



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](#)

공학석사학위논문

비모수접근법과 물 돌파시간 예측을 이용한

GTTI 기법의 개선

Improvement of GTTI

Using non-Parametric Approach

and Water Breakthrough Time Prediction

2014년 8월

서울대학교 대학원

에너지시스템공학부

오 창 훈

비모수접근법과 물 돌파시간 예측을 이용한

GTTI 기법의 개선

Improvement of GTTI

Using non-Parametric Approach
and Water Breakthrough Time Prediction

지도교수 최 종 근

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2014년 6월

서울대학교 대학원

에너지시스템공학부

오 창 훈

오창훈의 석사학위논문을 인준함

2014년 7월

위 원 장 박 형 동 (인)

부 위 원 장 최 종 근 (인)

위 원 송 재 준 (인)

초 록

저류층특성화와 불확실성 정량화는, 유전개발과정 상의 의사결정을 위한 필수 과정이다. 초기에 제한된 정보를 바탕으로 구축된 저류층 모델은 큰 불확실성을 가진다. 따라서 추가적으로 획득한 동적자료를 결합하여 불확실성을 줄이는 저류층특성화를 실시한다. 이를 통해 다양한 등가의 모델을 구축하고 불확실성을 분석하는 것을 불확실성 정량화라고 한다. 불확실성 정량화는 다수의 모델을 계산하며 각 모델에 대한 최적화 과정에 많은 계산량이 필요하므로 GTTI(*generalized travel time inversion*)와 같은 유선시물레이션 기반 역산을 활용할 수 있다.

불확실성 정량화를 효과적으로 수행하기 위해서는 역산에서 도출되는 다수의 모델들이 실제 필드를 잘 대표할 수 있어야 한다. 하지만 GTTI는 실제 필드의 물성치가 강한 비정규성을 가지면 필드의 물성치 분포를 바르게 예측하지 못한다. 또한 GTTI는 기법 상의 한계로 인해 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 대해서는 역산을 수행할 수 없다. 따라서 이러한 경우들에 GTTI로 구축된 모델들은 실제 필드를 대표하지 못하므로, 불확실성 정량화 결과도 올바르지 않다.

본 연구에서는 GTTI 기법의 이러한 한계를 비모수접근법과 물 돌파시간 예측을 통해 극복하고자 하였다. 비모수접근법과 정규스코어변환을 활용함으로써 물성치가 강한 비정규성을 갖는 경우에 대한 물성치분포 예측성능을 높였다. 또한 아직 물 돌파가 나타나지 않은 유정들의 물 돌파시간을 예측하고, 역산과정에서 각 유정별로 예측된 물 돌파시간을 반영하였다. 이를 통해 해당 유정들에서 아직 물 돌파가 나타나지 않았다는 정보를 온전히 활용하고 불확실성을 최소화하였다. 본 연구에서 개선된 GTTI를 활용한 결과, 앞서 언급한 상황들에서 실제 필드를 보다 잘 대표하는 모델들을 구축하고 불확실성 정량화를 효과적으로 수행할 수 있었다.

주요어: 유선시물레이션, *generalized-travel time inversion*(GTTI), 저류층특성화, 비모수접근법, 정규스코어변환, 강한 비정규성, 물 돌파시간 예측

목 차

초 록	i
List of Tables	iii
List of Figures	iv
1. 서 론.....	1
2. 이론적 배경.....	6
2.1 유선시뮬레이션	6
2.2 GTTI(generalized travel time inversion) 기법	14
2.3 GTTI 기법이 갖는 한계	27
2.4 비모수접근법	29
2.5 임의최대가능도추정법.....	32
3. 비모수접근법과 물 통과시간 예측을 이용한 GTTI 기법의 개선.....	34
3.1 비모수접근법을 적용한 GTTI.....	34
3.2 예측 물 통과시간을 적용한 GTTI.....	38
4. 연구결과	42
4.1 참조필드의 설정	42
4.2 이중최빈값 분포 초기 앙상블 생성	52
4.3 비모수접근법 적용이 특성화 결과에 미치는 영향.....	57
4.4 예측 물 통과시간 적용이 특성화 결과에 미치는 영향.....	78
5. 결 론.....	96
참고 문헌.....	100
ABSTRACT	105

List of Tables

Table 4.1 Grid properties of the reference field	46
Table 4.2 Geostatistical data of log permeability on the reference field	46
Table 4.3 Fluid properties of the reference field	48
Table 4.4 Well data of the reference field	49
Table 4.5 Watercut data of the reference field	50
Table 4.6 Water breakthrough time of wells	51
Table 4.7 Water breakthrough time prediction (1,000 days)	80
Table 4.8 Water breakthrough time prediction (750 days)	89

List of Figures

Figure 2.1 Streamline tracing in a gridblock	10
Figure 2.2 Quantifying data misfit in amplitude inversion and travel time inversion ..	17
Figure 2.3 Estimation of GTT and data misfit in GTTI	18
Figure 2.4 Steps for GTTI	26
Figure 2.5 Graphical procedure for transforming the value of one dist. into another...	31
Figure 2.6 Two step procedures for transformation values from one dist. to another ..	31
Figure 3.1 Flow diagram of ensemble generation via normal score transformation	36
Figure 3.2 Flow diagram of Bayesian GTTI update via normal score transformation ..	37
Figure 3.3 Flow diagram of the suggested GTTI via change of matching periods	40
Figure 4.1 Log permeability distribution of the reference field	45
Figure 4.2 Generated streamline distribution of the reference field	45
Figure 4.3 Histogram of log permeability of the reference field	47
Figure 4.4 Cumulative probability dist. function of log perm. of the ref. field	47
Figure 4.5 Relative permeability curves of water and oil in the reference field	48
Figure 4.6 Position of injection well and production wells	49
Figure 4.7 Log permeability distribution of initial ensembles	54
Figure 4.8 Log permeability histogram of initial ensembles	55
Figure 4.9 Watercut response curves of initial ensembles	56
Figure 4.10 Log perm. dist. of final ens. matched by original GTTI (2,000 days)	60
Figure 4.11 Log perm. dist. of final ens. matched by suggested GTTI (2,000 days) ..	61
Figure 4.12 Log perm. hist. of final ens. matched by original GTTI (2,000 days)	62
Figure 4.13 Log perm. hist. of final ens. matched by suggested GTTI (2,000 days) ..	63

Figure 4.14 Watercut of final ensembles matched by original GTTI (2,000 days) ·····	64
Figure 4.15 Watercut of final ensembles matched by suggested GTTI (2,000 days) ···	65
Figure 4.16 Boxplot of normalized water breakthrough time (2,000 days) ·········	66
Figure 4.17 Log perm. dist. of final ens. matched by original GTTI (1,500 days) ·····	71
Figure 4.18 Log perm. dist. of final ens. matched by suggested GTTI (1,500 days) ···	72
Figure 4.19 Log perm. hist. of final ens. matched by original GTTI (1,500 days) ·····	73
Figure 4.20 Log perm. hist. of final ens. matched by suggested GTTI (1,500 days) ···	74
Figure 4.21 Watercut of final ensembles matched by original GTTI (1,500 days) ·····	75
Figure 4.22 Watercut of final ensembles matched by suggested GTTI (1,500 days) ···	76
Figure 4.23 Boxplot of normalized water breakthrough time (1,500 days) ·········	77
Figure 4.24 Watercut of ens. pre-matched for predicting BT time (1,000 days) ······	84
Figure 4.25 Watercut of ens. matched w/ arithmetic avg. BT time pred. (1,000 days) ·	85
Figure 4.26 Watercut of ens. matched w/ weighted avg. BT time pred. (1,000 days) ··	86
Figure 4.27 Boxplot of normalized water breakthrough time of P1 well (1,000 days) ·	87
Figure 4.28 Boxplot of normalized water breakthrough time of P6 well (1,000 days) ·	87
Figure 4.29 Watercut of ens. pre-matched for predicting BT time (750 days) ·······	92
Figure 4.30 Watercut of ens. matched w/ arithmetic avg. BT time pred. (750 days) ···	93
Figure 4.31 Watercut of ens. matched w/ weighted avg. BT time pred. (750 days) ···	94
Figure 4.32 Boxplot of normalized water breakthrough time of P1 well (750 days) ···	95
Figure 4.33 Boxplot of normalized water breakthrough time of P6 well (750 days) ···	95
Figure 4.34 Boxplot of normalized water breakthrough time of P8 well (750 days) ···	95

1. 서론

저류층특성화와 불확실성 정량화는 유전개발을 위한 의사결정에 필수적이다. 초기에 제한된 정보를 바탕으로 구축된 저류층 모델은 큰 불확실성을 가진다. 따라서 추가적으로 획득한 동적자료와 정적자료를 결합하여 불확실성을 줄이는 저류층특성화를 실시한다. 이를 통해 다양한 등가의 모델을 구축하고 불확실성을 분석하는 것을 불확실성 정량화라고 한다(Jung et al., 2009).

불확실성 정량화 과정에서는 다수의 모델을 계산하며 각 모델에 대하여 수많은 전위시뮬레이션과 최적화 계산을 수행한다. 이처럼 많은 계산량이 필요하므로 GTTI(generalized travel time inversion)와 같은 유선시뮬레이션 기반 역산을 저류층특성화에 활용할 수 있다(Park et al., 2014).

유선시뮬레이션은 저류층 내의 유체유동을 1차원 유선들의 합으로 모사하는 시뮬레이션 기법이다(Pollock, 1988; Datta-Gupta, 2000; Park and Choe, 2004; Jin et al., 2011). 유체유동이 3차원 좌표계가 아닌 1차원의 TOF(time of flight) 좌표계에서 모사되므로 격자 안정성조건이 완화되고 계산속도가 기존의 유한차분기법보다 빠르다. 특히 저류층의 크기가 크고 그 불균질성이 심할수록 상대적 계산효율이 높아지는 것으로 알려져 있다(Thiele, 2005).

Vasco 등(1999)은 유선을 따라 구한 해석적 적분으로 모델인자의 민감도를 계산함으로써 자동 유선기반 역산을 위한 이론적 토대를 마련하였다. 그들이 제시한 역산방법은 도달시간역산(travel time inversion)과 진폭역산(amplitude inversion)의 두 단계로 이루어진다. 첫 번째 도달시간역산 단계에서는 각 생산정의 물 돌파시간(breakthrough time)을 시간 축 상에서 매칭하게

된다. 두 번째 진폭역산 단계에서는 워터컷과 같은 동적자료 자체를 매칭하며, 이는 기존의 역산개념과 동일하다.

Wu와 Datta-Gupta(2002)는 처음으로 GTTI의 개념을 도입하여 시간과 생산량을 동시에 매칭하는 기법을 제시하였다. GTTI에서의 오차는 GTT (generalized travel time)로 정의된다. GTT는 앞서 Vasco 등(1999)이 제시한 두 단계의 역산을 하나의 단계로 통합하는 개념으로서, 시간 축 상에서 진폭역산의 오차가 최소가 되도록 하는 이동시간(travel time)을 의미한다.

He 등(2002)은 도달시간 민감도를 이용하여 GTT 민감도를 계산하는 방법을 제시하였다. 일반적으로 민감도기반 역산기법은 그 속도는 빠르지만 목적함수가 지역적 최소값에 수렴할 확률이 높아, 반드시 초기모델을 참조필드와 비슷하게 선정해야 했다. 그러나 He 등(2002)은, 도달시간역산과 GTTI와 같이 오차를 시간으로 정의하면 준선형성(quasi-linearity)으로 인해 역산결과가 초기모델에 덜 민감하므로 수렴속도를 유지하면서도 민감도기반 방법의 단점을 극복할 수 있음을 보였다.

Cheng 등(2004)은 비선형성을 정량화하는 방법을 제시하여 진폭역산에서의 비선형성이 도달시간역산이나 GTTI보다 크게 나타나는 것을 확인하였다. 또한 임의최대가능도추정법(randomized maximum likelihood)을 GTTI에 적용하여 불확실성을 정량화하는데 사용하였다. 그들은 GTTI의 높은 계산효율로 인하여 유선기반 역산기법이 불확실성 정량화에 효과적임을 확인하였다. 그러나 생성된 모델에 대한 별도 선별과정 없이 모든 모델에 역산을 수행하여 계산량이 매우 많았다.

Park(2014)은 거리(distance)의 개념을 도입하여 대표모델들을 선정함으로써 GTTI를 이용한 불확실성 정량화에 소요되는 시간을 획기적으로 줄였다.

거리란 지질학적 모델간의 유사성을 나타내는 척도로서, 그는 각 유정별 GTT의 정규(norm)를 거리로 설정하였다. GTT 공간 상에서 거리가 가까운 모델, 즉 비슷한 모델들끼리 같은 그룹으로 묶고 각 그룹에서 대표모델을 선정하였다. 그리고 선정된 대표모델들만으로 불확실성을 정량화하였다.

하지만 앞선 Cheng 등(2004)과 Park(2014)의 불확실성 정량화 연구는, 물성분포가 정규성을 갖는 필드에 대해 모든 유정에서 물 돌파가 발생한 시점에서 수행되었다. 즉 이처럼 GTTI가 효과적인 역산수행을 보장하는 조건이 아닌 경우에 대한 논의가 이뤄지지 않았다. 한편 불확실성 정량화는 유전 개발과정 상의 의사결정에 활용되어야 하므로, 전체 개발과정의 초기단계에 가장 중요하다. 그러나 모든 유정에서 물 돌파가 발생한 시점은 전체 개발과정의 말미에 해당하므로 기존에 제시된 방법은 실제 의사결정에 활용되기 어려웠다.

한편 앙상블칼만필터 역산기법 역시 강한 비정규성을 갖는 필드에 대해 오버슈팅과 필터발산의 문제가 발생하여 역산을 효과적으로 수행할 수 없었다. Shin(2008)은 이러한 앙상블칼만필터의 난점을 극복하기 위하여 비모수접근법과 정규스코어변환을, 앙상블칼만필터를 이용한 저류층특성화에 적용하였다. 이를 통해 기존 앙상블칼만필터의 난점을 극복하고 강한 비정규성을 갖는 필드에서 물성치의 분포를 보다 잘 예측하는 저류층특성화 방법을 제시하였다.

선행연구들에서 다뤄온 GTTI를 이용한 불확실성 정량화를 효과적으로 수행하기 위해서는 역산에서 도출되는 모델들이 실제 필드를 대표할 수 있어야 한다. 하지만 기존 GTTI 기법에서는 실제 필드의 물성분포가 강한 비정규성을 가지거나 필드에 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들이 존재할 경우, 실제 필드와 동떨어진 역산결과모델이 도출된다.

기존 GTTI 기법은 실제 필드의 물성치 분포가 강한 비정규성을 가지면 필드의 물성치 분포를 바르게 예측하지 못한다. 실제 필드의 비정규적 물성분포를 반영한 초기 필드를 사용할지라도, 역산과정에서 분포특성이 고려되지 못하므로 초기 물성분포가 보존되지 못하고 정규분포 형태로 분포특성이 변질된다. 결국 역산결과모델이 생산자료에 대한 매칭수준은 높을지라도, 실제 필드의 물성 분포특성을 반영하지 못하는 잘못된 모델이 된다.

또한 기존 GTTI는 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 대해서는 역산수행이 불가능하다. 이로 인해 해당 유정들에서 아직 물 돌파가 발생하지 않았다는 중요한 정보를 저류층특성화에 반영하지 못한다. 생산장에서 물 돌파가 발생하면 그 유정의 물 생산량은 급격히 증가하는 반면, 원유 생산량은 급격히 감소하게 된다. 따라서 저류층특성화에서 물 돌파시간을 적절하게 예측하고, 이를 정확하게 매칭하는 것이 매우 중요하다. 하지만 기존 GTTI는 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 대해서는 이를 제대로 수행하지 못하는 한계를 가진다.

따라서 이러한 경우들에 기존 GTTI로 구축된 모델들은 실제 필드를 대표하지 못하며, 이를 이용한 불확실성 정량화 결과도 올바르지 않았다. 본 연구에서는 GTTI 기법의 이러한 한계를 극복함으로써, 앞서 Cheng 등(2004)과 Park(2014)이 다룬 GTTI를 이용한 불확실성평가의 적용성을 높이고자 하였다. 강한 비정규성을 나타내는 필드에 대한 GTTI의 분포 예측 성능을 높이기 위하여 앞서 Shin(2008)이 양상블칼만필터에 적용한 비모수 접근법과 정규스코어변환을 GTTI에 적용하였다. 한편 기존에 GTTI 적용이 불가능했던 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 대해서는, 전체 필드에 대한 GTTI로 도출된 모델들을 통해 물 돌파시간을 예측하였다. 그리고 각 유정별

로 예측된 물 돌파시간을 반영하여 역산을 재수행하였다. 이를 통해 해당 유정들에서 아직 물 돌파가 나타나지 않았다는 정보를 온전히 활용하고 불확실성을 최소화함으로써 기존 GTTI의 난점을 보완할 수 있었다.

본 논문은 총 5장으로 구성된다. 1장 서론에서는 GTTI를 이용한 불확실성 정량화에 대한 선행연구를 정리하고, 본 연구에서 제안하고자 하는 방법에 대해 언급한다. 2장에서는 본 연구의 이론적 배경으로서 유선시물레이션, 유선기반 역산기법인 GTTI, 비모수접근법 등에 대해 설명한다. 3장에서는 본 연구에서 어떻게 기존 GTTI의 난점을 극복하였는지를 구체적으로 설명한다. 4장 연구결과에서는 개선된 GTTI를 활용한 불확실성평가의 결과를 제시하고 기존 방법의 결과와 비교한다. 5장에서는 이 연구의 결론을 요약한다.

2. 이론적 배경

2.1 유선시뮬레이션

유선시뮬레이션은 저류층 3차원 공간상의 유체유동을 1차원 유선의 합으로 묘사하는 시뮬레이션 기법이다(Pollock, 1988; Datta-Gupta, 2000). 유선시뮬레이션은 기존 시뮬레이션 기법들에 비해 많은 장점을 가지고 있다. 우선 유선시뮬레이션은 기존 기법들보다 빠른 계산속도를 갖는다. Datta-Gupta (2000)는 유선시뮬레이션이 높은 계산효율을 갖는 이유로 다음의 네 가지를 제시하였다.

- 1) 유선은 시뮬레이션 기간동안 드물게 업데이트된다. 이론적으로 유선은 전체 저류층에 걸쳐 압력분포가 변화할 때마다 그 분포형태가 변화해야 한다. 하지만 추가적인 유정 설치(infill-drilling)나 생산유량의 변화 또는 기존유정의 생산 중단 및 재개가 일어나지 않는 한, 유선의 분포는 거의 일정하게 유지된다. 따라서 유선을 새로 업데이트하지 않고 기존 유선을 활용한다. 이에 따른 불확실성의 크기는 입력 자료의 불확실성 범위 내에 포함되는 정도로 작다(Thiele, 2005).
- 2) 유선을 따라 계산되는 이송방정식(transport equation)은 3차원 공간 좌표계가 아닌 1차원 TOF(time of flight) 좌표계에서 계산되며, 이로 인해 보통 해석해가 존재한다.

- 3) 유체유동방정식이 1차원으로 변환된 TOF 좌표계에서 연산되므로, 격자 안정성조건이 완화된다. 따라서 상대적으로 긴 시간구간으로 시뮬레이션을 수행하여도 안정적인 결과를 얻을 수 있다(Jang and Choe, 2001; Cheng, 2005).
- 4) 대상 저류층의 크기가 크고 그 불균질성이 심할수록 유선시뮬레이션의 상대적 연산효율이 높아진다. 왜냐하면 기존 기법들은 저류층의 불균질성이 심화될수록 계산시간이 격자 개수에 선형적으로 비례하여 증가하기 때문이다.

유선시뮬레이션은 이처럼 높은 계산효율을 가질뿐만 아니라, 불균질성이 심한 저류층에서 높은 예측 정확도를 갖는다. 왜냐하면 1 차원 TOF 좌표계로 변환하는 과정에서 불균질성이 고려되므로, 유동방정식 계산에서 수치적 분산과 격자-축 효과(grid-orientation effect)가 감소하기 때문이다(Datta-Gupta, 2000).

본 연구에서 활용된 유선시뮬레이션은 다음의 순서로 진행된다. 하위 3 개 절에서 유선시뮬레이션의 각 단계에 대해 구체적으로 설명하였다.

- 1) 폴록 알고리즘(Pollock's algorithm)으로 TOF 계산 및 유선 분포 산정
- 2) 각 유선을 따라 1 차원 TOF 좌표계에서 이송방정식 계산
- 3) 각 유선을 따라 계산된 포화도를 이용하여, (3 차원) 직교좌표계 상 각 격자의 포화도 계산

2.1.1 TOF 계산 및 유선분포 산정

유선시물레이션의 핵심 원리는, 좌표계 변환을 통해 3 차원 직교좌표계 대신 1 차원 TOF 좌표계에서 저류층 유체유동에 대한 편미분방정식을 계산하는 것이다. TOF 는 식 (2.1)과 같이 계산된다.

$$\tau = \int \frac{d\xi}{v} = \int \frac{\phi}{u} d\xi \quad (2.1)$$

where,

τ : TOF(time of flight)

v : Interstitial velocity

ϕ : Porosity

u : Darcy velocity

ξ : Spatial coordinate along the streamline

이 TOF의 물리적인 의미는 출발지점(주입점)으로부터 해당지점까지 중성 입자가 이동하는데 걸리는 시간이다. 따라서 주입점으로부터의 거리가 멀수록, 주입점으로부터 해당 위치까지의 유동용이도가 낮을수록 상대적으로 큰 TOF 값을 갖는다. 이러한 성질로 인해 TOF를 물리적 거리 대신 활용하면, TOF는 물리적인 거리뿐만 아니라 유체투과율, 공극률과 같은 유동용이도 까지 대표하는 거리인자가 된다(Batycky et al., 1997). 식 (2.1)은 2차원 공간 상에서 식 (2.2)와 같은 매개변수형으로 나타낼 수 있다.

$$\frac{d\tau}{\phi} = \frac{dx}{u_x} = \frac{dy}{u_y} \quad (2.2)$$

Pollock(1988)은 유한차분모델로부터 얻은 속도를 이용하여 해석적으로 입자를 추적하는 방법을 제시하였다. 우선 주어진 압력분포 상에서 IMPES (implicit pressure explicit saturation) 기법으로 Darcy 속도의 분포를 계산한다. 계산된 Darcy 속도분포에 대하여 각 격자 내에서의 속도는 선형적으로 변화한다는 가정을 함으로써, 각 격자에서의 입자의 탈출지점을 해석적으로 계산할 수 있다. 이와 같은 과정을 유선이 통과하는 모든 격자에 대해 순차적으로 수행함으로써 전체 유선의 분포를 산정할 수 있다. Pollock이 제시한 알고리즘의 원리와 과정을 설명하면 다음과 같다.

Figure 2.1에서 특정 격자에 유선이 유입되는 초기지점은 (x_0, y_0) 이다. 식 (2.3)과 같이 격자 내에서의 속도는 선형적 변화가 가정된다. 따라서 격자 내 임의 지점에서의 속도는 식 (2.4)로 계산 가능하다.

$$c_x = \frac{u_{x,2} - u_{x,1}}{\Delta x}, \quad c_y = \frac{u_{y,2} - u_{y,1}}{\Delta y} \quad (2.3)$$

$$u_x = u_{x,1} + c_x(x - x_1), \quad u_y = u_{y,1} + c_y(y - y_1) \quad (2.4)$$

where,

c_x : slope of Darcy velocity in x direction

c_y : slope of Darcy velocity in y direction

각 격자에서는 해당 격자가 갖는 모든 면에 대하여 TOF가 계산된다. 특정 면에 대한 TOF는 초기 유입지점에서 해당 면까지 도달하는 시간으로서 앞서 보인 식 (2.2)와 식 (2.4)를 해석적으로 적분함으로써 계산할 수 있다.

2차원 격자에서는 면의 수가 총 4개이므로 식 (2.5)를 이용하여 각 면에 대하여 총 4개의 TOF 값을 계산해야 한다.

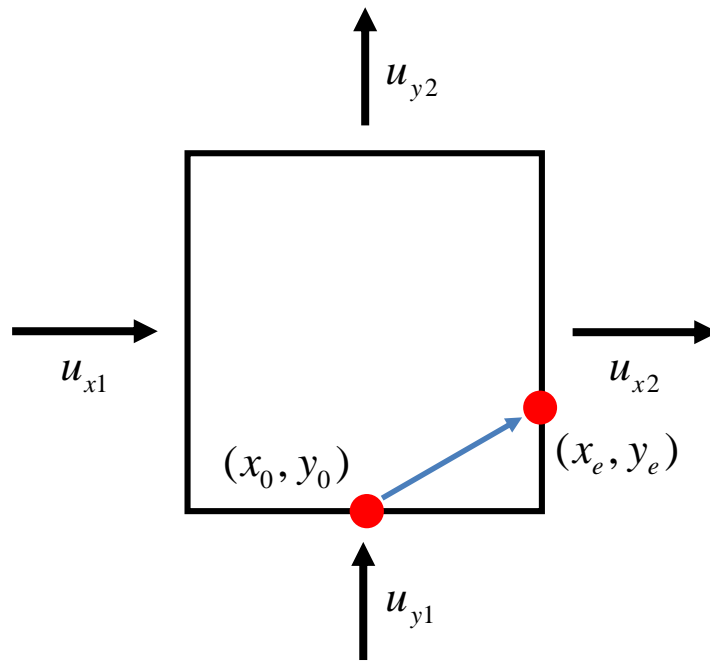


Figure 2.1 Streamline tracing in a gridblock(Park, 2014)

$$\begin{aligned}\frac{\Delta\tau_{xi}}{\phi} &= \int_{x_0}^{x_i} \frac{dx}{u_x} = \int_{x_0}^{x_i} \frac{dx}{u_{x,0} + c_x(x - x_0)} = \frac{1}{c_x} \ln\left(\frac{u_{xi}}{u_{x0}}\right), & [i = W, E] \\ \frac{\Delta\tau_{yi}}{\phi} &= \int_{y_0}^{y_i} \frac{dy}{u_y} = \int_{y_0}^{y_i} \frac{dy}{u_{y,0} + c_y(y - y_0)} = \frac{1}{c_y} \ln\left(\frac{u_{yi}}{u_{y0}}\right), & [i = N, S]\end{aligned}\tag{2.5}$$

where,

N, S, W, E : each face of north, south, west, and east direction, respectively

식 (2.6)과 같이 계산된 각 면의 TOF 값 중 가장 작은 양의 값을 갖는 TOF가 해당 격자의 TOF 값이 되며, 해당 격자에 유입된 유선은 해당 면으로 빠져나가게 된다.

$$\Delta\tau = \text{Min Positive}(\Delta\tau_{x,W}, \Delta\tau_{x,E}, \Delta\tau_{y,N}, \Delta\tau_{y,S})\tag{2.6}$$

where,

N, S, W, E : each face of north, south, west, and east direction, respectively

탈출지점의 좌표는 식 (2.6)에서 얻은 해당 격자의 TOF 값을 식 (2.7)에 대입함으로써 얻을 수 있다. 식 (2.7)에서 산정된 유선의 탈출지점 좌표는 다음 격자에서 유선의 유입지점이 된다. 따라서 앞서 설명한 과정은, 유선이 생산정 격자에 도달할 때까지 유선이 통과하는 모든 격자에서 반복된다.

$$\begin{aligned}x_e &= x_0 + u_{x,0} \left(\frac{e^{c_x \Delta\tau / \phi} - 1}{c_x} \right) \\ y_e &= y_0 + u_{y,0} \left(\frac{e^{c_y \Delta\tau / \phi} - 1}{c_y} \right)\end{aligned}\tag{2.7}$$

2.1.2 각 유선을 따라 1 차원 TOF 좌표계에서 이송방정식 계산

블랙오일 방정식을 TOF 좌표계로 변환하면, 물에 대해서는 식 (2.8)과 같으며 가스에 대해서는 식 (2.9)와 같다(Adedayo, 2008).

$$\phi \frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{S_w}{B_w} \right) + \phi \frac{\partial}{\partial \tau} \left(\frac{f_w}{B_w} \right) = -c \frac{f_w}{B_w} \quad (2.8)$$

$$\phi \frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{S_g}{B_g} + \frac{S_o R_s}{B_o} \right) + \phi \frac{\partial}{\partial \tau} \left(\frac{f_g}{B_g} + \frac{R_s f_o}{B_o} \right) = -c \left(\frac{f_g}{B_g} + \frac{R_s f_o}{B_o} \right) \quad (2.9)$$

where,

w, o, g : each subscript means water, oil, gas phase, respectively

S : saturation

B : formation volume factor

f : fractional flow

R_s : solution gas-oil ratio

c : divergence of flux

식 (2.9)에서 계수 c 는 유체속도 u 에 대해서 식 (2.10)과 같이 정의된다.

$$\nabla \cdot u = \sum_{j=1}^3 c_j = c_x + c_y + c_z \quad (2.10)$$

비압축성 유체의 유동을 가정하면 식 (2.10)에서 계수 c 는 0이 되므로, 물에 대한 유동방정식인 식 (2.8)은 식 (2.11)로 단순화된다.

$$\frac{\partial S_w}{\partial t} + \frac{\partial f_w}{\partial \tau} = 0 \quad (2.11)$$

각 유선 상에서의 포화도는 식 (2.11)의 방정식을 풀어 구한다. 이 방정식을 푸는 방법에는 여러가지 방법이 있으나, 일반적으로 사용되는 풀이법은 Buckley-Leverette 방정식의 해석해를 활용하는 것이다. 이와 같이 각 1차원 유선 상에서 포화도를 계산함으로써 유선시뮬레이션은 높은 계산효율과 수치적 안정성을 가질 수 있다. 또한 식 (2.11)에서 보이는 바와 같이 TOF 좌표계로의 좌표계 변환과정에서 저류층의 불균질성에 대한 항들이 포화도 계산에서 제거됨을 알 수 있다.

2.1.3 각 유선을 따라 계산된 포화도로부터 각 격자의 포화도 계산

이 단계에서는, TOF 좌표계에서 계산된 포화도를 본래의 직교좌표계로 환원한다. 비압축성 유체로 가정하면, 식 (2.12)와 같이 각 격자에서의 포화도는 그 격자를 지나는 각 유선이 갖는 포화도의 가중평균으로 계산될 수 있다. 이때 각 유선의 포화도는 해당 유선이 갖는 유량을 가중치로 갖는다. 만약 유체의 압축성이 고려되어야 한다면, 식 (2.13)과 같이 유효밀도의 개념을 도입함으로써 격자의 포화도를 계산할 수 있다(Cheng et al., 2006).

$$\bar{S}_{gridblock} = \frac{\sum_i q_i \Delta \tau_i S_i}{\sum_i q_i \Delta \tau_i} \quad (2.12)$$

$$\bar{S}_{gridblock} = \frac{\sum_i q_i \Delta \tau_i S_i / \rho_i}{\sum_i q_i \Delta \tau_i / \rho_i} \quad (2.13)$$

2.2 GTTI(Generalized travel time inversion) 기법

2.2.1 GTT(Generalized travel time)

기존의 일반적인 히스토리 매칭에서는 오차(data misfit)가 관측값과 모델 예측값의 차이로 정의되었다. 각 동적자료가 갖는 오차의 제곱합이 목적함수를 구성하며, 이 목적함수는 역산과정에서 다양한 최적화기법을 통해 최소화된다. 이러한 일반적인 히스토리매칭 기법들을 진폭역산이라고 한다.

반면 도달시간역산(travel time inversion)과 GTTI에서는 오차가 시간 축 상에서 정의된다. 도달시간역산의 경우, 물 돌파시간의 차이를 오차로 정의한다. Vasco 등(1999)이 처음으로 제안했던 도달시간역산기법은 도달시간역산 단계와 진폭역산 단계의 두 단계로 구성된다. 첫 번째 도달시간역산 단계에서는 각 생산정의 물 돌파시간(breakthrough time)을 시간 축 상에서 매칭하게 된다. 두 번째 진폭역산 단계에서는 워터컷과 같은 동적자료 자체를 매칭하며, 이는 기존의 역산개념과 동일하다.

Figure 2.2는 진폭역산과 도달시간역산을 비교한 그림이다. 이 그림에서 실선은 관측된 워터컷 곡선이며, 점선은 역산 모델로부터 계산된 워터컷이다. Figure 2.2a에서 보이는 바와 같이, 진폭역산에서의 오차는 관측된 워터컷과 계산된 워터컷의 차이이다. 한편 도달시간역산에서는 Figure 2.2b와 같이 물 돌파시간의 차이를 오차로 정의한다.

한편 GTTI에서는 오차가 GTT로 정의된다. GTT는 시간 축 상에서 진폭역산의 오차(즉 각 동적자료가 갖는 오차의 제곱합)를 최소화하는 이동 시간(travel time)을 의미한다. 이처럼 GTT는 앞서 Vasco 등(1999)이 제시한 두

단계의 역산을 하나의 단계로 통합하는 개념이다. GTTI에서는 GTT를 오차로 삼음으로써 시간과 생산량을 동시에 매칭하게 되었다.

구체적으로 유정 j에서의 GTT는 식 (2.14)의 목적함수를 최소화하거나 식 (2.15)에서 결정계수를 최대화하는 이동시간으로 정의된다. 모든 유정에서의 GTT를 고려하면 GTTI에서의 오차 총합은 식 (2.16)으로 계산할 수 있다(He et al., 2002; Cheng et al., 2005).

$$J = \sum_{i=1}^{N_{dj}} [y_j^{obs}(t_i + \Delta t_j) - y_j^{cal}(t_i)]^2 \quad (2.14)$$

$$R^2(\Delta t_j) = 1 - \frac{\sum [y_j^{obs}(t + \Delta t_j) - y_j^{cal}(t_i)]^2}{\sum [y_j^{obs}(t_i) - \bar{y}_j^{obs}]^2} \quad (2.15)$$

$$E = \sum_{j=1}^{N_w} (\Delta t_j)^2 \quad (2.16)$$

where,

t : time

Δt : travel time

y : production response

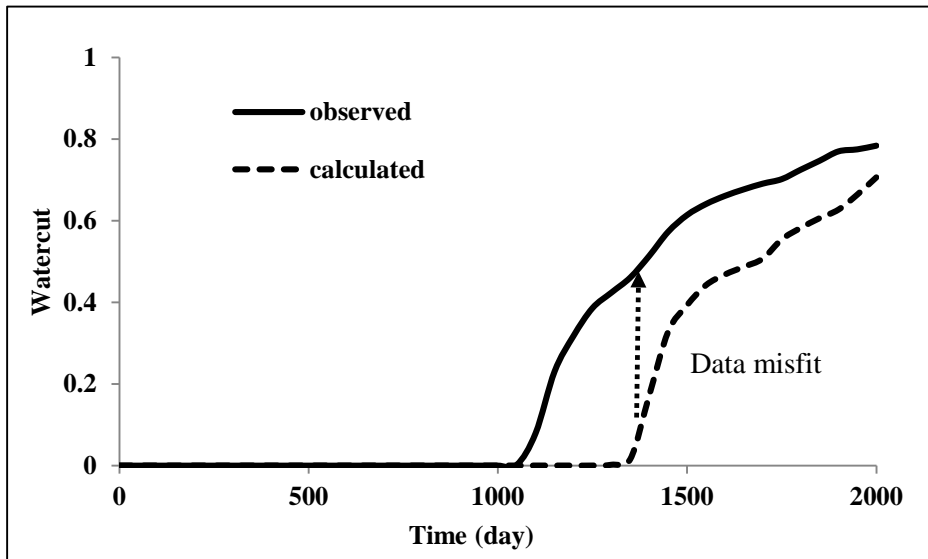
N_w : the number of production wells

N_{dj} : the number of data points of well j

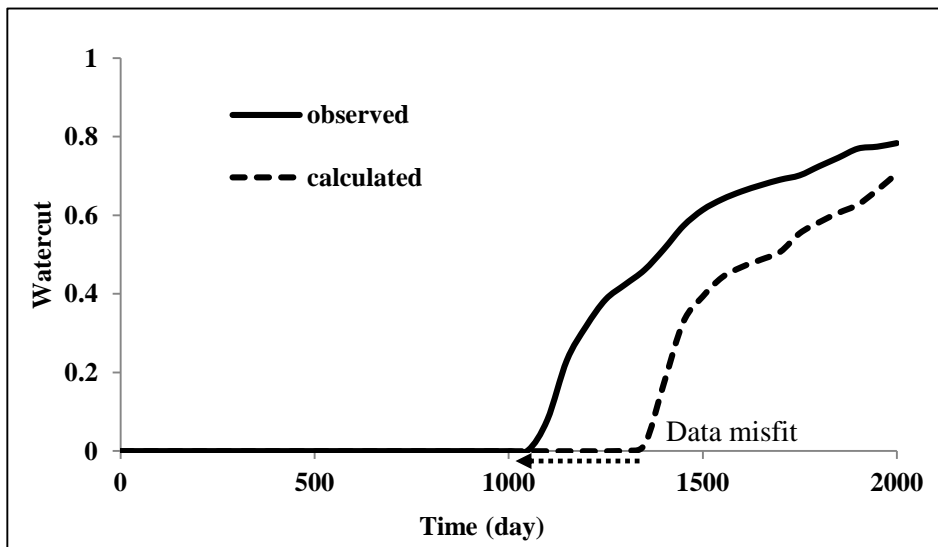
obs, cal : each means observed and calculated value

Figure 2.3은 GTT가 산정되는 과정을 보여주는 그림이다. 식 (2.15)를 이용하여 각 이동시간에 대한 결정계수를 구한다. 그림의 예에서는 -271

일의 이동시간이 결정계수 값을 최대화하므로, GTT는 -271일이 된다. 이는 Figure 2.3b에서처럼 계산된 예측 워터컷 곡선을 시간 축 상에서 왼쪽으로 271일 옮겼을 때, 관측값과 모델예측값 간의 오차가 최소화됨을 의미한다.

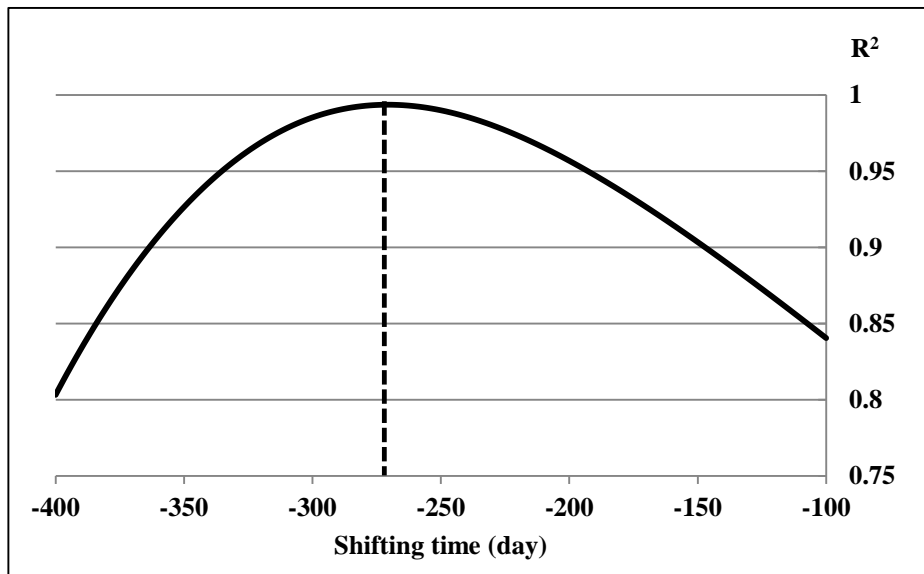


(a) Data misfit in amplitude inversion

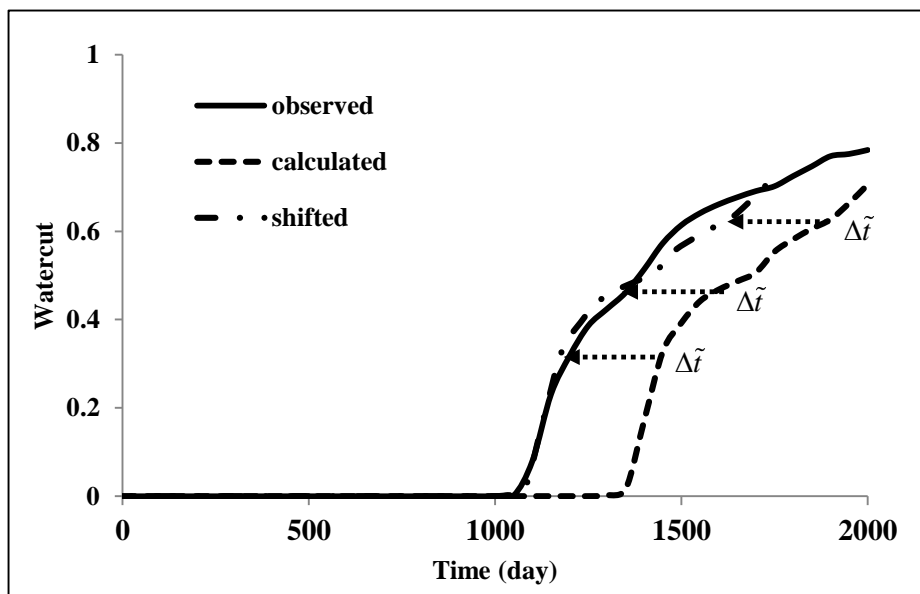


(b) Data misfit in travel time inversion

Figure 2.2 Quantifying data misfit in amplitude inversion and travel time inversion (Park, 2014)



(a) Estimating GTT by coefficient of determination



(b) Data misfit in GTTI

Figure 2.3 Estimation of GTT and data misfit in GTTI(Park, 2014)

시간 축 상에서 오차를 정량화하는 것은 준선형성(quasilinearity)을 가진다는 이점이 있다. 저류층 시뮬레이션에서의 역산문제는 일반적으로 비선형성이 심한 문제로서, 역산결과는 초기모델의 선정에 매우 민감하다. 하지만 도달시간역산과 GTTI는 시간 축 상의 오차를 가짐으로 인해 준선형성을 가지며, 이는 역산결과가 초기모델에 상대적으로 덜 민감하게 한다. 그리고 목적함수가 빠르게 수렴하므로 계산효율도 높일 수 있다. 또한 GTTI는 GTT라는 개념을 도입함으로써 도달시간역산의 장점은 유지하면서도 기존 진폭역산이 갖는 오차도 고려하였다.

2.2.2 민감도 계산

He 등(2001)은 이동시간 민감도를 다음과 같이 유도하였다. 비압축성 유동을 가정하였을 때 이송방정식은 식 (2.11)과 같다. 이 식을 정리하면 식 (2.17)과 같다.

$$\frac{\partial S_w}{\partial t} = -\frac{\partial f_w}{\partial S_w} \frac{\partial S_w}{\partial \tau} \quad (2.17)$$

유선분포가 일정하게 유지된다고 가정하면, 유선의 끝단에 위치한 노드에서의 물 포화도 변화는 식 (2.18)의 미분형태로 표현된다.

$$\partial S_w = \frac{\partial S_w}{\partial t} \delta t + \frac{\partial S_w}{\partial \tau} \left[\frac{\partial \tau}{\partial m} \right]^T \delta m \quad (2.18)$$

where,

m : vector of model parameter

물 포화도의 균일한 전파를 표현하기 위해 식 (2.18)의 ∂S_w 를 0으로 두고 이를 식 (2.17)에 대입하면, 이동시간 민감도를 식 (2.19)와 같이 계산할 수 있다.

$$\frac{\partial t}{\partial m} = \left(\frac{\partial \tau}{\partial m} \right) / \left(\frac{\partial f_w}{\partial S_w} \right) \quad (2.19)$$

식 (2.19)의 분모의 포화속도(saturation speed)는 유선의 끝단에서 계산할 수 있다. 한편 분자의 모델인자에 대한 TOF 민감도는 유선을 따라 해석적 적분을 수행함으로써 구할 수 있다. 모델인자에 대한 TOF 민감도를 계산하기 위해, 식 (2.20)과 같이 공극 내 속도(interstitial speed)의 역수로 정의되는 느림지수(slowness)의 개념을 도입한다.

$$s(x) = \frac{1}{|v(x)|} = \frac{\mu\phi(x)}{k(x)|\nabla P|} \quad (2.20)$$

where,

μ : viscosity

ϕ : porosity

k : permeability

P : pressure

TOF는 식 (2.21)과 같이 유선을 따라 느림지수를 적분한 값으로 계산될 수 있다. 이를 이용하면, 유체투과율과 공극률에 대한 TOF 민감도 $\left(\frac{\partial t}{\partial m} \right)$ 를 식 (2.22)와 같이 계산할 수 있다.

$$\tau = \int_{\psi} s(x) dr \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial \tau}{\partial k(x)} = \int_{\psi} \frac{\partial s(x)}{\partial k(x)} dx = - \int_{\psi} \frac{s(x)}{k(x)} dx \quad (2.22)$$

$$\frac{\partial \tau}{\partial \phi(x)} = \int_{\psi} \frac{\partial s(x)}{\partial \phi(x)} dx = - \int_{\psi} \frac{s(x)}{\phi(x)} dx$$

격자 내에서는 각 모델인자값이 일정하다고 가정하면, 유체투과율과 로그 유체투과율에 대한 해당 격자에서의 TOF 민감도는 식 (2.22)로부터 식 (2.23)과 같이 유도된다.

$$\frac{\partial \tau}{\partial k} = - \frac{\Delta \tau}{k} \quad (2.23)$$

$$\frac{\partial \tau}{\partial \ln k} = - \Delta \tau$$

He 등(2002)은 모델인자에 작은 교란이 발생하였을 때 식 (2.24)와 같이 특정 생산정에 대해 모든 자료점이 갖는 이동시간(time shift)이 일정하다는 점을 이용하여, 도달시간 민감도로부터 GTT 민감도를 구하는 방법을 식 (2.25)와 같이 제안하였다. 즉 생산정 j 에서의 GTT 민감도 $\left(\frac{\partial \Delta \tilde{t}_j}{\partial m}\right)$ 는 도달시간 민감도의 평균으로 계산할 수 있다.

$$\delta t_j = \delta t_i = \left[\frac{\partial t_{N_{d,j}}}{\partial m} \right]^T \delta m \quad (2.24)$$

$$\frac{\partial \Delta \tilde{t}_j}{\partial m} = -\frac{\partial t_j}{\partial m} = -\frac{\sum_{i=1}^{N_{a,j}} \left(\frac{\partial t_{i,j}}{\partial m} \right)}{N_{a,j}} \quad (2.25)$$

2.2.3 자료 통합

유선기반 자동역산(streamline based automatic history matching)에서 목적함수를 정의하는 방법에는 크게 결정론적 방법(deterministic approach)과 베이지언 방법(Bayesian approach)이 있다(Cheng et al., 2005).

결정론적 방법의 GTTI에서 목적함수는 식 (2.26)과 같이 정의된다. 이 식의 첫 번째 항은 관측값과 모델 예측값 간의 오차를 의미한다. 결정론적 방법에서는 식 (2.26)과 같이 이 오차항에 2개의 항이 추가된다. 두 번째 항은 지질학적 현실성을 유지하기 위해 모델인자의 급격한 변화를 막기 위한 제한 항(norm constraint)이다. 단지 수학적으로 목적함수 값을 최소화하기 위해 모델인자 값이 변화하는 것을 막는 역할을 한다. 세 번째 항은 필드의 국부적 변화보다는 전체 필드 구조상의 모델인자의 분포 변화로서 역산을 수행하기 위한 거침도 제한 항(roughness penalty)이다. 이와 같이 모델인자의 분포를 전체 필드 규모에서 변화시킴으로써 결정론적 방법의 GTTI는 실제 필드에 대한 매칭 정확도가 높은 것으로 알려져 있다(Cheng, 2005).

$$O(m) = \|\Delta \tilde{t} - G\delta m\| + \beta_1 \|\delta m\| + \beta_2 \|L\delta m\| \quad (2.26)$$

where,

β_1, β_2 : weightings

$\Delta \tilde{t}$: GTT

m : model parameter

L : discrete model Laplacian

(finite difference approximation to the second spatial derivate of the deviation)

이와 같은 결정론적 방법의 GTTI는 역산결과가 가중치 β_1, β_2 에 민감하며, 이 가중치를 선정하는 객관적 기준이 없다는 단점이 있다. 또한 특정 가중치 값과 초기 필드에 대해서 항상 동일한 역산결과를 제시하므로 불확실성 평가를 수행하는데 적절하지 않다.

반면, 베이지언 방법의 GTTI에서는 목적함수가 식 (2.27)과 같이 정의된다. 식 (2.27)에서 모델인자의 공분산 C_M 은 베리오그램과 같은 지구통계적 인자로부터 산정된다. 베이지언 방법은 통계적으로 다양한 역산 결과를 제시하므로 불확실성 평가에 용이하다. 이에 따라, 앞서 Cheng 등(2004)과 Park(2014)은 GTTI를 이용한 불확실성 정량화 연구에 베이지언 방법의 GTTI를 활용하였다. 따라서 본 논문에서도 불확실성 정량화에 기본적으로 베이지언 방법의 GTTI 목적함수를 활용하였다.

$$O(m) = \frac{1}{2} [(m - m_{pr})^T C_M^{-1} (m - m_{pr}) + (\Delta \tilde{t})^T C_D^{-1} (\Delta \tilde{t})] \quad (2.27)$$

where,

$\Delta \tilde{t}$: GTT

m : model parameter

m_{pr} : prior model parameter

C_M : prior model covariance matrix

C_d : data error covariance matrix

식 (2.26)의 결정론적 GTTI의 목적함수와 식 (2.27)의 베이지언 GTTI의 목적함수는 가우스-뉴턴 반복법, LSQR(sparse linear equations and sparse least squares) 알고리즘 등을 이용하여 수치적으로 단순화시킬 수 있다. 본 연구에서는 이를 위해 가우스-뉴턴 반복법을 이용하였다. 가우스-뉴턴

반복법을 활용할 경우, 모델인자를 갱신하는데 식 (2.28)의 재귀적 방정식이 활용된다(Oliver et al., 2008).

$$\begin{aligned} \delta m^{l+1} &= -(m^l - m_{pr}) \\ &- C_M G_l^T (C_D + G_l C_M G_l^T)^{-1} (g(m^l) - d_{obs} - G_l (m^l - m_{pr})) \quad (2.28) \\ m^{l+1} &= m^l + \delta m^{l+1} \end{aligned}$$

2.2.4 GTTI의 절차

Figure 2.4는 GTTI의 수행 흐름을 나타낸 차트이다(Datta-Gupta and King, 2007). 우선 초기 지질학적 모델 또는 이전 단계에서 얻어진 역산 모델에 대해 전위시뮬레이션을 수행하여 생산에 대한 모델 예측값을 얻는다. 이때 전위시뮬레이션에는 유선시뮬레이션 또는 기존의 유한차분 시뮬레이션 모두 사용 가능하다. 이와 같이 특별한 수정 없이도 기존의 다양한 시뮬레이션 기법과 호환 가능하다는 점은 유선기반 역산이 갖는 또 하나의 장점이다.

동적자료에 대한 모델 예측값이 구해지면, 2.2.1절에서 설명한 바와 같이 오차가 계산된다. 생산유량 변화 등으로 필드의 압력분포에 유의미한 변화가 있을 경우, 유선을 새로 생성하고 유선기반 민감도를 TOF 등과 함께 새로 계산한다. 만약 전위시뮬레이션에 유선시뮬레이션을 활용할 경우, 이러한 과정은 전위시뮬레이션 단계에서 이미 수행되었다. 따라서 이미 구해진 유선 분포와 격자별 TOF 값을 그대로 활용하면 된다. 만약 유한차분 시뮬레이션을 전위시뮬레이션에 이용하였을 경우, 2.1절에서 설명한 방식으로 압력분포와 유량 정보로부터 유선분포를 생성할 수 있다.

다음으로 민감도 계산이 수행되며, 계산된 민감도 행렬은 최적화 과정에 활용된다. 목적함수는 사용하는 GTTI 기법의 종류에 따라 식 (2.26) 또는 식 (2.27)이 될 수 있으며, 다양한 최적화 기법을 통해 최소화될 수 있다. 이를 통해 새로 갱신된 모델인자를 얻고, 이는 다음 반복단계에서 이전 모델인자 값으로 활용된다. 목적함수 값이 주어진 수렴조건을 만족할 때까지 이와 같은 과정이 반복되며, 수렴기준을 충족하면 최종적인 역산 결과모델을 얻게 된다.

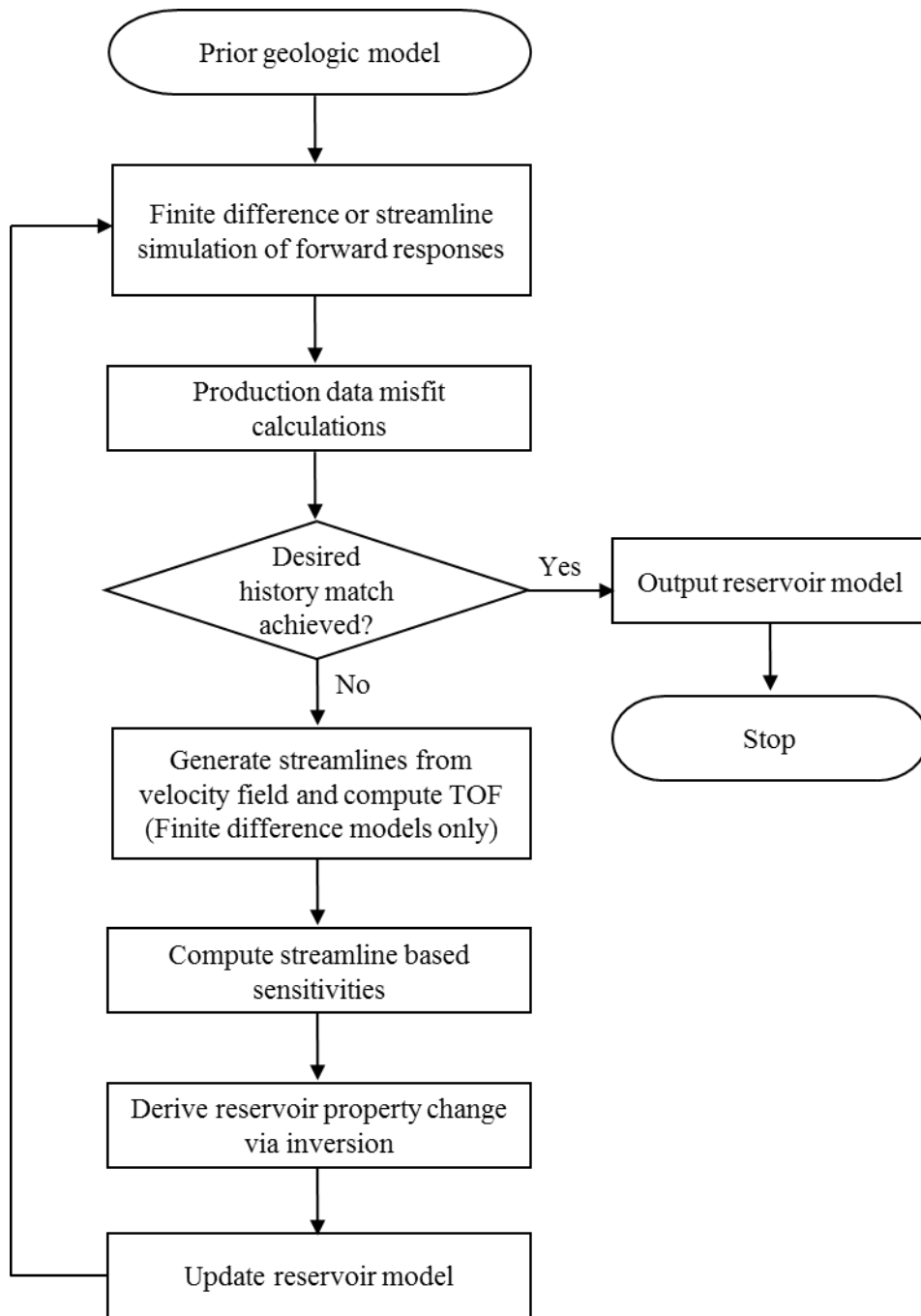


Figure 2.4 Steps for GTTI (Datta-Gupta and King, 2007)

2.3 GTTI 기법이 갖는 한계

앞서 2.2 절에서 설명한 바와 같이 GTTI 는 높은 계산효율과 준선형성 등의 측면에서 기존의 진폭역산 기법에 비해 많은 장점을 갖는다. 특히 GTTI 에서 매칭에 활용하는 각 유정별 물 돌파시간은 전체 필드의 물성분포를 직접적으로 반영하는 관측값이다. 이에 따라 GTTI 는 전체 필드 규모에서 높은 매칭수준을 기대할 수 있다.

하지만 GTTI 는 물 돌파가 아직 발생하지 않은 유정의 생산자료는 이용하지 못한다는 중요한 단점을 가지고 있다. 이로 인해 전체 필드의 유정들 중 이미 물 돌파가 발생한 유정의 생산자료로만 역산을 수행하게 된다. 이는 아직 물 돌파가 발생하지 유정들에서, 해당 유정에서 아직 물 돌파가 발생하지 않았다는 중요한 정보를 저류층특성화에 반영하지 못한다는 것이다.

저류층특성화는 유전개발과정 상의 의사결정에 직접적인 영향을 미치므로 현재 획득 가능한 모든 자료를 반영함으로써 최대한의 정확도를 얻을 필요가 있다. 하지만 GTTI 는 특정 유정들에서 아직 물 돌파가 발생하지 않았다는 정보를 역산과정에서 온전히 활용하지 못한다. 이는 GTTI 가 갖는 가장 큰 단점이다.

GTTI 기법을 다룬 많은 선행연구에서는 이러한 기법 상의 단점을 고려하지 않고, 대부분의 유정에서 물 돌파가 발생한 시점에서 GTTI 를 적용하였다. Cheng(2005)은 물 돌파가 아직 발생하지 않은 유정들에 대해서는 이들 유정의 정보를 제외하고 GTTI 를 적용해야 한다고 논문에 명시하였다. 앞서 GTTI 를 활용한 불확실성 정량화 연구를 수행한 Cheng 등(2004)과

Park(2014)은 모든 유정에서 물 돌파가 발생한 시점에서 역산 및 불확실성 정량화를 수행하였다.

하지만 불확실성 정량화는 유전개발과정 상의 의사결정에 활용되어야 하므로, 전체 개발과정의 초기단계에 가장 중요하다. 그러나 모든 유정에서 물 돌파가 발생한 시점은 전체 개발과정의 말미에 해당하므로 기존에 제시된 방법은 실제 의사결정에 활용되기 어려웠다.

또한 GTTI 는 필드의 물성분포를 역산과정에 고려하지 못하며, 물성분포가 정규분포를 따르지 않는 경우 역산과정에서 분포의 형태를 보존하지 못한다는 단점을 갖는다. 특히 선행연구들에서 불확실성 정량화에 활용된 베이지언 방법 GTTI 는 목적함수 유도과정에서 물성의 정규분포 가정을 이용한다. 이에 따라 정규분포형으로 변환되지 않은 물성자료에 대해 베이지언 방법 GTTI 를 적용할 경우 올바른 목적함수 값과 역산결과를 기대하기 힘들다.

이처럼 GTTI 는 초기 필드의 물성분포가 정규분포가 아닐 경우 역산과정에서 본래의 물성분포가 보존되지 못하고, 정규분포 형태로 분포형 이 변질되는 문제를 가지고 있다. 앞선 Cheng 등(2004)과 Park(2014)의 불확실성 정량화 연구에서는, 물성치의 분포가 로그정규분포를 따름으로 인해 정규분포로 쉽게 변환 가능한 필드에 대해 베이지언 방식의 GTTI 를 적용하였다.

이와 같이 GTTI 는 물 돌파가 이미 발생한 유정들의 생산자료만 이용 가능하며, 필드 물성치의 분포형태를 고려하거나 보존하지 못한다는 단점을 가진다. 선행연구들에서는 이처럼 GTTI 가 효과적인 역산수행을 보장하는 조건이 아닌 경우에 대한 논의가 이뤄지지 않았다. 본 연구에서는 GTTI 기법의 이러한 한계를 비모수접근법과 물 돌파시간 예측을 통해 극복하였다.

2.4 비모수접근법

2.4.1 모수접근법과 비모수접근법

어떤 변수에 대한 통계적 분석을 위해서는, 우선 분석하고자 하는 변수의 분포를 현재 알려진 정보들을 바탕으로 정의해야 한다. 대상변수의 완전한 분포를 설명하기 위한 통계적 접근법은 크게 모수접근법(parametric approach)과 비모수접근법(non-parametric approach)으로 구분된다(Issak and Srivastava, 1989).

모수접근법은 대상 분포형태에 관한 몇가지 가정을 만들고, 가정한 모델의 인자들을 추정하는 방법이다. 정규분포 가정, 로그정규분포 가정, p-정규분포 가정 등이 대표적인 예이다. 모수접근법의 가장 큰 단점은 선택한 분포의 가정에 전적으로 의존한다는 점이다. 그럼에도 이러한 가정과 사용된 인자들을 검증하는 것이 현실적으로 매우 어렵다.

반면 비모수접근법은 누적 히스토그램의 몇몇 지점의 값들을 추정하고 지점 사이의 값들을 내삽함으로써 전체분포를 설명하는 방법이다. 비모수 접근법의 단점은, 누적 히스토그램 값을 알고 있는 마지막 지점을 넘어선 값에 대해서는 외삽을 해야한다는 것이다. 이로 인해 비모수접근법에서 누적 히스토그램의 최종지점을 넘어선 값에 대한 외삽법을 어떻게 선택하는지가 분포파악에 있어 중요한 문제이다. 하지만 이러한 선택의 문제가 분포 전체의 선택 문제인 모수접근법에 비해서는 그 문제의 크기가 작다고 할 수 있다.

2.4.2 정규스코어변환을 이용한 분포 간의 변환

특정 분포 가정을 통해 유도된 지구통계적 기법, 혹은 특성화 기법을 대상영역에 적용하기 위해서는 대상영역의 분포를 사용하고자 하는 기법이 가정한 분포로 변환할 필요가 있다. 물성의 분포를 정규분포로 가정하는 앙상블칼만필터나 베이지언 방법의 GTTI 는 이러한 변환이 필요한 기법들의 예이다.

한 분포를 다른 분포로 변환하는 방법에는 크게 두 가지가 있다. 변환 전 분포와 변환 후 분포가 모두 수식을 통해 설명이 가능한 경우, 간단히 수식을 매개로 변환할 수 있다. 대표적인 예가 정규분포와 로그정규분포 간의 변환이다. 각 분포를 나타내는 수식으로부터 간단한 지수변환과 로그변환을 통해 한 분포를 다른 분포로 변환 가능하다. 그러나 두 분포가 모두 수식에 의한 설명이 불가능하거나, 두 가지 중 한가지 분포가 수식에 의한 설명이 불가능할 경우에는 이와 같은 방법을 적용할 수 없다. 이 경우, 두 분포의 누적확률분포함수(cumulative probability distribution function, CDF)가 갖는 누적확률분포곡선을 이용한 변환이 가능하다.

Figure 2.5 는 누적확률분포곡선을 통해 한 분포의 값을 다른 분포의 값으로 변환하는 과정을 보여준다. 우선 변환하려는 값이 주어지면, 그 값의 누적확률에 해당하는 값을 해당 물성이 갖는 누적확률분포곡선 상에서 찾는다. 그리고 변환하려는 분포가 갖는 누적확률분포곡선의 수직 축에서 동일한 누적확률 값을 찾아서, 그 누적확률에 해당하는 다른 분포 상의 값을 찾는 작업을 수행한다. Figure 2.5 의 우측 누적분포곡선은 표준정규분포의 누적분포곡선으로 이와 같이 한 분포를, 누적분포를 매개로 표준정규분포의 값으로 변환하는 것을 정규스코어변환(normal score transformation)이라 한다.

동일한 누적확률을 통해 서로 다른 분포 상의 두 값을 연결시키는 방법은 한 분포의 분위수와 다른 분포의 분위수를 연결시키는 것과 같다. 이 변환 과정을 두 단계의 절차로 정리하면, Figure 2.6 과 같다. 누적확률분포곡선을 이용하여 두 단계의 과정을 거치는 이 변환방식은 Q-Q 플롯을 이용할 경우 한번의 변환과정을 통해 수행될 수 있다. 본 논문에서 사용된 프로그램의 실제 구현 상에서는 변환과정이 한 단계로 수행된다.

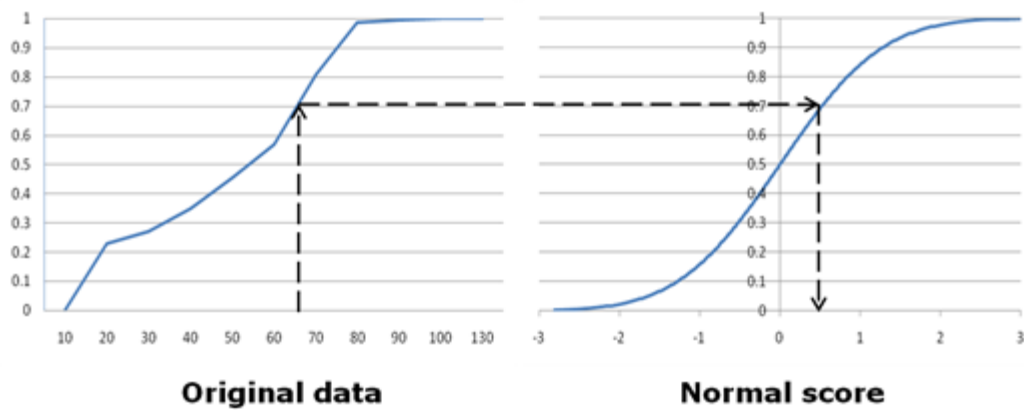


Figure 2.5 Graphical procedure for transforming the value of one distribution into those of another.

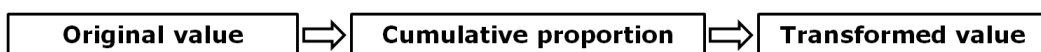


Figure 2.6 Two step procedures for transformation values from one distribution to another.

2.5 임의최대가능도추정법

임의최대가능도추정법(Randomized maximum likelihood method)은 다변수 정규분포에서 여러 개의 추계학적 모델을 생성함으로써 불확실성을 정량화하는 방법 중의 하나이다. 이 방법은 Kitanidis(1995)와 Oliver 등(1996)에 의해 제안되었다. 임의최대가능도추정법의 수행 과정은 다음과 같은 3 단계로 구성된다(Oliver et al., 2008).

- 1) 먼저 정규분포 $N(m_{pr}, c_M)$ 을 따르는 비조건적 모델인자 m_u 를 생성한다. 여기서 m_{pr} 과 c_M 은 각각 교정 전 모델인자와 교정 전 모델 공분산행렬이다. 만약 모델인자의 개수가 많은 경우, 이 과정은 순차가우스시뮬레이션으로 수행할 수 있다(Gao et al., 2005).
- 2) 동적자료 관측값의 비조건적 구현값 d_u 를 생성한다. 이는 정규분포 $\varepsilon \sim N(0, c_D)$ 를 따르는 임의오차를 관측값에 첨가하여 생성할 수 있다. 여기서 c_D 는 자료오차 공분산행렬이다.
- 3) 식 (2.25)를 이용하여 GTT 민감도를 계산한 후, 식 (2.29)로 정의되는 목적함수를 최소화하는 모델인자를 계산한다. 식에서 $g(m)$ 은 입력된 모델인자 m 에 대하여 전위시뮬레이션을 통해 예측된 동적자료이다. 이 목적함수가 수렴하기 위해서는 식 (2.30)의 조건을 만족해야 한다.

$$O(m) = \frac{1}{2} \left[(m - m_u)^T C_M^{-1} (m - m_u) + (d_u - g(m))^T C_D^{-1} (d_u - g(m)) \right] \quad (2.29)$$

$$N_d - 5\sqrt{2N_d} \leq O(m_c) \leq N_d + 5\sqrt{2N_d} \quad (2.30)$$

이처럼 임의최대가능도추정법에서는 여러 개의 초기모델과 관측값을 이용하여 모델에 대한 추계학적 최적화를 수행한다. 따라서 목적함수를 최소화하는 여러 개의 역산결과들은 편향되지 않으며 불확실성을 정량화하는데 활용될 수 있다(Jung, 2008).

3. 비모수접근법과 물 돌파시간 예측을 이용한 GTTI 기법의 개선

앞서 2.3 절에서 설명한 바와 같이, GTTI 는 물 돌파가 이미 발생한 유정들의 생산자료만 이용 가능하며 필드 물성치의 분포형태를 고려하지 못한다는 단점을 가진다. 선행연구들에서는 이처럼 GTTI 가 효과적인 역산수행을 보장하는 조건이 아닌 경우에 대한 논의가 이뤄지지 않았다. 본 연구에서는 GTTI 기법의 이러한 한계를 비모수접근법과 물 돌파시간 예측을 통해 극복하고자 하였다.

3.1 비모수접근법을 적용한 GTTI

저류층의 물성분포가 로그정규분포와 같이 모수접근법으로 설명될 때에는, 간단히 수식을 통해 정규분포로 변환 가능하다. 이를 통해 물성의 정규분포 가정을 토대로 유도된 베이지언 방법의 GTTI를 쉽게 적용할 수 있다. 하지만 특성화 대상이 되는 변수의 분포가 이중최빈값 분포와 같이 모수접근법으로 설명되기 힘들 때에는 그 분포를 누적확률분포함수에 근거하여 설명하는 비모수접근법을 활용해야 한다.

본 연구에서는 물성의 분포형태를 보존하지 못하고 역산과정에서 정규분포 형태로 변질시키는 GTTI의 단점을 극복하기 위해, 비모수접근법으로 설명된 분포를 정규분포로 변환하였다. 이는 베이지언 GTTI 목적함수의 기본가정인 대상변수의 교정 전 정규분포 가정을 만족시키기 위한 목적도 가진다.

이러한 분포변환을 위해 앞서 2.4절에서 설명한 정규스코어변환을 활용하였다.

3.1.1 정규스코어변환을 활용한 초기양상블 생성

유체투과율의 분포가 강한 비정규성을 보여 로그정규분포 가정을 사용하기 어렵고 유체투과율 분포를 지질자료 등 기존에 획득한 여러 자료를 통해 비모수접근법으로 추정할 수 있을 경우, 정규스코어변환을 활용할 수 있다(Shin, 2008). 이를 통해 정규분포 가정으로 유도된 지구통계적 기법이나 특성화 기법을 적용할 수 있다. 이러한 기법의 예로는 순차가우스시물레이션과 베이지언 방법 GTTI를 들 수 있다.

또한 정규스코어변환과 함께 역정규스코어변환을 활용함으로써 역산 과정에서 물성분포를 유지할 수 있다. 이를 위해서는 먼저 정규스코어변환과 역정규스코어변환을 통해, 각종 자료로부터 예측된 물성의 분포 특성을 보존한 초기양상블들을 생성해야 한다. 이 과정을 그림으로 나타내면 Figure 3.1과 같다.

우선 주어진 물성치의 샘플값을 토대로 비모수접근법을 활용하여 물성치의 분포형태 및 누적확률분포함수를 산정한다. 그리고 추정된 누적확률분포함수를 이용한 정규스코어변환으로 물성치 샘플값들을 표준정규분포상의 값들로 변환한다. 물성분포가 정규분포로 변환되었으므로 정규분포를 따르는 자료에 대해서만 적용 가능한 순차가우스시물레이션을 활용할 수 있다(Choe, 2013). 따라서 이와 같이 정규화된 물성분포 상에서 순차가우스시물레이션을 적용하여 원하는 수만큼의 필드를 만들어낸다.

그리고 생성된 정규분포를 따르는 초기필드들에 역정규스코어변환을 활용함으로써 실제 물성분포 형태를 따르는 초기필드들로 변환한다. 이와 같은 과정을 통해 비모수접근법으로 나타내어진 분포특성을 반영한 초기 앙상블들을 생성할 수 있다. 역산과정에서는, 이 초기앙상블들이 가진 물성의 분포특성을 보존해야 한다.

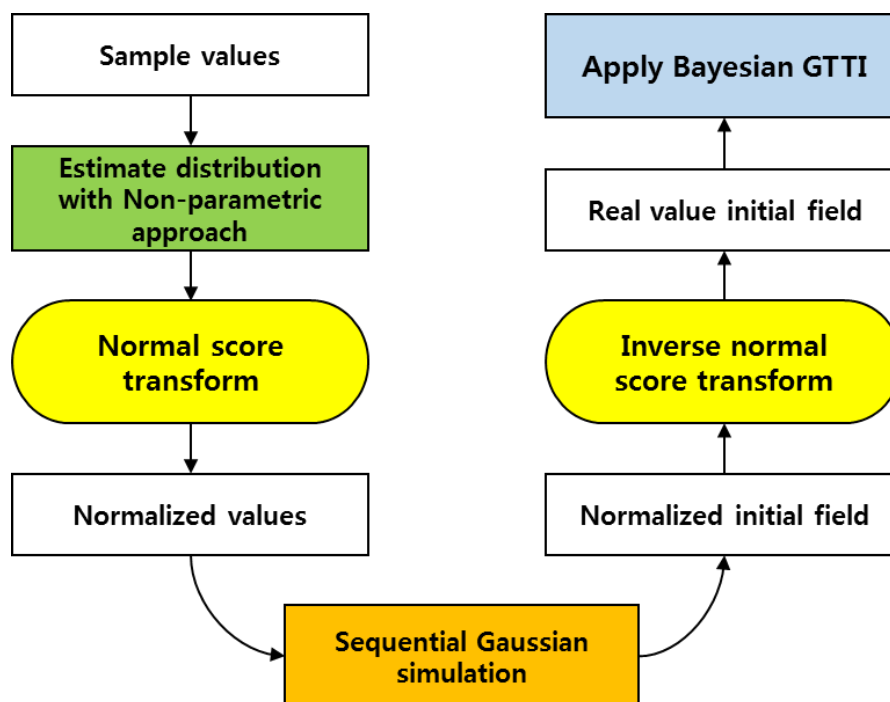


Figure 3.1 Flow diagram of ensemble generation applied in this study via normal score/inverse normal score transformation

3.1.2 정규스코어변환을 활용한 GTTI 수행

GTTI를 활용한 역산단계에서도 매 반복마다 앙상블의 물성치에 정규스코어변환을 수행하고, 정규화된 필드 상에서 물성치 교정을 수행한다. 그리고 교정된 필드에 다시 역정규스코어변환을 적용함으로써, 실제 물성분포 형태를 따르는 필드로 환원한다. 이러한 과정을 역산이 완료될 때까지 반복하는데, 이를 그림으로 나타내면 Figure 3.2와 같다. 이와 같은 과정을 통해 초기앙상블들이 갖는 물성분포 형태를 역산과정에서 지속적으로 유지할 수 있으며, 최종 역산결과 모델들에서도 물성분포를 보존 가능하다.

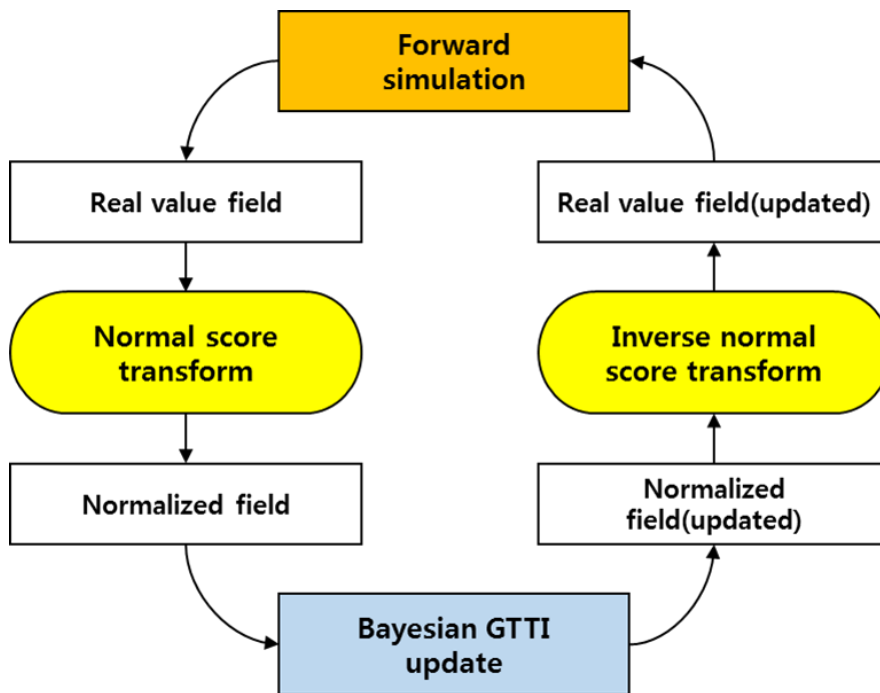


Figure 3.2 Flow diagram of Bayesian GTTI update in this study via normal score/inverse normal score transformation

3.2 예측 물 돌파시간을 적용한 GTTI

필드의 모든 유정에 이미 물 돌파가 발생한 경우, 각 유정의 생산자료를 모두 활용하여 GTTI를 효과적으로 수행할 수 있다. 하지만 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들이 있을 경우, 해당 유정들의 생산자료는 GTTI 역산에 고려되지 못한다. 다시 말해 GTTI는 ‘해당 유정들에서 아직 물 돌파가 발생하지 않았다.’라는 중요한 정보를 역산과정에 반영할 수 없다. 본 연구에서는 GTTI의 이러한 난점을 극복하기 위해 물 돌파시간을 예측하고, 예측된 물 돌파시간을 역산에 반영하는 방법을 제안하였다. 본 방법에서는 각 유정에서 예측된 미래의 물 돌파시점까지를 해당 유정의 매칭기간으로 삼음으로써 현재까지 물 돌파가 발생하지 않았다는 정보를 역산에 반영한다.

물 돌파시간을 예측하기 위한 방법에는 여러 방법이 있을 수 있다. 지질학적 정보 등의 각종 정보를 바탕으로 구성된 초기 필드들로부터 물 돌파시간을 추정할 수도 있다. 본 논문에서는 100개의 기존 GTTI를 적용한 역산결과모델들로부터 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들의 물 돌파시간을 예측하였다.

기존 GTTI 기법에서 도출되는 역산결과모델들은 물 돌파가 발생하지 않은 유정의 생산정보는 고려되지 못하므로, 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 대해서는 여전히 높은 불확실성을 가지고 있다. 하지만 이미 물 돌파가 나타난 주변 유정들에 의해 인근 지역의 물성이 역산 과정에서 교정된다. 이에 따라 정적자료만을 바탕으로 구성된 초기 필드들에 비해서는 상대적으로 낮은 불확실성을 갖는다. 따라서 기존 GTTI 기법으로 수행된 사전역산의 결과모델들을 물 돌파시간 예측에 활용하였다.

모든 사전역산 결과모델들로부터 추정된 물 돌파시간은 실제 물 돌파시간을 바르게 예측하지 못하였다. 아직 해당 유정들에서 물 돌파가 일어나지 않았다는 정보가 고려되지 못함으로 인해, 역산결과모델들 중에는 현재 시점 이전에 물 돌파가 발생한 모델들도 존재하기 때문이다. 따라서 ‘아직 해당 유정들에 물 돌파가 발생하지 않았다’라는 정보를 활용하여, 역산결과 모델들 중에서 현재시점까지 해당 유정들에 물 돌파가 발생하지 않은 모델들을 선별하였다. 그리고 이 선별된 모델들을 바탕으로 물 돌파시간을 예측하였다.

물 돌파시간을 예측하기 위해, 선별된 모델들이 갖는 물 돌파시간자료에 여러가지 통계적 기법을 적용해보았다. 이 중, 산술평균과 GTTI에서 해당 필드가 갖는 GTT 정규(norm) 최종값의 역수를 가중치로 한 가중평균이 우수한 예측성능을 보였다. 각 필드의 가중치로 이용된 필드별 GTT 정규는 역산과정에서 도출되는 값이며, 물 돌파시간 예측을 위해 추가적으로 계산되는 값이 아니므로 물 돌파시간 예측에 추가적인 소요시간은 없다.

$$GTT\ norm = \sqrt{(GTT_{p1})^2 + (GTT_{p2})^2 + (GTT_{p3})^2 + \dots + (GTT_{p8})^2} \quad (3.1)$$

GTT 정규는 식 (3.1)과 같이 역산에 반영된 각 유정에서의 GTT들에 정규를 취한 값이다. 각 유정의 GTT는 해당 유정의 생산자료에 대한 매칭 수준(quality)을 의미하며 그 값이 작을수록 관측자료에 대한 매칭이 잘 이뤄진 것이다. 따라서 GTT 정규의 최종값은, 역산에 반영된 모든 유정들에 대해 해당 최종 역산결과모델이 갖는 매칭 오차의 크기를 의미한다. 이 값이 작을수록 매칭수준이 높음을 뜻하므로, 각 필드의 GTT 정규 최종값의

역수는 해당 필드의 매칭수준을 반영한 가중치가 될 수 있다. 즉 이미 물 돌파가 발생한 유정들에 대해 매칭을 효과적으로 수행한 필드일수록, 물 돌파시간 예측에서 더 큰 가중치를 갖게 된다.

이와 같은 방식으로 아직 물 돌파가 발생하지 않은 각 유정에 대해 예측된 물 돌파시간은, 역산과정에서 각 유정별로 매칭기간을 달리함으로써 GTTI에 반영할 수 있다. 즉 이미 물 돌파가 발생한 유정들에 대해서는 기존과 마찬가지로 현재 시점까지를 매칭기간으로 두고, 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 대해서는 각 유정에서 예측된 물 돌파시점까지를 매칭기간으로 삼는 것이다. 따라서 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들은 예측된 물 돌파시점에 따라 서로 다른 매칭기간을 가질 수 있다. 이때 예측된 물 돌파시점, 즉 매칭기간의 마지막 시점의 워터컷은 0.1%로 산정하였다. 이 전체 과정을 그림으로 나타내면 Figure 3.3과 같다.

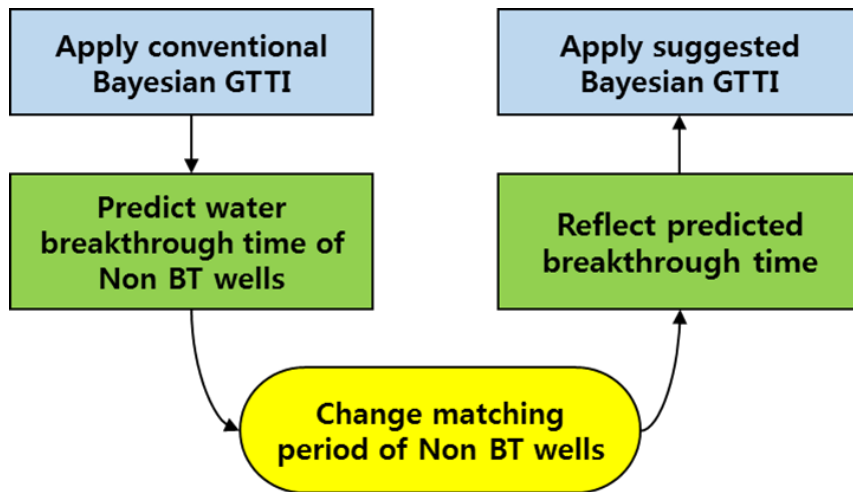


Figure 3.3 Flow diagram of the suggested GTTI to consider wells before breakthrough(BT) via change of matching period of non BT wells.

본 연구에서 제시한 물 돌파시간 예측기법은, 앞으로의 추후 연구에서 다양한 필드와 케이스에 대해 검증이 필요하다. 특히 이미 물 돌파가 발생한 유정이 전체 유정의 과반수를 넘지 않으면 유의미한 예측결과를 기대하기 어렵다. 하지만 본 연구의 요지는 물 돌파시간 예측이 아닌, ‘예측된 물 돌파시간을 GTTI에 어떻게 적용할 수 있는가’이다.

다시 말해 본 논문에서 제시한 예측기법이 아닌 다른 어떤 기법으로 라도 물 돌파시간을 예측할 수 있다면, 각 유정에서의 매칭시간을 예측된 물 돌파시점으로 달리함으로써 GTTI에 해당 예측 정보를 반영할 수 있다. 이를 통해 ‘현재 시점까지 해당 유정들에서 물 돌파가 발생하지 않았다.’라는 정보를 온전히 활용하여 GTTI를 수행할 수 있다. 만약 물 돌파를 예측할 수단이 존재하지 않는다면, 현재 시점에 물 돌파가 발생했다고 가정하고 본 방법을 GTTI에 적용할 수 있다. 이로써 적어도 현재 시점까지는 물 돌파가 발생하지 않았다는 정보가 반영된 역산결과를 GTTI로부터 얻을 수 있다.

4. 연구결과

4.1 참조필드의 설정

유체투과율의 분포가 강한 비정규성을 갖는 2 차원 가상저류층을 생성하였다. 생성된 가상저류층의 로그유체투과율 분포는 Figure 4.1과 같다. 가상저류층은 가로 1,050 ft, 세로 1,050 ft, 높이 20 ft의 2 차원 정방형이며, 가로 21 개, 세로 21 개의 격자로 총 441 개의 격자를 가진다. 격자별 공극률, 초기압력을 비롯한 가상저류층 격자 물성을 표로 정리하면 Table 4.1과 같다.

가상저류층의 유체투과율 분포는 이중최빈값 분포를 따르며, 참조필드의 로그유체투과율에 대한 지구통계적 정보는 Table 4.2에 정리하였다. 필드의 유체투과율은 등방성이 가정되었으며, 로그유체투과율에 대해 히스토그램과 누적확률분포함수를 도시하면 각각 Figure 4.3과 Figure 4.4와 같다. 로그유체투과율을 기준으로 대략 3.4(30.0 md)와 4.8(121.5 md)에서 빈도가 가장 높은 이중최빈값 분포로서 정규분포나 로그정규분포에서 크게 벗어남을 확인할 수 있다.

한편 유체투과율의 공간적 분포 양상은 Figure 4.1에서 보이는 바와 같이, 높은 유체투과율을 갖는 암상이 필드의 우측 상단에서부터 필드의 하단부 방향으로 길게 관입되어 있다. 반면 필드의 좌측 지역은 상대적으로 낮은 유체투과율을 갖는다. 이처럼 공간적으로 불균질한 유체투과율 분포는, Figure 4.2와 같은 참조필드의 유선분포에서도 확인할 수 있다. 참조필드 우측의 높은 유체투과율 영역에서는 유선의 밀도가 높으며, 필드 좌측의 낮은 유체투과율 영역에서는 유선의 밀도가 상대적으로 낮다. 유선분포에서 나타

나듯이 유체의 유동은 상대적인 유체투과율 분포에 민감하므로, 저류층 특성화에서 이러한 분포의 경향을 확인하는 것이 중요하다(Choe, 2013).

저류층에 존재하는 유체는 원유와 물의 2 상으로 구성된다. 두 유체에 사용된 물성은 Table 4.3과 같으며, 두 유체의 물 포화도에 따른 상대유체 투과율곡선은 Figure 4.5와 같다.

가상저류층에는 총 8개의 생산정과 1개의 주입정이 존재하며, 역 9 점 패턴(inverted nine-spot pattern)으로 수공법을 수행하여 오일을 생산한다. Figure 4.6과 같이 주입정은 필드 정 중앙에 위치하며, 8개의 생산정은 역 9 점 패턴을 따라 필드 외곽을 둘러싸듯이 존재한다. 그림에서 INJ로 표시된 위치가 주입정의 위치이며 P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8로 표시된 위치가 8개의 각 생산정이 위치하는 지점이다. 이 유정들에 대한 정보는 Table 4.4에 정리하였다. 각 생산정은 500 psia의 일정공저압력 조건에서 생산을 수행하며, 주입정에서는 300 STB/day의 일정 유량으로 물이 주입된다.

참조필드의 관측자료 생성을 위한 전위시뮬레이션은, Schlumberger 사의 상용 유전 시뮬레이터인 FrontSim을 이용하여 2,000일의 기간동안 50일 단위로 수행되었다. Table 4.5는 참조필드에서 관측된 각 생산정의 워터컷 값을 50일 간격으로 나타낸 것이다. 각 생산정에서 물 돌파가 관측된 시점을 표에 파란 음영으로 표시하였다.

Figure 4.6에서 알 수 있듯이, 관입된 높은 유체투과율의 암상으로 인해 생산정 P2, P3, P5, P7에서는 생산을 시작한지 500일 이내의 상대적으로 빠른 시기에 물 돌파가 발생하였다. 반면 생산정 P1, P6, P8은 주입정으로부터의 거리가 상대적으로 멀고, 주입정과 사이에 낮은 유체투과율 영역이 분포함으로 인해 물 돌파가 상대적으로 늦은 시점에 발생함을 알 수 있다.

Table 4.6은 선형보간으로 추정된 각 유정의 실제 물 돌파 시점이다. 이 표를 보면, 생산을 시작한지 약 252일이 경과한 시점에 생산정 P5와 P7에서 가장 이른 물 돌파가 발생하고, 약 1,150일이 경과한 시점에 생산정 P1에서 가장 늦은 물 돌파가 발생함을 확인할 수 있다.

생산정에서 물 돌파가 발생하면 그 유정의 물 생산량은 급격히 증가하는 반면, 원유 생산량은 급격히 감소하게 된다. 따라서 저류층특성화에서 물 돌파시간을 적절하게 예측하고, 이를 정확하게 매칭하는 것은 매우 중요하다. 본 연구의 각 탐구 케이스에서는, 참조필드에서 2,000일까지 수행된 전위 시뮬레이션으로 얻은 생산자료 중 해당 케이스에서 현재 시점으로 가정한 시점까지의 생산자료를 관측자료로 활용하였다. 비모수접근법 적용이 특성화 결과에 미치는 영향 분석에는 2,000일과 1,500일의 2개의 매칭 케이스가 이용되었다. 그리고 예측 물 돌파시간이 특성화 결과에 미치는 영향을 분석하는 데에는 1,000일과 750일의 2개의 매칭 케이스가 활용되었다.

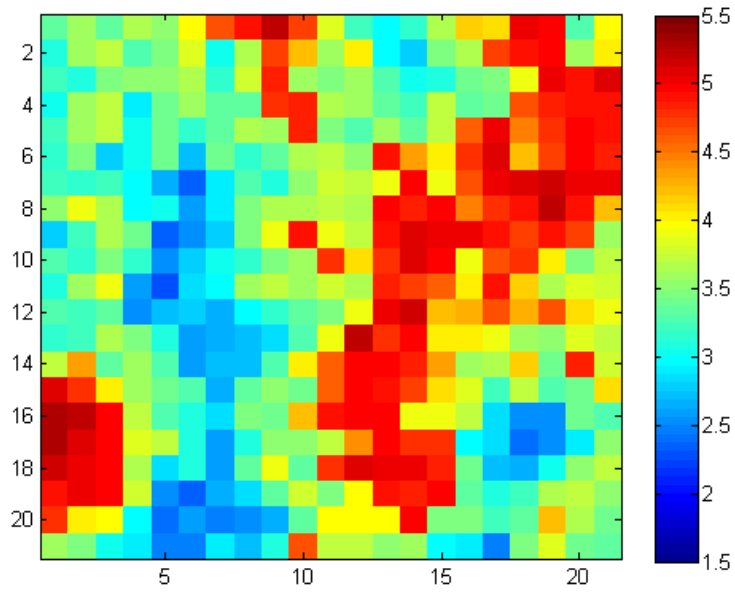


Figure 4.1 Log permeability distribution of the reference field

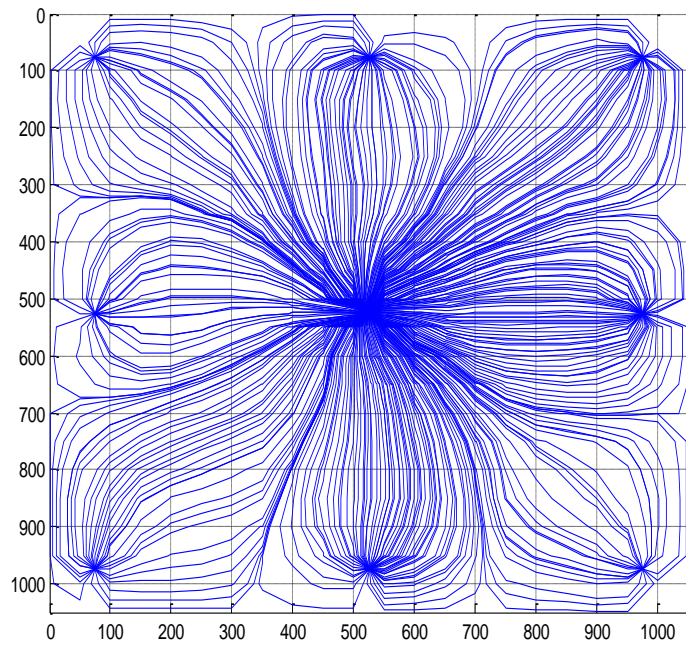


Figure 4.2 Generated streamline distribution of the reference field

Table 4.1 Grid properties of the reference field

Parameters	Value
Number of grid cells	21 × 21 × 1
Width of the reservoir, ft	1,050
Length of the reservoir, ft	1,050
Thickness of the reservoir, ft	20
Width, ft	50
Length, ft	50
Thickness, ft	20
The number of total cells	441
Porosity, fraction	0.15
Initial pressure, psia	2,000

Table 4.2 Geostatistical data of log permeability on the reference field

Parameters	Value
Average log permeability, ln(md)	3.782
Standard deviation of log permeability, ln(md) ²	0.7765
Variogram model	Spherical
Sill	0.5
Nugget	0
Range, ft	500

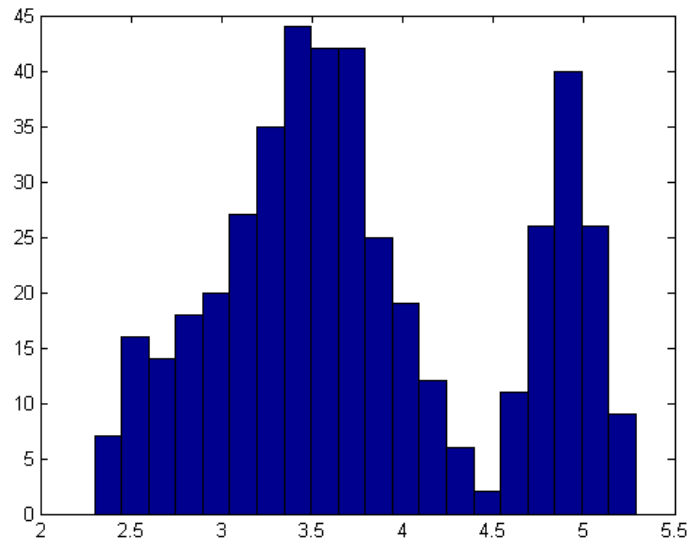


Figure 4.3 Histogram of log permeability of the reference field

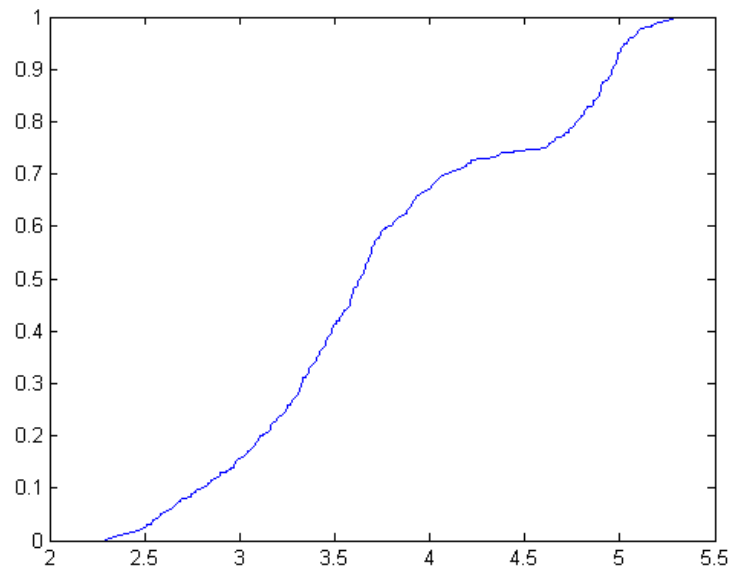


Figure 4.4 Cumulative probability distribution function of log permeability of the reference field

Table 4.3 Fluid properties of the reference field

Parameters	Value
Connate water saturation, fraction	0.25
Residual oil saturation, fraction	0.2
End-point relative water permeability, fraction	0.3
End-point relative oil permeability, fraction	0.7
Formation volume factor of water, rb/stb	1
Water compressibility at 2,000 psia , 1/psi	5.00E-7
Water viscosity, cp	1
Oil viscosity, cp	3

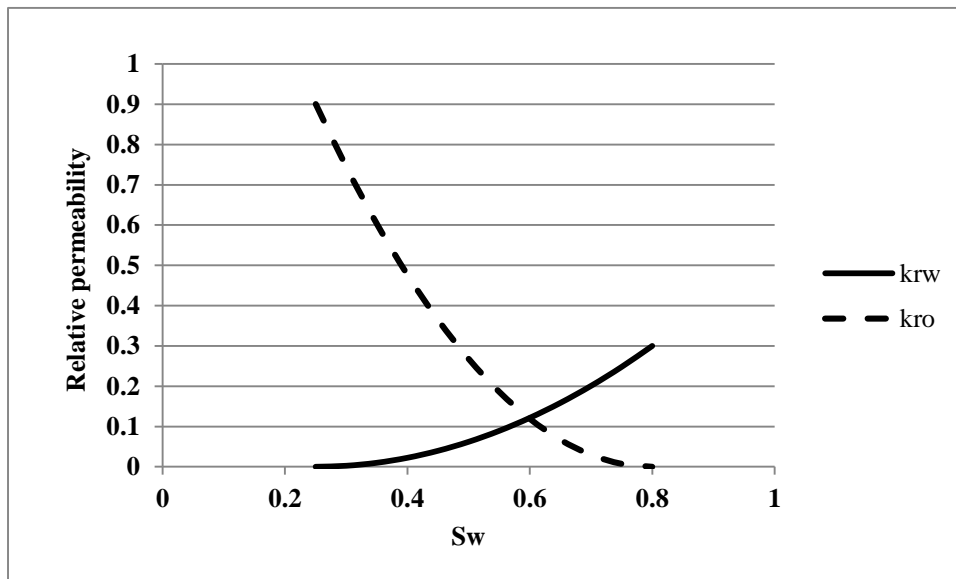


Figure 4.5 Relative permeability curves of water and oil in the reference field

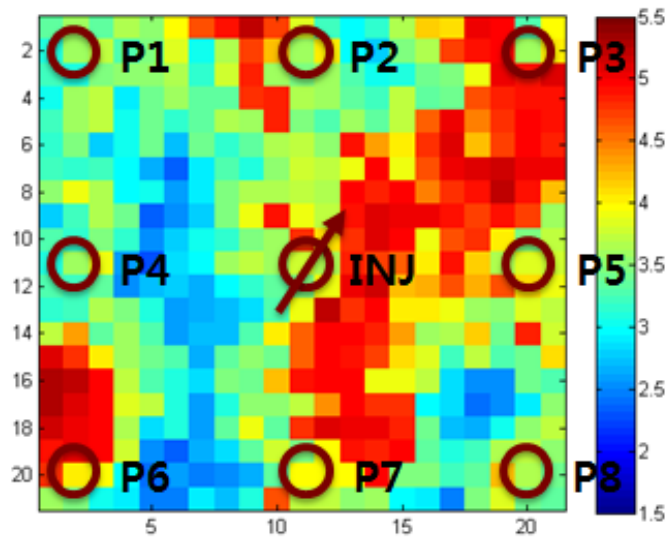


Figure 4.6 Position of injection well and production wells

Table 4.4 Well data of the reference field

Well name	Well coordinate	Log permeability, ln(md)	Boundary condition
P1	(2,2)	3.574	500 psia, constant bottomhole pressure
P2	(11,2)	3.594	
P3	(20,2)	3.614	
P4	(2,11)	3.584	
P5	(20,11)	3.865	
P6	(2,20)	4.025	
P7	(11,20)	3.948	
P8	(20,20)	3.644	
INJ	(11,11)	3.789	300 bbl/day, constant injection rate

Table 4.5 Watercut data of the reference field (unit : %)

Time[day]	Prod-1	Prod-2	Prod-3	Prod-4	Prod-5	Prod-6	Prod-7	Prod-8
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
50	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
100	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
150	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
200	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
250	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
300	0.0	0.0	0.0	0.0	2.3	0.0	3.1	0.0
350	0.0	0.0	0.0	0.0	34.5	0.0	32.0	0.0
400	0.0	3.1	0.0	0.0	51.9	0.0	47.0	0.0
450	0.0	16.5	0.0	0.0	63.4	0.0	56.2	0.0
500	0.0	35.2	0.6	0.0	69.4	0.0	63.6	0.0
550	0.0	47.4	18.4	0.0	73.1	0.0	71.6	0.0
600	0.0	57.2	36.1	0.1	76.9	0.0	76.2	0.0
650	0.0	64.5	44.6	3.9	81.0	0.0	79.9	0.0
700	0.0	68.2	52.5	14.3	85.7	0.0	83.9	0.0
750	0.0	72.1	60.4	24.7	88.2	0.0	86.7	0.0
800	0.0	76.5	66.2	32.3	90.1	0.0	88.6	0.0
850	0.0	79.6	69.6	36.4	90.9	0.0	89.9	5.6
900	0.0	83.3	73.7	46.5	91.8	0.0	92.1	15.3
950	0.0	85.4	75.9	54.7	92.8	0.0	93.3	20.8
1,000	0.0	85.9	77.6	61.3	93.5	0.0	93.7	24.8
1,050	0.0	87.9	79.1	64.2	94.2	0.0	94.2	28.5
1,100	0.0	87.9	79.9	66.0	94.7	0.0	94.4	32.8
1,150	0.1	88.6	82.2	68.6	95.3	4.8	94.5	39.3
1,200	3.3	90.4	83.1	71.0	95.9	20.4	95.0	46.3
1,250	14.9	91.3	84.2	71.0	96.2	27.4	94.8	51.6
1,300	24.2	91.9	86.1	71.1	96.4	33.2	95.6	55.6
1,350	30.1	92.7	88.1	73.9	96.7	38.4	95.8	59.6
1,400	37.4	92.9	89.1	76.4	96.8	45.5	96.2	63.0
1,450	43.3	93.2	89.8	77.6	97.0	54.0	96.3	65.9
1,500	49.8	93.6	90.5	78.4	97.2	59.4	96.6	69.8
1,550	54.8	93.9	91.2	79.2	97.4	62.5	96.8	74.1
1,600	58.7	94.1	91.8	79.9	97.5	64.5	97.0	77.2
1,650	61.5	94.3	92.0	80.7	97.7	66.3	97.2	79.0
1,700	63.7	94.5	92.7	81.6	97.8	67.8	97.3	81.3
1,750	65.5	94.7	92.8	82.6	97.9	69.2	97.5	83.1
1,800	67.0	94.9	93.2	83.8	98.0	70.6	97.6	84.7
1,850	68.3	95.2	93.9	85.2	98.0	72.0	97.8	85.7
1,900	69.4	95.4	94.4	86.6	98.1	73.5	97.9	86.5
1,950	70.3	95.7	94.8	88.1	98.1	74.7	98.0	87.3
2,000	72.5	96.0	95.1	88.5	98.2	75.7	98.0	88.0

Table 4.6 Water breakthrough time of wells (unit : day)

Wells	Prod-1	Prod-2	Prod-3	Prod-4	Prod-5	Prod-6	Prod-7	Prod-8
BT time	1,150	352	458	600	252	1,129	252	801

4.2 이중최빈값 분포 초기 앙상블 생성

앞서 3.1.1절에서 설명한 바와 같이, 비모수접근법과 정규스코어변환을 활용하여 이중최빈값 분포를 갖는 초기 앙상블들을 생성하였다. 이를 위해 우선 생산정과 주입정이 위치한 총 9개 유정위치에서의 유체투과율 값을 알려져있다고 가정하였다. 이 값들은 Table 4.4에서 확인할 수 있다. 또한 실제 필드 상황에서는 저류층 물성의 누적확률분포함수와 평균 및 표준편차를 간접적으로 추정해야하지만, 본 연구에서는 Figure 4.4와 같은 참조필드 로그유체투과율의 누적확률분포함수와 평균 및 표준편차를 알고 있다고 가정했다.

먼저 참조필드의 로그유체투과율에 대한 누적확률분포함수와 평균 및 표준편차를 활용하여, 9개 유정위치에서의 로그유체투과율 값에 정규스코어 변환을 적용하였다. 이때 참조필드 로그유체투과율의 평균과 표준편차로부터 도출된 정규분포가 활용되었다. 그리고 정규화된 9개 로그유체투과율 값을 이용해 순차가우시시뮬레이션을 수행하여 총 100개의 정규화된 초기필드를 생성하였다.

순차가우시시뮬레이션에는 SGeMS(Stanford Geostatistical Modeling Software)를 활용하였다. 순차가우시시뮬레이션과 공분산행렬 구성에 사용된 베리오그램은 구형모델(spherical model)로서 식 (4.1)로 표현된다(Choe, 2013). 식에서 사용된 문턱값 등의 각 지구통계인자의 값은 앞서 Table 4.2에 정리하였다.

이러한 과정으로 생성한, 정규분포를 따르는 필드들에 역정규스코어변환을 적용함으로써 참조필드의 분포특성을 보존하는 100개의 초기필드들을 생성하였다. 생성된 100개의 초기필드 중 1번부터 6번까지의 6개 필드가

갖는 로그유체투과율 분포와 히스토그램은 각각 Figure 4.7과 Figure 4.8과 같다. 각 초기양상블의 히스토그램을 보면, 각 초기양상블이 참조필드 물성의 분포특성을 잘 보존하고 있음을 알 수 있다.

$$\gamma(h) = C_0 Sph_a(h) = \begin{cases} C_0 \left[1.5 \left(\frac{h}{a} \right) - 0.5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right], & \text{for } h < a \\ C_0, & \text{for } h > a \end{cases} \quad (4.1)$$

where,

γ : variogram

h : separation distance

C_0 : sill

a : range

한편 생성한 100개의 모든 초기필드들에 대해 전위시뮬레이션을 수행하여 얻은 8개 유정별 워터컷 곡선은 Figure 4.9와 같다. 그림 상에서 빨간 선으로 표시된 워터컷 곡선은 참조필드에서 관측된 워터컷을 나타낸다. 그림을 보면, 생성한 초기양상블이 갖는 불확실성의 범위 안에 참조필드의 관측값이 존재함을 확인할 수 있다. 즉 8개 유정위치에서의 물성값과 참조필드 물성의 누적확률분포함수로부터 생성된 초기양상블들이, 참조필드의 물성을 제대로 반영하고 있음을 알 수 있다.

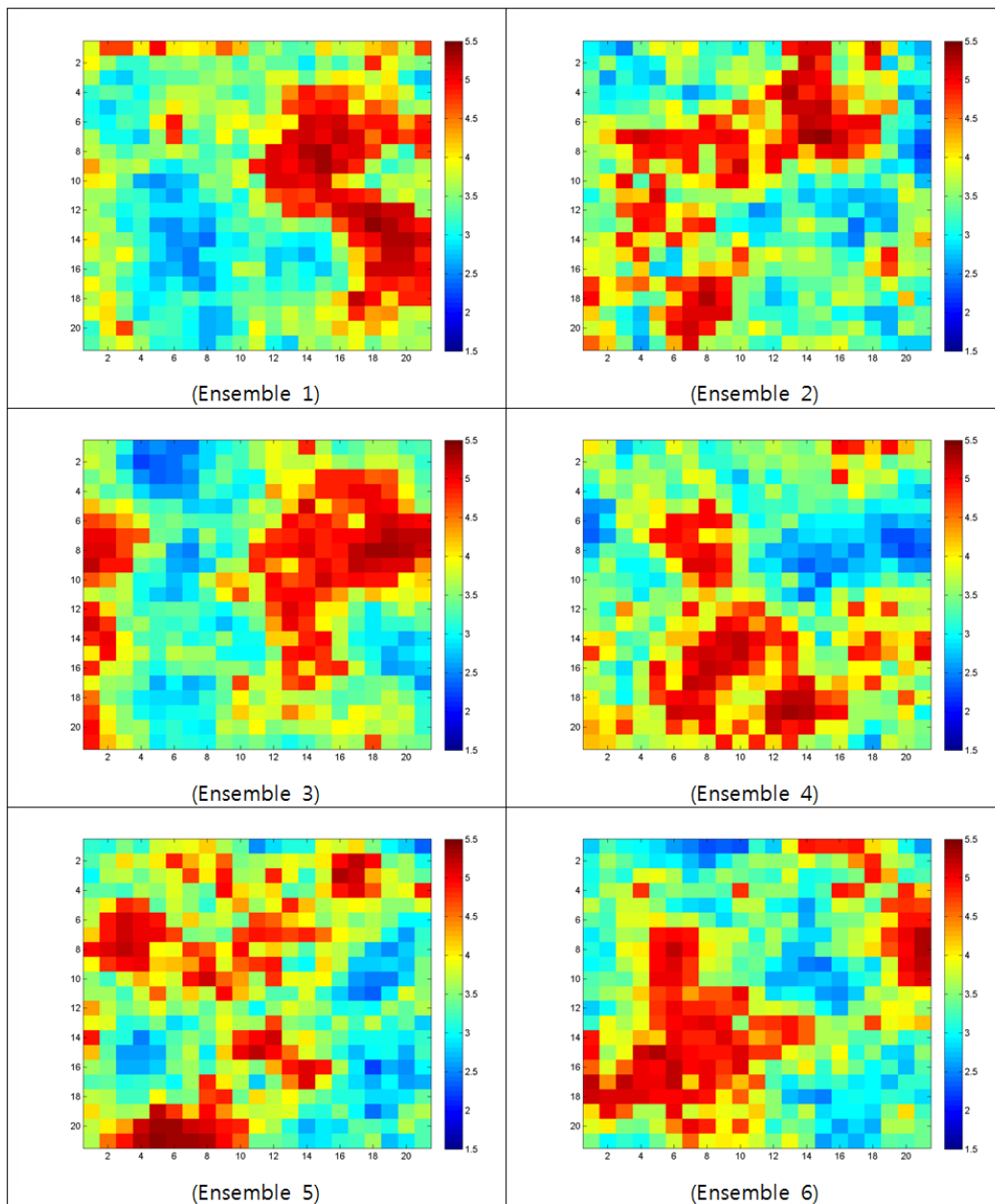


Figure 4.7 Log permeability distribution of initial ensembles

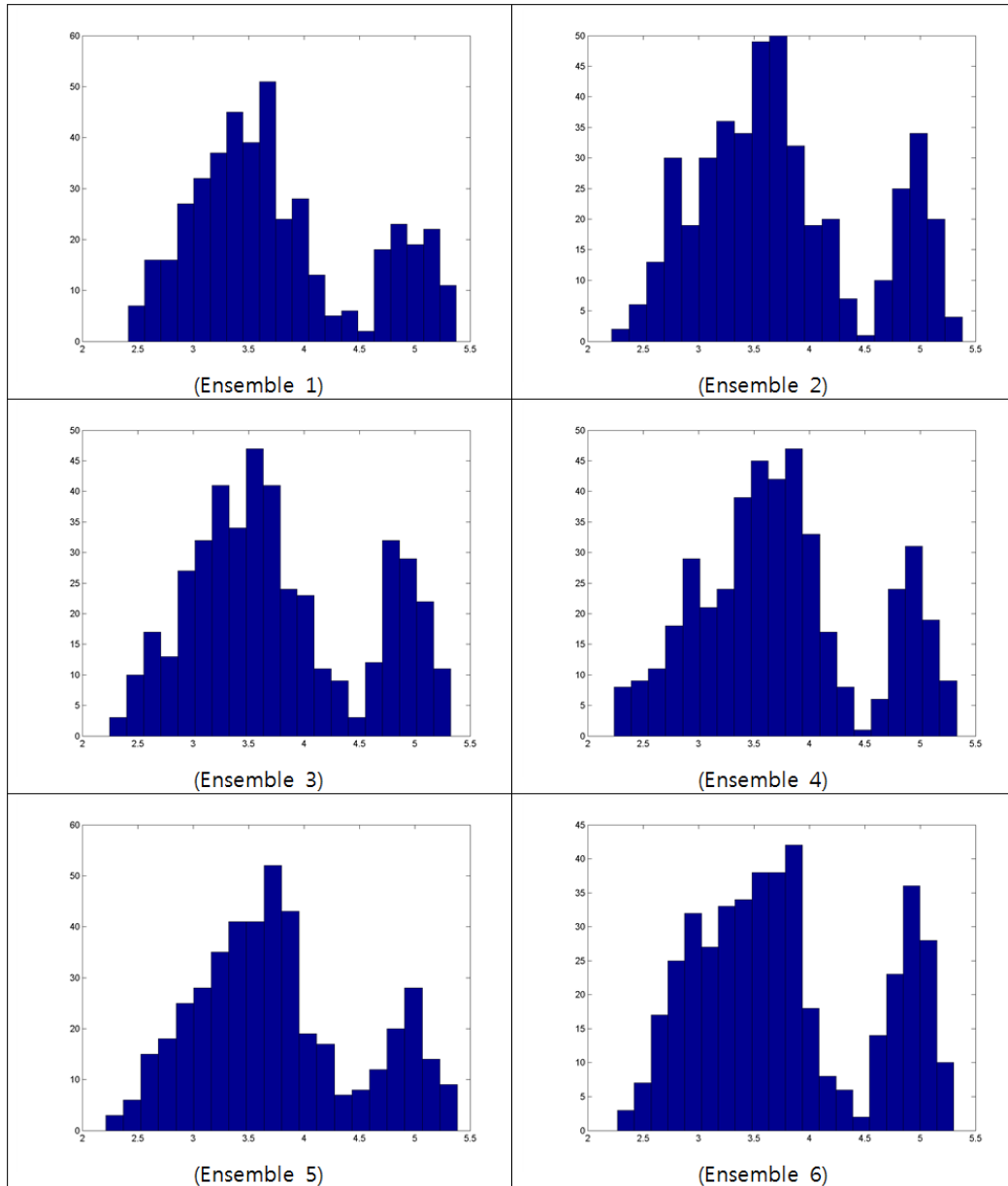


Figure 4.8 Log permeability histogram of initial ensembles

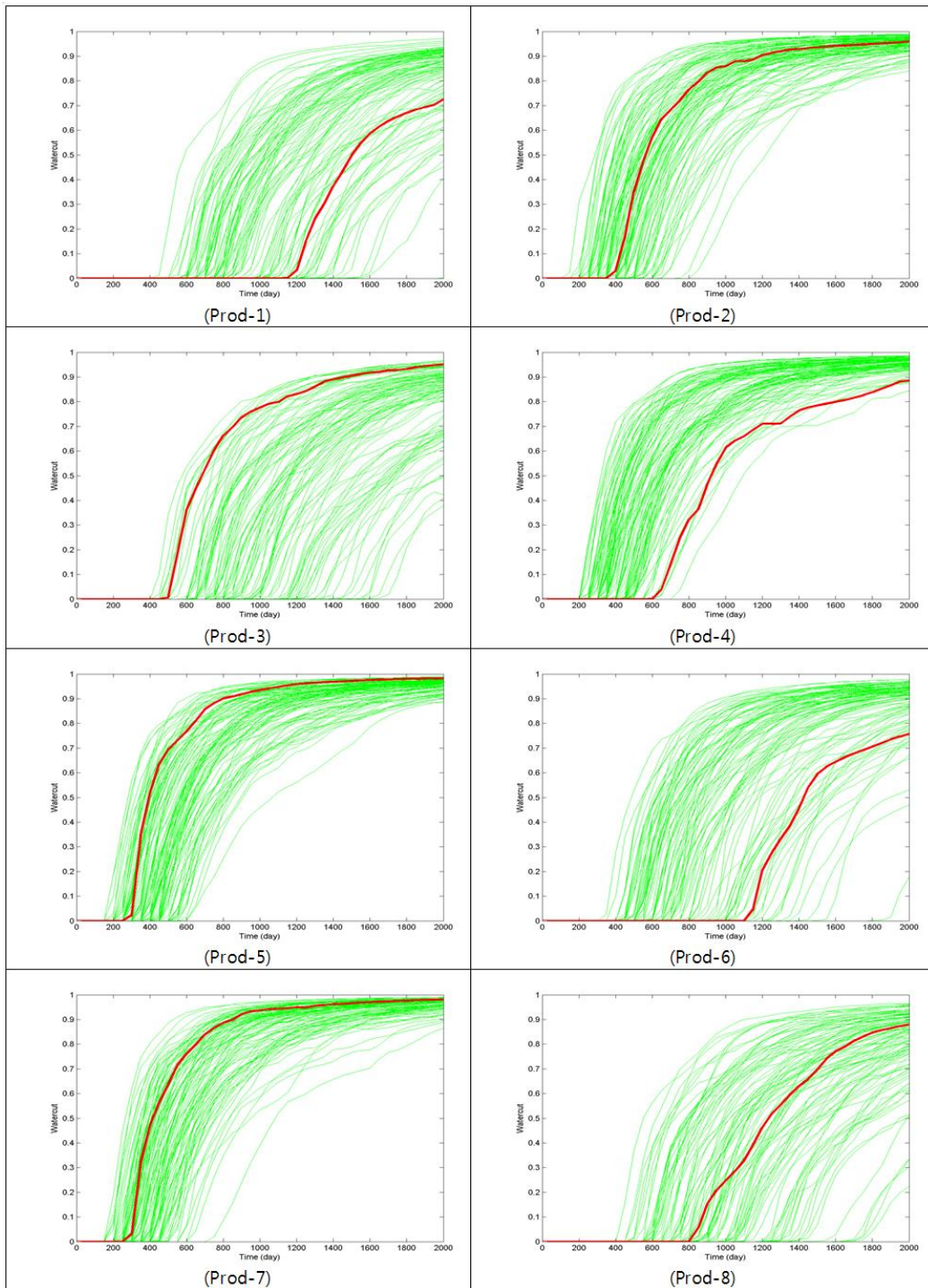


Figure 4.9 Watercut response curves of initial ensembles

4.3 비모수접근법 적용이 특성화 결과에 미치는 영향

앞서 3.1.2절에서 설명한 방법대로, 비모수접근법과 정규스코어변환을 활용하여 초기양상블이 갖는 이중최빈값 분포를 유지하며 베이지언 방식의 GTTI를 수행하였다. 앞서 생성한 초기양상블이 참조필드의 물성분포를 유지하고 있으므로, 이를 통해 역산결과에서도 참조필드의 물성분포 특성을 보존할 수 있었다.

생성한 100개 초기양상블 모두에 대해 2,000일의 기간과 1,500일의 기간으로 GTTI를 수행하였다. 기존 방법과의 비교를 위해, 동일한 100개의 초기양상블에 대하여 동일 조건에서 기존 GTTI와 본 연구에서 제안하는 개선된 GTTI를 각각 적용해보았다. 기간을 2,000일과 1,500일로 달리하여 역산을 수행해본 것은, 매칭되는 기간이 제시한 방법의 매칭 수준(quality)에 영향을 미치는지 확인하기 위함이다.

4.3.1 매칭 기간이 2,000 일인 경우

우선 역산을 수행하는 매칭 기간을 동일하게 2,000일로 두고, 기존방법과 제시한 방법으로 GTTI를 수행해보았다. 각 방법에서 도출된 각 100개의 역산결과필드 중 1번부터 6번까지의 6개 필드가 갖는 로그유체투과율 분포는 각각 Figure 4.10과 Figure 4.11과 같다. 그리고 각 방법에서 도출된 6개 필드의 로그유체투과율 히스토그램은 각각 Figure 4.12와 Figure 4.13과 같다.

역산결과필드의 로그유체투과율 분포를 비교해보면, 두 역산방법 모두 실제 참조필드의 불균질한 유체투과율 분포 경향성을 비슷하게 추정하고 있다. 참조필드의 우측 상단에서부터 필드의 하단부 방향으로 길게 관입된

형태로 나타나는 높은 유체투과율의 암상과, 필드 좌측의 낮은 유체투과율 영역을 두 역산방법 모두 예측하고 있다.

하지만 역산결과필드의 로그유체투과율 히스토그램을 비교해보면, 기존의 GTTI 기법은 초기양상블의 물성분포 형태를 보존하지 못하고 정규분포에 가깝게 분포특성을 변질시킨다. 반면 새롭게 제시된 GTTI 기법은 초기양상블의 유체투과율이 갖는 이중최빈값 분포를 유지하고 있음을 확인할 수 있다.

Figure 4.12의 기존 GTTI 기법이 도출하는 6개 역산결과필드들을 보면 3번 양상블을 제외하고는 모두 초기양상블이 지닌 이중최빈값 분포 형태가 아닌 정규분포 형태로 분포 특성이 변화되었음을 알 수 있다. 기존의 베이저언 방식 GTTI는 목적함수가 정규분포 가정으로부터 유도되었고, 역산과정에서 물성의 분포특성을 고려하지 못하기 때문에 이러한 결과가 나타나는 것이다.

예외적으로 물성의 분포 형태가 유지되는 3번 양상블의 경우, Figure 4.1의 참조필드와 Figure 4.7의 3번 초기양상블을 비교해보면 애초에 초기필드 자체가 참조필드와 거의 유사함을 알 수 있다. 이로 인해 역산과정에서 단 2차례의 반복만으로 수렴하므로, 물성 업데이트가 거의 이뤄지지 않아 초기 양상블의 이중최빈값 분포가 유지될 수 있었다.

반면 Figure 4.13의 본 논문에서 제시하는 개선된 GTTI 기법이 도출하는 6개 역산결과필드들을 보면, 모두 초기양상블이 지닌 이중최빈값 분포 형태를 그대로 보존하고 있음을 알 수 있다. 초기필드가 참조필드와 거의 유사했던 3번 양상블뿐만 아니라, 초기필드가 참조필드와 유사하지 않았던 다른 모든 양상블들에서도 분포특성이 유지됨을 확인할 수 있다.

한편 Figure 4.14와 Figure 4.15는 각각 기존 GTTI 기법과 제시한 GTTI 기법을 적용하여 도출된 100개의 역산결과필드에 전위시뮬레이션을 수행하여

연은 8개 유정별 워터컷 곡선이다. 그림 상에서 빨간 선으로 표시된 워터컷 곡선은 참조필드에서 관측된 워터컷을 나타낸다. 본 비교 케이스는 2,000일까지의 관측자료 모두를 반영하여 역산을 수행하였으므로 예측을 수행한 구간은 없다.

하지만 그림을 보면, 두 역산방법 모두 결과양상블들이 참조필드의 관측값을 잘 매칭하고 있음을 알 수 있다. 즉 제시한 GTTI 기법은 기존 GTTI 기법에 비해, 물성의 분포특성 유지를 위한 추가적인 조건이 역산과정에 더해졌음에도 매칭 수준이 기존 방법에 뒤떨어지지 않는다.

GTTI에서 매칭 수준의 척도라고 할 수 있는 GTT 정규를 비교해보면, 기존방법의 경우 평균값이 52.27일, 표준편차가 39.19일인 반면, 제시한 방법의 경우 평균값이 54.41일, 표준편차가 41.93일이다. 제시한 방법이 평균적으로 약 2일 정도 큰 GTT 정규값을 갖지만, 대신 물성의 분포특성을 보존하므로 이 정도의 미미한 매칭 수준 차이는 상대적으로 무시할 수 있다.

Figure 4.16은 각각 기존방법과 제시한 방법으로 역산한 결과 양상블들의 물 통과시간 매칭 성능을 박스플롯으로 비교한 것이다. 각 유정별 물 통과시점은 실제 해당 유정의 물 통과시점으로 나누어져 정규화되었다. 박스플롯을 보면 제안된 방법이 생산자료에 대하여 기존 방법과 동등한 매칭 수준을 가짐을 알 수 있다.

이처럼 비모수접근법과 정규스코어변환을 적용하여 개선된 GTTI는 기존 GTTI와 달리 초기양상블의 물성분포 특성을 보존하는 역산결과를 도출할 뿐만 아니라, 생산자료에 대해 우수한 매칭 성능을 가진다. 따라서 제안된 GTTI를 이용하면, 비정규성이 강한 필드에 대해서도 비정규적 분포특성을 보존하며 효과적으로 역산 및 불확실성 정량화를 수행할 수 있다.

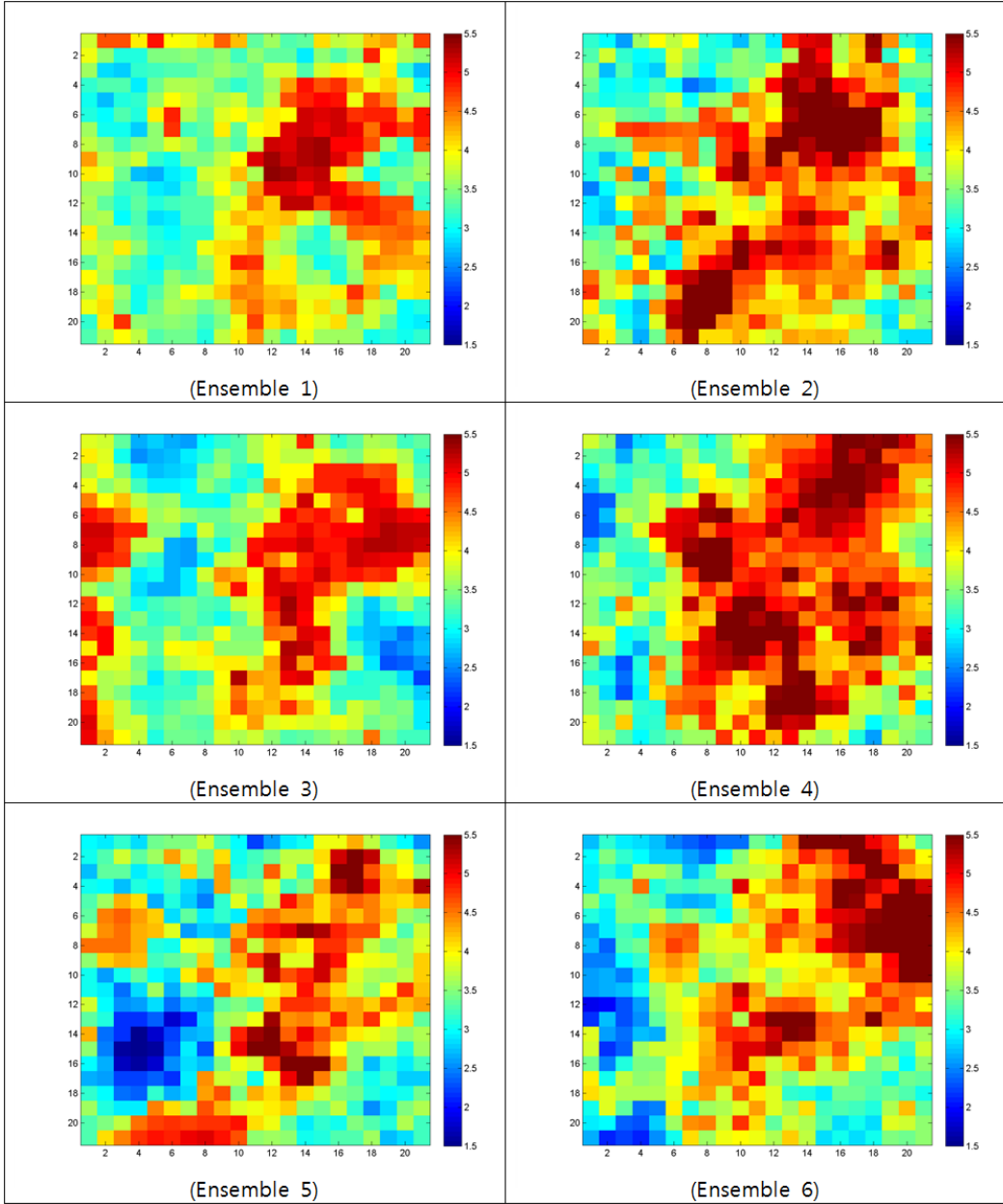


Figure 4.10 Log permeability distribution of final ensembles
 matched by original Bayesian GTTI (2,000 days)

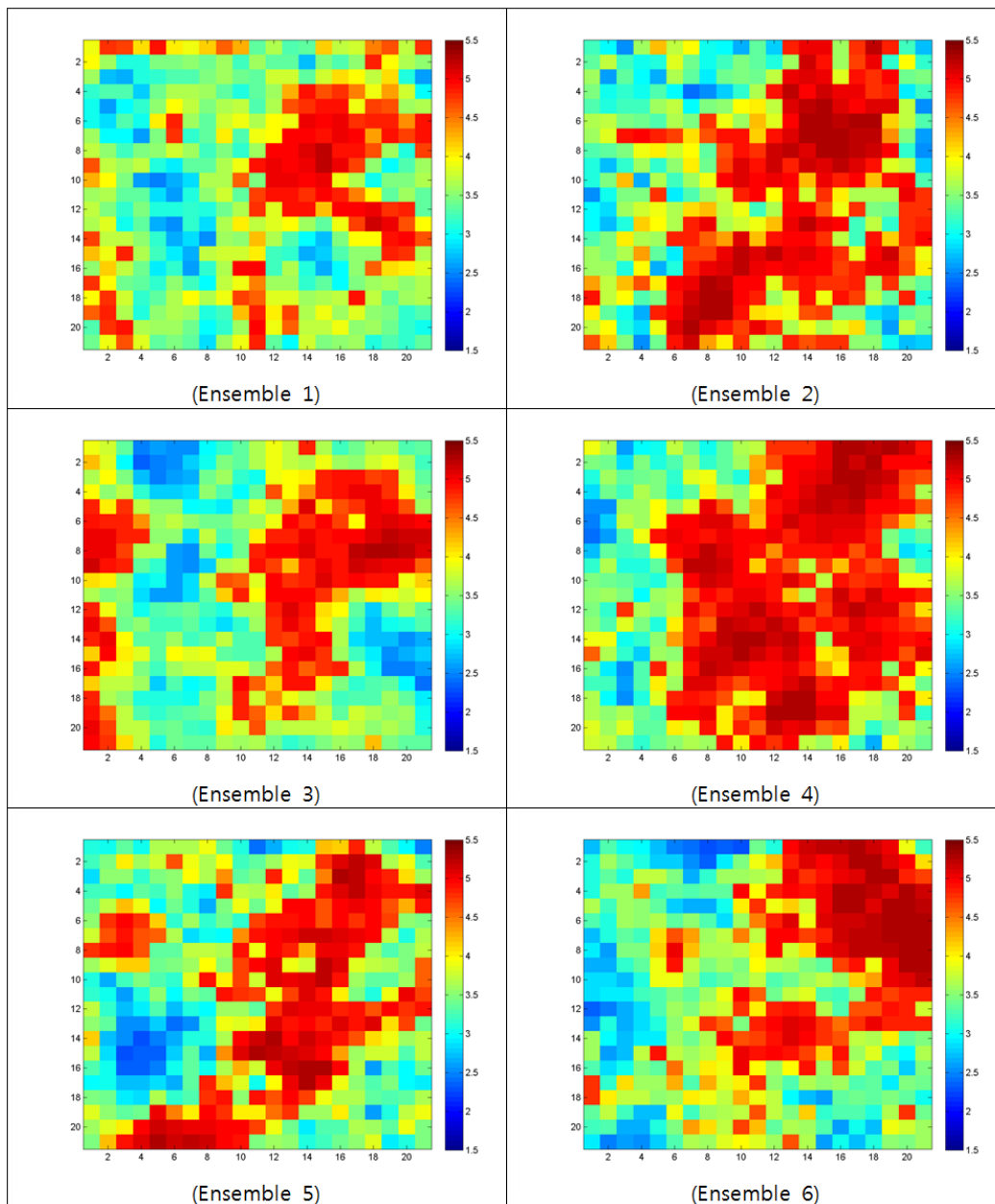


Figure 4.11 Log permeability distribution of final ensembles
 matched by the suggested Bayesian GTTI (2,000 days)

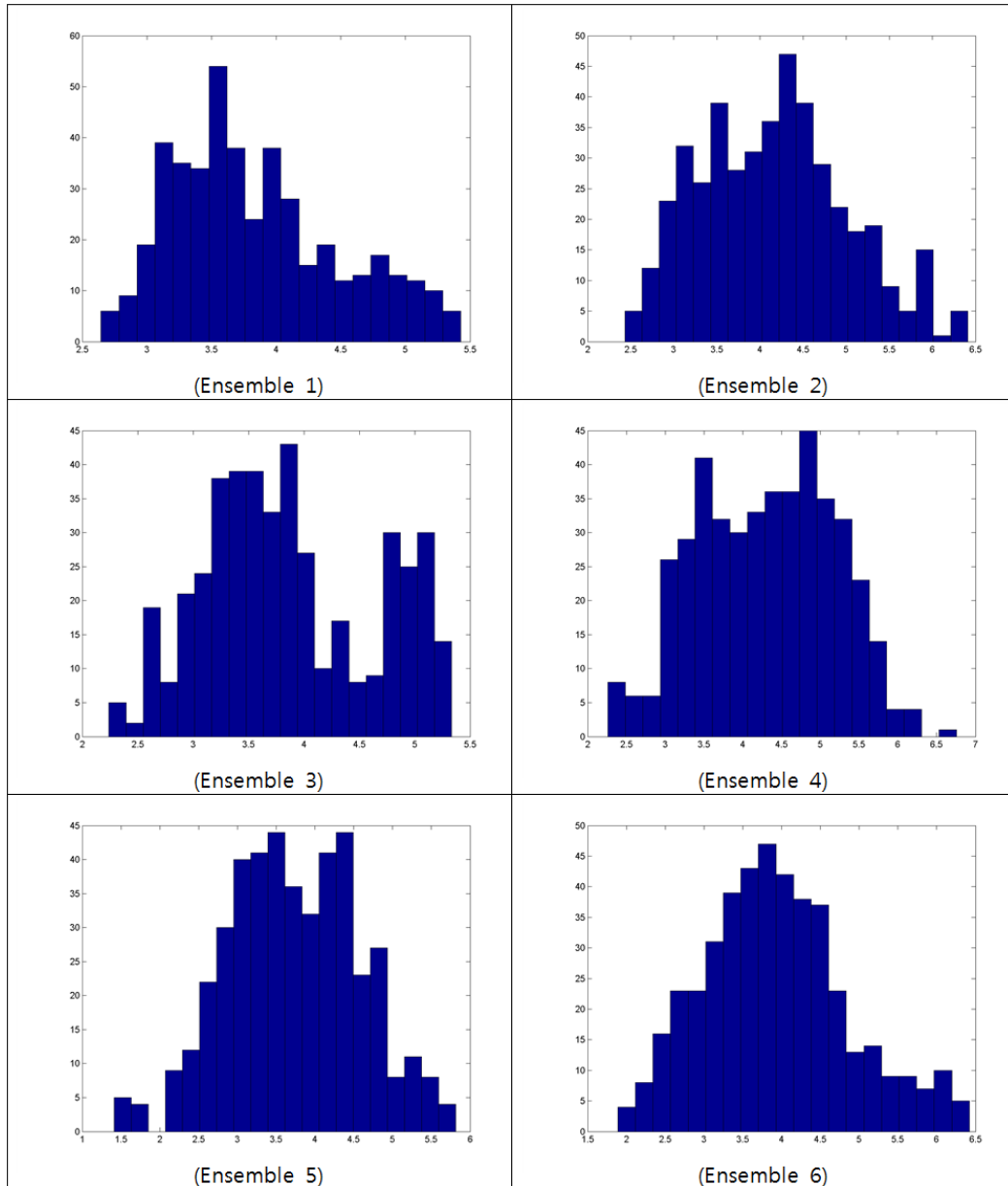


Figure 4.12 Log permeability histogram of final ensembles
 matched by original Bayesian GTTI (2,000 days)

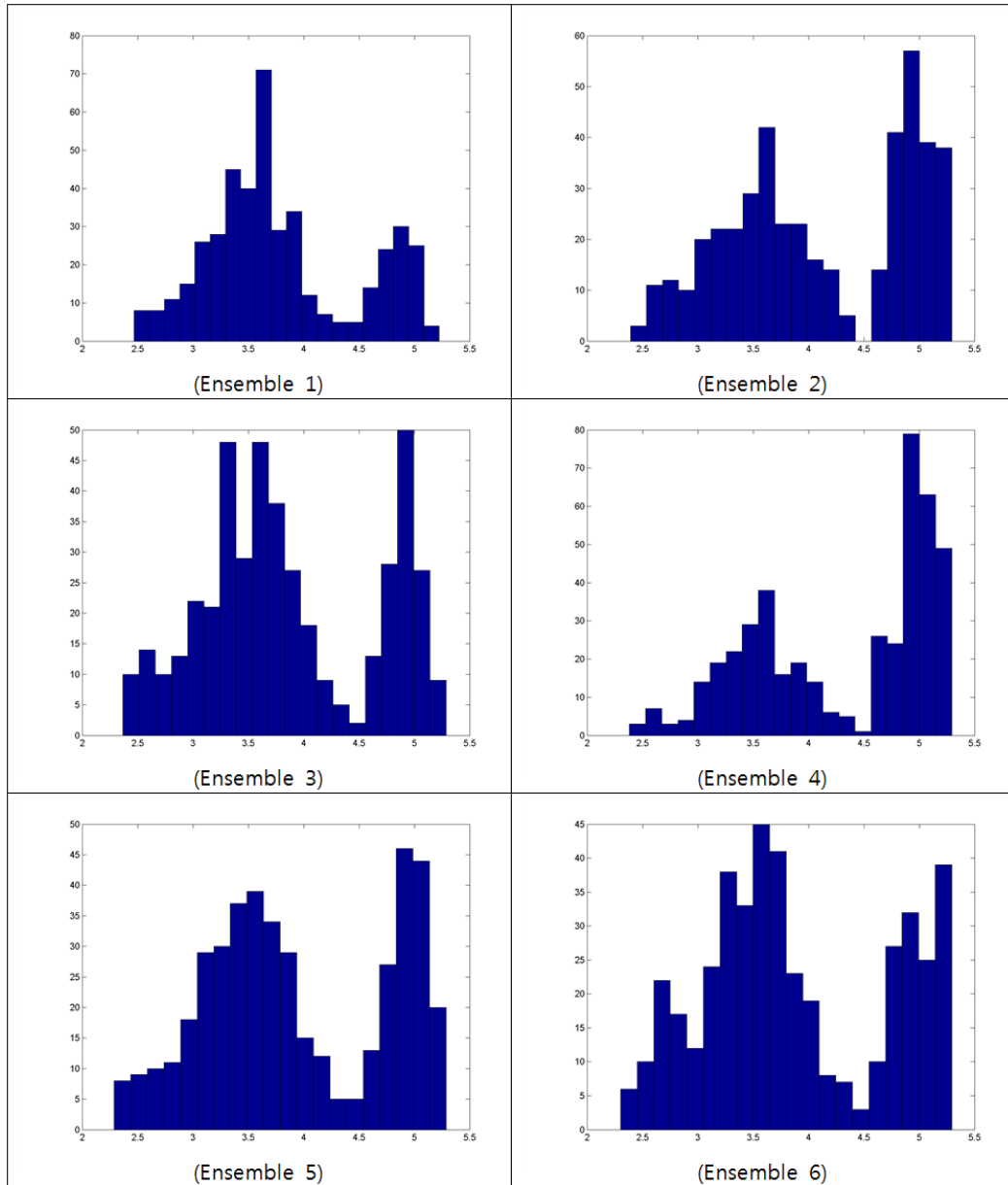


Figure 4.13 Log permeability histogram of final ensembles matched by the suggested Bayesian GTTI (2,000 days)

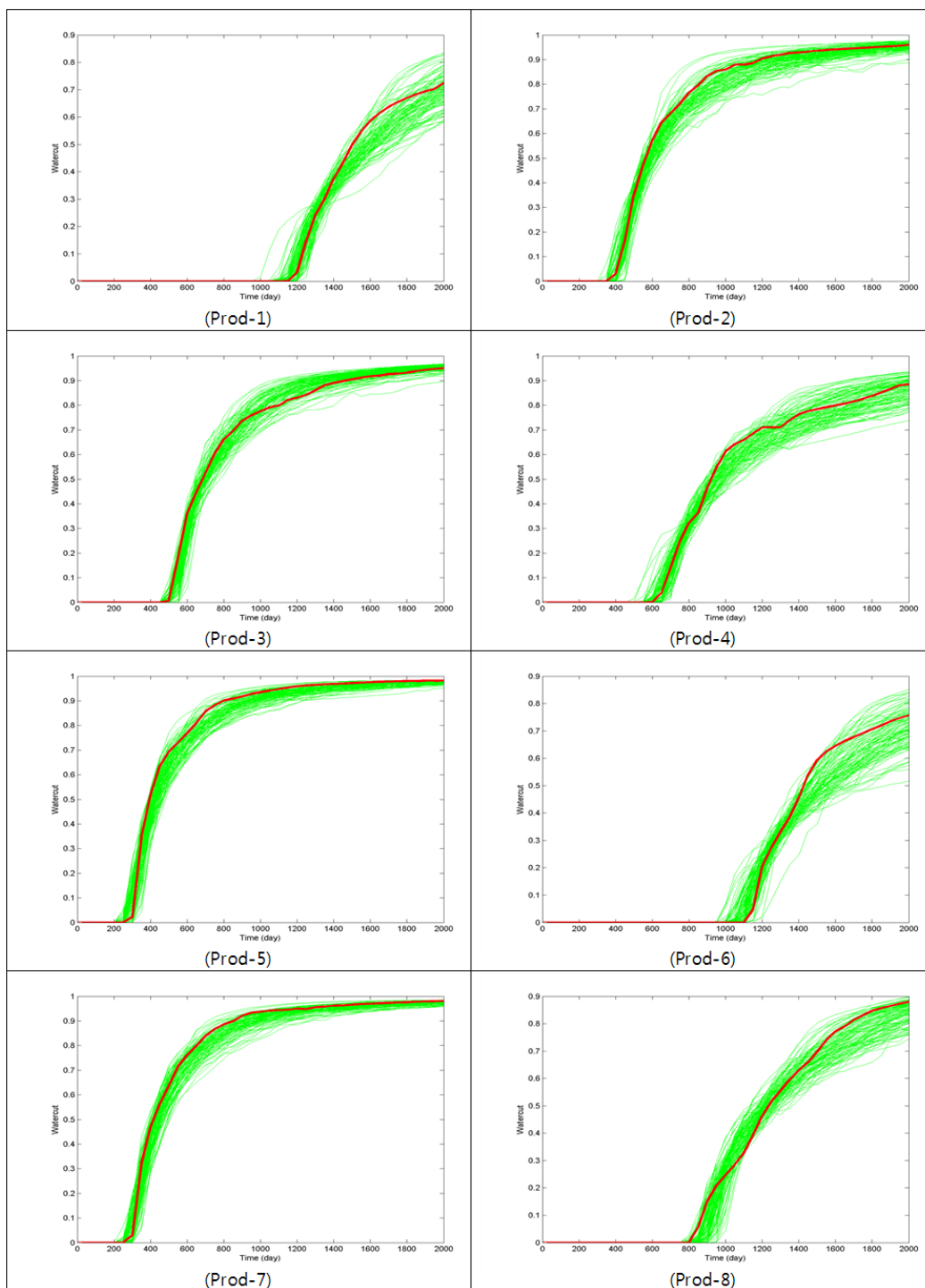


Figure 4.14 Watercut of final ensembles matched by original GTTI (2,000 days)

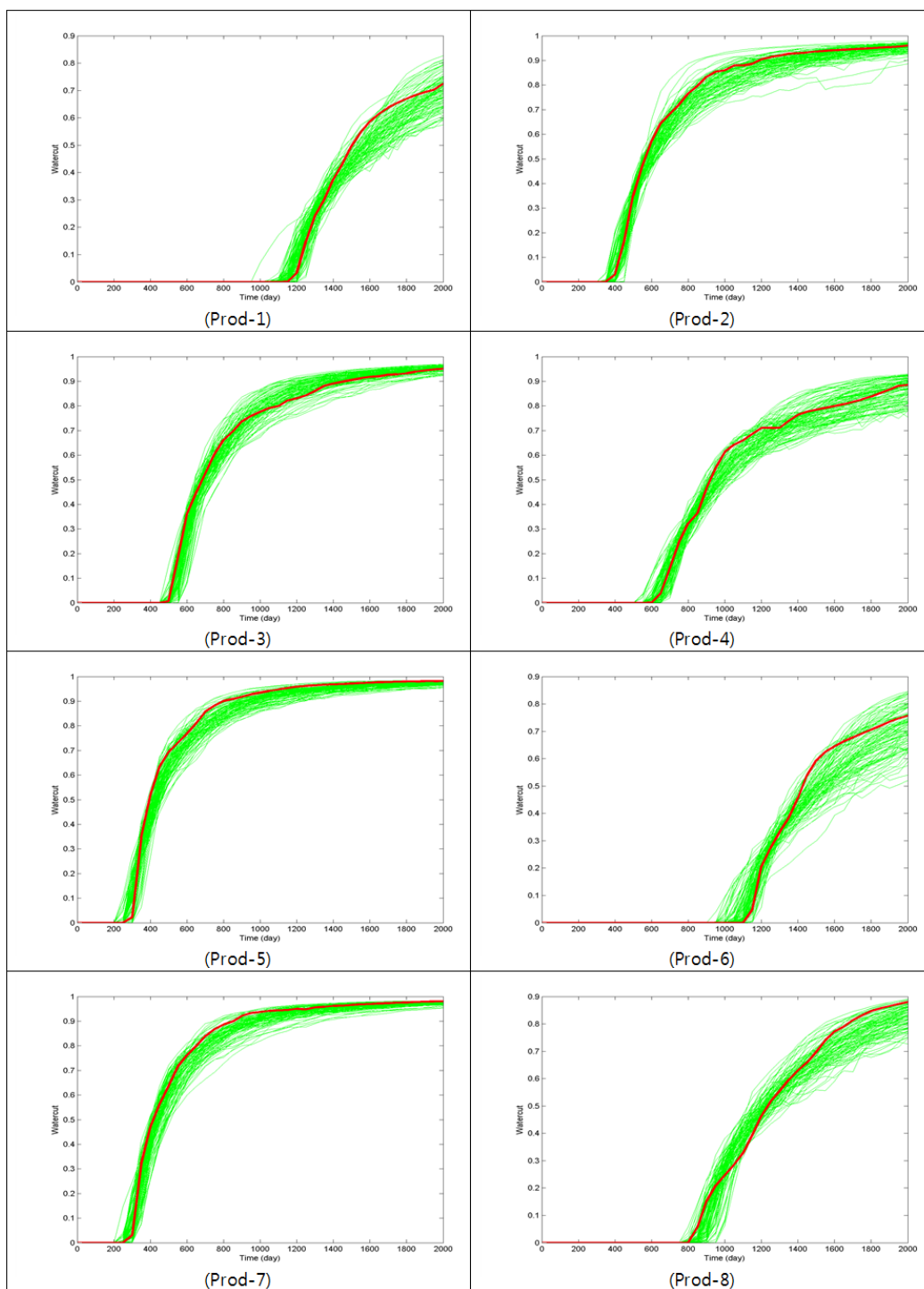


Figure 4.15 Watercut of final ensembles matched by the suggested GTTI

(2,000 days)

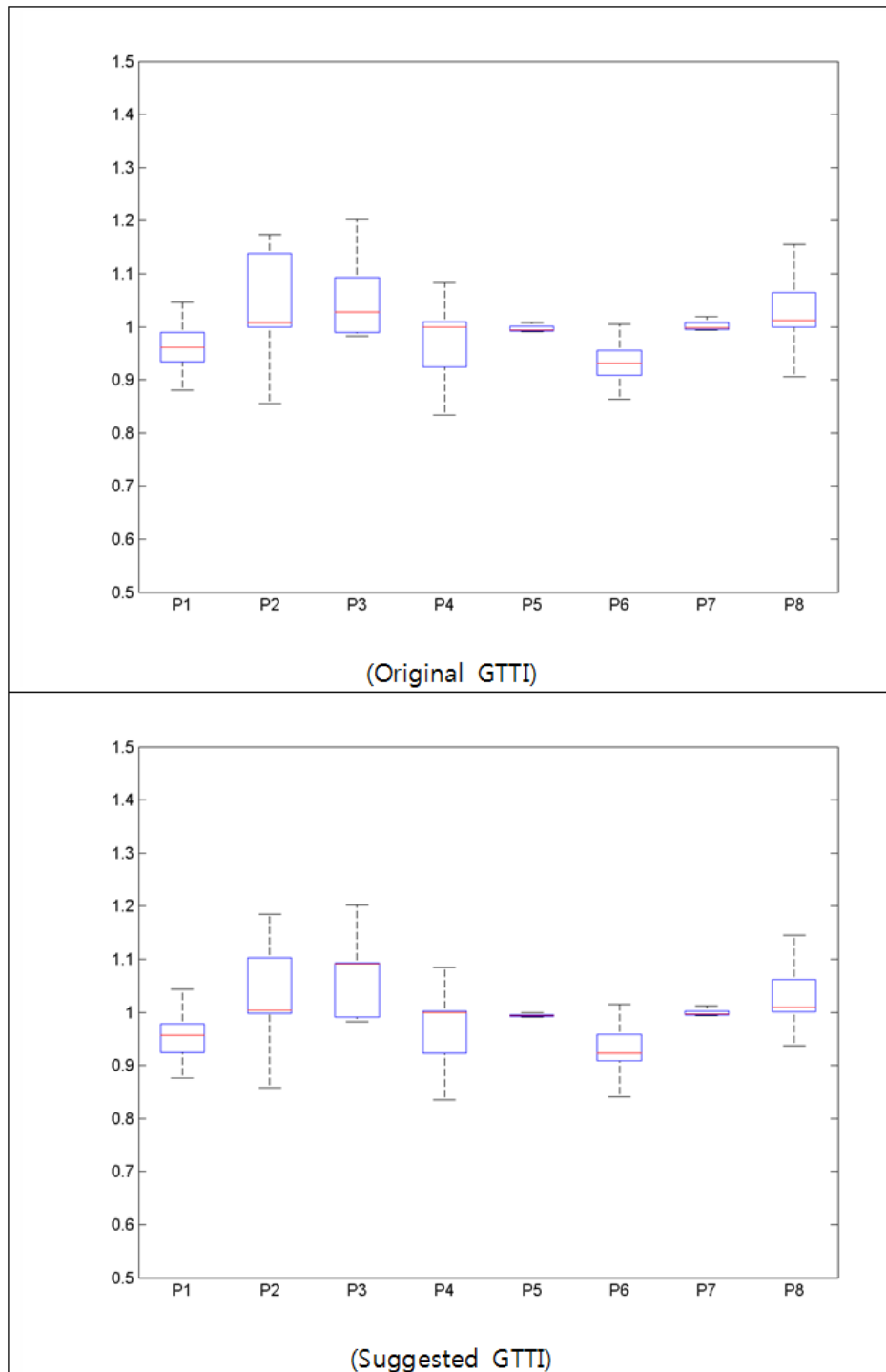


Figure 4.16 Boxplot of normalized water breakthrough time (2,000 days)

4.3.2 매칭 기간이 1,500 일인 경우

역산을 수행하는 매칭 기간을 이번에는 동일하게 1,500일로 두고, 기존 방법과 제시한 방법으로 GTTI를 수행해보았다. 각 방법에서 도출된 각 100개의 역산결과필드 중 1번부터 6번까지의 6개 필드가 갖는 로그유체투과율 분포는 각각 Figure 4.17과 Figure 4.18과 같다. 그리고 각 방법에서 도출된 6개 필드의 로그유체투과율 히스토그램은 각각 Figure 4.19와 Figure 4.20과 같다.

역산결과필드의 로그유체투과율 분포를 비교해보면, 두 역산방법 모두 2,000일 매칭 케이스와 마찬가지로 실제 참조필드의 불균질한 유체투과율 분포 경향성을 비슷하게 추정하고 있다. 하지만 2번 앙상블의 경우 두 방법 모두 높은 유체투과율의 영역이 넓게 나타나는 오버슈팅 문제가 뚜렷하게 나타남을 확인할 수 있다.

이는 Figure 4.7의 2번 초기앙상블을 보면 알 수 있듯이, 초기앙상블의 유체투과율 분포 경향성이 참조필드와 반대이기 때문에 나타나는 현상이다. 참조필드의 경우 좌측에 낮은 유체투과율 영역이 존재하고 우측에 높은 유체투과율 영역이 존재하는 반면, 2번 초기앙상블은 좌측에 높은 유체투과율 영역이 존재하고 우측에 낮은 유체투과율 영역이 존재한다. 이로 인해 역산 과정에서 물성 업데이트가 반복적으로 이루어질 때, 물성분포를 올바르게 추정하지 못하고 오버슈팅 현상이 나타난다. 특히 1,500일까지의 관측값으로 매칭하는 본 케이스의 경우, 매칭에 쓰이는 자료가 상대적으로 적기 때문에 이러한 현상이 두드러진다.

역산결과필드의 로그유체투과율 히스토그램은 앞서 수행한 2,000일 매칭 케이스와 동일한 양상을 보인다. 기존 GTTI 기법은 3번 앙상블을 제외하고는

모두 초기양상블이 지닌 이중최빈값 분포형태를 유지하지 못하고 정규분포 형태로 분포특성이 변화하였다. 반면 본 논문에서 제시하는 개선된 GTTI 기법은 모든 역산결과필드에서 초기양상블이 지닌 이중최빈값 분포특성이 보존됨을 확인할 수 있다.

다만 2번 양상블의 경우 앞서 언급한 이유로 인해 유체투과율 분포 상에서 높은 유체투과율의 빈도가 높게 나타났다. 하지만 이러한 오버슈팅 현상은 제시한 방법에서뿐만 아니라, 기존 GTTI에서도 나타난다. 따라서 이 문제를 본 논문에서 제시한 방법만의 한계로 볼 수는 없으며, 실제 필드를 올바르게 대표하는 초기 양상블 생성의 중요성을 의미한다고 볼 수 있다. 3번 초기양상블과 같이 실제 참조필드와 상반된 경향성을 나타내는 필드는 적절하게 생성된 초기 양상블이라 볼 수 없다.

GTTI를 비롯한 각종 역산기법을 이용한 저류층특성화에서 양질의 특성화 결과를 얻기 위해서는, 우선 실제 필드를 바르게 대표할 수 있는 양질의 초기양상블들이 반드시 생성되어야 한다. 아무리 뛰어난 역산기법 일지라도, 입력되는 초기자료가 불확실성이 큰 불완전한 자료이면 GIGO(Garbage-in, Garbage-out)란 말과 같이 정확한 특성화 결과를 얻을 수 없다.

한편 Figure 4.21과 Figure 4.22는 각각 기존 GTTI 기법과 제시한 GTTI 기법을 적용하여 도출된 100개의 역산결과필드에 전위시물레이션을 수행하여 얻은 8개 유정별 워터컷 곡선이다. 그림 상에서 빨간 선으로 표시된 워터컷 곡선은 참조필드에서 관측된 워터컷을 나타낸다. 본 비교 케이스는 1,500일까지의 관측자료만을 반영하여 역산을 수행하였으므로, 1,500일부터 2,000일까지의 구간에 대해서는 예측이 수행되었다.

그림을 보면, 두 역산기법 모두 확실히 앞서 수행한 2,000일 매칭 케이스에 비해서는 매칭수준이 떨어짐을 알 수 있다. 이는 매칭에 활용된 관측 자료의 수가 3/4 수준으로 더 적기 때문이다. 하지만 2,000일 매칭 케이스에서와 마찬가지로, 본 논문에서 제시된 GTTI 기법은 물성의 분포특성 유지를 위한 추가적인 조건이 역산과정에 더해졌음에도 불구하고 기존 GTTI 기법에 비해 매칭 수준이 뒤떨어지지 않음을 알 수 있다. 또한 1,500일에서 2,000일까지의 구간에서 수행된 생산 예측에 있어서도 동등한 예측 성능을 나타내었다.

GTTI에서 매칭 수준의 척도라고 할 수 있는 GTT 정규를 비교해보면, 기존방법의 경우 평균값이 61.86일, 표준편차가 68.22일인 반면, 제시한 방법의 경우 평균값이 66.24일, 표준편차가 70.94일이다. 이를 통해 앞서 수행한 2,000일 매칭 케이스에 비해 두 방법 모두 매칭 수준이 낮아졌음을 정량적으로 알 수 있다. 또한 제시한 방법이 평균적으로 약 4일 정도 큰 GTT 정규값을 갖지만, 대신 물성의 분포특성을 보존하므로 이 정도의 매칭 수준 차이는 상대적으로 무시 가능하다.

Figure 4.23은 각각 기존방법과 제시한 방법으로 역산한 결과 앙상블들의 물 통과시간 매칭 및 예측 성능을 박스플롯으로 비교한 것이다. 각 유정별 물 통과시점은 실제 해당 유정의 물 통과시점으로 나누어져 정규화되었다. 박스플롯을 보면 제안된 방법이 생산자료에 대하여 기존 방법과 동등한 매칭 및 예측 성능을 가짐을 알 수 있다.

이와 같이 1,500일 매칭 케이스에서도, 본 논문에서 제안하는 GTTI가 기존 GTTI와 달리 초기앙상블의 물성분포 특성을 보존하면서도 생산자료에 대해 우수한 매칭 성능을 갖췄음을 증명하였다. 또한 본 케이스에서는 1,500일에서 2,000일까지의 구간에 대해 예측을 수행해봄으로써, 제안하고자

하는 GTTI 기법이 물성분포 보존을 위한 추가적인 조건에도 불구하고 우수한 예측 성능을 가짐을 확인하였다. 따라서 제안된 GTTI 기법은 기존 기법과 달리 비정규성이 강한 필드에 대해서도 비정규적 분포특성을 보존하며 효과적으로 역산 및 예측을 수행할 수 있다. 이를 통해 기존 GTTI 기법으로는 불가능했던, 비정규성이 강한 필드에서의 올바른 불확실성 정량화가 가능하다.

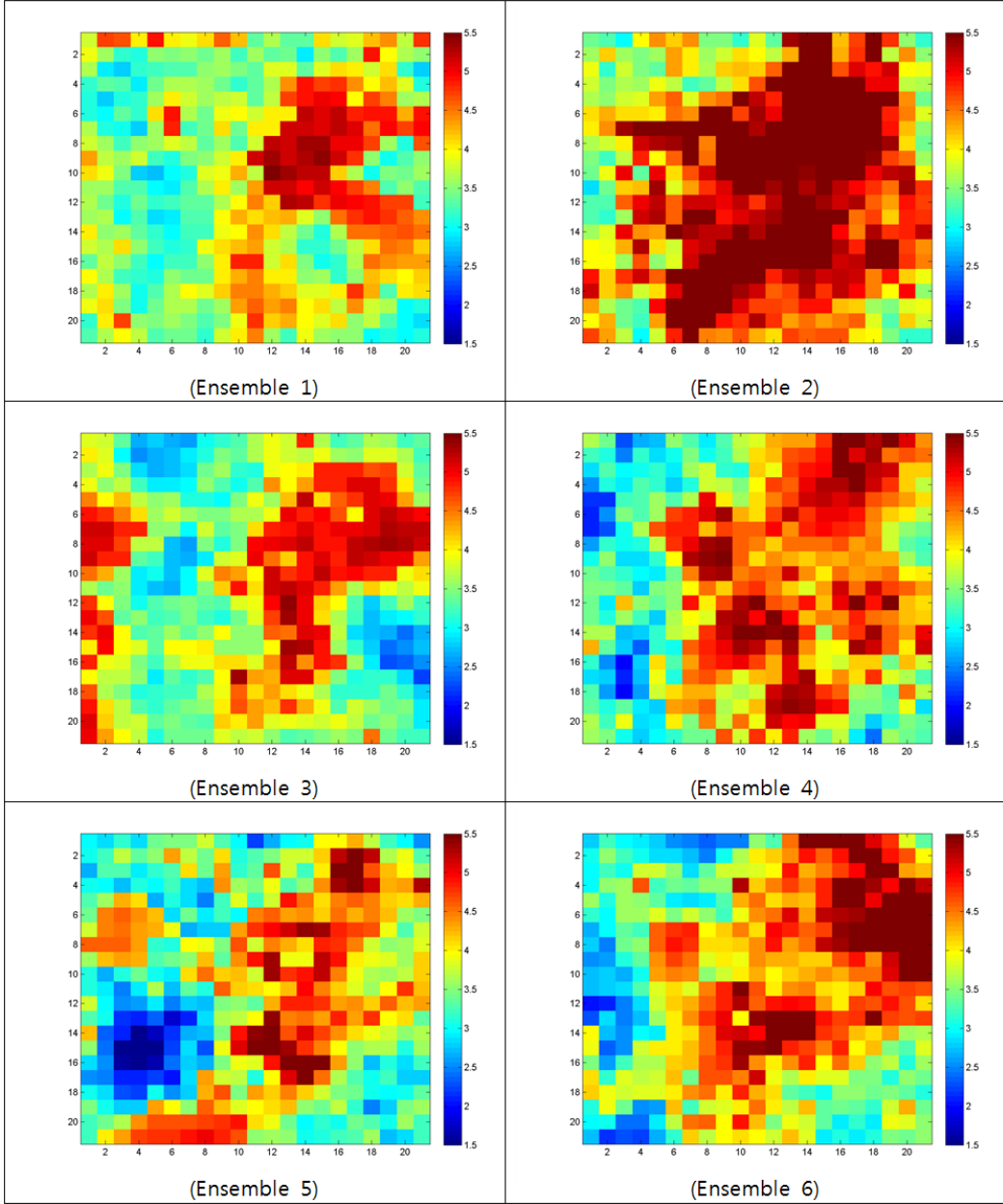


Figure 4.17 Log permeability distribution of final ensembles
 matched by original Bayesian GTTI (1,500 days)

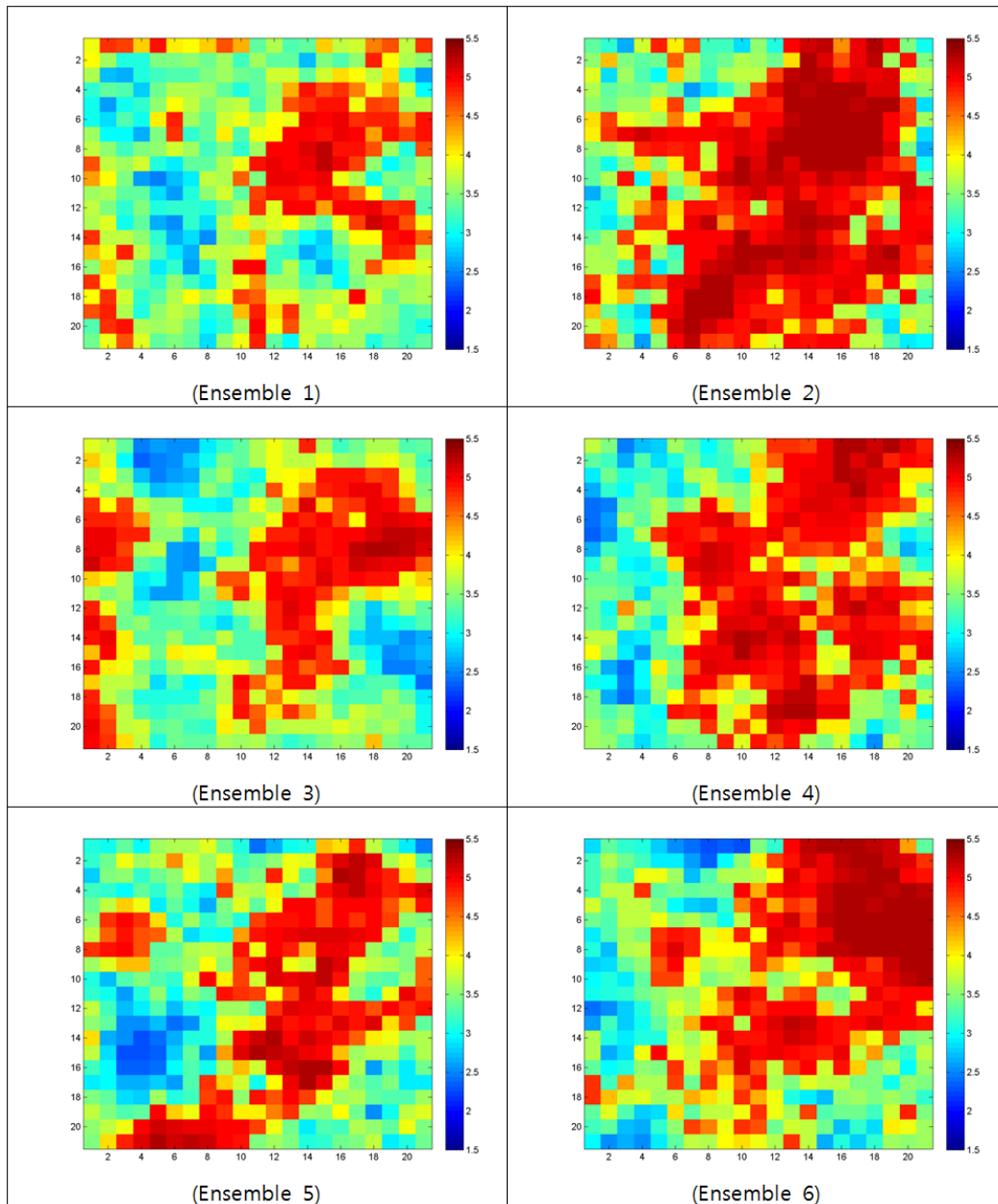


Figure 4.18 Log permeability distribution of final ensembles
 matched by the suggested Bayesian GTTI (1,500 days)

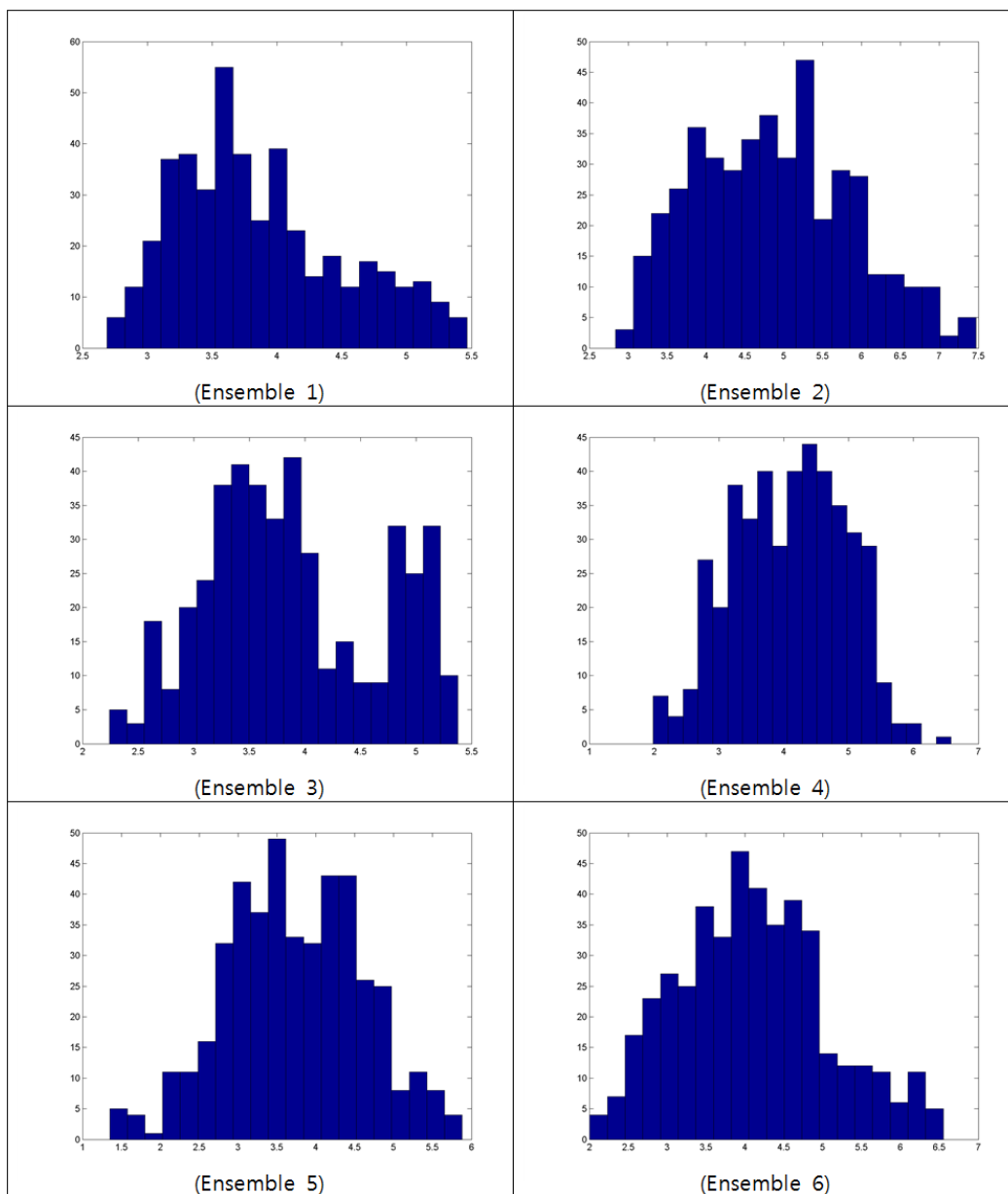


Figure 4.19 Log permeability histogram of final ensembles
 matched by original Bayesian GTTI (1,500 days)

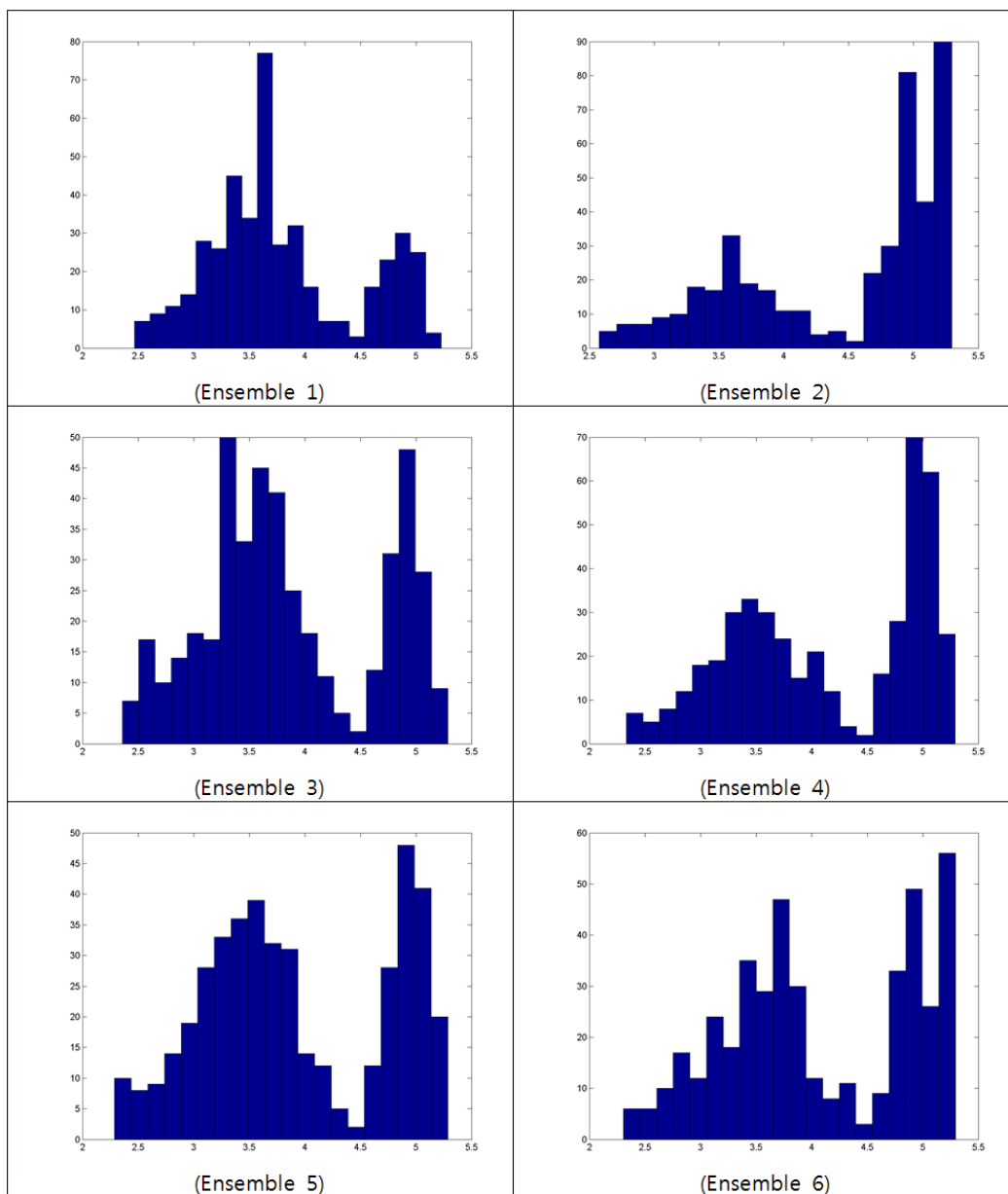


Figure 4.20 Log permeability histogram of final ensembles matched by the suggested Bayesian GTTI (1,500 days)

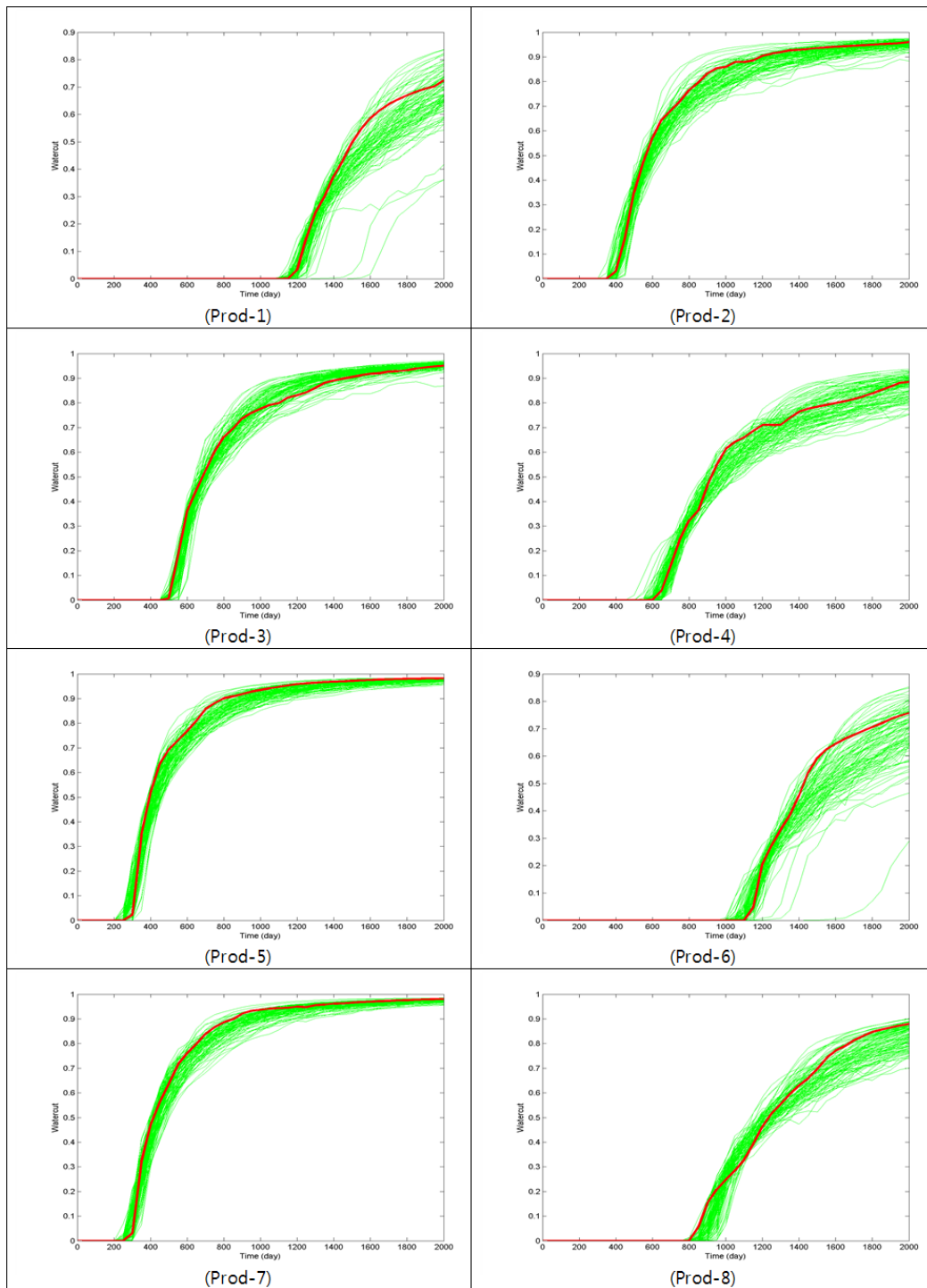


Figure 4.21 Watercut of final ensembles matched by original GTTI (1,500 days)

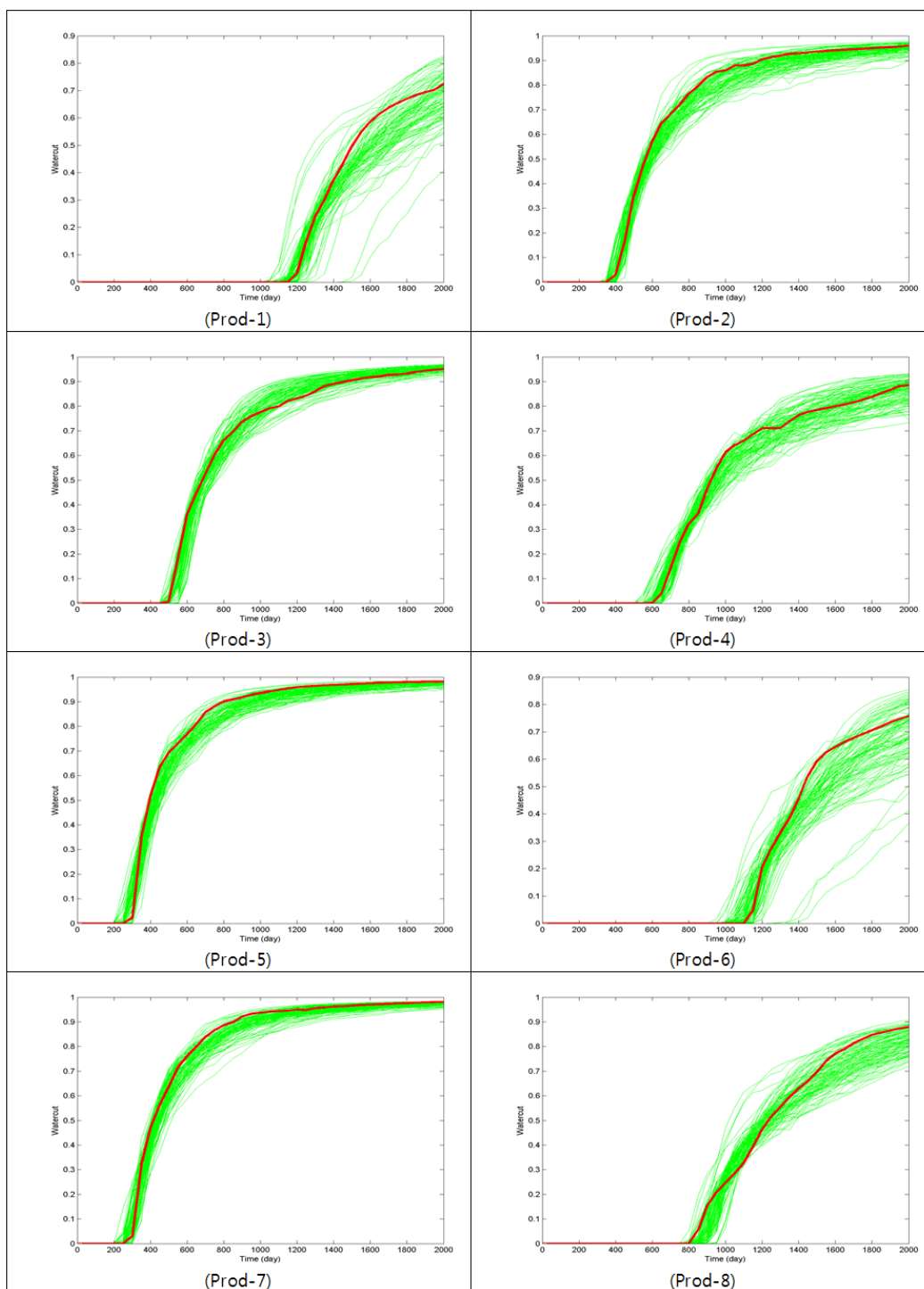


Figure 4.22 Watercut of final ensembles matched by the suggested GTTI

(1,500 days)

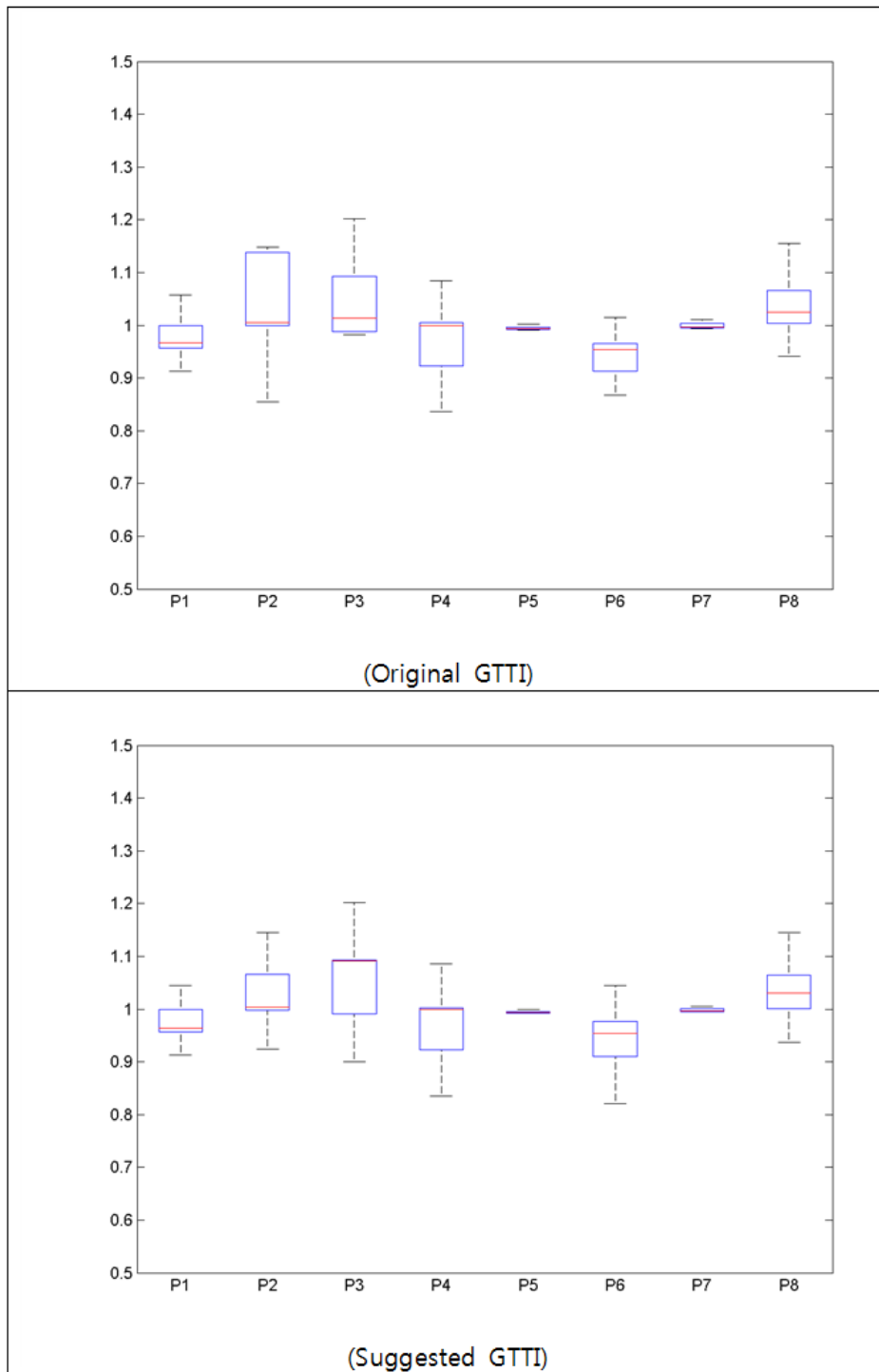


Figure 4.23 Boxplot of normalized water breakthrough time (1,500 days)

4.4 예측 물 돌파시간 적용이 특성화 결과에 미치는 영향

필드에 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들이 존재할 경우, 기존 GTTI에서는 해당 유정들의 생산자료를 역산에 반영할 수 없었다. 즉 해당 유정에서 아직 물 돌파가 발생하지 않았다는 정보를 고려하지 못하였다. 이는 앞서 제시한 비모수접근법과 정규스코어변환을 접목하여 개선한 GTTI 기법에서도 마찬가지이다. 따라서 앞서 3.2절에서 제안한 방법들을 활용하여, 물 돌파시간을 예측하고 예측된 물 돌파시간을 GTTI 기법에 반영해보았다.

본 논문에서 탐구의 대상이 되는 참조필드의 유정별 물 돌파시점은 Table 4.5와 Table 4.6에서 확인할 수 있다. 가장 물 돌파가 늦게 나타나는 생산정은 P1 유정으로서 1,150일에 물 돌파가 발생한다. 매칭 기간을 1,000일로 하여 현재 시점을 1,000일로 가정한 경우, 아직 물 돌파가 발생하지 않은 생산정은 P1과 P6의 2개 유정이다. 반면 매칭 기간을 750일로 하여 현재 시점을 750일로 가정할 경우, 아직 물 돌파가 발생하지 않은 생산정은 P1, P6, P8의 3개 유정이다. 이에 따라, 예측 물 돌파시간을 적용한 GTTI 기법의 타당성을 검증하기 위해 매칭 기간이 각각 1,000일, 750일인 두 가지 케이스에 대해 본 방법을 적용해보았다.

물 돌파시간 예측을 위한 사전 역산에는 앞서 4.3절에서 실효성을 검증해보인, 비모수접근법과 정규스코어변환을 접목하여 개선한 GTTI를 활용하였다. 이는 본 논문의 연구 대상이 되는 참조필드가 강한 비정규성을 갖는 이중최빈값 분포를 따르므로, 역산과정에서 이러한 분포 특성을 보존하기 위함이다.

4.4.1 매칭 기간이 1,000일인 경우

1,000일 시점에 아직 물 돌파가 발생하지 않은 생산정은 P1, P6의 2개 유정이다. 우선 이 2개 유정에 대한 물 돌파시간 예측을 위해 4.3절에서 제안한 GTTI 기법으로 사전 역산을 수행하였다. 기존 GTTI 기법과 마찬가지로 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정의 생산자료는 반영할 수 없으므로, 이미 물 돌파가 발생한 P2, P3, P4, P5, P7, P8의 6개 유정이 1,000일까지 생산한 자료만으로 역산을 수행하였다.

Figure 4.24는 사전 역산으로 도출된 100개의 결과양상블들에 대해 전위시뮬레이션을 수행하여 얻은 8개 유정별 워터컷 곡선이다. 그림 상에서 빨간 선으로 표시된 워터컷 곡선은 참조필드에서 관측된 워터컷을 나타낸다. 이 유정별 워터컷 곡선을 보면, 이미 물 돌파가 발생하여 사전 역산에 생산자료가 반영된 6개 유정(P2, P3, P4, P5, P7, P8)은 높은 매칭수준을 보인다. 이 중에서는 801일경에 가장 늦게 물 돌파가 발생하여 매칭에 활용된 생산자료가 적은 P8 유정이 상대적으로 낮은 매칭수준을 보인다.

반면, 아직 물 돌파가 발생하지 않아 사전 역산에 생산자료가 아예 반영되지 못한 2개 유정(P1, P6)에서는 초기양상블들과 비교하여도 여전히 높은 수준의 불확실성을 가지고 있음을 확인할 수 있다. 역산과정에서 주변 유정들의 생산자료에 대한 매칭으로 인해 어느 정도 불확실성의 감소가 나타나긴 했으나, 해당 유정의 생산자료가 직접적으로 반영되지 못함으로 인해 여전히 불확실성이 높게 나타나는 것이다. 특히 ‘현재 시점까지 아직 물 돌파가 발생하지 않았다.’라는 정보를 반영하지 못함으로 인해, 결과양상블들 중에는 관측된 사실과 다르게 현재 시점(1,000일) 이전에 P1, P6 생산정에서 물 돌파가 발생한 양상블들도 다수 존재한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 물 돌파시점을 예측하고 예측된 물 돌파시점을 GTTI 기법에 반영하고자 하였다. 앞서 수행한 사전역산 결과를 바탕으로 앞서 3.2절에서 제안한 방법들로 물 돌파시점을 예측하였다. 예측한 결과를 표로 정리하면 Table 4.7과 같다.

Table 4.7 Water breakthrough time prediction (1,000 days)

Non BT wells	All ensembles		Non BT for each well at 1,000		Non BT for all of P1, P6 wells			
	Arithmetic AVG		Arithmetic AVG		Arithmetic AVG		Weighted AVG	
Prod-1	1441.0 day		1502.2 day		1288.5 day		1248.0 day	
	100 ens.	+291.0	91 ens.	+352.2	35 ens.	+138.5	35 ens.	+98.0
Prod-6	926.5 day		1237.1 day		1219.3 day		1182.9 day	
	100 ens.	-202.5	41 ens.	+108.1	35 ens.	+90.3	35 ens.	+53.9

Table 4.7의 표에서 각 방법으로 각 유정에서 예측된 물 돌파시점 하단의 값들은, 순서대로 예측에 사용된 앙상블의 수와 실제 물 돌파시점에 대한 오차를 나타낸다. 3.2절에서 언급한 바와 같이, 사전역산에서 도출된 모든 앙상블을 이용하여 물 돌파시점을 추정하는 경우 실제 물 돌파시간을 바르게 예측하지 못하였다. 따라서 아직 해당 유정들에서 물 돌파가 발생하지 않았다는 정보를 활용하여 역산결과 모델들 중에서 현재시점까지 물 돌파가 발생하지 않은 앙상블들을 선별하였다.

특정 유정의 물 돌파시점을 예측하는데 해당 유정에 대해서만 현재 시점까지 물 돌파가 발생하지 않은 앙상블들을 선별할 경우, 예측되는 물

돌파시점이 더 늦춰질 뿐 예측의 정확도는 향상되지 않았다. 하지만 특정 유정의 물 돌파시점을 예측하는데 해당 유정뿐만 아니라 아직까지 물 돌파가 발생하지 않은 모든 유정들에 대해 현재 시점까지 물 돌파가 발생하지 않은 앙상블들을 선별할 경우, 예측의 정확도가 현저히 향상되었다. 아직 물 돌파가 발생하지 않은 모든 유정에서 현재 시점까지 물 돌파가 발생하지 않은 앙상블들은, 실제 필드의 공간적 물성분포 경향을 그만큼 잘 모사하고 있기 때문이다.

이와 같이 아직까지 물 돌파가 발생하지 않은 2개 유정(P1, P6)에서 물 돌파가 1,000일까지 발생하지 않은 35개 앙상블에 대해 산술평균과 가중평균으로 물 돌파시점을 추정하였다. 가중평균에 사용된 가중치는 3.2절에서 설명한대로, 해당 앙상블의 GTT 정규의 역수이다. GTT 정규는 해당 앙상블이 갖는 매칭 오차의 크기를 나타내므로, GTT 정규의 역수값이 클수록 해당 앙상블의 매칭수준이 높음을 의미한다.

선별된 35개 앙상블에 대한 산술평균 추정치와 가중평균 추정치는 둘 다 앞서 추정된 값들에 비해 정확도는 높았지만, GTT 정규를 활용한 가중평균으로 예측한 물 돌파시간이 상대적으로 정확도가 더 높은 경향성을 보였다. 이는 아직 물 돌파가 발생하지 않은 모든 유정들에서 현재 시점 이후에 물 돌파가 발생하는 앙상블을 선별하는 과정에서 편향이 발생하게 되는데, 가중평균을 함으로써 이 편향성을 완화할 수 있기 때문이다. 실제로 산술평균으로 예측한 물 돌파시간보다 가중평균으로 예측한 물 돌파시간이 더 빠른 경향성을 보인다. 즉 물 돌파시간이 늦어지는 앙상블 선별에 따른 편향성이 가중평균을 통해 완화되었음을 알 수 있다.

이와 같이 미래의 물 돌파시간을 추정한 다음, 3.2절에서 설명한 바와 같이 각 유정에서의 매칭 기간을 달리하는 방식으로 GTTI에 예측된 물

돌파시간을 반영하였다. 이미 물 돌파가 발생한 유정들에 대해서는 1,000일까지를 매칭기간으로 하였으며, 현재시점까지 물 돌파가 발생하지 않은 P1, P6 유정에 대해서는 각각 예측된 물 돌파시점까지를 매칭기간으로 하였다. 그리고 물 돌파가 예측된 시점의 워터컷 값은 0.1%로 설정하였다.

이와 같은 방식으로, 산술평균으로 예측한 물 돌파시점과 가중평균으로 예측한 물 돌파시점을 각각 반영하여 GTTI를 수행하였다. 예측된 물 돌파시점을 반영하여 역산된 결과양상블들의 전위시물레이션에서 얻은 워터컷 곡선은 각각 Figure 4.25와 Figure 4.26과 같다. P1, P6 유정의 워터컷이 갖는 불확실성이, 기존 역산기법의 결과라고 할 수 있는 Figure 4.24의 사전 역산 결과양상블의 워터컷 곡선에 비해 현저히 감소하였음을 알 수 있다.

물 돌파시간에 대한 산술평균 추정치와 가중평균 추정치 모두 실제 물 돌파시점보다 좀 더 늦은 시점으로 물 돌파를 예측함으로써 인해 작은 양의 편향이 발생하였다. 이러한 편향은 물 돌파시점 예측치의 오차가 상대적으로 더 큰 산술평균 추정치를 이용한 결과에서 두드러지게 나타난다. 하지만 이러한 결과는 ‘현재 시점까지 해당 유정들에 물 돌파가 발생하지 않았다.’라는 주어진 정보를 온전히 활용한 결과로서, 불확실성을 현저히 줄인 결과이다. 통계학적으로도 편향성이 있지만 분산이 작은 결과를 편향성은 없지만 분산이 큰 경우보다 선호할 수 있다(Choe, 2013).

물 돌파가 발생하지 않은 2개 유정(P1, P6)의 물 돌파시점에 대해 초기양상블 및 사전 역산결과 양상블과 예측을 위해 선정된 양상블, 각각 산술평균과 가중평균으로 예측한 물 돌파시점을 활용한 역산결과 양상블의 박스플롯을 그려보면 각각 Figure 4.27과 Figure 4.28과 같다. 각 양상블의 해당 유정에 대한 물 돌파시점은, 실제 해당 유정이 갖는 물 돌파시점으로 나누어져 정규화되었다. 즉 박스플롯 상에서 1의 값은, 실제 해당 유정의 물

돌파시점을 의미한다. 각 그림의 좌측 박스플롯은 순서대로 초기양상블, 사전 역산결과 양상블, 산술평균 예측 물 돌파시점 활용 역산결과 양상블, 가중 평균 예측 물 돌파시점 활용 역산결과 양상블이다. 우측 박스플롯은 물 돌파시점 예측을 위해 선정된 35개의 양상블들로만 구성된 박스플롯이다.

이 박스플롯들을 보면 사전 역산결과 양상블, 즉 물 돌파가 발생하지 않은 유정을 고려하지 못하는 기존 GTTI 기법의 결과 양상블은, 해당 유정들에서 여전히 높은 불확실성을 가진다. 반면 본 논문에서 제시하는 방법과 같이 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 예측된 물 돌파시간을 반영할 경우 불확실성이 현저히 감소한다. 또한 해당 유정들에서 아직 물 돌파가 발생하지 않았다는 정보가 역산결과모델에 반영됨을 확인할 수 있다.

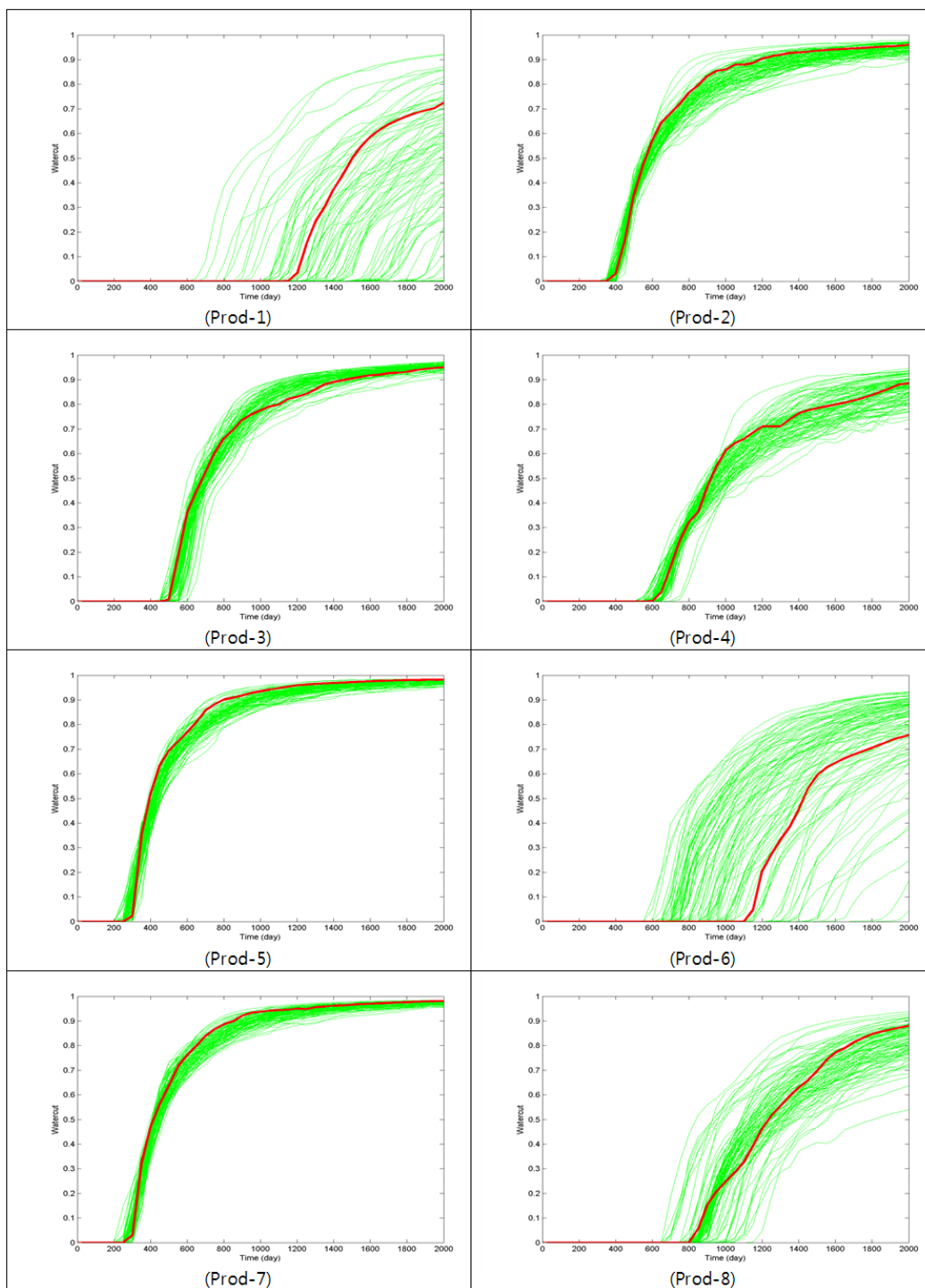


Figure 4.24 Watercut of ensembles pre-matched for predicting breakthrough time (1,000 days)

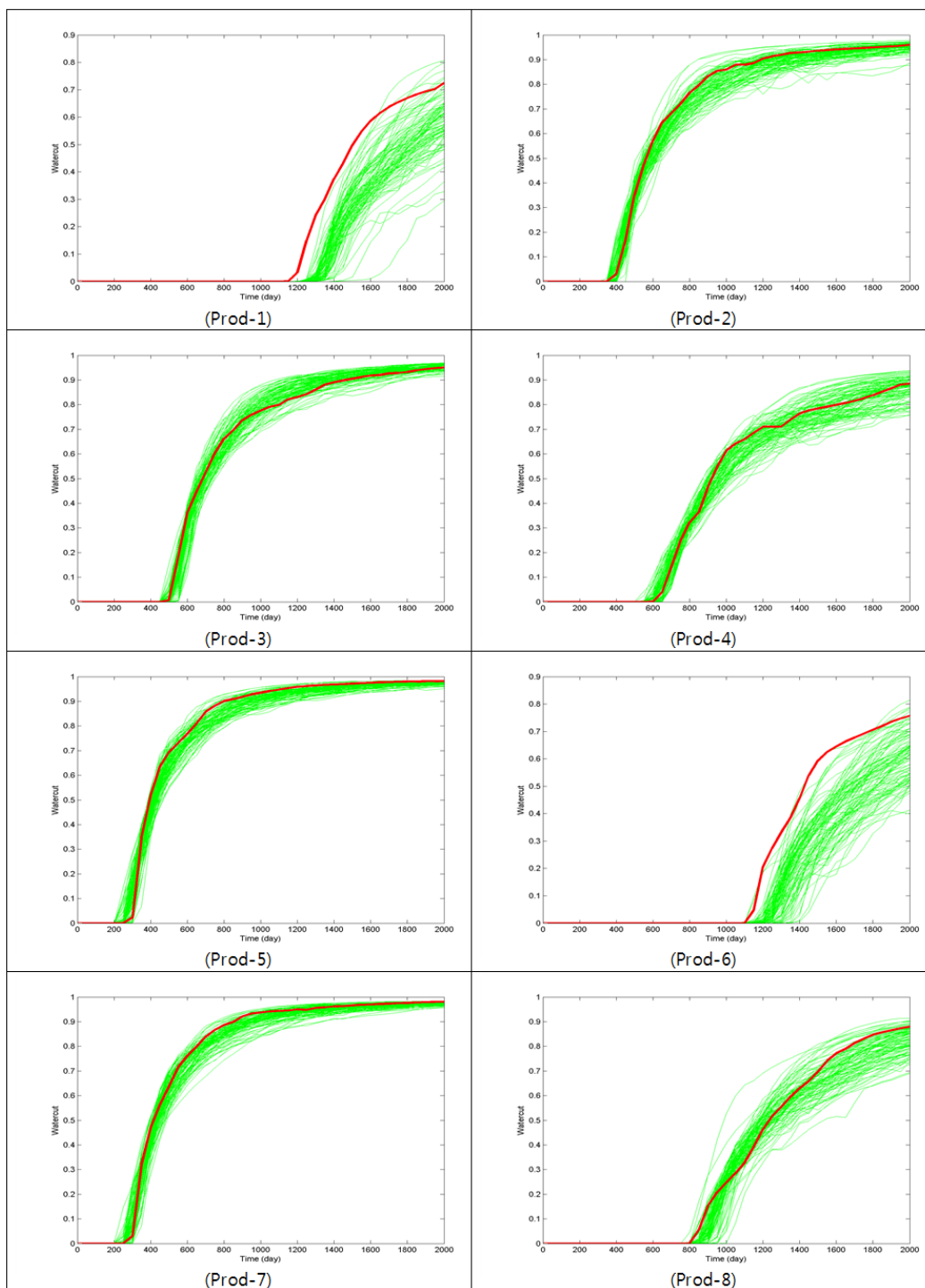


Figure 4.25 Watercut of ensembles matched with arithmetic average
breakthrough time prediction (1,000 days)

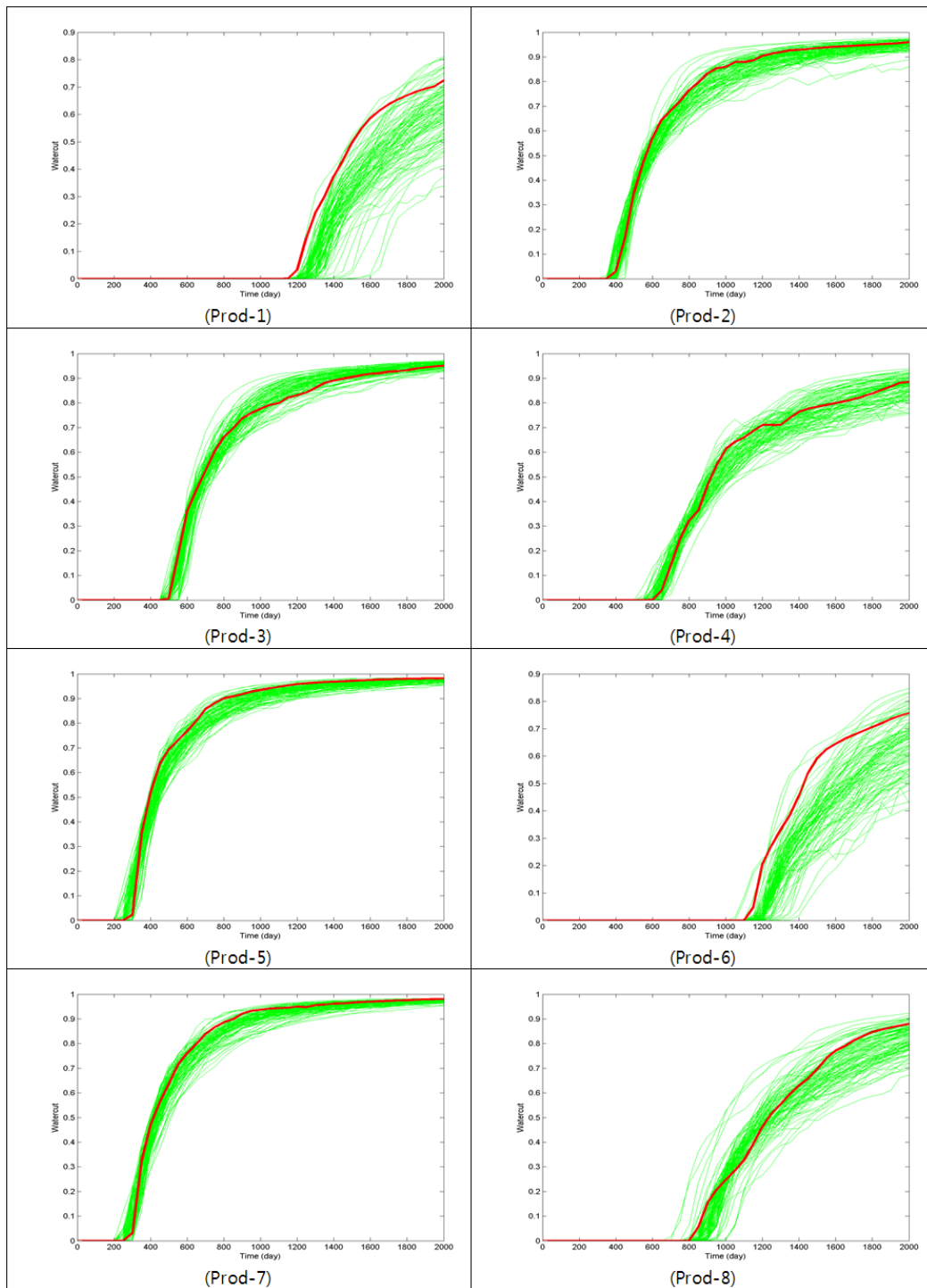


Figure 4.26 Watercut of ensembles matched with GTT norm weighted average breakthrough time prediction (1,000 days)

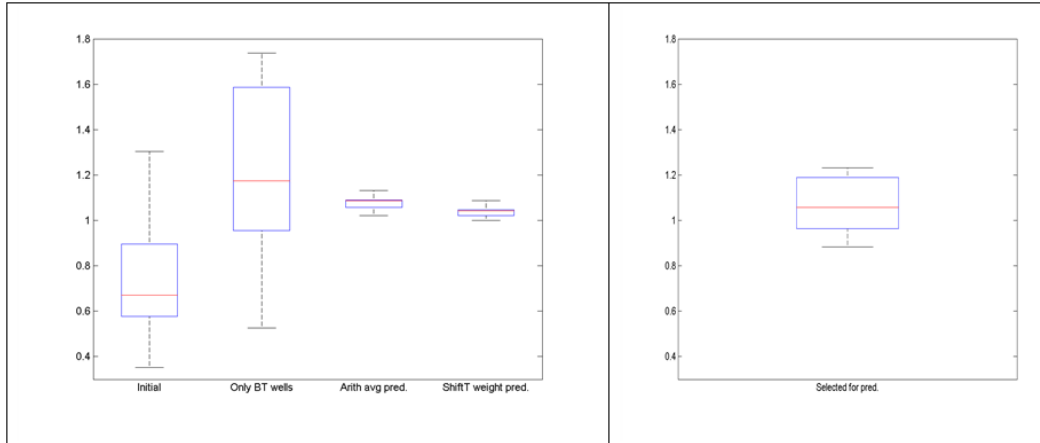


Figure 4.27 Boxplot of normalized water breakthrough time of P1 well
(1,000 days)

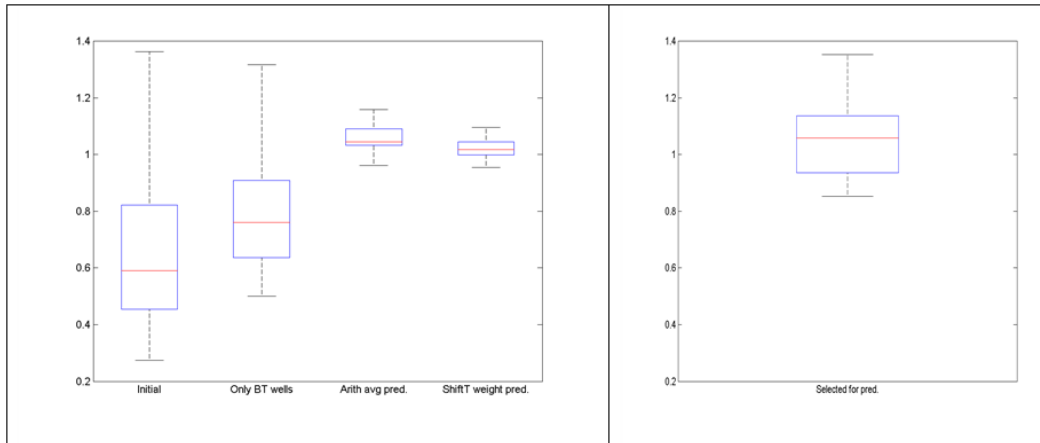


Figure 4.28 Boxplot of normalized water breakthrough time of P6 well
(1,000 days)

4.4.2 매칭 기간이 750일인 경우

750일 시점에 아직 물 돌파가 발생하지 않은 생산정은 P1, P6, P8의 3개 유정이다. 우선 이 3개 유정에 대한 물 돌파시간 예측을 위해 4.3절에서 제안한 GTTI 기법으로 사전 역산을 수행하였다. 사전 역산에는 이미 물 돌파가 발생한 5개 유정(P2, P3, P4, P5, P7)의 750일까지의 생산자료가 반영되었다.

Figure 4.29는 사전 역산으로 도출된 100개의 결과양상블들에 대해 전위시뮬레이션을 수행하여 얻은 8개 유정별 워터컷 곡선이다. 그림 상에서 빨간 선으로 표시된 워터컷 곡선은 참조필드에서 관측된 워터컷을 나타낸다. 이 유정별 워터컷 곡선을 보면, 이미 물 돌파가 발생하여 사전 역산에 생산자료가 반영된 5개 유정(P2, P3, P4, P5, P7)은 높은 매칭수준을 보인다. 이 중에서는 600일경에 가장 늦게 물 돌파가 발생함으로 인해 매칭에 활용된 생산자료가 가장 적은 P4 유정에서 상대적으로 낮은 매칭수준이 나타난다.

반면, 아직 물 돌파가 발생하지 않아 사전 역산에 생산자료가 반영되지 못한 3개 유정(P1, P6, P8)은 초기양상블들에서와 비교하여 여전히 높은 수준의 불확실성을 보인다. 역산과정에서 주변 유정 생산자료에 대한 매칭으로 인해 어느 정도 불확실성의 감소가 나타났으나, 해당 유정의 생산자료가 직접적으로 역산에 반영되지 못했기 때문이다.

특히 1,000일 매칭 케이스에서와 마찬가지로 ‘현재 시점까지 아직 물 돌파가 발생하지 않았다.’는 정보를 반영하지 못하였다. 이로 인해 결과양상블들 중에는 관측된 사실과 다르게 현재 시점(750일) 이전에 P1, P6, P8 유정에서 물 돌파가 발생한 양상블들도 다수 존재한다. 이러한 문제를

해결하기 위해 1,000일 매칭 케이스와 동일한 방식으로 물 돌파시점을 예측하고, 예측된 돌파시점을 GTTI에 반영하였다.

Table 4.8 Water breakthrough time prediction (750 day)

Non BT wells	All ensembles		Non BT for each well at 750		Non BT for all of P1, P6, P8 wells			
	Arithmetic AVG		Arithmetic AVG		Arithmetic AVG		Weighted AVG	
Prod-1	1454.5 day		1470.9 day		1206.2 day		1164.8 day	
	100 ens.	+304.5	98 ens.	+320.9	52 ens.	+56.2	52 ens.	+14.8
Prod-6	910.0 day		1021.7 day		1138.6 day		1117.4 day	
	100 ens.	-219.0	69 ens.	-107.3	52 ens.	+9.6	52 ens.	-11.6
Prod-8	979.0 day		1027.6 day		997.8 day		951.9 day	
	100 ens.	+178.0	87 ens.	+226.6	52 ens.	+196.8	52 ens.	+150.9

앞서 수행한 사전역산 결과를 바탕으로, 3.2절에서 제안한 방법들로 물 돌파시점을 예측하였다. 예측한 결과를 정리하면 Table 4.8과 같다. 이 표에서 각 방법으로 각 유정에서 예측된 물 돌파시점 하단의 값들은, 순서대로 예측에 사용된 앙상블의 수와 실제 물 돌파시점에 대한 오차를 나타낸다. 앞서 1,000일 매칭 케이스와 마찬가지로, 사전역산에서 도출된 모든 앙상블을 이용하여 물 돌파시점을 추정하는 경우 실제 물 돌파시간을 바르게 예측하지 못하였다. 이에 따라 마찬가지로, 아직 물 돌파가 발생하지 않은 모든 유정에서 현재 시점(750일)까지 물 돌파가 발생하지 않은 앙상블들을 선별하여 예측에 사용하였다.

선별된 앙상블은 총 52개이며, 이에 대해 산술평균과 가중평균으로 물 통과시간을 예측하였다. 가중평균에 사용된 가중치는 3.2절에서 설명한 바와 같이 각 앙상블의 GTT 정규의 역수이다. 선별된 52개 앙상블에 대한 산술평균 추정치와 가중평균 추정치 중, GTT 정규를 이용한 가중평균으로 예측한 물 통과시간이 정확도가 상대적으로 더 높은 경향성을 보였다. 이는 앞선 케이스와 마찬가지로, 앙상블을 선별하는 과정에서 발생하는 편향성이 가중평균을 통해 완화되었기 때문이다.

이와 같이 각 유정에서 추정된 물 통과시간을 반영하여, 3.2절에서 설명한 방식으로 GTTI를 수행하였다. 이미 물 통과가 발생한 유정들에 대해서는 현재 시점인 750일까지를 매칭기간으로 하고, 현재 시점까지 물 통과가 발생하지 않은 3개 유정에 대해서는 각각 예측된 물 통과시점까지를 매칭기간으로 하였다. 물 통과가 예측된 시점의 워터컷 값은 0.1%로 설정하였다.

산술평균으로 예측한 물 통과시점과 가중평균으로 예측한 물 통과시점을 각각 반영한 GTTI 결과앙상블의 전위시뮬레이션에서 나타나는 워터컷 곡선은 각각 Figure 4.30과 Figure 4.31과 같다. P1, P6, P8 3개 유정의 워터컷이 갖는 불확실성이, 기존 역산기법의 결과라고 할 수 있는 Figure 4.29의 사전 역산 결과앙상블의 워터컷 곡선에 비해 현저히 감소하였음을 확인할 수 있다.

다만 실제로 물 통과가 발생하는 시점이 801일로 가정된 현재 시점 (750일)에 매우 가까운 미래에 물 통과가 발생하는 P8 유정에서는 상대적으로 큰 양의 편향이 발생하였다. 이는 제안한 예측기법의 한계로서, 현재 시점으로부터 실제 물 통과 시점이 매우 가까운 경우에 예측 성능이 저하됨을 알 수 있다. 하지만 그럼에도 기존 GTTI 기법과 달리, 현재 시점까지 해당 유정에서 물 통과가 발생하지 않았다는 정보가 반영된 결과를 제시한다.

물 통과가 발생하지 않은 3개 유정(P1, P6, P8)의 물 통과시점에 대해 초기양상블 및 사전역산 결과 양상블과 예측을 위해 선정된 양상블, 각각 산술평균과 가중평균으로 예측한 물 통과시점을 활용한 역산결과 양상블의 박스플롯을 그려보면 각각 Figure 4.32, Figure 4.33, Figure 4.34와 같다.

각 양상블의 해당 유정에 대한 물 통과시점은, 실제 해당 유정에서의 물 통과시점으로 나누어져 정규화되었다. 즉 박스플롯 상에서 1의 값은, 실제 해당 유정의 물 통과시점을 의미한다. 각 그림의 좌측 박스플롯은 순서대로 초기양상블, 사전역산 결과양상블, 산술평균 예측 물 통과시점 활용 역산결과 양상블, 가중평균 예측 물 통과시점 활용 역산결과 양상블이다. 반면 우측 박스플롯은 물 통과시점 예측을 위해 선정된 52개의 양상블들로만 구성된 박스플롯이다.

이 박스플롯들을 보면 사전 역산결과 양상블, 즉 물 통과가 발생하지 않은 유정을 고려하지 못하는 기존 GTTI 기법의 결과양상블은, 해당 유정들에서 여전히 높은 불확실성을 가짐을 알 수 있다. 반면 본 논문에서 제시하는 방법대로 유정 별로 매칭기간을 달리함으로써 예측된 물 통과시점을 반영할 경우, 앞서 1,000일 매칭 케이스와 마찬가지로 불확실성이 현저히 감소함을 알 수 있다. 또한 이를 통해 기존 GTTI 기법과 달리 해당 유정들에서 아직 물 통과가 발생하지 않았다는 정보가 역산결과모델에 반영되었다.

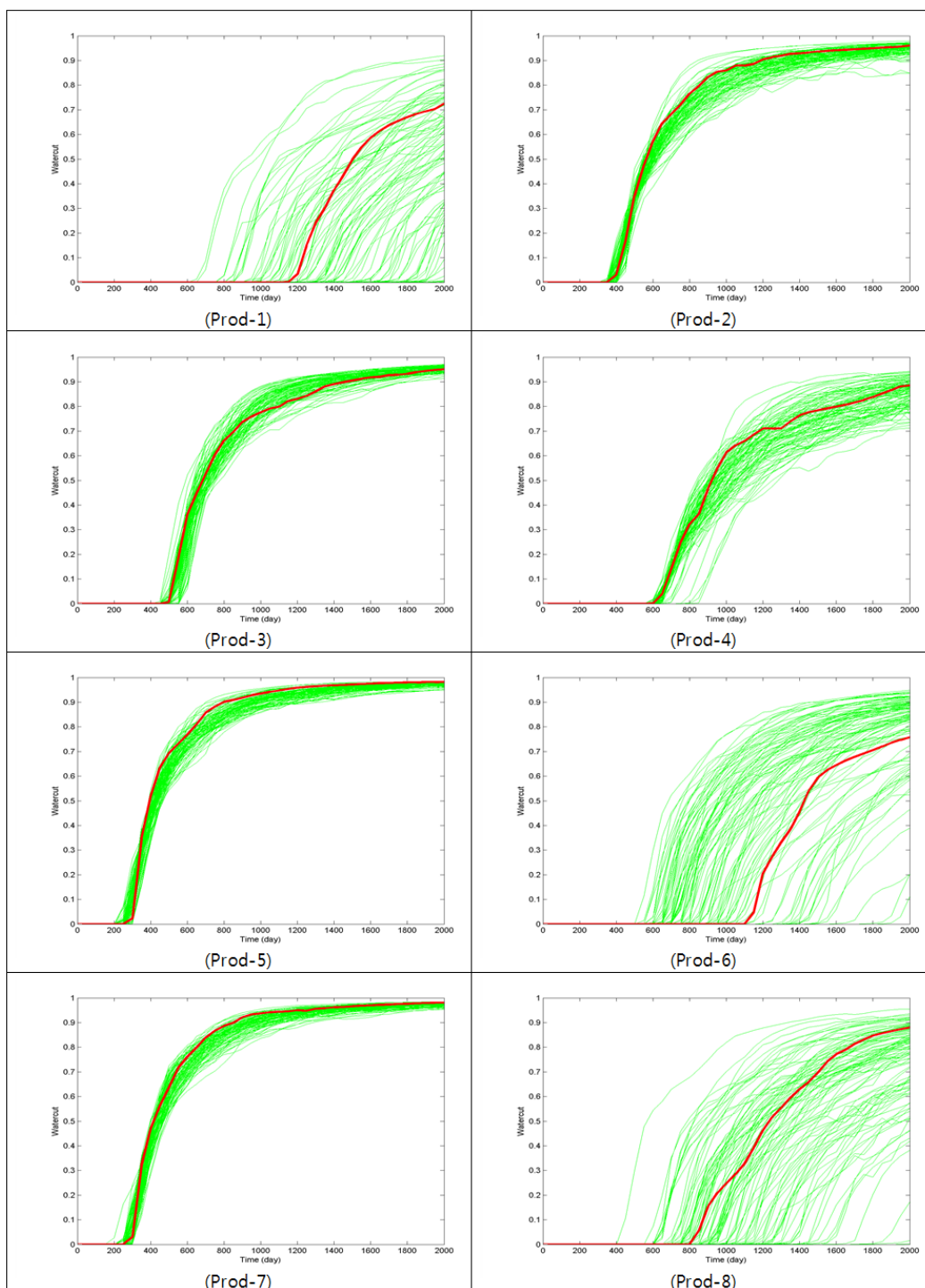


Figure 4.29 Watercut of ensembles pre-matched for predicting breakthrough time (750 days)

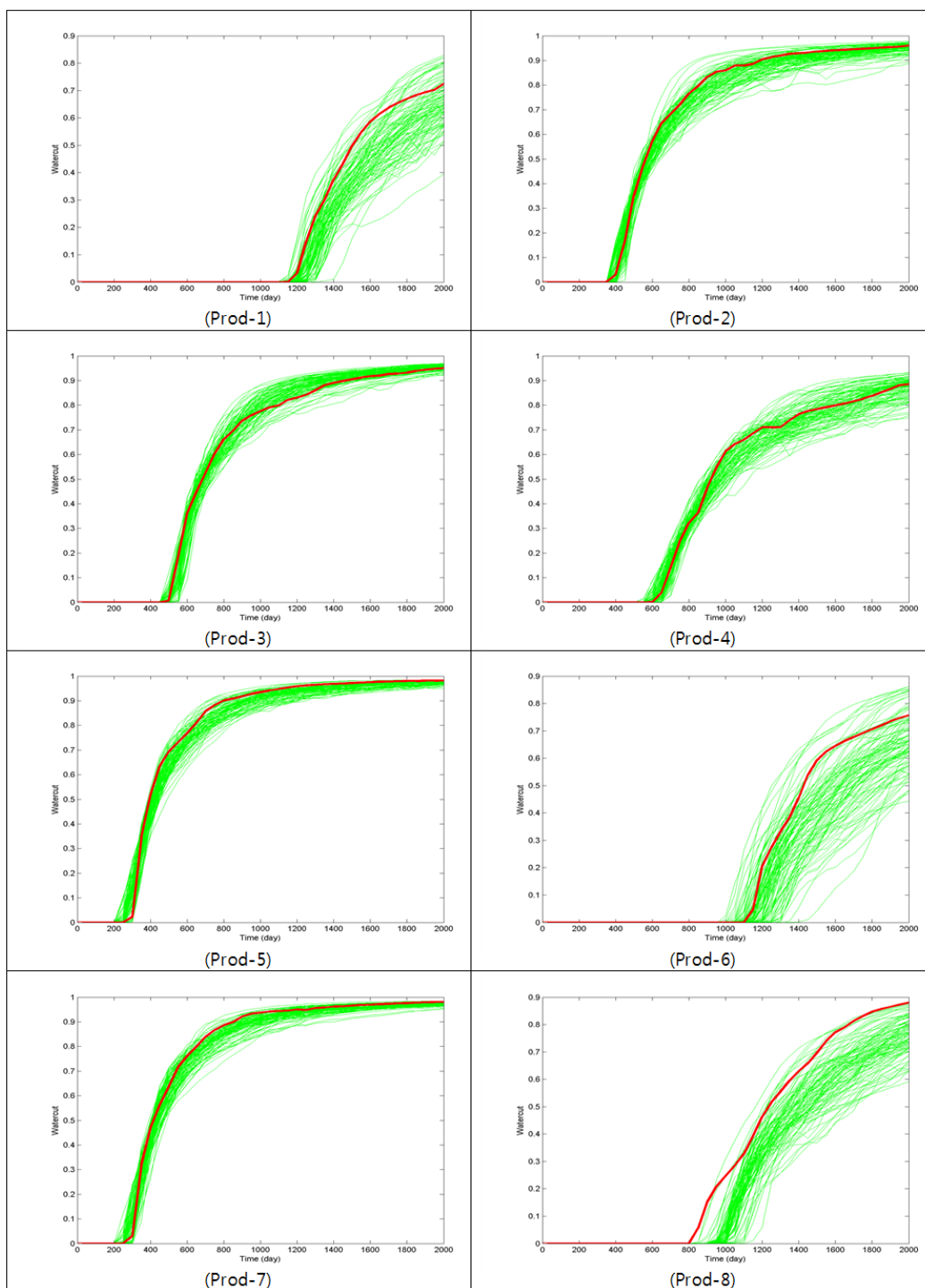


Figure 4.30 Watercut of ensembles matched with arithmetic average
breakthrough time prediction (750 days)

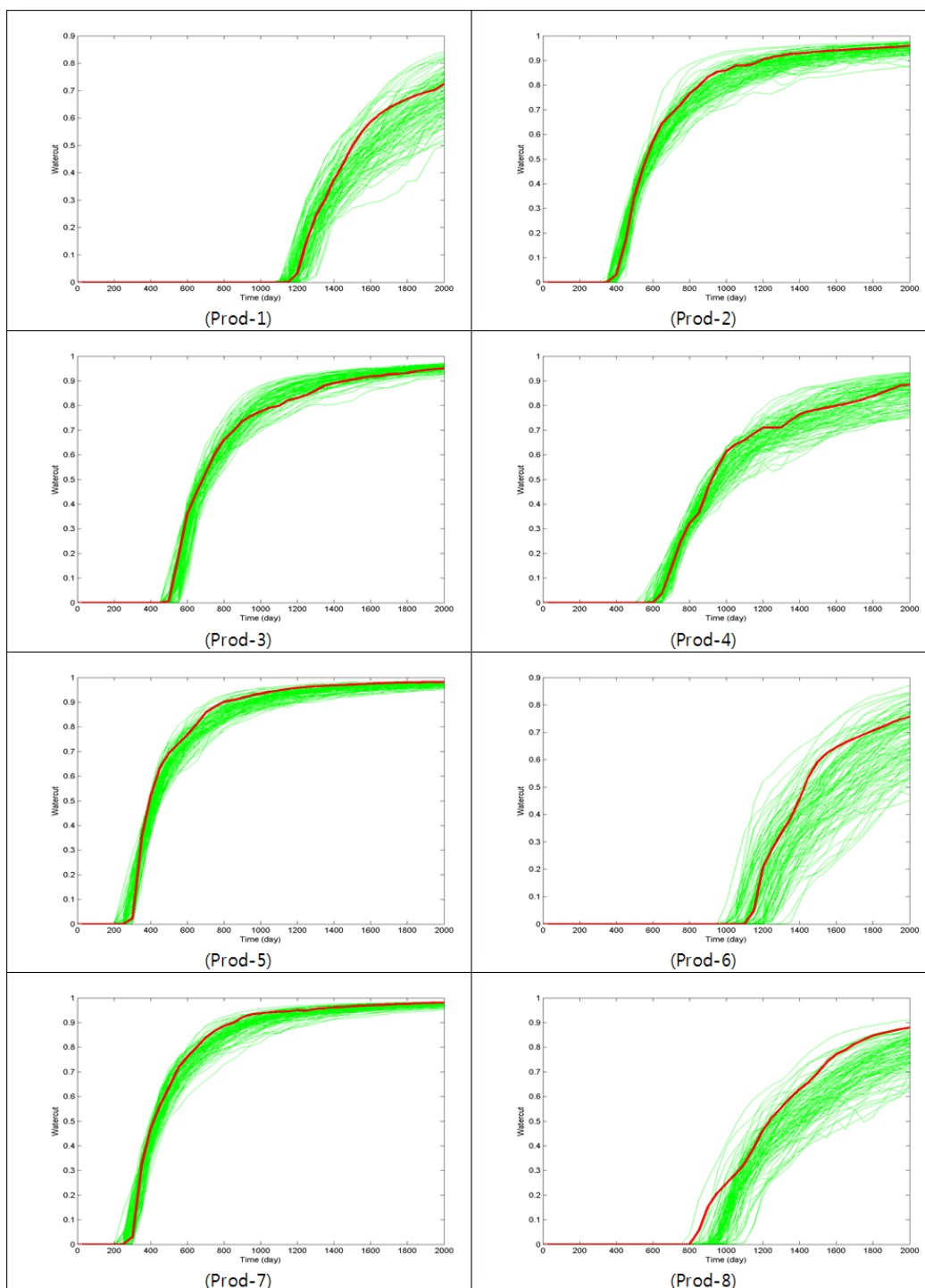


Figure 4.31 Watercut of ensembles matched with GTT norm weighted average breakthrough time prediction (750 days)

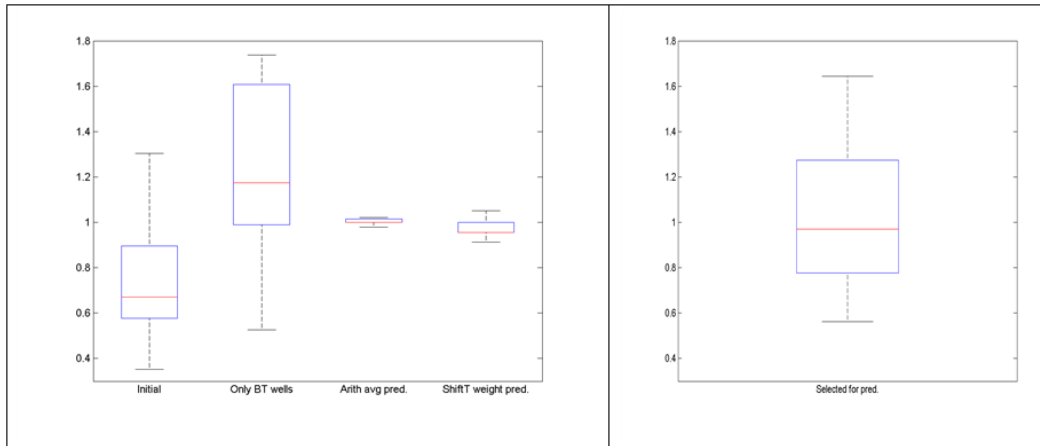


Figure 4.32 Boxplot of normalized water breakthrough time of P1 well (750 days)

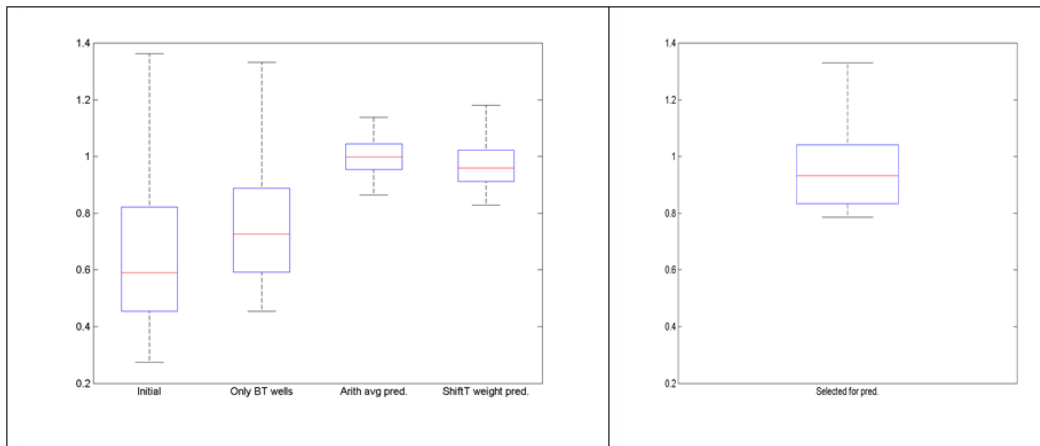


Figure 4.33 Boxplot of normalized water breakthrough time of P6 well (750 days)

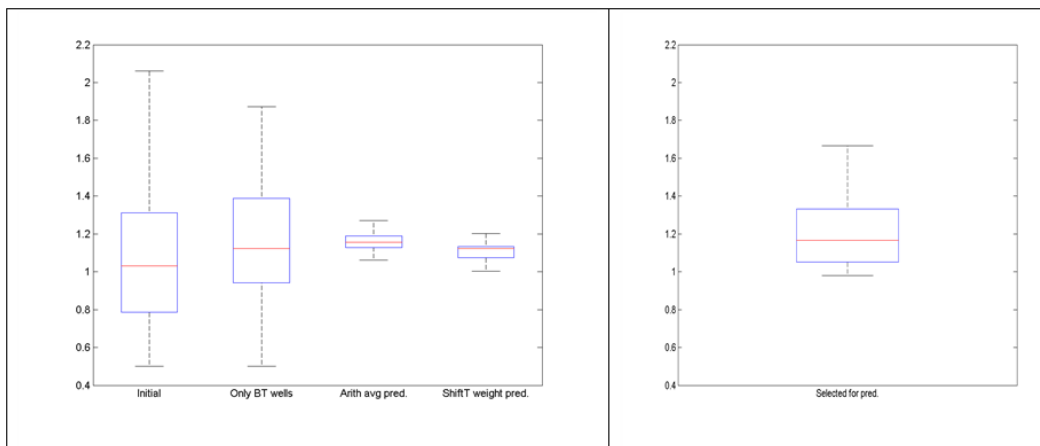


Figure 4.34 Boxplot of normalized water breakthrough time of P8 well (750 days)

5. 결 론

기존의 GTTI 기법은 실제 필드의 물성치가 강한 비정규성을 가지면 필드의 물성치 분포를 바르게 예측하지 못하였다. 역산 과정에서 계산이 반복될수록 원래 초기양상분이 가지고 있던 분포 특성을 보존하지 못하고, 정규분포 형태로 분포 특성이 변질되었다. 또한 기법 상의 한계로 인해 물 돌파가 발생하지 않은 유정들의 생산 자료는 역산 과정에 반영할 수 없었다. 이로 인해 해당 유정들에서 아직 물 돌파가 발생하지 않았다는 정보를 온전히 활용하지 못하였다. 기존의 GTTI를 이용한 불확실성 정량화 연구들에서는 이러한 GTTI 기법의 난점들에 대한 논의가 이뤄지지 않았다.

본 연구에서는 기존 GTTI 기법의 이러한 한계를 비모수접근법과 물 돌파시간 예측을 통해 극복하였다. 비모수접근법과 정규스코어변환을 활용함으로써 물성치가 강한 비정규성을 갖는 경우에 대한 물성치분포 예측 성능을 높였다. 또한 아직 물 돌파가 나타나지 않은 유정에 대해 물 돌파시간을 예측하고, 각 유정에서 예측된 물 돌파시간을 반영하여 역산을 수행하였다. 이를 통해 기존 기법과 달리 해당 유정들에서 아직 물 돌파가 나타나지 않았다는 정보를 온전히 활용하고 불확실성을 최소화하였다. 이러한 연구 결과를 통해 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1. 비모수접근법을 토대로 매 반복단계마다 정규스코어변환과 역정규스코어변환을 활용함으로써, GTTI 수행과정에서 비정규성이 강한 초기양상분이 가진 물성의 이중최빈값 분포특성을 유지할 수 있었다. 이와 같이 개선된 GTTI는 분포특성을 보존하기 위한 추가적인 조건이

더해졌음에도 불구하고, 본 연구에서 수행된 2,000일 매칭 케이스, 1,500일 매칭 케이스 모두에서 생산자료에 대해 기존 GTTI 기법과 동등한 매칭 및 예측 성능을 보였다. 따라서 제안된 GTTI 기법은 기존 기법과 달리 초기양상블의 비정규적 분포특성을 보존하면서도 우수한 매칭 및 예측 성능을 가진다. 이로써 기존 GTTI 기법으로는 불가능했던, 비정규성이 강한 필드에서의 올바른 불확실성 정량화가 가능함을 확인하였다. 이는 해당 필드에서 추가유정을 시추할 위치 결정과 같은, 유전개발과정 상의 의사결정에 반드시 필요하다.

2. 아직 물 돌파가 발생하지 않은 유정들에 대해 물 돌파시간을 예측하였다. 물 돌파시간 예측을 위한 사전역산에는 본 연구에서 제안한 분포 특성을 보존하는 GTTI가 활용되었다. 이 사전역산은 이미 물 돌파가 발생한 유정들의 생산자료를 바탕으로 수행되었다. 사전역산에서 도출된 결과양상블들 중, 아직 물 돌파가 발생하지 않은 모든 유정에서 현재 시점까지 물 돌파가 발생하지 않은 양상블들을 선별하였다. 선별된 양상블로부터 산술평균과 각 양상블의 GTT 정규의 역수를 가중치로 하는 가중평균으로 물 돌파시간을 예측하였다. 이 중 GTT 정규의 역수를 가중치로 한 가중평균의 예측치가 상대적으로 높은 정확도를 보였다. 750일 매칭 케이스의 P8 유정을 제외한 모든 유정에서 100일 이내의 오차를 보였으며, 750일 매칭 케이스의 P1, P6 유정에서는 각각 14.8일과 -11.6일의 작은 오차로 물 돌파시점을 예측하였다. 이는 양상블 선별과정에서 발생한 통계적 편향이 가중 평균을 통해 완화되었기 때문이다.

3. 각 유정에서 예측된 물 통과시간을 GTTI에 적용하였다. 이를 위해 유정별로 예측된 물 통과시간으로 매칭기간을 달리하였다. 즉 이미 물 통과가 발생한 유정들은 현재시점까지를 매칭기간으로 하고, 아직 물 통과가 발생하지 않은 유정들은 각각 예측된 물 통과시간까지를 매칭기간으로 하였다. 물 통과가 예측된 시점의 워터컷은 0.1%로 설정하였다. 이러한 방법을 물 통과가 발생하지 않은 유정이 각각 2개(P1, P6), 3개(P1, P6, P8)인 1,000일 매칭 케이스와 750일 매칭 케이스에 적용해보았다. 그 결과, 기존 GTTI 기법에 비해 불확실성이 현저히 감소하는 동시에 해당 유정들에서 아직 물 통과가 발생하지 않았다는 정보가 역산결과모델에 온전하게 반영됨을 확인하였다. 이를 통해 기존기법보다 실제 필드를 잘 대표하는 모델들을 구축하고 불확실성 정량화를 효과적으로 수행할 수 있었다.
4. 저류층 물성분포의 특성을 보존하는, 제안된 GTTI는 추후연구에서 비정규성이 매우 강한, 채널(channel)이 존재하는 저류층에 대한 GTTI 수행에 적용될 가능성이 있다. 기존 GTTI 기법은 이와 같이 불균질한 저류층에 대해서는 특성화를 성공적으로 수행하지 못하였다.
5. 본 연구에서 제안한 물 통과시간 예측기법은 앞으로의 연구에서 개선과 추가적인 검증이 필요하다. 제안한 예측기법은 전체 유정 중 대부분의 유정에서 물 통과가 발생한 경우에만 유의미한 예측결과를 도출해낸다. 또한 750일 매칭 케이스에서의 P8 유정과 같이 실제 물 통과시점이 현재시점과 매우 가까운 경우 예측의 불확실성이 크다.

따라서 앞으로 이러한 난점들을 보완하고 다양한 저류층 케이스에 대해 예측성능에 대한 추가검증이 필요하다.

참고 문헌

Batycky, R. P., Blunt, M. J. and Thiele, M. R. 1997. A 3D Field-scale Streamline-Based Reservoir Simulator. SPE Reservoir Engineering 12 (4): 246-254.

Cheng, H., Datta-Gupta, A. and He, Z. 2003. A Comparison of Travel-time and Amplitude Matching for Field-scale Production Data Integration: Sensitivity, Non-linearity and Practical Implications. Paper SPE 84570 presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, Colorado, 5-8 March.

Cheng, H., Wen, X., Milliken, W. and Datta-Gupta, A. 2004. Field Experiences with Assisted and Automatic History Matching Using Streamline Models. Paper SPE 89857 presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Houston, Texas, 26-29 September.

Cheng, H., Kharghoria, A. and Datta-Gupta, A. 2005. Fast History Matching of Finite-difference Models Using Streamline-derived Sensitivities. SPE Reservoir Evaluation & Engineering 8 (5): 426-436.

Cheng, H. 2005. Fast History Matching of Finite-difference Model, Compressible and Three-phase Flow Using Streamline-derived Sensitivities. PhD Dissertation, Texas A&M University, College Station, Texas.

Cheng, H., Oyerinde, D. and Datta-Gupta, A. 2006. Compressible Streamlines and Three-phase History Matching. Paper SPE 99465 presented at the SPE/DOE Symposium on Improved Oil Recovery, Tulsa, Oklahoma, 22-26 April.

Choe, J. 2013. Geostatistics. Seoul, South Korea: Sigma Press.

Crane, M. J. and Blunt, M. J. 1999. Streamline-based Simulation of Solute Transport. *Water Resources Research* 35 (10): 3061-3078.

Dake, L. P. 1978. *Fundamentals of Reservoir Engineering*. Amsterdam, Netherlands: Elsevier.

Datta-Gupta, A. and King, M. J. 1995. A Semianalytic Approach to Tracer Flow Modeling in Heterogeneous Permeable Media. *Advances in Water Resources* 18 (1): 9-24.

Datta-Gupta, A. 2000. Streamline Simulation: a Technology Update. *Journal of Petroleum Technology* 52 (12): 68-73.

Datta-Gupta, A. and King, M. J. 2007. *Streamline Simulation: Theory and Practice*. Richardson, Texas: SPE.

Emanuel, A. and Milliken, W. 1998. History Matching Finite Difference Models with 3D Streamlines. Paper SPE 49000 presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, New Orleans, Louisiana. 27-30 September.

He, Z., Yoon, S. and Datta-Gupta, A. 2002. Streamline-based Production Data Integration with Gravity and Changing Field Conditions. SPE Journal 7 (4): 423-436.

Jang, M. and Choe, J. 2001. Modeling of Contaminants Transport in a Fracture Using Streamline Simulation. Journal of Korean Society of Geosystem Engineering 38 (3): 202-210.

Jin, J. 2011. Oil Production Analysis in Oil Sands Reservoirs Using Distance Based Clustering. MS Thesis, Seoul National University, Seoul, South Korea.

Jung, H. 2008. Reservoir Characterization Using Gradual Deformation Method with Ensemble Kalman Filter. MS Thesis, Seoul National University, Seoul, South Korea.

Kitanidis, P. K. 1995. Quasilinear Geostatistical Theory for Inversing. Water Resources Research 31 (10): 2411-2419.

Oliver, D. S., Reynolds, A. C. and Liu, N. 2008. Inverse Theory for Petroleum Reservoir Characterization and History Matching. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Park, J. 2014. Uncertainty Quantification of Reservoir Performances Using Streamline Based Inversion and Distance Based Method. MS Thesis, Seoul National University, Seoul, South Korea.

Pollock, D. W. 1988. Semianalytical Computation of Path Lines for Finite-difference Models. *Ground Water* 26 (6): 743-750.

Remy, N., Boucher, A. and Wu, J. 2009. Applied Geostatistics with SGeMS: a User's Guide. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Sandve, T. H. 2009. Streamline Based History Matching. MS Thesis, University of Bergen, Bergen, Norway.

Shin, Y. 2008. Reservoir Characterization Using Ensemble Kalman Filter and non-Parametric Approach. MS Thesis, Seoul National University, Seoul, South Korea.

Vasco, D. W., Yoon, S. and Datta-Gupta, A. 1999. Integrating Dynamic Data into High-resolution Reservoir Models Using Streamline-based Analytic Sensitivity Coefficients. SPE Journal 4 (4): 389-399.

Vega, L., Rojas, D. and Datta-Gupta, A. 2004. Scalability of the Deterministic and Bayesian Approaches to Production-data Integration into Reservoir Models. SPE Journal 9 (3): 330-338.

Willhite, P. G. 1986. Waterflooding. Richardson, Texas: SPE

Wu, Z. and Datta-Gupta, A. 2001. Rapid History Matching Using a Generalized Travel Time Inversion Method. Paper SPE 66352 presented at the SPE Reservoir Simulation Symposium, Houston, Texas, 11-14 February.

ABSTRACT

Improvement of GTTI Using non-Parametric Approach and Water Breakthrough Time Prediction

Changhoon Oh
The Graduate School
Seoul National University

In petroleum engineering, it is crucial to have proper reservoir characterization and uncertainty quantification for decision making. Uncertainty quantification is computationally demanding because it requires lots of iterative forward simulations and inversions in a single history matching. So GTTI (generalized travel time inversion) which is more efficient than conventional inversion methods, was adopted on uncertainty quantification in previous studies.

But GTTI is properly applicable only on the limited conditions. First, GTTI is not applicable on the fields which have non-Gaussian distribution because the objective function is derived by the assumption of Gaussian distribution and it is not able to consider and preserve the distribution property. Second, GTTI cannot be applied to no breakthrough wells because GTT (generalized travel time) which is the misfit of GTTI, is estimated only on breakthrough wells. In other words, conventional GTTI cannot make use of the given information of no water breakthrough on those wells. Eventually, GTTI has a difficulty on utilization in the real fields because it is in late phase of production when breakthrough occurs at all wells.

In this paper, methodologies are proposed to improve GTTI based uncertainty quantification by overcoming those limitations. First, non-parametric approach and normal score transformation are applied to GTTI to preserve non-Gaussian distribution. Second, water breakthrough time of no breakthrough wells are predicted by the suggested method. And GTTI is performed using the predicted breakthrough time. It is verified that the proposed method reduces the uncertainties of reservoir characterization and future performance, thereby extending the applicability of GTTI based uncertainty quantification.

Keywords: GTTI (generalized-travel time inversion), uncertainty quantification, normal score transformation, non-Gaussian distribution, water-breakthrough time prediction