함한 모든 연구에서 안정적인 생산량예측 및 불확실성을 제공하였다.

5. 거리기반 ES는 생산량예측 및 불확실성평가에 필요한 시뮬레이션횟수를 줄일 수 있다. 이는 군집별 대표앙상블만

이용하여도 전체앙상블을 이용한 수준의 불확실성평가가 가능하기 때문이다. 본 연구에서는 200개 앙상블을 10개의 군집으로 나누었으므로 95%의 시뮬레이션횟수를 줄였다.

6. 앙상블기반기법에 대한 초기앙상블디자인의 중요성을 확인하였다. TI와 암상비가 채널저류층모델링에 중요한 역할을 하며 잘못된 초기앙상블디자인을 설정한 경우 EnKF와 ES는 교정신뢰도가 급격히 떨어졌다. 하지만 제안된 거리기반 ES는 초기앙상블디자인에 관계없이 안정적인 채널저류층 특성화와 불확실성평가를 수행하였다. 다만, 참조필드의 암상비로 교정하지 못하고 초기앙상블의 암상비를 유지하는 한계가 있다.

7. 채널저류층의 종적 비균질성에 대한 영향을 파악하였다. 2차원에서 3차원으로 저류층모델을 확장하며 종적 비균질성을 높인 결과, EnKF와 ES는 마치 초기앙상블디자인이 잘못된 경우와 같은 신뢰할 수 없는 결과를 보였다. 하지만 거리기반 ES는 종적 비균질성이 큰 경우에도 안정적인 히스토리매칭을 수행하였다.

8. 본 연구에서는 거리기반기법을 통한 다수의 칼만게인으로 ES를 채널저류층 특성화에 성공적으로 적용하였다. 제안된 기법은 ES가 가지는 빠른 역산속도를 그대로 유지하면서 저류층거동예측 시 시뮬레이션횟수를 추가로 줄일 수 있다. 본 논문에서 설정한

다양한 채널저류층에 대해 빠르고 신뢰할 수 있는 특성화를 수행할 수 있으므로 실제 채널저류층 개발 및 평가를 위한 의사결정도구로 활용할 수 있다.

9. 본 연구에 이은 향후 연구를 다음과 같이 제안할 수 있다. 첫 번째 연구는 최종모델의 히스토그램이 명확한 이봉분포를 가지도록 히스토리매칭을 수행하는 것이다. 이 연구가 중요한 이유는 이봉분포가 채널저류층의 가장 큰 특징이며 저류층거동에도 지배적인 영향을 미치기 때문이다.

이를 구현하는 직관적인 방법은 특정 유체투과율값을 경계로 하여 미리 정해둔 셰일과 사암의 물성값을 배정하는 것이다. 이 때 특정 유체투과율값은 셰일과 사암의 중간값이나 이봉분포의 두 최빈값 사이의 변곡점이 그 후보가 될 수 있다. 이러한 연구는 참조필드의 암상비까지 교정하는 주제까지 확장될 수 있다.

두 번째 연구는 채널저류층의 비유사성을 빠르고 정확하게 계산할 수 있는 거리개념을 새롭게 정의하는 것이다. Hausdorff 거리는 격자수가 증가하면 거리행렬을 계산하는 시간도 증가하였다. 따라서 격자수 증가 시, 정적기반거리의 장점이 제한적이므로 유선시뮬레이션의 TOF나 배수구역을 거리로 정의할 수도 있다. 이러한 연구는 ES의 공분산지역화(covariance localization) 주제까지 확장될 수 있다.

참고문헌

이용일. 1993. *석유지질학*. 서울: 민음사. pp. 150−153.

임정택. 2012. 특징공간에서 신경망을 이용한 오일샌드 저류층의 특성화 및 불확실성 분석. 공학박사학위논문, 서울대학교, 서울. pp. 19−27.

정승필. 2008. 앙상블칼만필터를 이용한 균열저류층 특성화. 공학박사학위논문, 서울대학교, 서울. pp. 75−84.

최종근. 2013. *지구통계학*. 서울: (주)시그마프레스. pp. 38−41.

Aanonsen, S.I., Nævdal, G., Oliver, D.S., Reynolds, A.C., and Vallès, B. 2009. The ensemble Kalman filter in reservoir engineering--a review. *SPE Journal* 14 (3): 393-412.

Caers, J. and Zhang, T. 2004. Multiple-point geostatistics: a quantitative vehicle for integrating geologic analogs into multiple reservoir models. In *AAPG Memoir 80: Integration of Outcrop and Modern Analogs in Reservoir Modeling*, ed. G.M. Grammer, P.M. “Mitch” Harris, and G.P. Eberli, 383-394. Tulsa, Oklahoma: American Association of Petroleum

Geologists.

Chen, Y. and Oliver, D.S. 2012. Ensemble randomized maximum likelihood method as an iterative ensemble smoother. *Mathematical Geosciences* 44 (1): 1-26.

Chen, Y. and Oliver, D.S. 2013. History matching of the Norne full field model using an iterative ensemble smoother. Paper SPE 164902 presented at the SPE Europec/EAGE Annual Conference & Exhibition, London, United Kingdom, 10-13 June.

Dubuisson, M.-P. and Jain, A.K. 1994. A modified Hausdorff distance for object matching. Proc., The 12th IAPR Int. Conf. Pattern Recognition, Jerusalem, Israel, Vol. 1, 566-568.

Emerick, A.A. and Reynolds, A.C. 2013a. Ensemble smoother with multiple data assimilation. *Computers & Geosciences* 55: 3-15.

Emerick, A.A. and Reynolds, A.C. 2013b. History-matching production and seismic data in a real field case using the ensemble smoother with multiple data assimilation. Paper SPE 163675 presented at the SPE Reservoir Simulation Symposium, The Woodlands, Texas, 18-20 February.

Emerick, A.A. and Reynolds, A.C. 2013c. Investigation of the sampling

performance of ensemble-based methods with a simple reservoir model. *Computational Geosciences* 17 (2): 325-350.

Evensen, G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research* 99 (C5): 10,143-10,162.

Evensen, G., Hove, J., Meisingset, H.C., Reiso, E., Seim, K.S., and Espelid, Ø. 2007. Using the EnKF for Assisted History Matching of a North Sea Reservoir Model. Paper SPE 106184 presented at the SPE Reservoir Simulation Symposium, Houston, Texas, 26-28 February.

Gervais, V., Le Ravalec, M., Heidari, L., and Schaaf, T. 2012. History-matching with ensemble-based methods: application to an underground gas storage site. Paper SPE 154475 presented at the SPE Europec/EAGE Annual Conference, Copenhagen, Denmark, 4-7 June.

Gettyimages. http://www.gettyimages.com/.

Glegola, M., Ditmar, P., Hanea, R.G., Eiken, O., Vossepoel, F.C., Arts, R., and Klees, R. 2012. History matching time-lapse surface-gravity and well-pressure data with ensemble smoother for estimating gas field aquifer support--a 3D numerical study. *SPE Journal* 17 (4): 966-980.

Gu, Y. and Oliver, D.S. 2004. History Matching of the PUNQ-S3 Reservoir

Model using the Ensemble Kalman Filter. Paper SPE 89942 presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Houston, Texas, 26-29 September.

Gu, Y. and Oliver, D.S. 2006. The ensemble Kalman filter for continuous updating of reservoir simulation models. In *Transactions of the ASME*, Vol. 128, Issue 1, 79-87. New York City: American Society of Mechanical Engineers.

Guardiano, F.B. and Srivastava, R.M. 1993. Multivariate geostatistics: beyond bivariate moments. In *Geostatistics Tróia '92: the fourth International Geostatistics Congress*, 13-18 September 1992, Lisbon, Portugal, ed. A.O. Soares, Vol. 1, 133-144. Heidelberg, Germany: Springer Netherlands.

Harris, D.G. and Hewitt, C.H. 1977. Synergism in reservoir management-the geologic perspective. *Journal of Petroleum Technology* 29 (7), 761-770.

Honarkhah, M. and Caers, J. 2010. Stochastic simulation of patterns using distance-based pattern modeling. *Mathematical Geosciences* 42 (5): 487-517.

Hooke, J. 2003. River meander behavior and instability: a framework for analysis. In *Transactions of the Institute of British Geographers*, Vol.

28, Issue 2, 238-253. Oxford, United Kingdom: Wiley-Blackwell.

Hyne, N.J. 2001. *Nontechnical guide to petroleum geology, exploration, drilling, and production*, second edition. Tulsa, Oklahoma: Penn Well Corporation.

Jafarpour, B. and McLaughlin, D.B. 2009a. Reservoir characterization with the discrete cosine transform. *SPE Journal* 14 (1): 182-201.

Jafarpour, B. and McLaughlin, D.B. 2009b. Estimating channelized-reservoir permeabilities with the ensemble Kalman filter: the importance of ensemble design. *SPE Journal* 14 (2): 374-388.

Jafarpour, B. and Tarrahi, M. 2011. Critical evaluation of the ensemble Kalman filter for reservoir parameter estimation under incorrect and uncertain prior models. Paper SPE 143062 presented at the SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition, Vienna, Austria, 23-26 May.

Jeong, H., Ki, S., and Choe J. 2010. Reservoir characterization from insufficient static data using gradual deformation method with ensemble Kalman filter. *Energy Sources, Part A* 32 (10): 942-951.

Jin, J., Lim, J., Lee, H., and Choe, J. 2011. Metric Space Mapping of Oil Sands Reservoirs Using Streamline Simulation. *Geosystem*

engineering 14 (3): 109-113.

Jung, S. and Choe, J. 2012. Reservoir characterization using a streamline-assisted ensemble Kalman filter with covariance localization. *Energy Exploration & Exploitation* 30 (4): 645-660.

Kalman, R.E., 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. In *Transactions of the ASME*, Vol. 128, Issue 1, 35-45. New York City: American Society of Mechanical Engineers.

Lee, K., Jo, G., and Choe, J. 2011. Improvement of ensemble Kalman filter for improper initial ensembles. *Geosystem Engineering* 14 (2): 79-84.

Lorentzen, R.J., Flornes, K.M., and Nævdal, G. 2009. History matching channelized reservoir using the ensemble Kalman filter. Paper SPE 14020 presented at the International Petroleum Technology Conference, Doha, Qatar, 7-9 December.

Mackay, D.J.C. 2003. *Information theory, inference and learning algorithms*. New York City: Cambridge University Press.

Nævdal, G. and Vefring, E.H. 2002. Near-well reservoir monitoring through ensemble Kalman filter. Paper SPE 75235 presented at the SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium, Tulsa, Oklahoma, 13-17 April.

Nejadi, S., Leung, J., and Trivedi, J. 2011. Improving characterization and history matching using entropy weighted ensemble Kalman filter for non-Gaussian distributions. Paper SPE 144578 presented at the SPE Western North American Regional Meeting, Anchorage, Alaska, 7-11, May.

Oliver, D.S. and Chen, Y. 2011. Recent progress on reservoir history matching: a review. *Computational Geosciences* 15 (1): 185-221.

Oliver, D.S., Reynolds, A.C., and Liu, N. 2008. *Inverse theory for petroleum reservoir characterization and history matching*. New York City: Cambridge University Press.

Park, K. and Choe, J. 2006. Use of ensemble Kalman filter to 3-dimenstional reservoir characterization during waterflooding. Paper SPE 100178 presented at the SPE Europe/EAGE Annual Conference and Exhibition, Vienna, Austria, 12-15 June.

Park, K. and Caers, J. 2007. History matching in low-dimensional connectivity-vector space. Presented at EAGE Petroleum Geostatistics, Cascais, Portugal, 10-14 September.

Potter, P.E. 1962. *Late Mississippian sandstones of Illinois*. Circular 340. Urbana, Illinois: Technical Report Series, Illinois State Geological Survey.

Remy, N., Boucher, A., and Wu, J. 2009. *Applied geostatistics with SGeMS: a user's guide*. New York City: Cambridge University Press.

Reynolds, A.C., Zafari, M., and Li, G. 2006. Iterative forms of the ensemble Kalman filter. Presented at 10th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery, Amsterdam, The Netherlands, 4-7 September.

Sarma, P. and Chen, W.H. 2009. Generalization of the ensemble Kalman filter using kernels for non-Gaussian random fields. Paper SPE 119177 presented at the SPE Reservoir Simulation Symposium, The Woodlands, Texas, 2-4 February.

Scheidt, C. and Caers, J. 2009a. Representing spatial uncertainty using distances and kernels. *Mathematical Geosciences* 41 (4): 397-419.

Scheidt, C. and Caers, J. 2009b. Uncertainty quantification in reservoir performance using distances and kernel methods—application to a West Africa deepwater turbidite reservoir. *SPE Journal* 14 (4): 680-692.

Shin, Y., Jeong, H., and Choe, J. 2010. Reservoir characterization using an EnKF and a non-parametric approach for highly non-Gaussian permeability fields. *Energy Sources, Part A* 32 (16): 1,569-1,578.

Skjervheim, J.-A., Evensen, G., Hove J., and VabØ, J.G. 2011. An ensemble smoother for assisted history matching. Paper SPE 141929 presented at the SPE Reservoir Simulation Symposium, The Woodlands, Texas, 21-23 February.

Strebelle, S., 2000. Sequential simulation drawing structures from training images, PhD dissertation, Stanford University, Stanford, California.

Suzuki, S. and Caers, J. 2008. A distance-based prior model parameterization for constraining solutions of spatial inverse problems. *Mathematical Geosciences* 40 (4): 445-469.

Van Leeuwen, P.J. and Evensen, G. 1996. Data assimilation and inverse methods in terms of a probabilistic formulation. *Monthly Weather Review* 124: 2,898-2,913.

Wang, C., Li, G., and Reynolds, A.C. 2009. Production optimization in closed-loop reservoir management. *SPE Journal* 14 (3): 506-523.

Watanabe, S., Datta-Gupta, A., Efendiev, Y., and Devegowda, D. 2009. A hybrid ensemble Kalman filter with coarse scale constraint for nonlinear dynamics. Paper SPE 124826 presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, New Orleans, Louisiana, 4-7 October.

Zafari, M. and Reynolds, A.C. 2007. Assessing the uncertainty in reservoir description and performance predictions with the ensemble Kalman filter. *SPE Journal* 12 (3): 382-391.

부록 A. 칼만게인 유도

식 (3.4)의 칼만게인은 식 (3.7)의 교정후 추정오차공분산이 최소가 되도록 유도되었다. 식 (3.3)과 식 (3.6)을 식 (3.7)에 대입하면 식 (A.1)과 같이 정리된다. 결국 식 (A.1)을 최소로 하는 칼만게인을 구하는 것이 목표이다.

$$\mathbf{C}_{Y,t}^{a} = \mathrm{E}\left[\left\{\mathbf{y}_t^a - \widehat{\mathbf{y}_t^p} - \mathbf{K}_t\left(\mathbf{d}_t^{obs} - \mathbf{H}\widehat{\mathbf{y}_t^p}\right)\right\}\left\{\mathbf{y}_t^a - \widehat{\mathbf{y}_t^p} - \mathbf{K}_t\left(\mathbf{d}_t^{obs} - \mathbf{H}\widehat{\mathbf{y}_t^p}\right)\right\}^T\right] \quad (A.1)$$

식 (A.1)의 중괄호부분은 관측값과 관측오차의 관계식인 식 (A.2)와 식 (3.6)을 통해 식 (A.3)과 같이 정리된다.

$$\mathbf{d}_t^{obs} = \mathbf{H}\mathbf{y}_t^a + \mathbf{v}_d \quad (A.2)$$

$$\begin{aligned} &\mathbf{y}_t^a - \widehat{\mathbf{y}_t^p} - \mathbf{K}_t\left(\mathbf{d}_t^{obs} - \mathbf{H}\widehat{\mathbf{y}_t^p}\right) \quad (A.3)\\ &= \underbrace{\mathbf{y}_t^a - \widehat{\mathbf{y}_t^p}}_{\mathbf{e}_t^p} - \mathbf{K}_t\left(\underbrace{\mathbf{d}_t^{obs} - \mathbf{H}\mathbf{y}_t^a}_{\mathbf{v}_d} - \underbrace{\mathbf{H}\widehat{\mathbf{y}_t^p} + \mathbf{H}\mathbf{y}_t^a}_{\mathbf{H}\mathbf{e}_t^p}\right)\\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t\mathbf{H})\mathbf{e}_t^p - \mathbf{K}_t\mathbf{v}_d \end{aligned}$$

식 (A.3)을 식 (A.1)에 대입하고 정리하면 식 (A.4)를 얻는다.

$$\mathbf{C}_{Y,t}^{a} = \mathrm{E}\begin{bmatrix}(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})\mathbf{e}_t^{p}\mathbf{e}_t^{p\,T}(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})^{T} - \mathbf{K}_t\mathbf{v}_d\mathbf{e}_t^{p\,T}(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})^{T} \\ -(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})\mathbf{e}_t^{p}\mathbf{v}_d{}^{T}\mathbf{K}_t{}^{T} + \mathbf{K}_t\mathbf{v}_d\mathbf{v}_d{}^{T}\mathbf{K}_t{}^{T}\end{bmatrix} \quad (A.4)$$

$$= (\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})\mathbf{C}_{Y,t}^{p}(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})^{T} + \mathbf{K}_t\mathbf{C}_{D,t}\mathbf{K}_t{}^{T}$$

식 (A.4)를 칼만게인에 대해 편미분함으로써 교정후 추정오차공분산의 최소값을 얻는다(식 (A.5)).

$$\frac{\partial \mathbf{C}_{Y,t}^{a}}{\partial \mathbf{K}_t} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{K}_t}\left\{(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})\mathbf{C}_{Y,t}^{p}(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})^{T}\right\}\frac{\partial}{\partial \mathbf{K}_t}\left\{\mathbf{K}_t\mathbf{C}_{D,t}\mathbf{K}_t{}^{T}\right\} \quad (A.5)$$

$$= -(\mathbf{I}-\mathbf{K}_t\mathbf{H})\left(\mathbf{C}_{Y,t}^{p} - \mathbf{C}_{Y,t}^{p\,T}\right)\mathbf{H}^{T} + \left(\mathbf{K}_t + \mathbf{K}_t{}^{T}\right)\mathbf{C}_{D,t}$$

$$= -2\mathbf{C}_{Y,t}^{p}\mathbf{H}^{T} + 2\mathbf{K}_t\mathbf{H}\mathbf{C}_{Y,t}^{p}\mathbf{H}^{T} + 2\mathbf{K}_t\mathbf{C}_{D,t}$$

$$= 0$$

따라서 칼만게인은 식 (A.6)과 같으며 아래첨자 t를 제외하면 식 (3.4)와 일치한다.

$$\mathbf{K}_t = \mathbf{C}_{Y,t}^{p}\mathbf{H}^{T}\left(\mathbf{H}\mathbf{C}_{Y,t}^{p}\mathbf{H}^{T} + \mathbf{C}_{D,t}\right)^{-1} \quad (A.6)$$

부록 B. 초기앙상블디자인의 중요성

앙상블기반기법의 가정 중 하나는 앙상블평균이 참이라는 것이다. 교정수식에서도 앙상블과 앙상블평균의 차를 추정오차로 둔다(식 (3.6)). 하지만 지질학적 불확실성으로 인해 초기앙상블이 참조필드와 상이할 수 있다. 이 경우 위 가정을 위배하게 되고 앙상블기반기법의 성능이 급격히 감소한다.

교정신뢰도가 감소하는 이유는 앙상블기반기법이 교정전 앙상블의 조합을 통해 교정후 앙상블을 계산하기 때문이다(Aanonsen, *et al.*, 2009; Skjervheim, *et al.*, 2011). 위 연구자들은 교정전과 교정후의 앙상블이 가지는 관계를 수식으로 증명하였다.

식 (3.4)의 칼만게인은 추정오차를 이용하여 식 (B.1a)와 같이 나타낼 수 있다. 역행렬 안을 $\frac{1}{(N_e-1)}$에 대해 정리하면 식 (B.1b)와 같다.

$$\mathbf{K} = \frac{\mathbf{e}\mathbf{e}^{T}}{(N_e-1)} H^{T} \left(\mathbf{H} \frac{\mathbf{e}\mathbf{e}^{T}}{(N_e-1)} \mathbf{H}^{T} + \mathbf{C}_D \right)^{-1} \tag{B.1a}$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{e}\mathbf{e}^{T}\mathbf{H}^{T}\left(\mathbf{H}\mathbf{e}\mathbf{e}^{T}\mathbf{H}^{T} + (N_e - 1)\mathbf{C}_D \right)^{-1} \tag{B.1b}$$

상태벡터의 평균인 $\hat{\mathbf{y}}_t$는 식 (B.2)와 같이 나타낼 수 있으며

이를 이용하여 추정오차는 식 (B.3)과 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{y}_t} = \mathbf{y}\mathbf{1}_{N_e} \tag{B.2}$$

$$\mathbf{e} = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = \mathbf{y}(\mathbf{I} - \mathbf{1}_{Ne}) \tag{B.3}$$

여기서, $\mathbf{1}_{N_e}$은 모든 행렬원소가 $\frac{1}{N_e}$인 $N_e \times N_e$행렬이다.

식 (B.1b)의 $\mathbf{He}$를 $\mathbf{A}$로, $\mathbf{Hee^T H^T} + (N_e - 1)\mathbf{C_D}$를 $\mathbf{B}$로 치환하여 정리한 후 남은 $\mathbf{e}$에 식 (B.3)을 대입하면 식 (B.4a)와 같이 정리할 수 있다. 식 (B.4a)의 $\mathbf{1_{Ne}A^T}$는 편차의 합으로 0이 된다. 따라서 식 (B.4a)의 $\mathbf{y_t^p 1_{Ne} A^T B^{-1}}$항이 소거된 (B.4b)를 통해 칼만게인을 계산할 수 있다.

$$\mathbf{K} = \mathbf{y_t^p}(\mathbf{I} - \mathbf{1_{Ne}})\mathbf{A^T B^{-1}} = \mathbf{y_t^p A^T B^{-1}} - \mathbf{y_t^p 1_{Ne} A^T B^{-1}} \tag{B.4a}$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{y_t^p A^T B^{-1}} \tag{B.4b}$$

식 (B.4b)를 식 (3.3)에 대입하여 정리하면 식 (B.5a)와 같다. 식 (B.5a)의 두 항을 $\mathbf{y_t^p}$에 대해 묶어주면 교정후 앙상블은 식 (B.5b)와 같이 교정전 앙상블의 조합으로 얻어진다.

$$\mathbf{y_t^a} = \mathbf{y_t^p} + \mathbf{y_t^p A^T B^{-1}}(\mathbf{d_t^{obs}} - \mathbf{H y_t^p}) \tag{B.5a}$$

$$\mathbf{y_t^a} = \mathbf{y_t^p}\left(\mathbf{I} + \mathbf{A^T B^{-1}}\left(\mathbf{d_t^{obs}} - \mathbf{H y_t^p}\right)\right) = \mathbf{y_t^p C} \tag{B.5b}$$

부록 C. SGeMS를 이용한 채널저류층 생성

SGeMS는 스탠포드대학교에서 만든 지구통계모델링 프로그램으로 공식사이트(http://sgems.sourceforge.net/)를 통해 무료로 이용할 수 있다. 크리깅과 순차시뮬레이션 등 두점지구통계기법을 비롯하여 다양한 다점지구통계기법을 수행할 수 있다.

Fig. C.1은 SGeMS 프로그램의 구성을 보여준다. 상단에는 프로젝트의 저장과 자료의 입·출력 등을 지원하는 메뉴도구가 있다(Fig. C.1a). 왼쪽에는 수행할 지구통계기법을 선택하고 필요한 인자를 선택하는 알고리즘 창이 있다(Fig. C.1b). 중앙에는 수행한 지구통계모델링의 목록을 보여주며 원하는 결과를 시각화하여 확인할 수 있다(Figs. C.1c, C.1d). 마지막으로 하단에는 수행한 알고리즘의 목록을 보여준다(Fig. C.1e).

부록 C에서는 초기앙상블디자인이 잘못된 2차원 채널저류층연구(4.1.2항)에서 사용한 TI와 채널저류층의 생성절차를 소개하고자 한다. 이를 위해 정적자료 불러오기와 격자생성하기, TIgenerator 모듈과 SNEsim 모듈의 사용방법에 대해 설명한다.

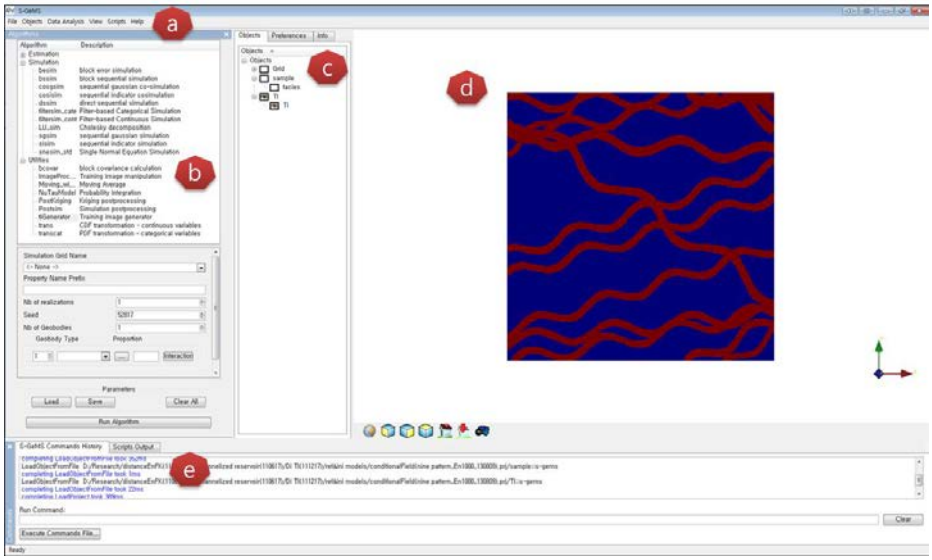


Fig. C.1 Interface of SGeMS.

C.1 정적자료 불러오기

정적자료를 SGeMS로 불러오기 위해서는 자료를 텍스트파일로 정리해야 한다. 이 때 SGeMS가 불러올 수 있는 서식에 맞춰 텍스트파일을 작성해야 한다. Fig. C.2의 첫 단계는 9개의 암상자료를 정리한 텍스트파일이다. 첫 줄에는 자유롭게 데이터에 대한 설명을 기록하고 둘째 줄에는 데이터가 가지는 열수를 기록한다. 2차원좌표정보와 암상정보(0 또는 1)를 가지므로 3을 입력하였다. 또한 각 열이 어떤 정보를 의미하는 지 자유롭게 표기하면 된다. 그 이후로는 가지고 있는 9개의 자료를 나열하였다.

텍스트파일이 완성되면 Fig. C.1a의 메뉴도구에서 'Object-Load object'를 실행한다. Fig. C.2의 두 번째, 세 번째 과정을

수행하면 텍스트파일에 있는 정보를 SGeMS로 불러올 수 있다. 2차원좌표정보이므로 세 번째 과정에서 Z좌표는 무시한다.

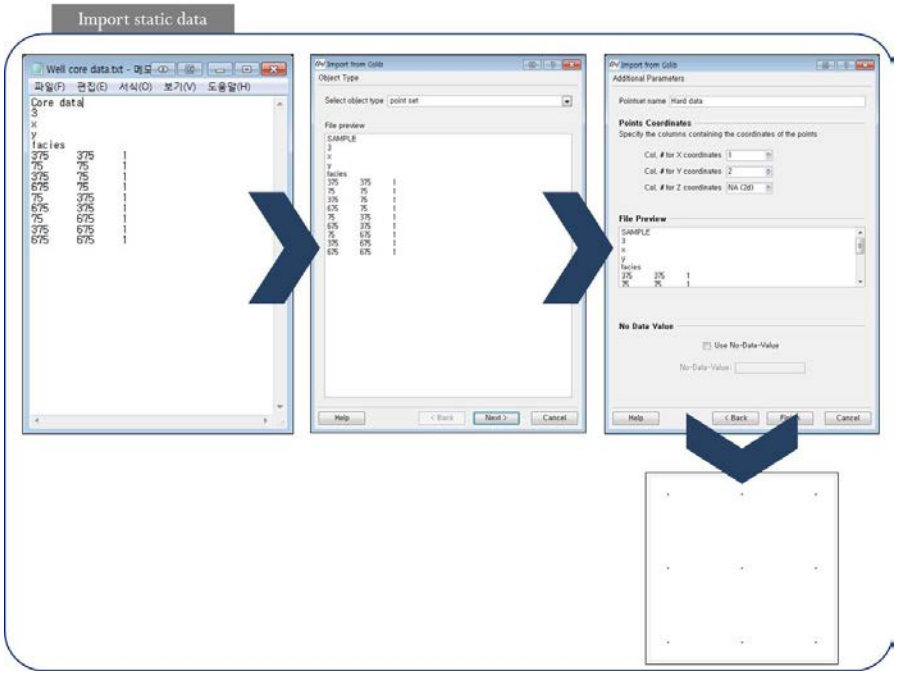


Fig. C.2 Import static data.

C.2 격자생성하기

TI와 채널저류층 모두 격자시스템에 기반한다. 따라서 TIgenerator 모듈이나 SNEsim 모듈 수행 전에는 반드시 지구통계기법을 수행할 격자를 생성해야 한다. Fig. C.1a의 메뉴도구에서 'Object-New Cartesian Grid'를 실행하면 Fig. C.3과 같은 대화창이 활성화된다. Fig. C.3은 각각 TIgenerator 모듈과 SNEsim 모듈을 수행하기 위해 생성한 격자시스템이다.

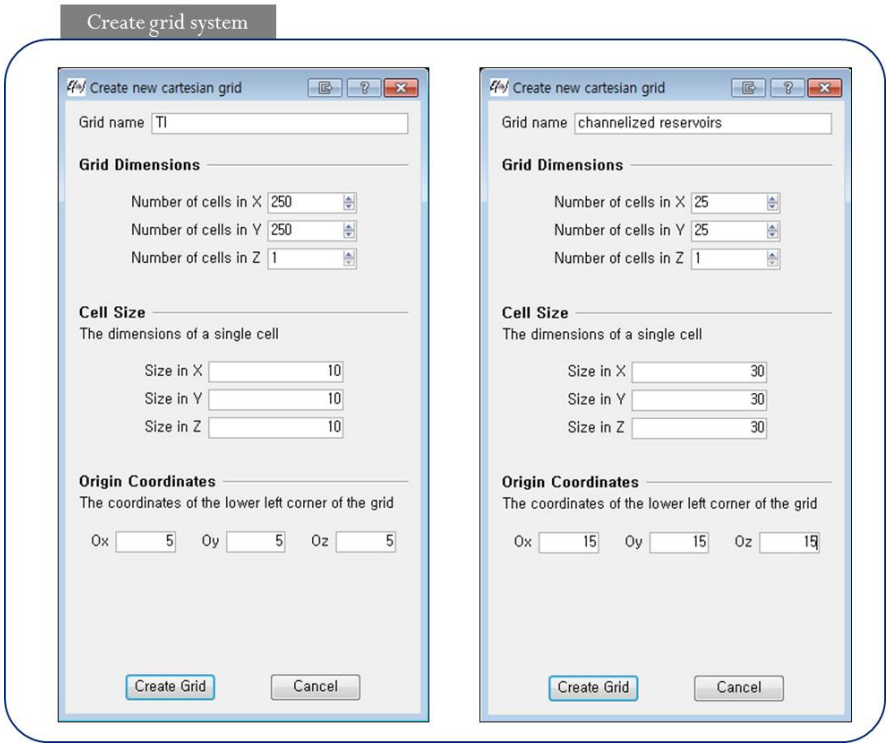


Fig. C.3 Generation of grid systems.

C.3 TIgenerator 모듈 사용하기

TI를 생성하기 위해 Fig. C.1b에서 TIgenerator 모듈을 선택하면 Fig. C.4와 같은 대화창이 활성화된다. Fig. C.3에서 만들어준 격자시스템을 선택하고 생성할 TI 수를 설정한다. TI를 구성할 패턴모양(사인곡선, 타원, 직육면체 등)과 구체적인 패턴인자, 암상비를 설정한다. 사인곡선패턴의 경우 Fig. C.4처럼 'Dimensions'탭과 'Layout'탭의 시뮬레이션인자를 입력해야 한다.

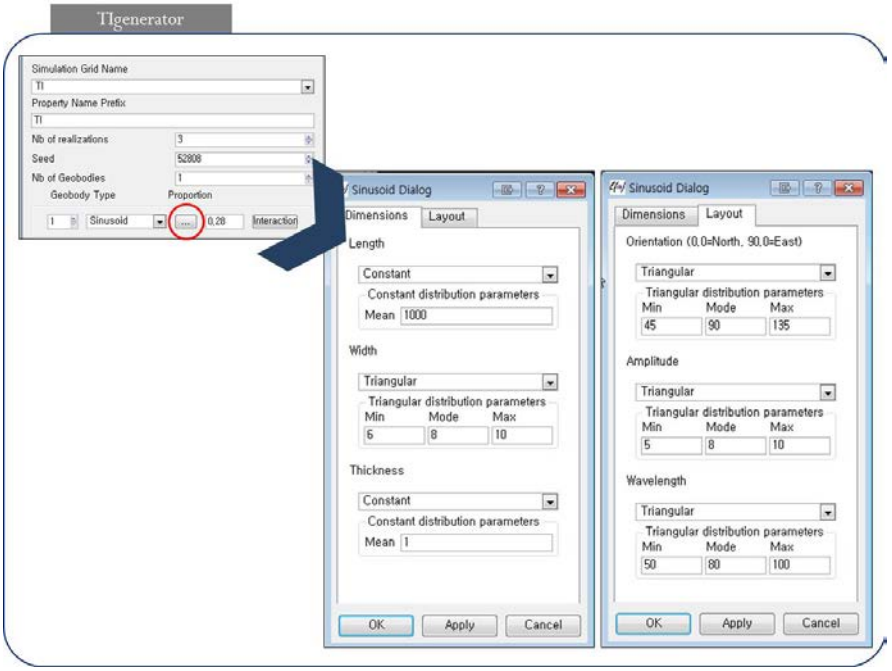


Fig. C.4 Parameters in TIgenerator.

C.4 SNEsim 모듈 사용하기

SNEsim 모듈은 다점지구통계를 이용한 암상모델링 기법이다. SNEsim 모듈을 수행하기 위해서는 TI, 정적자료, 모델링을 수행할 격자시스템이 준비되어야 한다. Fig. C.1b에서 SNEsim 모듈을 선택하면 Fig. C.5와 같은 대화창이 활성화된다. 'General'탭에서는 격자시스템과 TI, 암상비, 데이터템플릿 등을 설정한다. 'Conditioning'탭에서는 정적자료를 선택하며 그 외 탭에서는 심화된 추가설정이 가능하다.

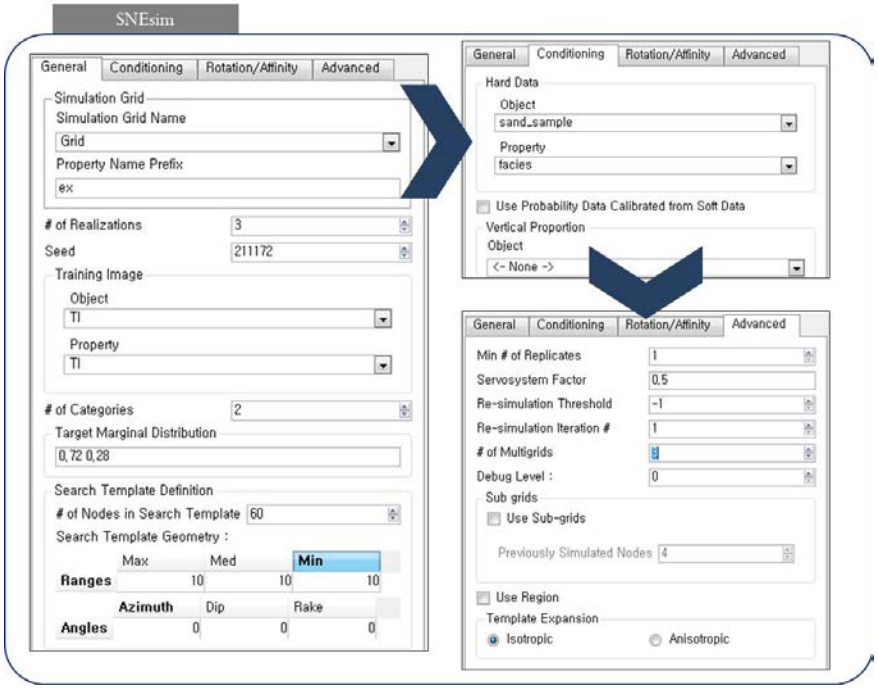


Fig. C.5 Parameters in SNEsim.

부록 D. MATLAB을 이용한 거리기반 앙상블스무더 수행

거리기반 ES는 거리기반기법을 수행하는 전처리과정과 ES를 수행하는 히스토리매칭과정으로 구성된다. 본 연구에서는 거리기반기법, ES, 전위모델로 사용한 ECLIPSE를 MATLAB 기반으로 수행하였다. 부록 D에서는 MATLAB의 활용과 주요 함수소개, 주의점에 대해 설명하고자 한다.

D.1 ECLIPSE 수행하기

MATLAB으로 ECLIPSE는 수행하는 원리는 윈도우 명령프롬프트를 사용하는 것이다. 수행하려는 ECLIPSE 데이터파일의 이름이 'example.data'라고 가정하자. 이 때 MATLAB에서 ECLIPSE를 수행하는 명령어는 다음과 같다. 다만, MATLAB을 수행하는 폴더 내에 해당 ECLIPSE 데이터파일이 존재해야 한다.

```
dos('eclrun eclipse example > NUL');
```

‘dos’ 함수는 MATLAB에서 제공하는 함수로 명령프롬프트를 수행한다. 일반적으로 명령프롬프트의 수행결과는 표준출력인 모니터를 통해 제시된다. 위처럼 ‘>’ 명령어를 사용하면 명령프롬프트 수행결과를 파일로 출력할 수 있다. 본 코드에서는 ‘NUL’을 사용하여 출력되는 메시지를 저장하지 않았다. 만약 사용자가 수행결과를 저장하고 싶다면 ‘NUL’ 대신 파일이름을 지정하면 된다.

D.2 거리기반기법 수행하기

본 연구에서는 Hausdorff 거리로 앙상블간의 비유사성을 계산하고 다차원척도법과 K-means 군집법을 통해 앙상블을 분류하였다. 먼저 Hausdorff 거리를 계산하기 위해 앙상블별로 사암암상이 위치하는 격자정보를 정리한다. 이 때 각 채널저류층의 총 격자수는 같지만 사암암상의 격자수는 다를 수 있으므로 코드작성 시 주의해야 한다.

앙상블별 사암격자정보가 정리되면 MATLAB 배포용 코드인 ‘HausdorffDist’를 통해 Hausdorff 거리를 계산한다. 다만, 배포용 코드는 2차원모델에만 적용가능하므로 3차원모델의 경우 코드수정이 필요하다. 아래는 본 연구에서 사용한 Hausdorff 거리의 MATLAB 코드이다. 한글부분은 사용자가 원하는 함수를 사용하여 수정하면 된다.

```
count=0;
for i=1:(총 앙상블수)
  modelA=격자정보(1:Nofdata(i), (차원)*(i-1)+1:(차원)*i);
  for j=(i+1):(총 앙상블수)
    count=count+1;
    modelB=격자정보(1:Nofdata(j),(차원)*(j-1)+1:(차원)*j);
    matrixD(count)=HausdorffDist(modelA, modelB);
  end
end
```

Hausdorff 거리를 통해 얻은 거리행렬인 'matrixD'는 다차원척도법을 통해 좌표로 변환된다. 다차원척도법은 MATLAB에서 제공하는 'mdscale'함수를 통해 수행할 수 있다. 본 연구에서는 사용한 코드는 아래와 같으며 좌표공간차원을 사용자가 설정하면 된다.

```
matrixM=mdscale(matrixD, 좌표공간차원);
```

다차원척도법을 통해 얻은 'matrixM'은 각 앙상블의 좌표정보를 담고 있다. 이제 K-means 군집법을 통해 유사한 앙상블을 군집으로 묶는다. K-means 군집법 역시 MATLAB에서 제공하는 'kmeans' 함수를 통해 수행할 수 있다. 다만, 함수를 이용하기 앞서 해당 기법의 원리와 특징을 정확히 이해하는 것이

선행되어야 한다. 본 연구에서 사용한 코드는 아래와 같으며 군집수는 사용자가 정해주면 된다. 최종결과인 'index'는 각 앙상블이 속한 군집을 저장한다.

```
index=kmeans(matrixM, 군집수, 'distance', 'sqEuclidean')
```

D.3 앙상블기반기법 수행하기

EnKF는 반복교정방식이므로 앙상블별 폴더와 반복교정에 필요한 파일을 미리 만들어야 한다. 예를 들어 앙상블별로 폴더를 생성하고 폴더마다 ECLIPSE 데이터파일을 복사하는 코드는 아래와 같다. '이름'에는 'example.data'와 같은 ECLIPSE 데이터파일의 이름을 입력하면 된다.

```
for i=1:(총 앙상블수)
  mkdir(['EnKF' int2str(i)]);
  for j=1:(총 교정횟수)
    copyfile('이름', ['EnKF' int2str(i) '/' int2str(j) '_이름']);
  end
end
```

제안된 기법과 ES는 광역교정방식이므로 EnKF와 같은 초기설정이 필요없다. 또한 교정과 예측에 대한 코드도 간단하다. 아래 코드는 EnKF의 반복교정을 개념적으로 나타낸 것이다. 부록

D.1의 내용을 통해 ECLIPSE를 수행한 후 필요한 예측자료를 불러온다. 교정수식을 통해 앙상블을 교정하고 반복교정을 위한 파일을 생성한다.

```
for i=1:( 총 교정횟수)
  % ECLIPSE를 이용한 예측
  % RSM파일로부터 관측값에 대응하는 예측자료 정리
  % 앙상블기반 교정 및 반복교정 위한 파일생성
end
```

위 코드에서 for 구문만 없애면 ES를 수행할 수 있다. 다만 ES의 경우 모든 관측자료를 한 번에 이용하므로 상태벡터구성에 주의해야 한다. 왜냐하면 각 관측시점에 획득하는 자료의 종류가 다를 수 있고 관측자료마다 측정오차공분산도 다르기 때문이다. 따라서 관측자료와 예측값이 올바르게 대응될 수 있도록 코드작성에 유의해야 한다.

부록 E. ECLIPSE 데이터파일

초기앙상블디자인이 잘못된 3차원 채널저류층 특성화(4.2.1항) 연구에서 사용한 ECLIPSE 데이터파일을 수록하였다. 총 6개의 영역(runspec, grid, props, solution, summary, schedule)으로 나눠지며 각 영역은 시뮬레이션상황을 설정하기 위한 키워드와 인자값으로 구성된다.

```
RUNSPEC
TITLE
3D channelized reservoir for improper design
DIMENS
31  31  3 /
FIELD
OIL
WATER
START
1  Jan  2013 /
WELLDIMS
9  9  9  15 /
UNIFOUT
UNIFIN
NSTACK
100/
```

```
----------------------------------------------------------
GRID
GRIDFILE
2 /
INIT
TOPS
961*2700 /
DX
2883*30.0 /
DY
2883*30.0 /
DZ
2883*30.0 /
PORO
2883*0.3 /
INCLUDE
'PERMX.DAT' /
COPY
'PERMX' 'PERMY' /
/
PERMZ
2883*0.1 /
----------------------------------------------------------
PROPS
PVDO
--P       Bo       Uo
0.0       1.01202  3.0
1000.0    1.01101  3.0
2000.0    1.01     3.0    /
```

PVTW

--P Bwi cw Uw

2000.0 1.00 5.0E-07 1.0 /

ROCK

--P cf

2000.0 3.00E-05 /

DENSITY

--oil wat gas

48.6232 62.3125 0.06054 /

SWOF

--Sw krw kro Pc,wo

0.2 0 0.81 0

0.25 0 0.81 0

0.27 0.002 0.7512 0

0.3 0.005 0.663 0

0.33 0.0092 0.5622 0

0.35 0.012 0.495 0

0.4 0.021 0.362 0

0.45 0.032 0.261 0

0.5 0.048 0.185 0

0.55 0.068 0.128 0

0.6 0.089 0.081 0

0.65 0.119 0.049 0

0.67 0.137 0.035 0

0.7 0.158 0.022 0

0.73 0.181 0.016 0

0.75 0.211 0.009 0

0.8 0.301 0 0

/

```
-----------------------------------------------------
SOLUTION
EQUIL
--Datum    P.       Depth    Pc
--depth   at 1.      WOC     OW
2700      2000      3000      0   /
RPTSOL
'RESTART=2' /
-----------------------------------------------------
SUMMARY
RUNSUM
SEPARATE
RPTONLY
WOPR
'P1' 'P2' 'P3' 'P4' 'P5' 'P6' 'P7' 'P8' /
WWCT
'P1' 'P2' 'P3' 'P4' 'P5' 'P6' 'P7' 'P8' /
FOPT
FWPT
-----------------------------------------------------
SCHEDULE
RPTSCHED
RESTART=2 /
RPTRST
BASIC=3   4*   1   21*   999999 /
WELSPECS
P1   ALL    5    5   1*   OIL   /
P2   ALL   16    5   1*   OIL   /
P3   ALL   27    5   1*   OIL   /
```

```
P4   ALL    5   16   1*   OIL   /
P5   ALL   27   16   1*   OIL   /
P6   ALL    5   27   1*   OIL   /
P7   ALL   16   27   1*   OIL   /
P8   ALL   27   27   1*   OIL   /
I9   ALL   16   16   1*   OIL   /
/
COMPDAT
P1    5    5   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
P2   16    5   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
P3   27    5   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
P4    5   16   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
P5   27   16   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
P6    5   27   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
P7   16   27   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
P8   27   27   1   3   1*   1*   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
I9   16   16   1   3   1*   1 *   1.959178   1*   1*   1*   1*   Z /
/
WCONPROD
P1   1*   ORAT   150   4*   250 /
P2   1*   ORAT   150   4*   250 /
P3   1*   ORAT   150   4*   250 /
P4   1*   ORAT   150   4*   250 /
P5   1*   ORAT   150   4*   250 /
P6   1*   ORAT   150   4*   250 /
P7   1*   ORAT   150   4*   250 /
P8   1*   ORAT   150   4*   250 /
/
WCONINJE
```

```
I9   water   1*   RATE   400   1*   2500 /
/
TSTEP
200*10 /
END
- - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - -
```

Abstract

Channelized Reservoir Characterization using Ensemble Smoother with a Distance-Based Method

Kyungbook Lee
Department of Energy Systems Engineering
The Graduate School
Seoul National University

Channelized reservoirs have lots of uncertainty in future reservoir performances because of heterogeneities in channel connectivity, which affect fluids flow. Therefore, it is essential for reasonable decision making that reliable future performances are predicted by reservoir characterizations.

Ensemble-based methods such as ensemble Kalman filter (EnKF) and ensemble smoother (ES), have been researched for reservoir characterizations in petroleum engineering. They have two fundamental assumptions: model parameters follow Gaussian distribution and the mean of ensembles is true. If those assumptions are not satisfied, ensemble-based methods give improper reservoir characterizations with two typical problems: overshooting and filter divergence.

The purposes of this research are efficient and reliable channelized

reservoir characterizations. A new method of ES with a distance-based technique is proposed. The method uses several Kalman gains rather than one representative Kalman gain. The distance-based approach separates initial ensembles into several groups based on their similarity.

The proposed method is applied to various channelized reservoirs to verify stability and applicability: 2D and 3D reservoirs, improper ensemble design, and high vertical heterogeneity. The results from the proposed method manage typical overshooting and filter divergence problems. Also, they conserve channel connectivity and bimodal distribution of the model parameter.

The proposed method can keep history matching time low because there are no modifications of equations and global update in the standard ES and the distance-based method is not time-consuming. Therefore, the time of the proposed method reduces more than 95% of that of EnKF with 45 assimilation steps and 200 total ensembles.

The ES with a distance-based method provides reliable productions with reasonable uncertainty ranges. Also, prediction time can be reduced since representative ensembles from each group estimate similar uncertainty ranges over all ensembles. Therefore, the proposed method can be applied for decision making because it predicts reliable future productions through fast and reliable channelized reservoir characterizations.

Keywords: channelized reservoir characterization, uncertainty quantification, history matching, ensemble smoother, distance-based method, clustering

Student number: 2009-21050