



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](#)

공학석사 학위논문

PSO, EnOpt, 유선시뮬레이션
기법을 이용한 유정위치 및
생산조건 동시 최적화

Joint optimization of well placement and
production control using PSO, EnOpt, and
streamline assisted methods

2016년 8월

서울대학교 대학원

에너지시스템공학부

장 민 수

초 록

단기간 내 고유가로 회귀가 어려운 현 시점에서, 석유자원의 신규 개발 보다는 기존 유전의 관리가 더욱 중요하다. 따라서 본 연구에서는 운영 중인 유전에서 추가 유정을 시추할 경우, 시추위치 및 유정들의 운영조건을 빠르고도 효과적으로 최적화하는 방법을 제안한다.

제안한 방법론은 크게 두 가지이다. 첫번째로 특성이 상이한 변수를 동시에 최적화하기 위해, 기존 광역탐색 알고리즘인 PSO와 변화율기반 방법인 EnOpt를 결합한다. 다른 하나는 유선시물레이션 결과를 반영하여 해의 존재가능성을 지도화한 품질지도의 적용이다. 이를 이용해 해의 존재가능성이 낮은 영역을 배제하여 계산효율을 높였다.

제안한 방법을 생산 중인 기존 유전에 각각 주입정, 추가 생산정을 시추하는 두 가지의 시나리오에 적용하였다. 그 결과, 제안방법은 불균질성이 큰 저류층에서도 광역최적값을 잘 찾았다. 또한 기존 알고리즘인 PSO보다 계산효율이 높아 더 적은 시물레이션 횟수 내에서 순현재가치가 높았다. 제안방법은 적은 계산비용으로 유정위치와 운영조건을 동시 최적화할 수 있어 석유유전 운영자의 의사결정도구로 활용할 수 있다.

주요어: 유정위치 및 생산조건 동시 최적화, PSO, EnOpt, 유선시물레이션, 품질지도

학 번: 2014-22729

목 차

초록	i
목차	ii
List of Tables	iv
List of Figures	v
제 1장 서론	1
1.1 유정위치최적화	2
1.2 생산조건최적화	6
1.3 유정위치 및 생산조건 동시 최적화	8
제 2장 이론적 배경	11
2.1 PSO	11
2.2 EnOpt	18
2.3 유선시물레이션	24
2.4 품질지도	27
2.5 제안 알고리즘	33
제 3장 제안방법의 적용 및 검증	36
3.1 목적함수	36
3.2 참조필드	38
3.3 품질지도의 입자배치비율	42
3.4 주입정위치 및 운영조건 동시 최적화	50
3.5 추가 생산정위치 및 생산조건 동시 최적화	56

제 4장 결론	64
참고문헌	65
ABSTRACT	75

List of Tables

Table 3.1 Economic parameters	37
Table 3.2 Grid properties of the reference field	39
Table 3.3 Fluid properties of the reference field	40
Table 3.4 Production well data	41
Table 3.5 Injection well locations from PSO and SL-PSO-EnOpt	52
Table 3.6 Well location from between PSO and SL-PSO-EnOpt	60

List of Figures

Fig. 1.1 Correlation of number of drilling rigs worldwide with WTI (Bakers Hughes, 2016).	1
Fig. 2.1 Illustration of PSO velocity vector updating (Kim 등, 2016)	13
Fig. 2.2 Example of neighborhood topology for ring type system (Onwunalu와 Durlofsky, 2010)	15
Fig. 2.3 Flowchart of PSO algorithm	17
Fig. 2.4 Flowchart of EnOpt algorithm	23
Fig. 2.5 Schematic of streamline simulation through a 2D grid block of dimension x by y (Batycky 등, 1997)	26
Fig. 2.6 Well configuration in the reference field	30
Fig. 2.7 Composition of TOF map	31
Fig. 2.8 Processing of total quality map and particles placement	32
Fig. 2.9 Features of global search and gradient based algorithms	33
Fig. 2.10 Flowchart of proposed algorithm	35
Fig. 3.1 Log permeability distribution of the	39
Fig. 3.2 Positions of 4 production wells	40
Fig. 3.3 Developing process of quality map	43
Fig. 3.4 Initial particle placement at tolerance 0.2 with 5 executions	45
Fig. 3.5 Initial particle placement at tolerance 0.3 with 5 executions	46
Fig. 3.6 Initial particle placement at tolerance 0.4 with 5 executions	47
Fig. 3.7 Initial particle placement at tolerance 0.5 with 5 executions	48
Fig. 3.8 NPV difference for different tolerances	49
Fig. 3.9 Developing process of quality map	51
Fig. 3.10 Result of an optimal injector well	53

Fig. 3.11 Comparison of optimal conditions	54
Fig. 3.12 Comparison of production results	55
Fig. 3.13 Well configuration of the reference field	56
Fig. 3.14 Developing process of quality map for an additional producer	58
Fig. 3.15 Result of an infill producer location	61
Fig. 3.16 Comparison of optimal conditions for the 4 producers and an infill producer	62
Fig. 3.17 Comparison of production results	63

제 1장 서론

2014년 9월부터 시작된 국제유가의 하락으로 신규 유전의 탐사와 개발이 점차 감소하고 있다(Fig. 1.1). 매출기준 세계 1위 Shell의 2015년 상류부문 투자액은 235억 달러로 전년 대비 25% 감소했으며, 2016년 70억 달러를 추가로 절감할 계획이다. 특히 개발 및 생산 비용이 높은 심해유전과 오일샌드와 셰일가스로 대변되는 비전통 자원분야에 그 감소분이 집중되어 있다(Shell, 2015). 이처럼 저유가 기조가 고착화되는 시점에서 석유자원의 신규 탐사 및 개발보다는 기존 유전 관리의 중요성이 더욱 두드러진다.

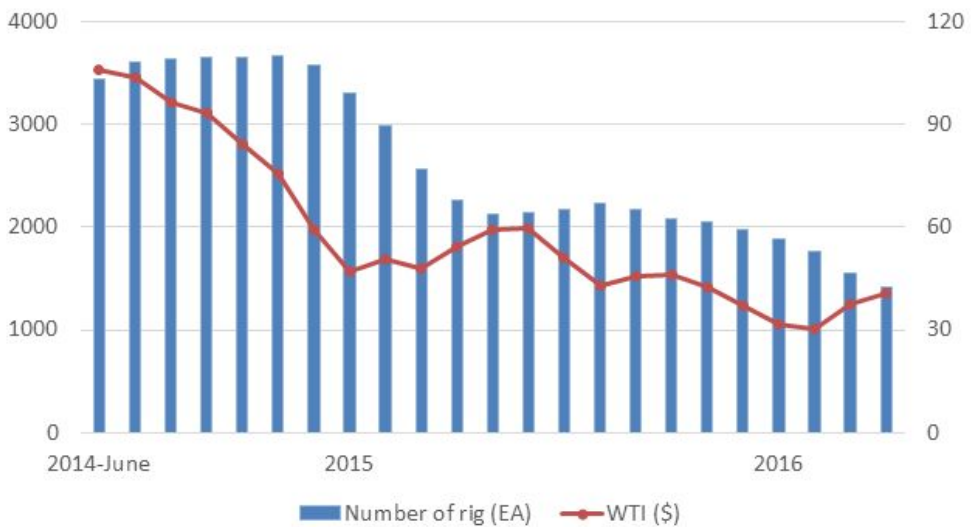


Fig. 1.1 Correlation of number of drilling rigs worldwide with WTI (Bakers Hughes, 2016).

오일저류층의 경우 저류층 자체 에너지만을 사용해 생산하는 1차 생산효율은 대부분 15% 넘지 못한다. 그래서 저류층 내에 인공적으로 에너지를 주는 2차 생산의 경우 약 15~20%의 오일을 추가로 생산할 수 있다 (Zitha 등, 2011).

오일회수율을 증대시키기 위한 대표적인 2차 생산기법인 수공법은 상대적으로 쉽고 운영비용이 저렴해 널리 사용된다. 수공법은 주입정을 통해 물을 저류층에 인위적으로 주입해 오일의 회수율을 높이는 기법이다. 수공법의 효율은 주입정의 위치와 그 운영조건에 따라 결정된다. 주입정위치 또는 주입유량이 부적절하면 특정 생산정으로 물이 빨리 유입된다. 이 현상이 한 번 발생하면 주입된 물이 주변 오일을 밀어주지 못하고 해당 생산정으로 흘러버려 수공법의 효율이 급감한다. 따라서 유정의 위치 및 운영조건 설계가 매우 중요하며, 이에 관한 많은 연구가 수행되었다.

1.1 유정위치최적화

유정위치최적화는 생산정 또는 주입정의 위치나 형태를 변화시켜 순현재가치(net present value, NPV)나 누적 오일생산량 등의 목적함수를 최대화하는 것을 의미한다. 유정위치최적화 문제는 저류층의 불균질성으로 인한 매우 거친 최적화표면을 가지며, 많은 지역 최적값을 가지는 특성이 있다. 따라서 지역 최적값에 빠졌을 때 확률론적 요소를 이용해 이를 탈출할 수 있는 광역탐색 알고리즘이 주로 사용되었다.

광역탐색 알고리즘 중 가장 널리 알려진 것은 유전알고리즘이다 (Humphries 등, 2014). 유전알고리즘은 초기 해를 여러 개 생성하여 해

집단을 구성하고, 그 해집단을 교차와 변이를 통해 더 좋은 해집단으로 만들어간다. 생물학에서 유전자 간의 교차와 변이를 통한 진화형태를 모사한 유전알고리즘은 이후 개발된 광역탐색 알고리즘에 많은 영향을 끼쳤다(오일석, 2008; 최종근, 2010). Bittencourt와 Horne(1997)은 유전알고리즘을 사용해 생산정과 주입정, 수직정, 수평정의 조합을 찾고 그 위치를 최적화하였다.

유전알고리즘 이외에도 생물학에서 모티브를 얻은 알고리즘이 개발되었는데, 그 중 하나가 PSO(particle swarm optimization)이다. 동물 개체의 행동패턴이 군집 내 다른 개체와의 상호관계에 의해 정해지는 점을 착안해 개발된 알고리즘이다. Onwunalu와 Durllofsky(2010)는 PSO를 이용해 유정의 형태와 위치를 최적화하고, 대체적으로 유전알고리즘보다 우수함을 보였다. Bouzarkouna 등(2011)은 공분산행렬이용 진화전략(covariance matrix adaptation evolution strategy, CMA-ES) 알고리즘으로 유정위치를 최적화하였고 유전알고리즘보다 좋은 결과가 나왔음을 보였다.

광역탐색 알고리즘들은 계산시간이 긴 단점이 있다. 특히 대상 저류층이 매우 크거나 최적화할 변수가 많은 경우, 주어진 비용과 시간 내에 의사결정을 하기 어려울 수 있다. 따라서 변화율기반 방법으로 속도를 보완하려는 연구들이 있었다(Bangerth 등, 2006; Zandvliet 등, 2008; Sarma와 Chen, 2008; Fonseca와 Leeuwenburgh, 2010; Li와 Jafarpour, 2012; Jin 등, 2015).

SPSA(simultaneously perturbation stochastic algorithm) 알고리즘은 최

상향경사법과 유사하나, 확률론적인 요소인 교란벡터를 첨가해 기존 유한차분법 계열보다 계산효율성이 높은 것이 특징이다(Li와 Jafarpour, 2012). Bangerth 등(2006)은 유정위치를 정하는 과정에서 SPSA가 유한차분법, 유전알고리즘, 그리고 담금질모사법과 비교해 계산효율의 우수성을 보였다. 그러나 목적함수가 이산적인 경향이 작거나 최적화표면이 충분히 매끈할(smooth)경우에만 해의 타당성이 확보되며(Spall, 1992), 또한 최적해 갱신과정에서 step size 설정방법에 일관성이 없는 단점이 있다(Forouzanfar, 2015).

또 다른 변화율기반 방법인 수반법은 최적화할 변수의 개수에 상관없이 단 한 번의 전위 시뮬레이션과 후위 시뮬레이션(수반법)만으로도 새로운 최적 유정위치의 방향을 갱신할 수 있다(Zandvliet 등, 2008). Zandvliet 등(2008)은 임의의 시작점을 둘러싼 8개의 가상유정(pseudo well)에 대해 NPV 변화율을 계산한 후, 변화율이 가장 큰 방향으로 주입정을 이동시키는 방법을 제안하였다. Sarma와 Chen(2008)은 Zandvliet 등(2008)이 제안한 방법을 개량해 불연속함수인 Dirac-delta 함수에 가우시안 분포 함수식을 도입해 유정위치와 목적함수간의 연속적인 식을 도출하였다. 이로써 주입정의 이동방향이 8 방향, 이동 폭이 1칸이었던 기존 방법론의 단점을 보완해, 이동방향 및 폭을 자유롭게 결정할 수 있도록 하였다.

Jin 등(2015)은 유선시뮬레이션을 이용해 주입정에서 주입한 물이 각 생산정에 도달하는 시점을 일치시키는 방법인 워터컷 매칭방법을 제안하였다. 지역 최적값에 수렴하는 변화율기반 방법들의 단점을 일정 부분 보완하면서도, 계산속도가 매우 빠른 장점이 있다. 적은 계산비용 덕분에 지질학적 불확실성을 고려한 다수의 등가모델들을 고려하기에 적합하다.

이들 변화율기반 방법들은 계산효율이 좋고 수학적으로 엄밀하게 뒷받침되어 있는 장점이 있으나, 지역 최적값에 수렴할 수 밖에 없는 본연의 한계를 극복하지는 못하였다.

1.2 생산조건최적화

생산조건최적화는 각 유정의 유량 또는 BHP(bottom hole pressure) 등을 제어하여 목적함수를 최대로 하는 과정이다(Leeuwenburgh, 2010). 이 문제는 변수의 제어값 변화에 의한 목적함수의 변화폭이 비교적 작아 지역 최적값의 수가 적은 특징이 있다. 이로 인해 유정위치최적화와는 달리 계산효율이 높은 변화율기반 방법이 주로 연구되었다.

초기에는 유한차분법계열의 알고리즘으로 생산조건최적화가 연구되었다(Litvak 등, 2002; Wang 등, 2002; Yeten 등, 2004; Aitokhuehi와 Durlflosky, 2005). Wang 등(2002)은 SQP(sequential quadratic programming)로 생산조건최적화를 수행하였고, 이어 Litvak 등(2002)은 이 SQP 방법으로 알래스카 Prudhoe 유전에 적용한 바 있다.

수반법은 최적화할 변수의 개수에 계산속도가 무관하여, 유한차분법보다 계산효율이 뛰어나다. Jansen과 Brouwer(2004)는 수반법을 통해 수공법에서의 생산조건을 일정한 시간간격에 따라 자동으로 변화시켜 최적화하였다. Sarma 등(2006)은 저류층특성화와 생산조건최적화를 연계한 closed loop 관리법에서, 수반법을 이용한 알고리즘을 제안했다. 그러나 수반법은 월등히 뛰어난 계산효율에도 불구하고, 시뮬레이터의 소스코드를 직접 수정해야 하는 등 범용성이 떨어진다.

최상향경사법을 근간으로 한 앙상블최적화(ensemble optimization, EnOpt)는 다양한 변수를 상대적으로 쉽게 최적화할 수 있는 장점이 있어 smart well이나 closed loop system에 적용된 바 있다(Chen 등,

2009; Su와 Oliver, 2009; Fonseca 와 Leeuwenburgh, 2010; Fonseca 등, 2013). Chen 등(2009)은 EnOpt는 확률론적 요소로 생성된 앙상블들로부터 변화율을 계산하기 때문에 수반법보다 지역 최적값에 덜 빠지는 경향이 있다고 했다. 최상향경사법 식에 전처리행렬을 첨가하여, 최적화결과가 극단적으로 변동적일 경우 이를 매끈하게 처리해 보다 현실성을 갖게 하였다.

1.3 유정위치 및 생산조건 동시 최적화

과거 유정위치만을 최적화한 연구에서는 총 생산기간동안 생산조건을 동일하게 유지하여 위치만을 최적화하였다. 이는 유정위치와 생산조건은 변수의 성질이 상이해 하나의 알고리즘만으로는 그 한계가 명확했기 때문이다. 그러나 생산조건의 변화에 따라 유정의 위치 또한 바뀔 수 있어, 두 변수는 독립적이 아닌 상호의존적인 관계이다. 따라서 현실을 잘 반영하기 위해서는 두 변수를 동시에 최적화할 필요성이 있다. 이에 유정 위치를 먼저 최적화한 후 생산조건을 최적화시킨 순차적인 방법과, 두 변수를 동시에 최적화시키는 방법이 연구되었다(Li와 Jafapour, 2012; Bellout 등, 2012; Isebor, 2013; Humphries 등, 2014; Forouzanfar, 2015, Yang 등, 2016).

Li와 Jafapour(2012)는 SPSA로 순차적, 동시적 방법의 결과를 비교하여 동시 최적화가 더 높은 NPV를 도출함을 보였다. Bellout(2012)은 유정위치최적화에는 패턴검색기법인 HJDS, GPS, HOPS을, 생산조건에는 수반법을 사용한 이종(異種)결합 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘으로 동시 최적화할 경우 순차적인 경우보다 NPV가 20% 가량 크고, 잔존 오일의 부피가 작음을 보였다. Isebor(2013)는 PSO와 GPS에 쓰이는 MADS 기법을 결합한 알고리즘으로 초기 유전개발 시 필요한 유정의 개수 및 위치, 각 유정의 생산량, 유정들의 시추순서 등 다양한 변수를 동시에 최적화하였다. Forouzanfar(2015)는 CMA-ES와 EnOpt를 결합한 알고리즘으로 유정의 궤도, 위치 그리고 생산량을 동시에 최적화하였다.

유정위치 및 생산조건 동시 최적화는 현실적이나, 최적화 대상이 되는

변수의 개수가 증가함에 따라 계산 시간 및 비용이 너무 과도한 단점이 있다. 최근 발표된 대부분의 논문에서 수천 번 이상의 시뮬레이션이 이루어졌고, 심지어 Isebor(2013), Humphries(2014)의 경우 약 10,000번 이상의 횟수가 필요했다. 따라서 본 연구에서는 두 가지 방법론을 제시하여, 빠르고 효과적으로 유정위치 및 생산조건을 동시에 최적화하고자 한다.

첫 번째로 유정위치와 생산조건을 동시에 효율적으로 최적화하기 위해 PSO와 EnOpt의 결합 알고리즘을 개발했다. 광역탐색 알고리즘 계열인 PSO는 지역 최적값에 빠지지 않아 위치최적화에 적합하다. 반면 EnOpt는 변화율기반 알고리즘으로, 계산효율이 뛰어나 생산조건최적화에 강점을 보인다. 두 알고리즘의 장점을 살리고 단점을 보완한 PSO-EnOpt는 유정위치와 생산조건을 동시에 최적화할 때 더 나은 결과를 보인다.

두 번째로는 유선시뮬레이션 계산결과를 이용한 품질지도를 제안해 PSO-EnOpt의 속도를 향상시킨다. 품질지도는 여러 인자를 조합하여 전체 탐색공간에서 최적해가 존재할 가능성이 높은 지역을 나타낸다. 높은 가능성의 후보지만을 선택해 초기 입자를 배치하여, 불필요한 탐색공간을 배제하여 계산시간을 감소시킬 수 있다.

본 논문은 총 4장으로 구성된다. 1장 서론에서는 유정위치와 생산조건 나아가 두 변수를 동시에 최적화하는 연구흐름을 짚고, 본 논문의 연구 목표를 제시한다. 2장에서는 제안한 방법론의 토대가 되는 PSO, EnOpt, 유선시뮬레이션, 품질지도의 개념을 설명하고 이들을 통합한 제안방법을 소개한다. 3장은 기존 알고리즘인 PSO와 비교함으로써 제안한 알고리즘

의 성능을 검증한다. 주입정, 추가 생산정의 두 가지 경우를 만들어 이를 2개의 저류층모델에 적용했다. 마지막으로 4장에서는 본 연구의 결론을 요약한다.

제 2장 이론적 배경

2.1 PSO

PSO는 확률론적 광역탐색 알고리즘의 하나로 1995년 Eberhart와 Kennedy에 의해 소개되었다. 동물 개체들의 행동이 물고기나 새떼 같은 동물 무리 내 다른 개체와 영향을 주고받으며 결정되는 모습을 모사했다. PSO는 유전알고리즘과 생물학에서 모티브를 얻은 점 외에도 초기 해집단을 임의로 정한다는 면에서 동일하나, 다음과 같은 점에서 차이를 보인다.

PSO는 유전알고리즘과 달리 해의 재생성이 아닌 개선을 통해 최적해를 찾는다. 유전알고리즘은 적합도가 높은 소수의 해를 선택해, 이들만의 성질을 섞어 새로운 해를 만든다. 적합도가 떨어지는 다수의 해들은 삭제되며, 이 과정에서 해들이 갱신되면서 해의 특성, 궤적과 같은 누적정보들이 사라진다. 반면 PSO는 초기 여러 해가 속도벡터에 의해 더 적합한 해의 방향으로 이동하는 방식으로, 최적점을 찾는 과정에서 모든 초기해의 특성이 담겨있다(Eberhart와 Kennedy, 1995).

두 번째로는 알고리즘 연산자의 종류와 그에 대한 가중치의 가능유무이다. 유전알고리즘은 선택, 교배, 변이의 3가지 연산자를 사용하며, 그 특성상 교배단계에서는 가중치 부여로 성능을 조절하기가 어렵다. 높은 적합도를 가진 해들끼리도 상이한 특성을 가질 수 있고, 이들의 재조합결과가 기존 해보다 낫다고 확신할 수 없다. PSO는 속도벡터 연산자만을

가지고 있고, 그 구성요소들의 가중치를 변화시킴으로써 주어진 문제에 알맞게 적용시킬 수 있다(Eberhart와 Kennedy, 1995).

PSO는 저류층의 운영과 계획분야, 건축물에서의 센서 위치최적화, 석유 물리학의 역산문제 등 여러 방면에 효과적으로 사용된다. 특히 Maott 등 (2006)은 오염된 지하수를 정화하는데 있어 PSO로 물 주입정의 숫자, 위치, 주입유량을 최적화한 바 있다.

2.1.1 알고리즘의 구성요소

PSO에서는 잠재적인 해를 입자(particle), 이들이 모인 것을 군집 (swarm)으로 부르며 이는 유전알고리즘의 개체, 해집단과 유사한 개념이다(Eberhart와 Kennedy, 1995). 우선 d -차원의 탐색공간에서 최적화 하는 문제에서 잠재적인 해집단을 $X_i(k+1) = \{x_{i,1}(k), \dots, x_{i,d}(k)\}$ 라고 하자. 입자 i 의 $k+1$ 번째 해집단은 속도벡터 $V_i(k+1)$ 를 기존 해집단 $X_i(k)$ 에 더한다.

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \cdot \Delta t \quad (2-1)$$

속도벡터 $V_i(k+1) = \{v_{i,1}(k+1), \dots, v_{i,d}(k+1)\}$ 이며 Δt 는 시간 요소로 여기서는 표준화된 적용을 위해 1로 설정했다. 속도벡터의 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
V_i(k+1) &= w \cdot V_i(k) \\
&+ c_1 \cdot D_1(k)(x_i^{pbest}(k) - x_i(k)) \\
&+ c_2 \cdot D_2(k)(x_i^{nbest}(k) - x_i(k))
\end{aligned}
\tag{2-2}$$

w, c_1 그리고 c_2 는 가중치이며 $D_1(k)$ 과 $D_2(k)$ 는 $[0, 1]$ 의 범위를 가진 난수로 이루어진 대각행렬이다. 가중치를 변화시키면서 알고리즘의 성능을 조절할 수 있으나 이들의 최적값 도출과정은 본 연구의 범위를 벗어나므로, $w=0.721$, $c_1 = c_2=1.193$ 로 설정했다(Onwunalu와 Durlafsky, 2010). Fig. 2.1은 속도벡터를 구하는 과정을 나타낸 모식도이다.

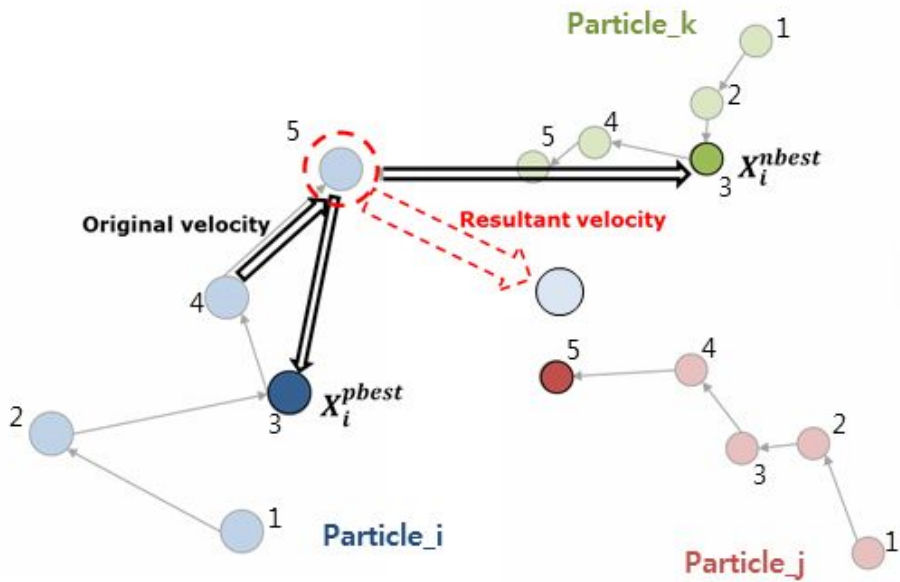


Fig. 2.1 Illustration of PSO velocity vector updating (Kim 등, 2016)

속도벡터는 세 가지 구성성분으로 이루어진다. 첫 번째 항은 관성(inertia)으로 기존 벡터를 얼마만큼 반영할지를 나타낸다. 두 번째는 인지항(cognitive)이며, P_{best} (previous best)는 현재단계까지 가장 최적에 가까운 해를 의미한다. 마지막 항은 사회항(social)으로, 입자들끼리 어떤 관계로 형성된 지역(neighborhood)내의 최적해 N_{best} (neighborhood best)을 반영하는 성분이다.

이 세 가지 요소들은 최적의 해를 찾아가는 과정에서 역할이 다르다. 인지요소는 한 입자가 지금까지 최적해를 찾아가는 궤적을 반영하므로, 탐색공간을 좀 더 넓게 사용하게 한다. 반면 관성과 사회요소들은 현재단계에서 찾은 해에 좀 더 집중하는 효과가 있어 탐색과정을 좁힌다.

2.1.2 Neighborhood topology

PSO는 입자들의 상호정보교환을 통해 탐색공간을 이동하며, 이런 속성은 속도벡터의 사회항에 반영되어 있다. 여기서 정보를 상호교환하는 입자의 관계를 neighborhood라 한다. 즉, 하나 또는 여러 개의 입자들이 neighborhood를 형성하고, 그 구성입자들끼리만 정보를 주고받는다. 이 neighborhood를 형성하는 방식을 neighborhood topology라 하며, PSO가 지역 최적값에서 탈출할 수 있는 역할을 한다.

입자 i 가 입자 j 에게 정보를 준다고 하면, 이 두 입자는 연결되어 있다고 한다. 여기서 정보의 제공 주체 및 객체를 나눈다면, 입자

i 는 정보제공자, 입자 j 는 정보수용자이다. Neighborhood topology은 인접행렬 m_{ij} 로 표현한다. 행렬의 행요소는 정보제공자, 열요소는 정보수용자들로 구성된다. 만약 특정 행렬위치에 해당하는 입자들이 연결되어 있다면 1이고 그렇지 않다면 0으로 구성된다. Fig. 2.2는 예시를 위한 간단한 링타입 지역위상이다.

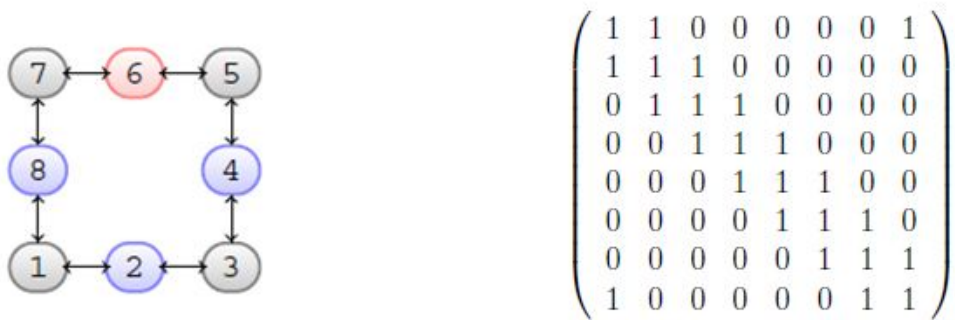


Fig. 2.2 Example of neighborhood topology for ring type system (Onwunalu와 Durlafsky, 2010)

이 행렬의 형태를 변형시켜 neighborhood topology를 변화시키며, 갱신과정마다 바꿀 수 있다. 집단 내에서 각 입자간의 연결은 확률적인 방법으로 정해진다. 만약 n 개의 입자가 있다면 $n \times n$ 행렬 m_{ij} 에 n^2 개의 난수를 생성시킨다. 생성된 난수가 정해진 확률 p 보다 작을 때는 1을, 이보다 크면 0을 입력한다. 확률 p 는 다음과 같은 식으로 정의된다.

$$p = 1 - (1 - 1/N_s)^{N_I} \quad (2-3)$$

여기서 N_s 는 입자들의 전체 개수이고, N_I 는 하나의 입자에 연결되어 있는 정보 제공입자 개수의 평균이다.

본 연구에서는 N_s 를 30, N_I 를 3으로 설정했는데, 이는 전체 입자수는 30개이며 하나의 입자가 평균적으로 다른 3개의 입자로부터 정보를 받는 것을 의미한다. 또한 탐색공간 내에서의 각 입자위치가 지역을 구성하는데 영향을 미치지 않도록 하였다(Onwunalu와 Durlafsky, 2010). 갱신과정에서 더 좋은 해를 찾지 못하면 neighborhood topology가 바뀌게 된다. 이 과정에서 입자간의 연결이 생성되거나 끊어질 수 있고, neighborhood 의 크기도 변할 수 있다. 이처럼 난수를 이용한 지역위상 변화는 지역 최적화에 빠지지 않게 하는 핵심요소이다.

2.1.3 알고리즘 수행

PSO의 구체적 알고리즘 수행은 Fig. 2.3과 같다. 우선 PSO의 내부변수인 w , c_1 , c_2 ,와 전체입자의 개수 N_s 그리고 총 갱신히트수인 K 를 정한다. 본 논문에서는 $w=0.721$, $c_1=c_2=1.193$, $N_s=30$, $K=20\sim40$ 회로 설정하였다. 이후 입자들을 탐색공간에 임의로 배치한다. 그 후 각 입자의 해당위치에서 목적함수인 NPV를 계산한다. 목적함수값 $f(X_i(k))$ 를 근거로 식 (2-2)로 속도벡터를 얻어 식 (2-1)로 해의 값을 갱신한다. 일정횟수 이상 갱신되어도 해의 향상이 없으면 알고리즘을 중지한다.

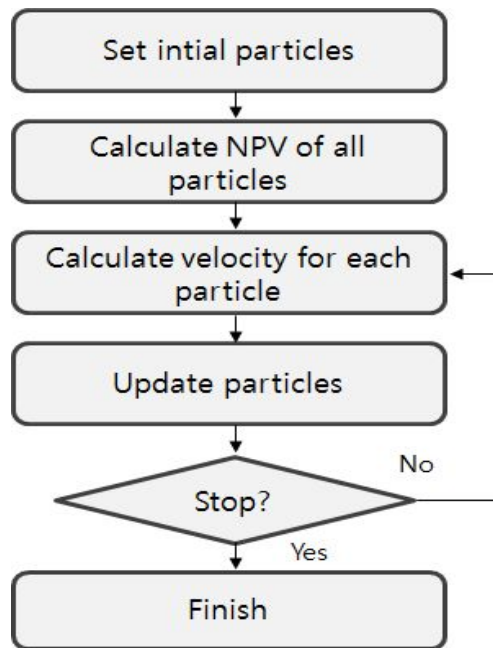


Fig. 2.3 Flowchart of PSO algorithm

2.2 EnOpt

EnOpt는 변화율기반 최적화 알고리즘 중 하나로, 앙상블로부터 변화율을 구하는 방법이다(Chen 등, 2009). 해집합을 교란시켜 다수의 앙상블을 생성하고, 이들로부터 목적함수에 대한 변화율을 계산한다. 소스코드를 수정해야 하는 등 범용성이 떨어지는 수반법에 비해 다양한 변수를 간단하게 최적화할 수 있는 장점이 있다. 최근 생산조건최적화 분야에서 많은 연구가 이루어지고 있다(Fonseca 등, 2013).

EnOpt의 기원은 Lorentzen 등(2006)의 앙상블칼만필터(ensemble kalman filter, EnKF)를 이용해 수공법 효율을 개선한 연구이다(Zhao 등, 2011). Lorentzen 등(2006)은 EnKF로 교정한 앙상블로부터 변화율을 계산하고, 이를 최상향경사법에 대입해 NPV를 계산했다. Chen(2008)은 여기에 공분산행렬을 추가해 최적화 변수의 급격한 변화를 감소시킴으로써 좀 더 현실적인 최적화결과를 도출하고, 이를 EnOpt라고 명명했다. Chen 등(2009)은 저류층특성화 및 생산조건최적화를 결합한 closed loop 기법에서 EnOpt를 적용하였다. 다수의 앙상블을 생성하여 EnKF와 EnOpt를 사용해, 특성화와 생산조건최적화를 번갈아 수행하여 기존유전의 효과적인 관리기법을 제시했다.

Su와 Oliver(2009), Fonseca와 Leeuwenburgh(2010), Fonseca 등(2013)은 오일회수율을 높이고 물생산을 지연해 NPV를 극대화하는 연구에 EnOpt를 활용했다. 이들의 연구는 생산정의 초크나 ICV(inflow control valves)를 사용해 일정한 시간간격에 따라 생산량을 제어하였다.

여기서 제어할 생산정이 많아지면, 즉 제어변수가 늘어나면 같은 NPV를 도출하지만 서로 다른 최적값 집합이 발생하는 문제가 있다(van Essen 등, 2009). 이럴 경우 최적화 문제에 자유도를 부과하기 위해 전체 생산기간을 단기 및 장기로 나눈 두 번째 목적함수를 설정할 수 있다(van Essen 등, 2009; Chen 등, 2011). Fonseca(2013)은 이 개념에 근거해 EnOpt를 사용해 전체 생산기간별로 다목적(multi-objective) 생산조건 최적화를 수행하였다.

2.2.1 전처리행렬

EnOpt는 다른 변화율기반 방법들처럼 최상향경사법을 근간으로 한다. 그러나 차이점으로는 공분산행렬을 전처리행렬로 사용한다. EnOpt를 포함한 변화율기반 방법들은 수학적계산값에 기반하는 속성 상 물리적으로 가능한 하지만 현실적으로 구현하기 어려운 최적화결과를 도출할 가능성이 있다(Chen 등, 2009). 예를 들면 어느 날에는 물주입량을 10 *STB/day*로 하고 다음 날은 3,000 *STB/day*로 결과가 나왔을 때 이론적으로 가능하지만 현실적으로 적용하기 어렵다. EnOpt의 전처리행렬은 이러한 단점을 보완하며, Chen 등(2009)은 식의 변형을 통해 전처리행렬을 두 번 사용해 이를 더욱 상쇄하고자 했다. 이 절에서는 Chen 등(2009)이 제안한 추가적인 공분산행렬의 도입을 위한 식의 변형과정을 살펴보고자 한다.

우선 경사오르막법의 기본 식에 공분산행렬 C_x 를 첨가하면 식 (2-4)가 된다.

$$\begin{aligned}
x_{l+1} &= \frac{1}{\alpha_l} C_x \nabla_x^l g + x_l \\
&= \frac{1}{\alpha_l} C_x G_l^T + x_l
\end{aligned}
\tag{2-4}$$

where.

x : optimization variable

$g(x)$: objective function

α : step size

$\nabla_x g$: gradient

G : sensitivity of the objective function

l : l^{th} iteration

목적함수 $g(x)$ 의 민감도 G 를 근사하기 위해 또 다른 상태벡터 z 를 식 (2-5)로 정의한다.

$$z = [x^T, g(x)]^T \tag{2-5}$$

Z 는 상태벡터 z 의 앙상블로 식 (2-6)으로 나타낸다.

$$\tag{2-6}$$

where.

N_{xe} : size of ensemble

j : optimization variable

이 앙상블들은 l 번째 갱신한 해 x_l 을 교란시킨 값들을 구성성분으로 한다. x_l 은 또한 다음 식 (2-7)로부터 구한다.

$$\frac{1}{N_{xe}} \sum_{j=1}^{N_{xe}} x_{l,j} = x_l \quad (2-7)$$

x_l 로부터 $g(x_{l,1}), g(x_{l,1}), \dots, g(x_{l,N_{xe}})$ 를 계산하면서 최적화를 수행한다. 이 때 필요한 시뮬레이션 횟수는 N_{xe} 이다. 한편, 앙상블 Z 의 공분산행렬은 다음과 같다.

$$C_Z = \begin{bmatrix} C_x & C_{x,g(x)} \\ C_{g(x),x} & C_{g(x)} \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

$C_{x,g(x)}$ 는 최적화변수 x 와 목적함수 $g(x)$ 간의 공분산이다. 여기서 식 (2-9), 식 (2-10)와 같이 가정하면,

$$g(x) \approx g(x_l) + G(x - x_l) \quad (2-9)$$

$$\langle g(x_l) \rangle = g(x_l) \quad (2-10)$$

양상블 Z 의 공분산 C_Z 를 식 (2-11)과 같이 쓸 수 있다.

$$C_Z = \begin{bmatrix} C_x & C_x G_l^T \\ G_l C_x & C_l C_x G_l^T \end{bmatrix} \quad (2-11)$$

식 (2-8), 식 (2-10)을 통해서 다음과 같이 가정할 수 있다.

$$C_x G_l^T \approx C_{x, g(x)} \quad (2-12)$$

식 (2-12)를 식 (2-4)에 대입하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_{l+1} &= \frac{1}{a_l} C_x C_x G_l^T + x_l \\ &= \frac{1}{a_l} R_x G_l^T + x_l \end{aligned} \quad (2-13)$$

식 (2-13)에서 R_x 는 C_x 를 제공한 값으로, 최적화결과간의 방향성을 다소 완만하게 만든다(Oliver, 1995).

2.2.2 알고리즘의 수행

EnOpt의 수행은 Fig. 2.4와 같다. 본 논문에서는 step size a 를 300으로 설정한다. 우선 초기 해를 설정하여 정규분포 $N(x, C_x)$ 를 따라 샘플링 하여 양상블을 생성한다. 그 다음으로 양상블로부터 변화율을 구

한다. 변수 x 와 목적함수값 $g(x)$ 간의 공분산행렬 $C_{x, g(x)}$ 를 계산한다. 식 (2-12)를 이용해 $C_{x, g(x)}$ 를 변화율과 C_x 을 곱한 값으로 근사하여 변화율을 구한다. 해를 갱신하는 것은 경사오르막법을 근간으로 한 식 (2-4)를 따른다.

해의 향상이 없으면 앙상블을 다시 생성하는 단계부터 반복되며, 이는 멈춤조건을 만족할 때까지 지속된다. 본 논문에서는 해의 향상이 없어 앙상블 생성단계부터 다시 시작할 때 step size를 반으로 감소시킨다. 반복횟수는 3회로 제한하였다.

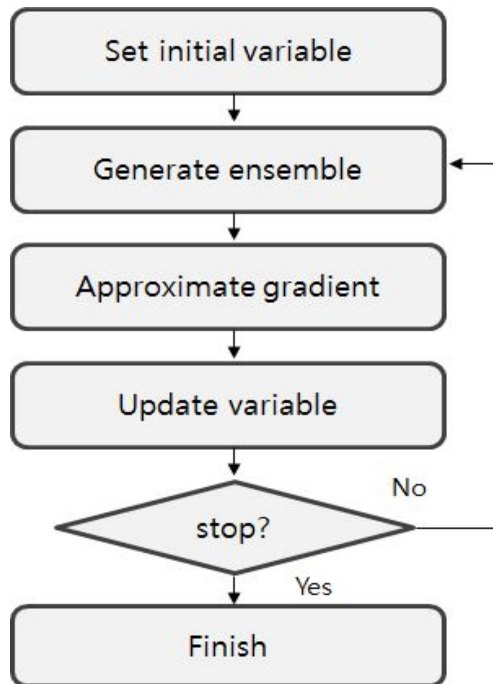


Fig. 2.4 Flowchart of EnOpt algorithm

2.3 유선시물레이션

유선시물레이션은 저류층의 3차원 공간상의 유체유동을 1차원 유선의 합으로 모사하는 시물레이션기법이다. 중성 유체입자가 기준점에서 유선을 따라 특정 위치에 도달하는데 걸리는 시간개념인 TOF(Time of flight)를 따르는 시스템으로 단순화한다(정승필, 2008). 이때 유선이란 운동하는 유체의 각 점에서 속도벡터의 방향이 접선방향이 되도록 그은 곡선이다. 복잡한 지질의 불균질성 등이 1차원 TOF를 따르는 시스템으로 단순화되므로, 대상 저류층이 크고 불균질 할수록 상대적인 연산효율이 뛰어나다(강민철, 2015).

유선시물레이션은 식 (2-14)으로 정의되는 TOF를 사용한다. 이를 이용하면 다공질매질에서의 3차원 유체유동을 1차원 유선의 합으로 분해해 풀 수 있다.

$$\tau = \int \frac{d\zeta}{v} = \int \frac{\phi}{u} d\zeta \quad (2-14)$$

where.

τ : mean TOF

v : interstitial velocity

ϕ : porosity

u : Darcy velocity

ζ : spatial coordinate along streamline

여기서 주입점으로부터 거리가 멀거나 해당 위치까지의 유동이 어려울수록 TOF가 증가한다. 이러한 성질로 인해 TOF는 물리적 거리뿐만 아니라 유체투과율, 공극률과 같은 유동용이도까지 대표하는 거리인자로 활용할 수 있다(Batycky 등, 1997).

유선의 추적을 위해서는 먼저 유동방정식으로부터 압력장을 구하고 이를 이용해 Darcy 방정식으로부터 속도장을 계산한다(Batycky 등, 1997; Jung과 Choe, 2005). 압력장이 결정된 시점에서 유선추적 절차는 다음과 같이 요약할 수 있다. Fig. 2.5는 한 요소 내에서의 유선추적 모식도이다.

- 1) 유동영역 내에서의 시작점을 설정한다.
- 2) 시작점이 속해있는 격자를 결정하고 격자 내의 속도장을 선형보간법으로 계산한다.
- 3) 한 격자 내에서의 입구좌표, 출구좌표, TOF를 계산한다.
- 4) 다음 격자에서의 출구좌표를 이전 격자의 입구좌표로 설정하고 위의 과정을 반복한다.

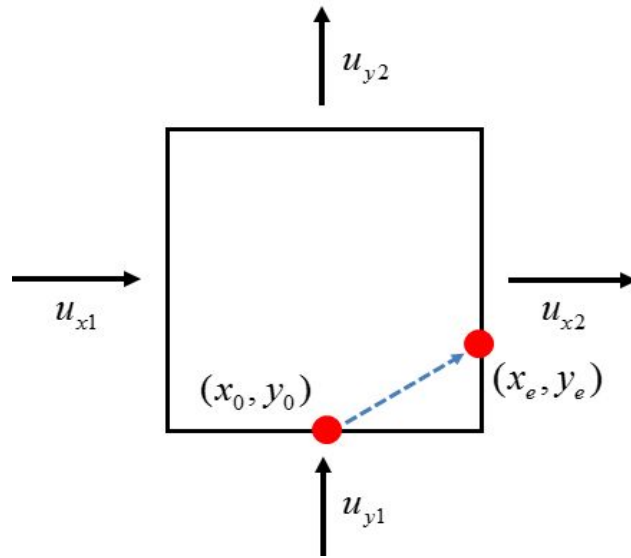


Fig. 2.5 Schematic of streamline simulation through a 2D grid block of dimension x by y (Batycky 등, 1997)

2.4 품질지도

추가 생산정이나 주입정의 위치를 최적화하는 것은 어느 유전에서나 매우 중요하다. 특히 생산량 정점을 지나고 워터컷이 높아진 원숙기에 접어든 유전(mature field)에서는 그 중요성이 더욱 부각된다. 유정이 존재 가능한 모든 지점을 시뮬레이션하는 것은 많은 계산비용을 요하며, 이런 이유로 대규모 유전에는 실용적인 방법이 필요하다. 품질지도는 계산비용을 줄이기 위해 고안된 개념으로, 석유자원의 생산에 얼마나 유리한지를 나타내는 지도이다(Da cruz, 2004). 이 품질지도를 바탕으로 생산에 유리한 위치만을 시뮬레이션하는 방식으로 계산비용을 절감하고자 한 연구들이 있었다.

Kharghoria 등(2003)은 최적의 유정배도를 찾기 위해 생산성잠재지도(productivity potential map)를 제안하였다. 지도 작성을 위해 정적자료(공극률, 유체투과율), 동적자료(오일포화도) 그리고 지형자료(유정경계로부터의 거리)를 조합하였다. Liu 등(2006)은 Kharghoria의 생산성잠재지도에 변수들을 추가해 유정위치 선정에 사용하였다. 각 변수들을 시간에 따른 변화여부에 따라 구분하였다. 유체투과율과 공극률은 시간에 무관한 인자로, 포화도와 압력은 시간에 따라 변화는 것으로 보았다. 따라서 일정한 시간간격에 따라 변화된 포화도와 압력값을 반영해 유정위치 후보지를 자동으로 선정하도록 하였다.

이들이 제안한 품질지도들은 정적, 동적 자료를 포함하긴 했으나, 여전히 생산량에 영향을 주는 많은 인자들을 고려하지 못했다. 예를 들면 저류층의 구조, 드라이브 메커니즘, 기존 유정들의 배수 또는 sweep 영역 등

은 모두 생산량에 영향이 크다. Taware(2012)는 더 현실적인 품질지도를 위해 TOF를 추가하였다. TOF는 저류층의 구조, 유체투과율 등 저류층내 모든 유동영향인자를 고려할 수 있다. 이를 통해 배수 또는 sweep이 불량한 지역, 즉 추가 생산정을 시추하기 좋은 후보지역을 선별했다. 제안한 방법으로 서부 인도 탄산염암 해상 저류층에 성공적으로 적용하였다. 그러나 후보지가 여러 개 생길 경우 사용자가 임의로 선정해야 하는 불편함이 있다.

본 연구에서는 Taware가 제안한 유선시뮬레이션으로 계산한 TOF를 포함한 품질지도 개념을 사용한다. 여기에 품질지도의 일부 상위지역에만 임의로 초기 입자를 배치하는 방식으로 기존 연구의 단점을 보완하고자 한다. 시추할 유정의 종류에 따라 사용할 인자들이 다르지만, 여기서는 추가 생산정위치를 염두에 두고 품질지도를 작성한다. Fig. 2.6 는 참조 필드에 현재 설치된 유정을 나타낸다. 5년간 생산한 후 추가 생산정을 시추하기로 가정한다. 고려할 인자로는 TOF, 오일포화도, 유체투과율이 다. 품질지도값(quality map index, QMI)은 식 (2-15)로 나타낸다. 여기서 고려하는 모든 인자는 [0,1] 범위로 순위정규화하였다.

$$TOF \cdot S_o \cdot k \quad (2-15)$$

Fig. 2.7은 TOF 지도를 작성하는 과정을 나타낸 것이다. 이를 위해 상용 프로그램인 슐럼버저의 Frontsim을 유선시뮬레이터로 사용하였다. Fig. 2.7(a)는 생산정으로 부터 TOF를 계산한 그림이며 이를 통해 배수지역의 분포를 알 수 있다. 배수구역은 한 개의 생산정에 의해 효과적으로 생산되는 저류층의 지하영역을 의미한다(Hyne, 1991). 즉, 빨간색으로 표

시된 영역이 배수가 불량해 오일생산의 진행이 잘 되지 않는 곳을 의미한다. 또한 Fig. 2.7(b)는 주입정으로부터의 TOF를 계산한 그림으로, sweep이 잘 일어난 지역을 구별할 수 있다. 이 두 가지 요소의 TOF를 통합한 것이 Fig. 2.7(c)로, 빨간색 부분이 배수 또는 sweep이 불량할 것으로 예측되는 지역이다. 전체 품질지도의 작성과정 흐름을 설명하기 위해 이 그림을 Fig. 2.8(a)에 중복 도시하였다.

Fig. 2.8(b)는 오일의 포화도를 나타낸 지도이며, 5년간 주입정에 물이 주입되어 지도의 가운데 부분이 낮은 것을 볼 수 있다. Fig. 2.8(c)는 유체투과율을 normalization한 지도이다. 최종적으로 위 인자들을 결합한 품질지도는 Fig. 2.8(d)이다. 이 품질지도의 상위 30% 지역에 초기입자를 배치하는데 이를 Fig. 2.8(e)에 나타내었다. 제안한 방법으로 추가 생산정의 최적 위치가 될 수 있는 후보지를 선별함으로써 알고리즘의 속도를 빠르게 할 수 있다.

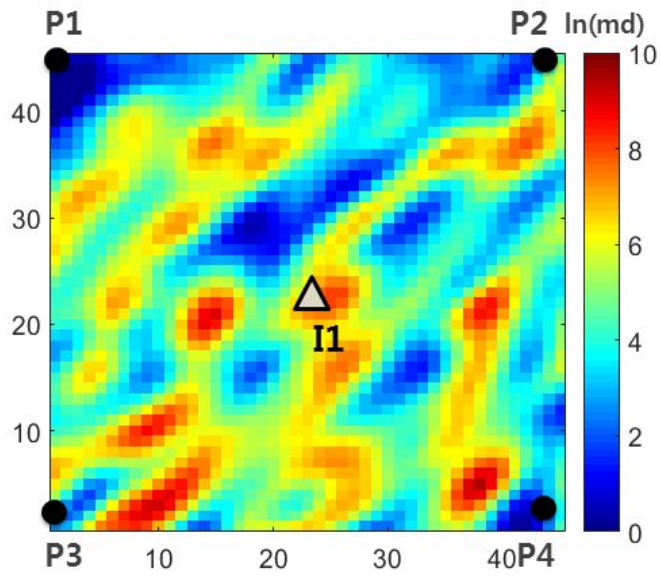
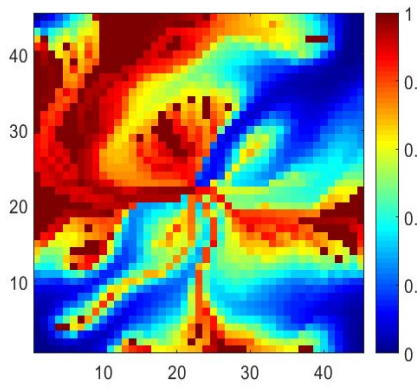
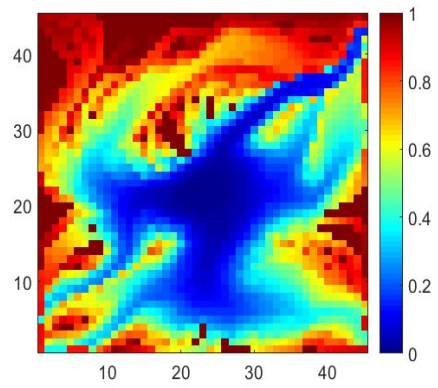


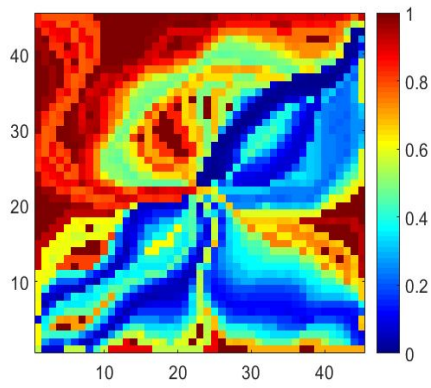
Fig. 2.6 Well configuration in the reference field



(a) TOF from producers



(b) TOF from an injector



(c) Total TOF

Fig. 2.7 Composition of TOF map

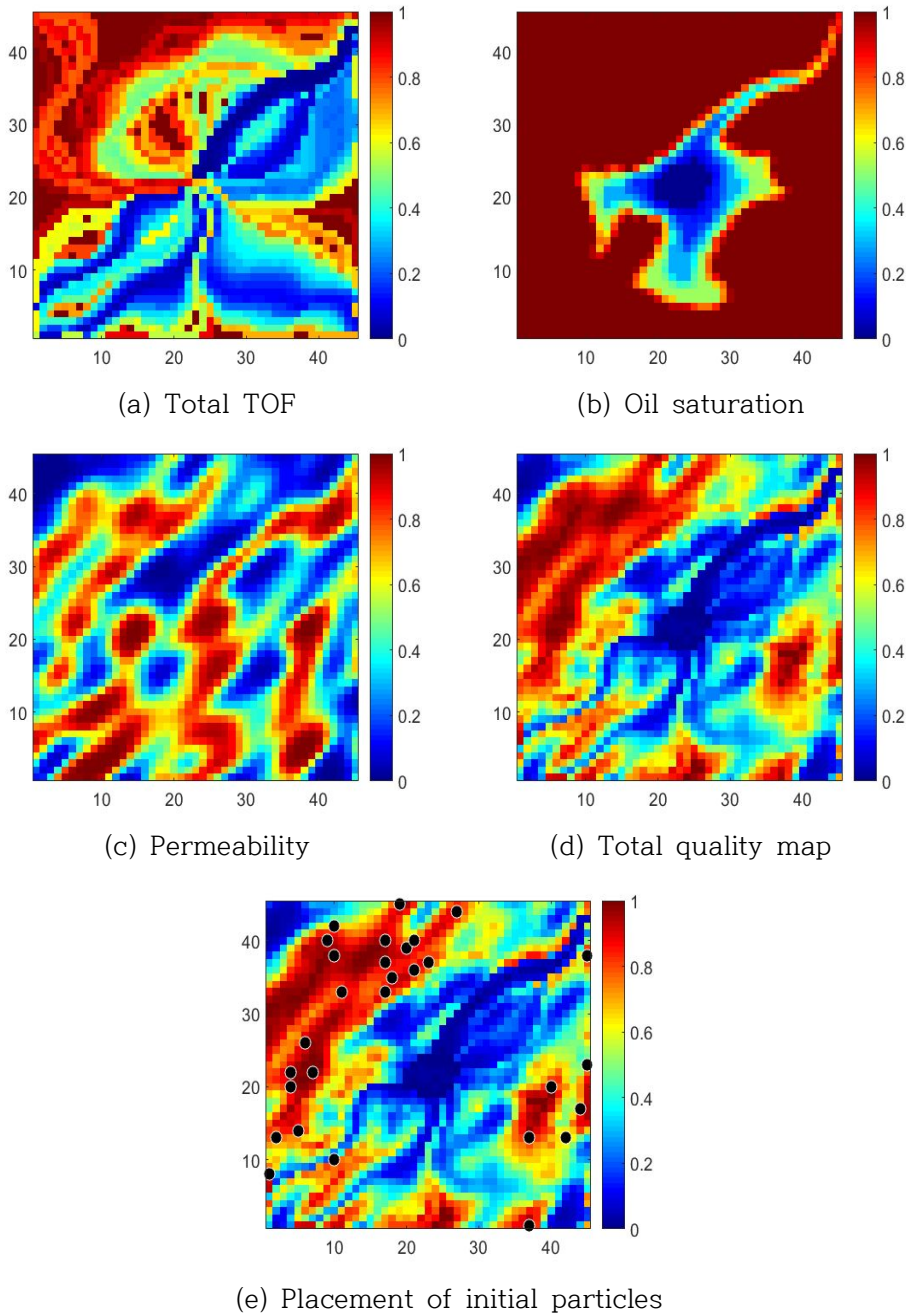


Fig. 2.8 Processing of total quality map and particles placement

2.5 제안 알고리즘

광역탐색 알고리즘과 변화율기반 알고리즘의 장단점은 분명하다. 광역탐색 알고리즘은 지역 최적화에 빠지지 않지만 계산시간이 길고, 변화율기반 알고리즘은 빠르지만 지역 최적화에 쉽게 빠진다. Fig. 2.9는 이들의 특성을 간단하게 그림으로 나타낸 것이다.

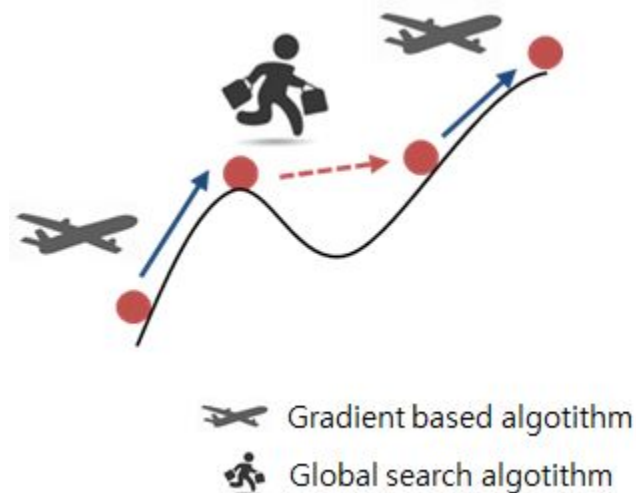


Fig. 2.9 Features of global search and gradient based algorithms

이러한 특성 때문에 대체적으로 위치최적화에는 광역탐색 알고리즘이, 생산조건최적화에는 변화율기반 방법이 적합하다. 따라서 본 연구에서는 두 계열의 알고리즘을 결합해 유정위치 및 생산조건을 동시에 최적화하고자 한다. 광역탐색계열인 PSO와 변화율기반계열인 EnOpt를 결합해

상이한 두 최적화변수를 안정적이고도 효과적으로 최적화하고자 한다. 또한 알고리즘의 속도를 향상시키기 위해 유선시뮬레이션기반 품질지도를 전처리과정으로 제안한다.

Fig. 2.10은 제안한 알고리즘의 순서도이다. 크게 3단계로 나뉘어져 있으며, 1단계는 품질지도의 작성이다. 유선시뮬레이션으로 TOF, 유체투과율, 오일포화도를 구해 이를 정규화시킨다. 이를 식 (2-15)를 이용해 품질지도를 작성하고 상위 일부지역에만 초기입자를 배치한다. 2단계는 배치된 초기입자로 PSO를 실행시켜 유정위치 및 생산조건을 일차적으로 최적화하는 것이다. 갱신히수가 2회 이상이며, 더 이상 최적화결과의 향상이 없으면 3단계로 진행한다. 3단계에서는 PSO에서 일차적으로 최적화결과를 초기값으로 하여 EnOpt를 실행시켜 더 정밀한 최적화결과를 얻는다. 본 논문에서 설정한 EnOpt 3회 실행 후 최적화결과의 향상이 없으면 다시 PSO 단계로 진행되어 반복된다. 또한 결합 알고리즘의 우수성을 속도비교로 검증하기 위해 총 시뮬레이션 횟수를 1,000번으로 제한하였다.

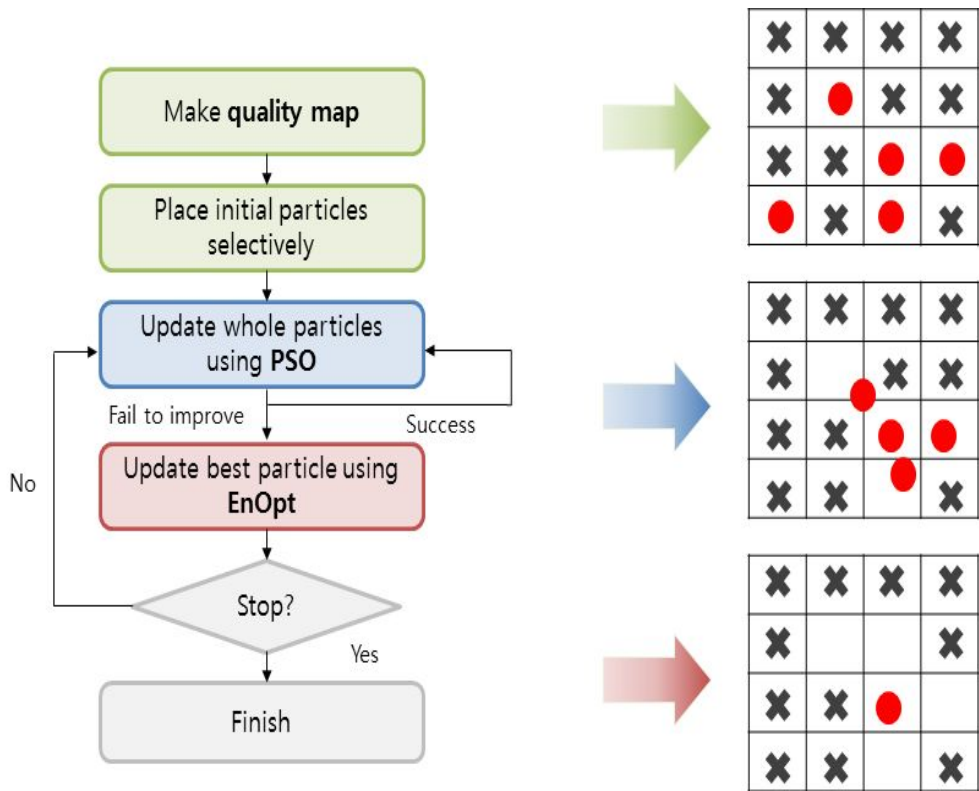


Fig. 2.10 Flowchart of proposed algorithm

제 3장 제안방법의 적용 및 검증

제안한 알고리즘으로 유정위치 및 생산조건을 동시에 최적화 하였고, 이 결과를 기존 알고리즘인 PSO와 비교한다. 이를 위해 2차원 가상저류층을 생성시킨 후 시뮬레이터를 사용해 각 알고리즘 수행한다. 유선시뮬레이터로는 Schlumberger사의 FrontSim, 저류층 시뮬레이터로는 동사(同社)의 Eclipse100을 사용하였고, 알고리즘의 구동은 MATLAB으로 프로그래밍하였다.

3.1 목적함수

본 논문에서는 목적함수를 NPV로 하였다. 시뮬레이션으로 계산한 유체 생산 프로필을 이용해 다음과 같은 식으로 NPV를 계산한다.

$$NPV = \sum_{t=1}^T \frac{CF_t}{(1+r)^t} - C^{capex} \quad (3-1)$$

T 는 총생산시간, r 은 할인율, C^{capex} 는 시추 및 유정 완결 등에 드는 비용이다. CF_t 는 t 시점에서의 현금흐름을 나타내며 식은 다음과 같다.

$$CF_t = R_t - E_t \quad (3-2)$$

R_t 는 수입(\$)이며, E_t 는 각 시간 t 에 따른 운영비용(\$)이다. 이 두 변

수는 시간 t 에 생산되는 원유와 가스의 생산량에 따라 결정된다.

$$R_t = p_o Q_t^o + p_g Q_t^g \quad (3-3)$$

p_o 와 p_g 는 각각 원유가격($\$/STB$), 가스가격($\$/SCF$)이며, Q_t^o , Q_t^g 는 시간간격에 따른 원유, 가스의 생산량이다. 본 연구에서는 가스의 생산은 고려하지 않으므로, $Q_t^g=0$ 이다. 다음으로 시간 t 에 따른 운영비용식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$E_t = p_w^d Q_t^{w,p} + p_w^i Q_t^{w,i} \quad (3-4)$$

p_w^d 는 생산된 물의 처리비용, p_w^i 는 주입정에 주입할 물의 비용이며 단위는 $\$/STB$ 로 동일하다. $Q_t^{w,p}$, $Q_t^{w,i}$ 는 시간간격에 따른 처리해야 할 물의 양(STB), 주입해야 할 물의 양(STB)이다. Table 3.1은 목적함수인 NPV를 계산하기 위한 경제인자이다.

Table 3.1 Economic parameters

Parameters	Value
Drilling cost, C^{capex} , MM\$	50
Oil price, p_o , $\$/STB$	35
Water disposal cost, p_w^d , $\$/STB$	5
Water injection cost, p_w^i , $\$/STB$	2
Discount rate, r , %	5

3.2 참조필드

가상저류층은 가로 2,250 ft, 세로 2,250 ft, 높이 20 ft의 2차원 정방형이며, 가로 45개, 세로 45개의 격자로 총 2,025개의 격자를 가진다. 가상저류층은 SGeMS(Stanford geostatistical modeling software)를 사용하여 생성하였다. 유체투과율의 공간적 분포양상은 Fig. 3.1에서 보이는 바와 같다. 이 저류층의 유체투과율은 편차가 매우 크며, 사선방향의 띠 형태를 갖고있다. 이는 의도적으로 지역 최적값을 많이 설정함으로써, 알고리즘간의 성능차이를 확연하게 보이기 위함이다. 격자별 공극률, 초기압력을 비롯한 가상저류층 물성을 Table 3.2에 정리하였다. 저류층에 존재하는 유체는 원유와 물의 2상으로 구성되며, 물성은 Table 3.3와 같다.

가상저류층에서 총 4개의 생산정으로 1년간 오일을 생산한 뒤, 주입정의 위치를 최적화하기로 한다. Fig. 3.2과 같이 4개의 생산정은 정사각형필드의 각 모서리에 존재한다. 이 유정들에 대한 정보는 Table 3.4에 정리하였다. 생산조건의 제한치는 현실성을 감안해 각 생산정의 BHP는 1,000~2,500 *psi*로, 주입정의 유량은 0~1,000 *STB/day*로 설정하였다. 참조필드를 생성하면서 사용한 가정은 다음과 같다.

- 유체조성이 일정한 블랙오일 시스템이다.
- x 방향 유체투과율과 y 방향 유체투과율은 동일하다.
- 공극률은 모두 동일하다.
- 오일과 물만 존재하는 2상 유동이다.
- 생산정은 워터컷에 상관없이 주어진 기간 동안 생산을 지속한다.

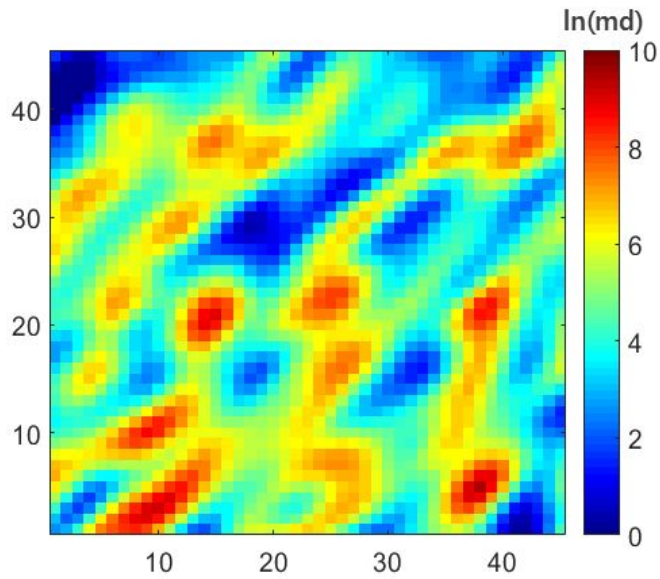


Fig. 3.1 Log permeability distribution of the reference field

Table 3.2 Grid properties of the reference field

Parameters	Value
Number of grid cells (2,025)	$45 \times 45 \times 1$
Width of reservoir, <i>ft</i>	2,250
Length of reservoir, <i>ft</i>	2,250
Thickness of reservoir, <i>ft</i>	20
Grid width, <i>ft</i>	50
Grid length, <i>ft</i>	50
Porosity, <i>fraction</i>	0.2
Initial reservoir pressure, <i>psia</i>	2,000

Table 3.3 Fluid properties of the reference field

Parameters	Value
Connate water saturation, <i>fraction</i>	0.2
Residual oil saturation, <i>fraction</i>	0.2
End-point relative water permeability, <i>fraction</i>	0.27
End-point relative oil permeability, <i>fraction</i>	0.81
Formation volume factor, <i>rb/stb</i>	1.01
Water compressibility at <i>psia</i> , <i>1/psi</i>	5×10^{-7}
Water viscosity, <i>cp</i>	1
Oil viscosity, <i>cp</i>	3

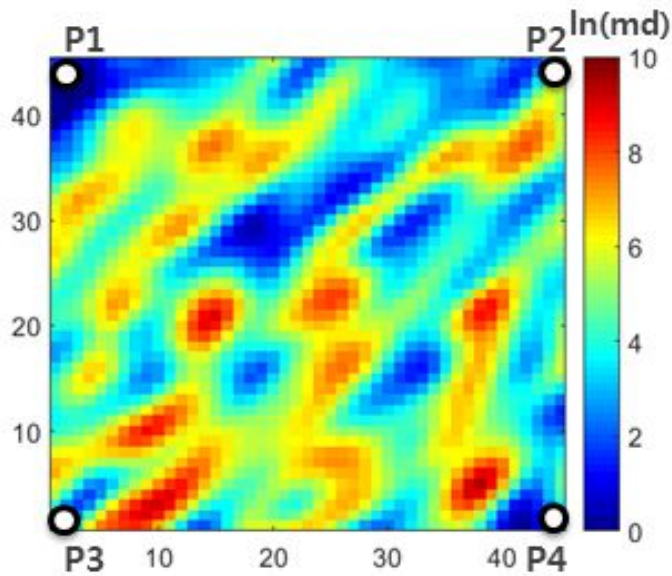


Fig. 3.2 Positions of 4 production wells

Table 3.4 Production well data

Well name	Well coordinate	Boundary condition
P1	(1,45)	1,000~2,500 <i>psi</i> . production well BHP 0~1,000 <i>STB/day</i> . water injection rate
P2	(45,45)	
P3	(1,1)	
P4	(45,1)	

3.3 품질지도의 입자배치비율

본 연구에서는 품질지도 작성 시 QMI를 0~1로 두었으며, 입자를 배치시킬 QMI의 하한 값을 입자배치비율(tolerance)라 한다. 즉 입자배치비율이 0.3이라면 QMI의 상위 30%까지 영역에만 입자를 배치한다. 품질지도를 본격적으로 적용하기 전에 어느 정도의 입자배치비율이 적절한 지를 알아본다.

참조필드, 저류층 물성치, 생산조건제한, 경제적 변수는 이전 절에 주어진 것을 그대로 사용한다. 각 꼭지점에 위치한 4개의 생산정에서 1년간 생산 후 주입정을 시추하는 것으로 하였다. 각 알고리즘별로 5번을 수행하였으며 NPV값은 5회 평균치로 하였다.

3.3.1 품질지도 작성

이번 절에서는 단순히 입자배치비율 별 NPV결과만을 비교하므로, 품질지도 작성에는 전체 TOF만을 고려하였다. Fig. 3.3는 제시한 조건들 하에서의 품질지도 작성과정이다. Fig. 3.3 (a)는 TOFP, (b)는 TOFI (c)는 (a), (b)를 합한 전체 TOF를 나타낸 그림으로 이 경우에서 작성한 최종 품질지도이다. (d)는 일부 상위지역에만 입자를 배치한 모습이다.

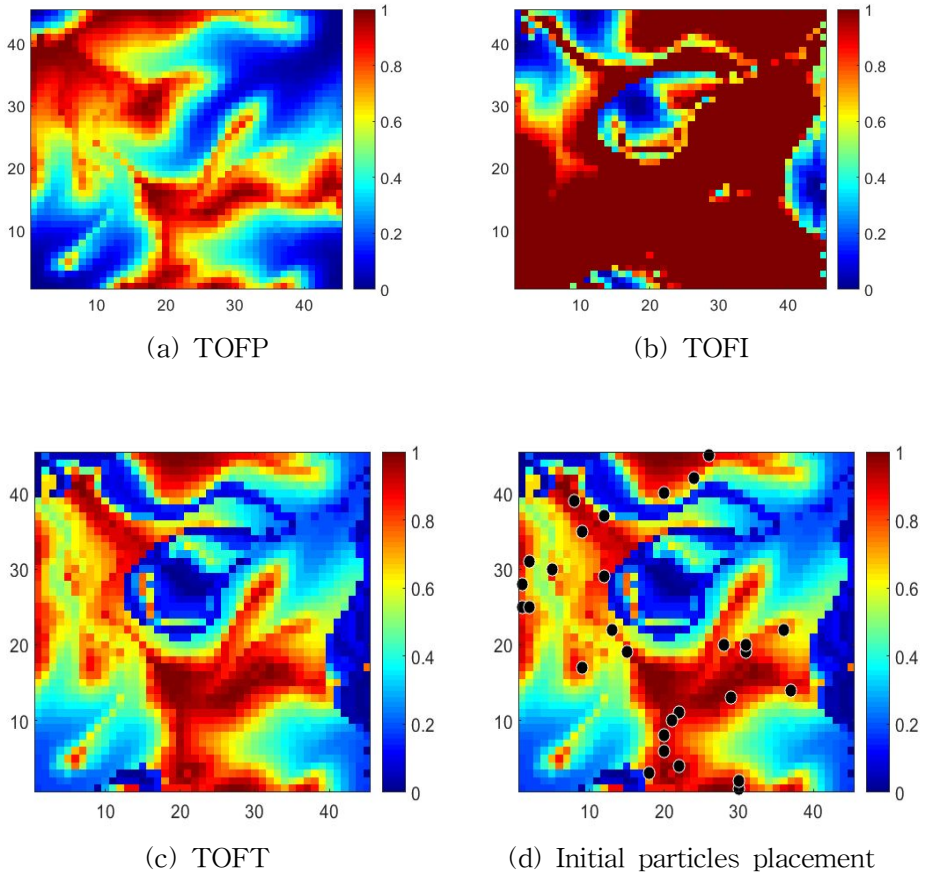


Fig. 3.3 Developing process of quality map

3.3.2 비교결과

입자배치비율 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 네 가지 경우로 각각 알아본다. 품질지도의 결과가 광역 최적값의 존재확률을 정확히 반영하지 못할 가능성도 있어 0.2 이하는 제외했다. Figs. 3.4~3.7 는 각각 입자배치비율 0.2~0.5로 하여 입자를 배치한 결과이다. 입자배치비율이 작을수록 진

한 빨간색 부분에만 입자가 집중되어 있는 것을 볼 수 있다.

다음으로는 PSO, PSO-EnOpt 두 알고리즘으로 품질지도의 효과를 알아본다. PSO와 품질지도를 결합한 알고리즘은 본 연구의 맥락에서 벗어나지만, 입자배치비율에 대한 성능비교를 위해 적용했고 이를 SL-PSO로 명칭한다. 1,000회의 시뮬레이션 회수내로 NPV 증감을 제시하였다. Fig. 3.8(a)은 SL-PSO의 경우 입자배치비율 별 효과를 나타낸 것이다. 입자배치비율이 작을수록 시뮬레이션 초기에 NPV가 높음을 확인할 수 있다. Fig. 3.8(b)는 SL-PSO-EnOpt의 경우로 입자배치비율 값이 낮을수록 초기 NPV값이 높은 경향성은 동일했다.

품질지도는 초기입자를 광역 최적값 부근에 배치하여 위치최적화 과정을 빠르게 한다. 반면 생산조건최적화에는 그 영향력이 상대적으로 적은 편이다. 따라서 SL-PSO-EnOpt보다는 SL-PSO에서 그 효과가 더 크다. SL-PSO-EnOPT의 내재된 EnOpt의 생산조건최적화성능 덕분에 시뮬레이션이 진행되어도 NPV의 증가폭이 적기 때문이다.

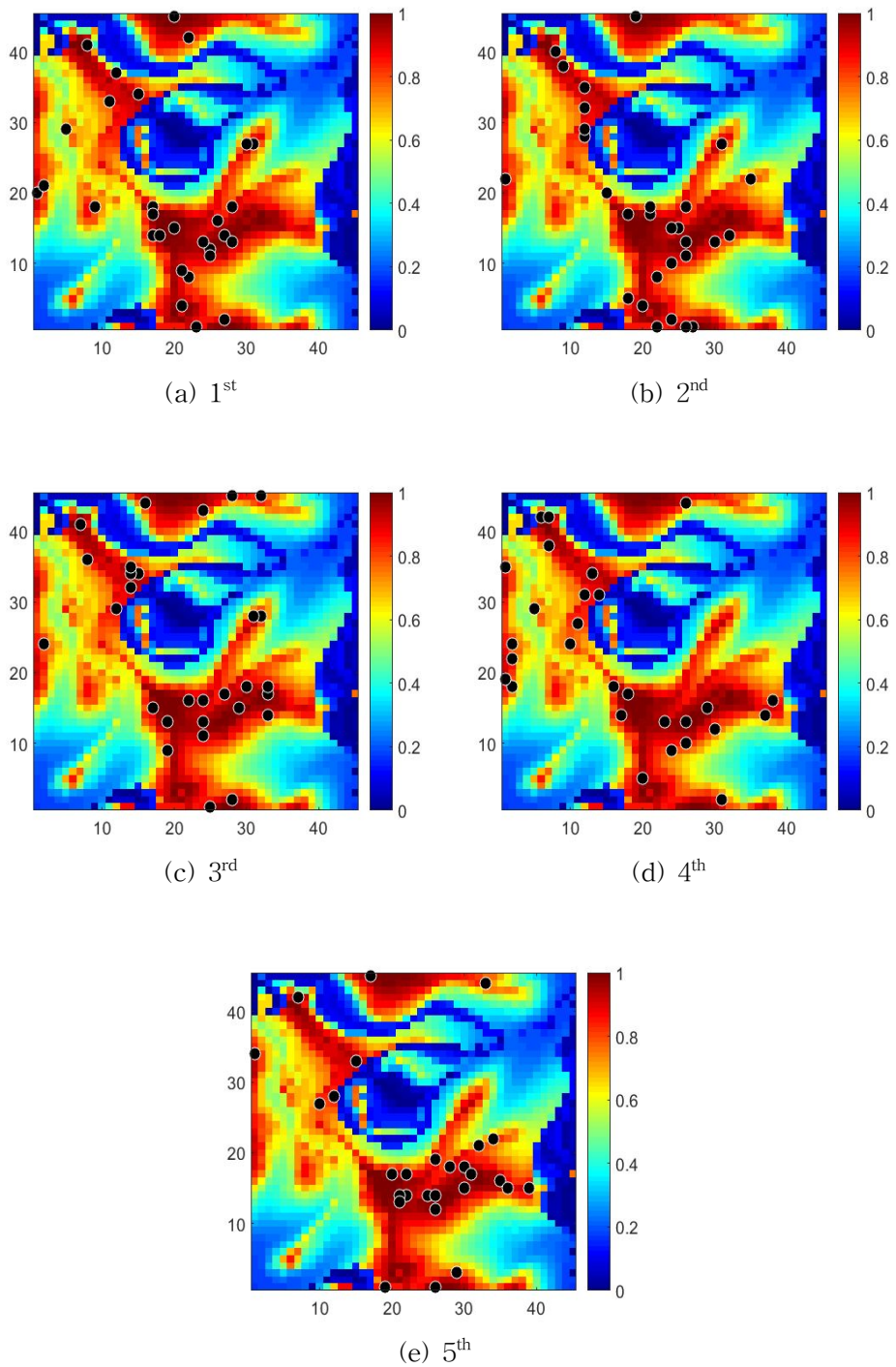


Fig. 3.4 Initial particle placement at tolerance 0.2 with 5 executions

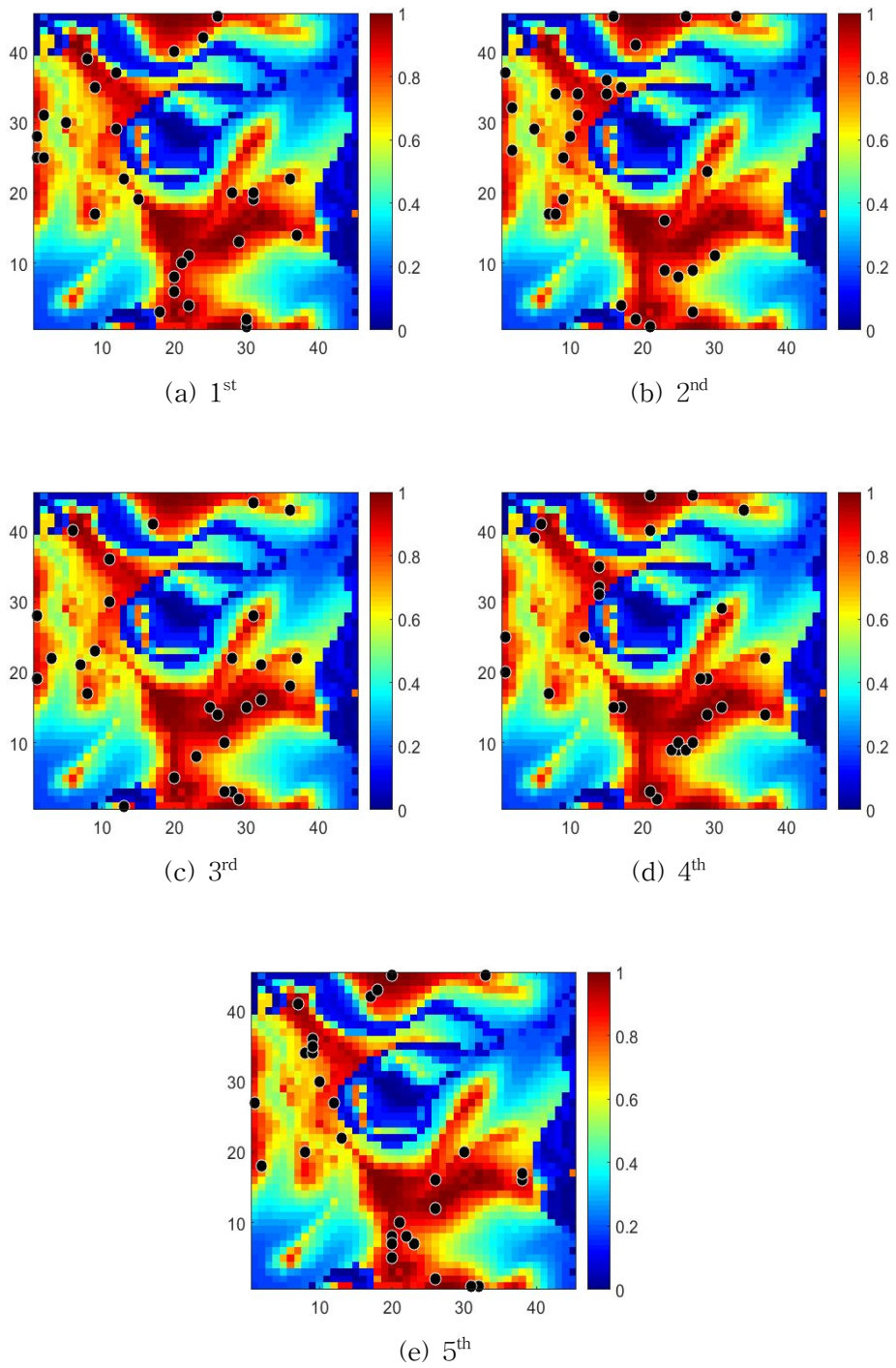


Fig. 3.5 Initial particle placement at tolerance 0.3 with 5 executions

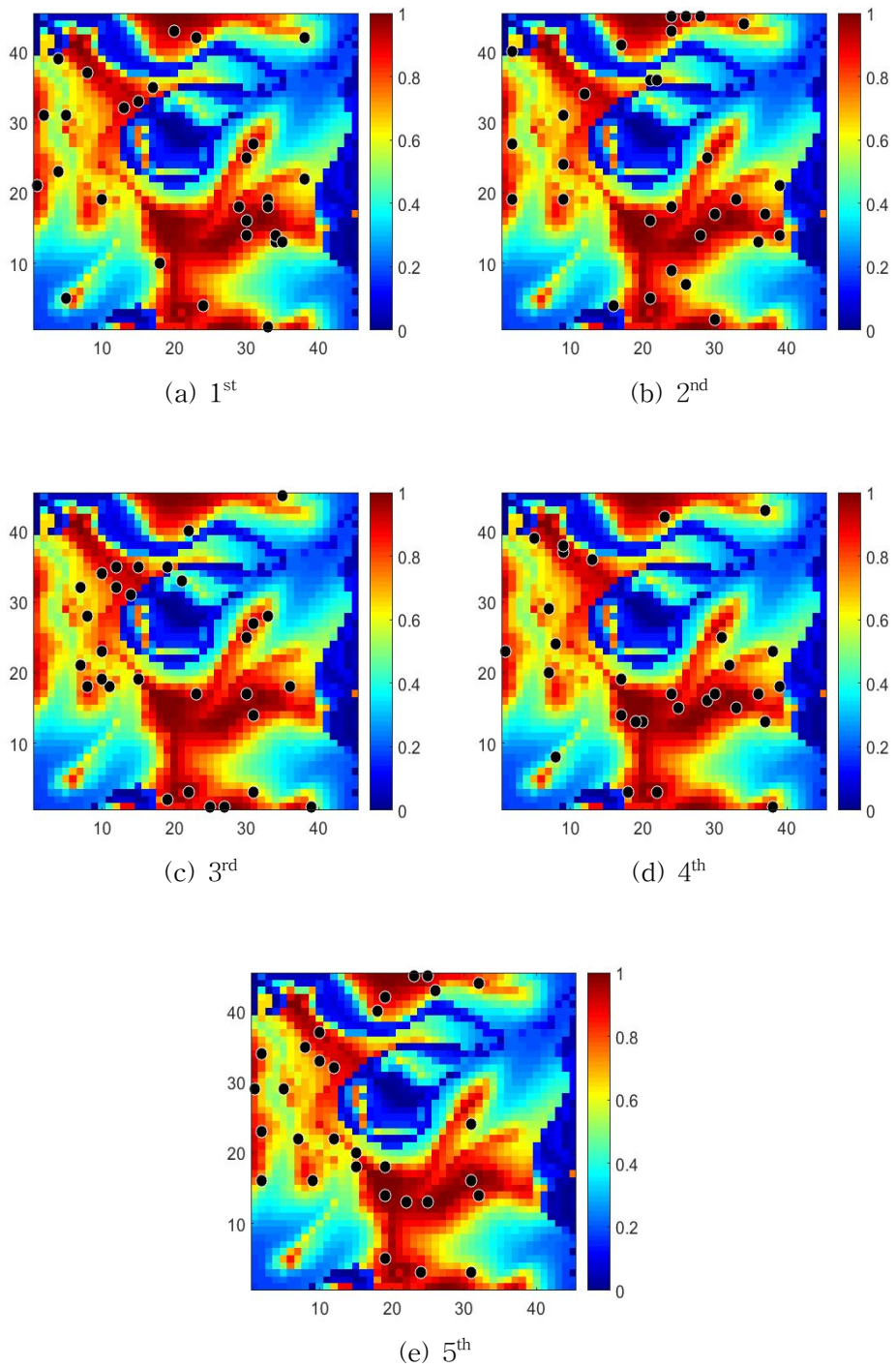


Fig. 3.6 Initial particle placement at tolerance 0.4 with 5 executions

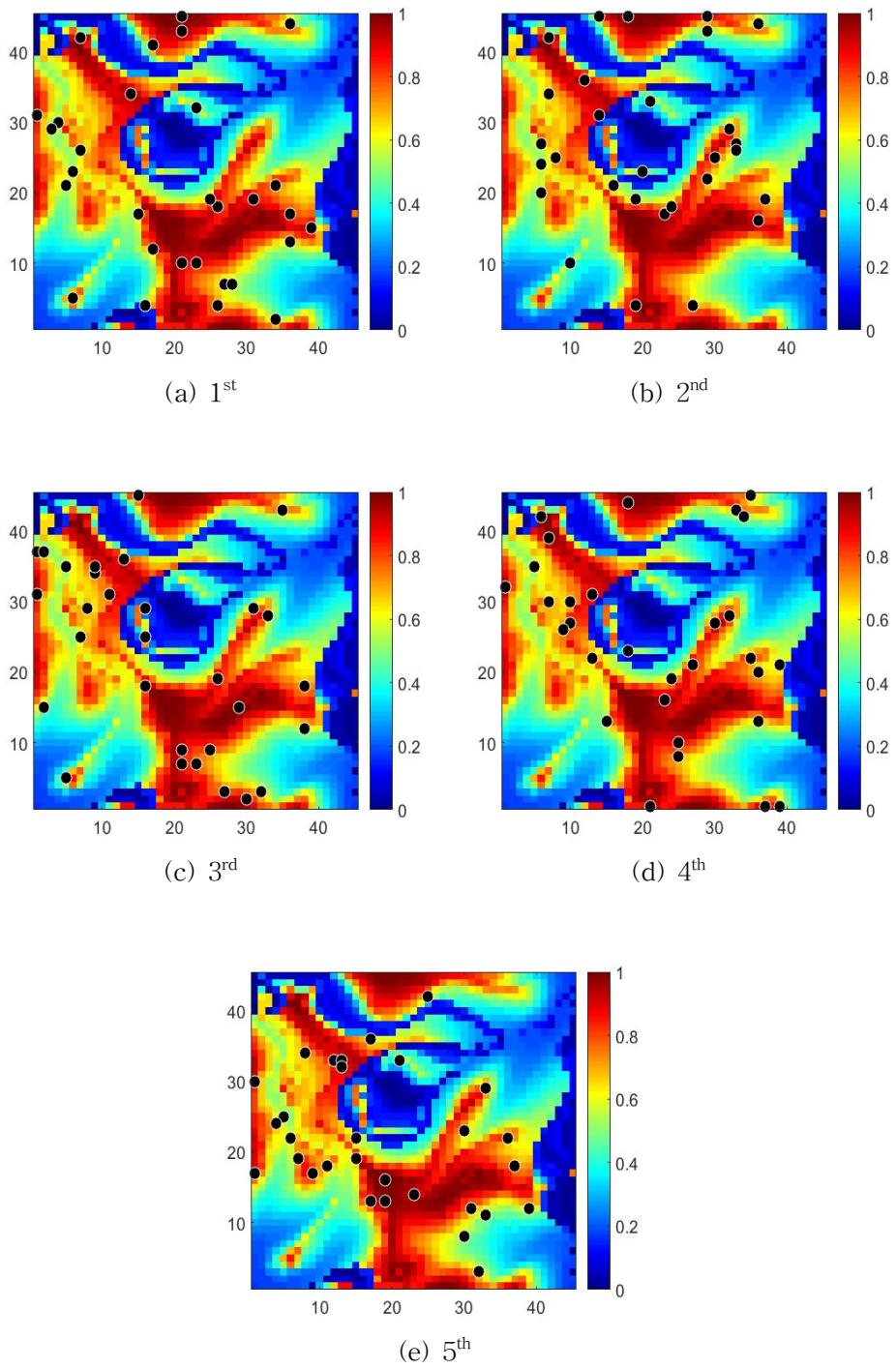
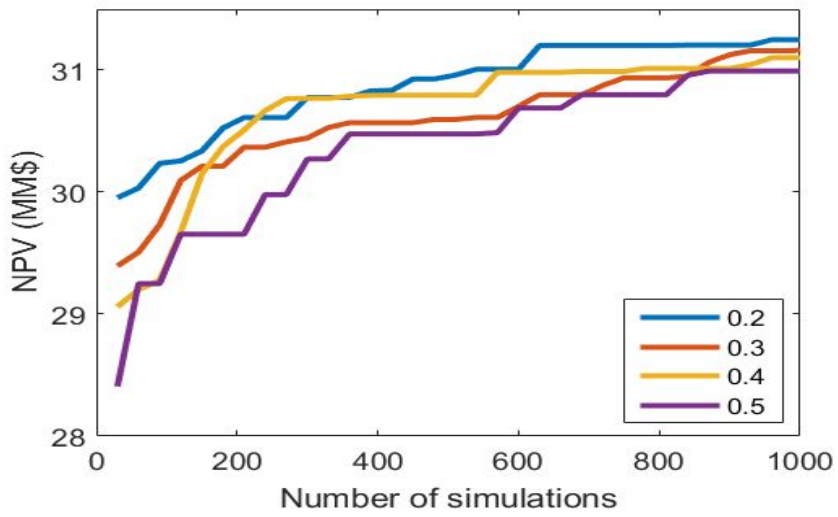
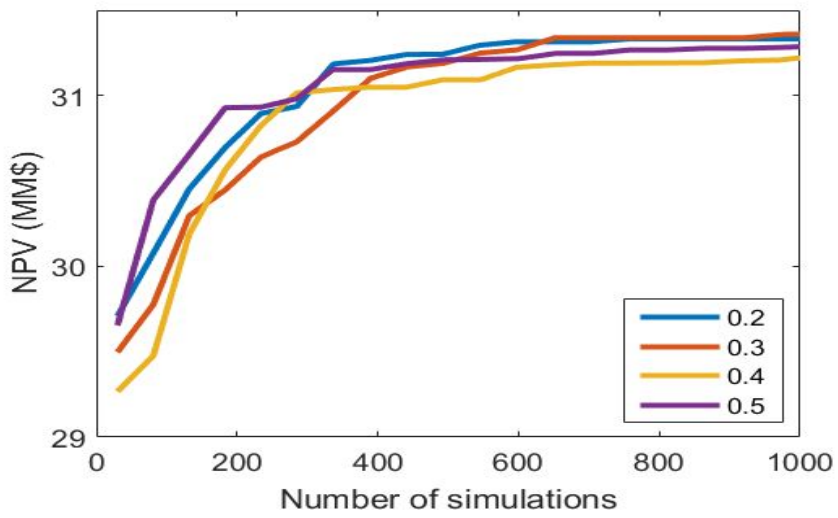


Fig. 3.7 Initial particle placement at tolerance 0.5 with 5 executions



(a) SL-PSO



(b) SL-PSO-EnOpt

Fig. 3.8 NPV difference for different tolerances

3.4 주입정위치 및 운영조건 동시 최적화

주입정위치 및 운영조건 동시 최적화결과를 비교하고자 한다. 우선 4개의 생산정에서 1년간 생산한 후 주입정을 시추한다. 이후 각 생산정의 BHP, 시추한 주입정의 유량을 300일 간격으로 1,500일의 기간을 두고 최적화하였다. 더 짧은 간격으로 최적화하면 결과는 좋지만 본 연구에서는 알고리즘의 성능비교를 위해 단순하게 설정했다. 생산정 BHP는 5단계로 설정했고, 품질지도의 입자배치비율 값은 0.3으로 가정하였다. 각 알고리즘별로 5번을 수행하고 NPV값은 5회 평균값으로 계산하였다.

3.4.1 품질지도 작성

주입정의 위치를 최적화하는 경우 오일의 유동용이도가 낮은 지역을 고려해야 한다. 현재 주입정을 설치하기 전이므로 생산정들로부터의 TOF값만을 고려해 품질지도를 작성했다(Fig. 3.9(a)). Fig. 3.9(b)는 품질지도 상위 30% 지역에 입자를 배치한 모습이다. 이 지역이 주입정 시추 시 물의 sweep 효과가 크게 예상되는 곳이다.

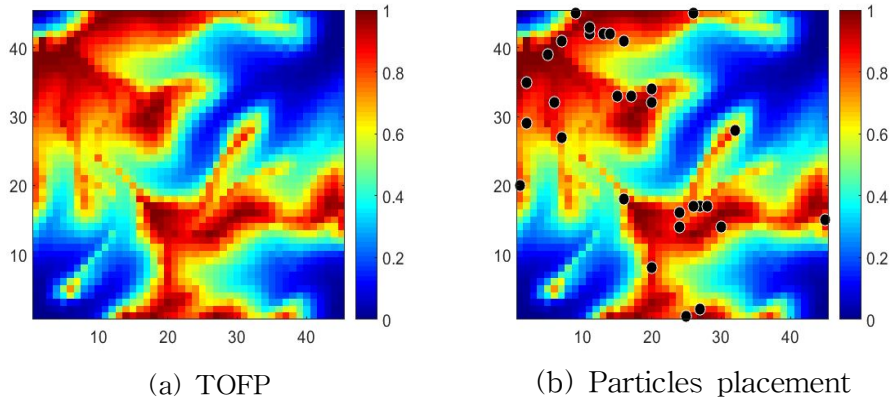


Fig. 3.9 Developing process of quality map

3.4.2 결과비교

Table 3.5는 두 알고리즘의 위치탐색결과로 (4,26)을 기점으로 한두칸 차이 이내의 좌표로 수렴한다. 한 두칸 정도의 오차는 운영조건의 최적화결과에 따른 것이다. Fig. 3.10에 최적화된 위치를 유체투과율 지도에 표시하였다.

Fig. 3.11는 생산조건최적화결과로, 각 알고리즘에서 수행횟수 5회 중 가장 NPV가 높은 경우를 나타낸 것이다. 시간에 따른 주입정의 유량 패턴은 대체적으로 유사하였으나, 특정 생산정의 압력이 다소 달랐다. 주입정 I1은 300~600일에 물을 많이 주입하고 이후 300일간은 주입량을 많이 감소하였다. 제안한 알고리즘은 다량의 물이 주입되고 sweep 효과가 본격적으로 일어나는 시점인 600~900일 기간에 P1, P3에서 BHP를 높게 설정하였다. Sweep의 효과가 큰 시점에 인근 생산정의

BHP를 적절히 설정해 높은 NPV를 도출하였다.

Fig. 3.12(a)는 제한 시물레이션 횟수 1,000번 이내에서 두 알고리즘의 NPV를 비교한 것이다. 제한횟수 내에서 제안한 방법이 PSO보다 약 60만 달러, 비율로는 약 2.5% 더 높았다. 특히 시물레이션 초기엔 NPV 차이가 13.5%에 달할 정도로 매우 컸는데, 이는 초기입자를 선택적으로 배치한 품질지도의 효과 덕분이다. Fig. 3.12(b)는 두 알고리즘의 총 오일생산량으로 최종결과는 비슷하지만, 제안한 알고리즘이 초기에 생산량이 더 많아 NPV가 높았다. Fig. 3.12(c)는 두 알고리즘의 물생산량으로, 제안한 알고리즘이 약간 더 적었다.

Table 3.5 Injection well locations from
PSO and SL-PSO-EnOpt

case	PSO	SL-PSO-EnOpt
1	(4,26)	(5,26)
2	(3,26)	(4,26)
3	(4,26)	(4,25)
4	(5,28)	(3,24)
5	(4,25)	(4,26)

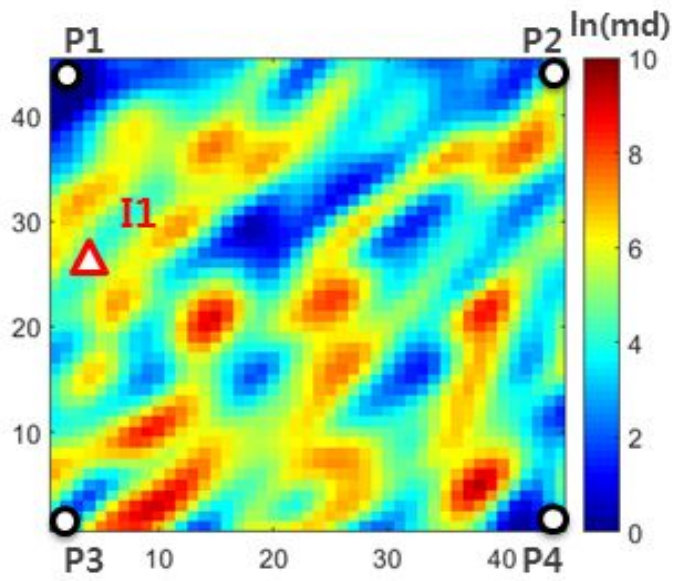
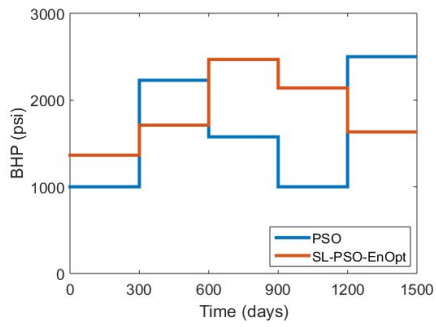
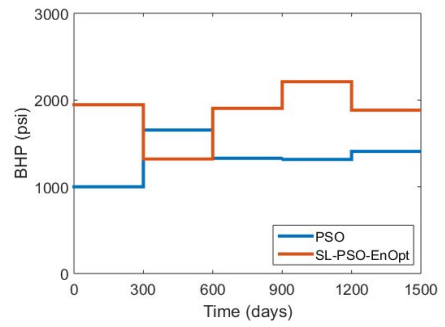


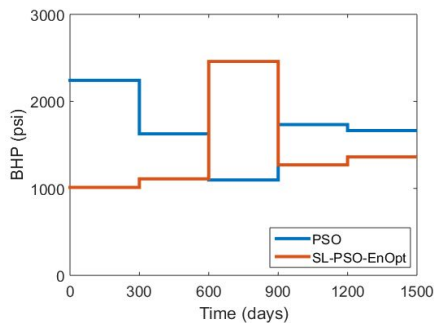
Fig. 3.10 Result of an optimal injector well



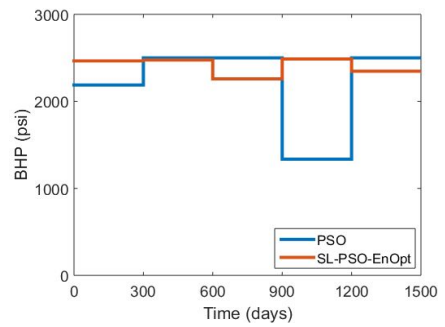
(a) Producer 1



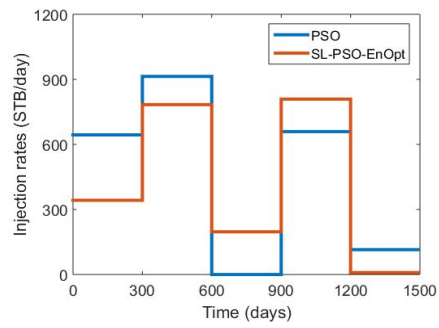
(b) Producer 2



(c) Producer 3

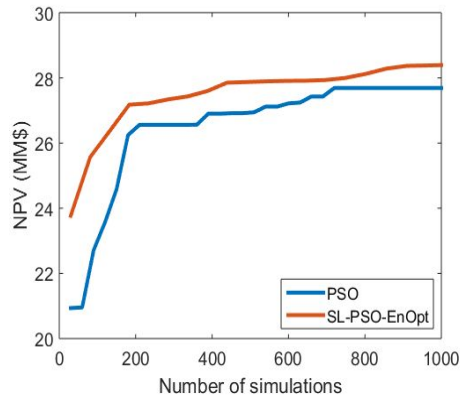


(d) Producer 4

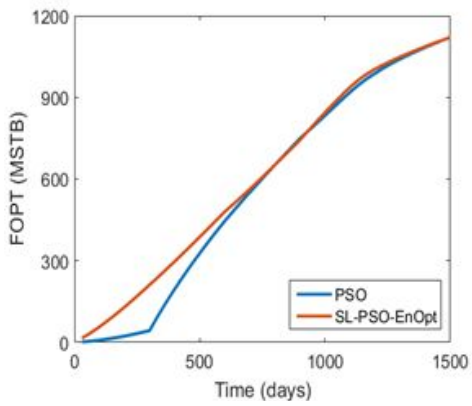


(e) Injector 1

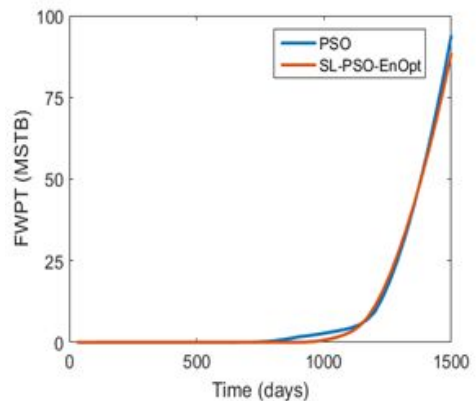
Fig. 3.11 Comparison of optimal conditions for the producers and the injector



(a) NPV



(b) FOPT



(c) FWPT

Fig. 3.12 Comparison of production results

3.5 추가 생산정위치 및 생산조건 동시 최적화

생산이 수년간 진행된 mature field에서 추가 생산정을 시추하는 시나리오를 바탕으로 최적화를 수행한다. Fig. 3.13과 같이 동일한 저류층에 4개의 생산정과 1개의 주입정이 설치되어 있다. 이 상태에서 5년간 생산한 뒤 추가 생산정 시추를 가정하여, 시추위치 및 유정들의 운영조건을 최적화한다.

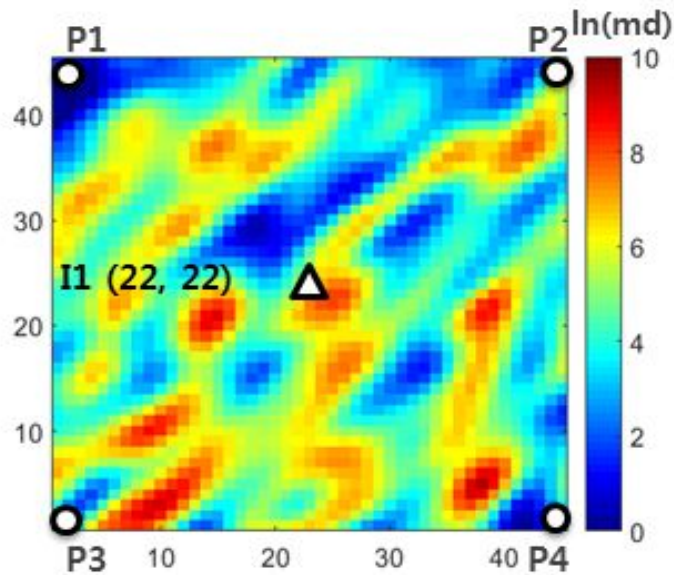


Fig. 3.13 Well configuration of the reference field

3.5.1 품질지도 작성

추가 생산정의 시추위치 선정을 위해 전체 TOF, 오일포화도, 유체투과율을 반영해 품질지도를 작성하였다. Fig. 3.14은 품질지도 작성에 고려할 각 인자들을 지도화하여 나타낸 그림이다. Fig. 3.14(c)는 전체 TOF로 P1의 위치부근이 배수와 sweep이 어려운 지역임을 알 수 있다. 5년간 물을 주입해 생산하는 과정에서 북서쪽을 제외한 다른 모든 방향으로 물이 흘렀음을 Fig. 3.14(d)를 통해 알 수 있다. 특히 북동쪽으로는 코닝이 시작됐을 가능성도 유추할 수 있다.

여러 지표들을 고려 시, P1의 위치 부근 즉 북서쪽 영역이 낮은 유동용이도로 인해 추가 생산정의 후보지역임을 짐작할 수 있다. 최종 품질지도에서도 해의 가능성이 높은 붉은 색 영역이 이 지역에 분포함을 확인할 수 있다.

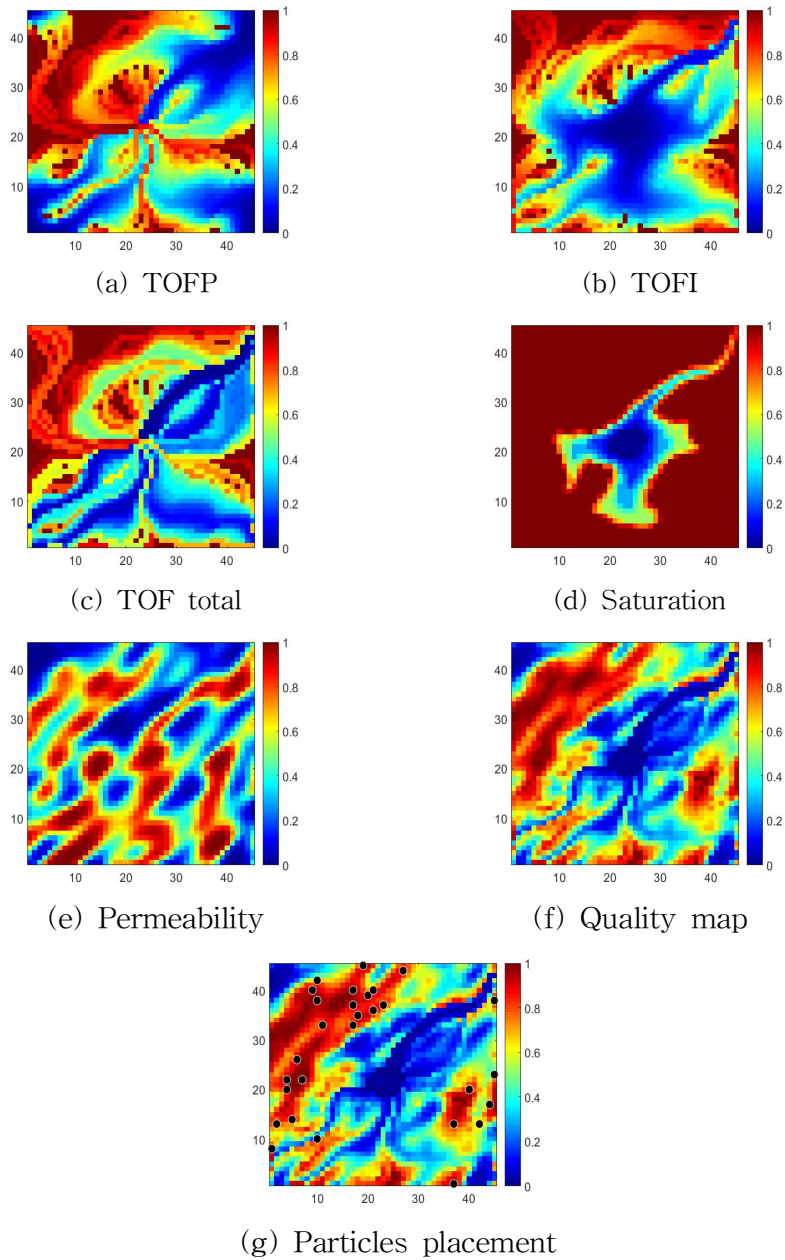


Fig. 3.14 Developing process of quality map for an additional producer

3.5.2 유정위치 및 생산조건최적화

Table 3.6은 두 알고리즘의 위치최적화결과이다. 다수의 경우 (19,44)로 수렴하나 일부는 (25,43) 지점에도 수렴하였다. 이는 생산조건의 최적화 정도에 따라 유정위치가 바뀔 수 있을 만큼 두 지점의 NPV차이가 작다는 뜻이다. 위치최적화결과를 유체투과율 필드에 도시하였다(Fig. 3.15). 주로 수렴한 지점인 (19,44)를 빨간점으로, 일부 수렴지점은 하얀점으로 표시하였다.

Fig. 3.16은 두 알고리즘의 생산조건최적화결과를 비교한 것이다. 추가 생산정 P5가 시추된 지역은 배수 및 sweep이 불량했다. 지난 5년간 생산이 잘 되지 않아 잔존오일이 마치 섬처럼 모여 있을 가능성이 높다. 따라서 두 알고리즘 모두 거의 일정한 BHP를 유지하였다.

주입정 II의 경우 두 알고리즘 모두 시간간격마다 물의 주입량의 변동 폭이 컸다. 이는 많은 유량의 물을 지속적으로 주입하면 코닝현상이 발생할 가능성이 있기 때문이다. 초기 300일, 이후 600~900일 기간에 많은 양의 물을 주입하고 이외의 기간에는 주입량을 대폭 줄였다. 물을 다량 주입한 기간 이후에는 sweep 효과를 기대할 수 있는 생산정의 BHP를 높게 설정하는 패턴을 유지한다.

제안한 알고리즘은 sweep의 효과를 고려해 주입정의 유량과 생산정의 BHP를 더 효율적으로 최적화하였다. Sweep의 효과가 극대화되는 방향으로 탄력적으로 설정되어 더욱 높은 NPV를 도출하였다. Fig. 3.17(a)처럼 제한된 1,000번의 시뮬레이션 횟수 이내에서 기존 알고리즘 대비 높은 NPV를 도출했다. Fig. 3.17(b)는 총 오일생산량으로 제

안알고리즘이 거의 모든 기간에서 더 높은 생산량을 보였다. 반면 물 생산량은 더 적어 높은 NPV를 얻을 수 있었다(Fig. 3.17(c)). 이상의 결과로 제안알고리즘인 SL-PSO-EnOpt가 PSO보다 계산효율이 우수함을 알 수 있다.

Table 3.6 Well location from between PSO and SL-PSO-EnOpt

Number	PSO	SL-PSO-EnOpt
1	(25,43)	(19,44)
2	(18,43)	(19,44)
3	(19,44)	(19,44)
4	(18,43)	(25,43)
5	(18,43)	(19,44)

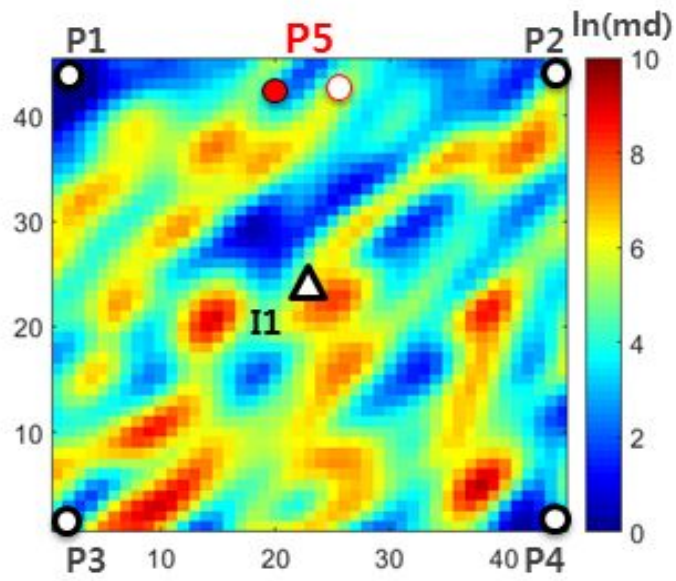


Fig. 3.15 Result of an infill producer location

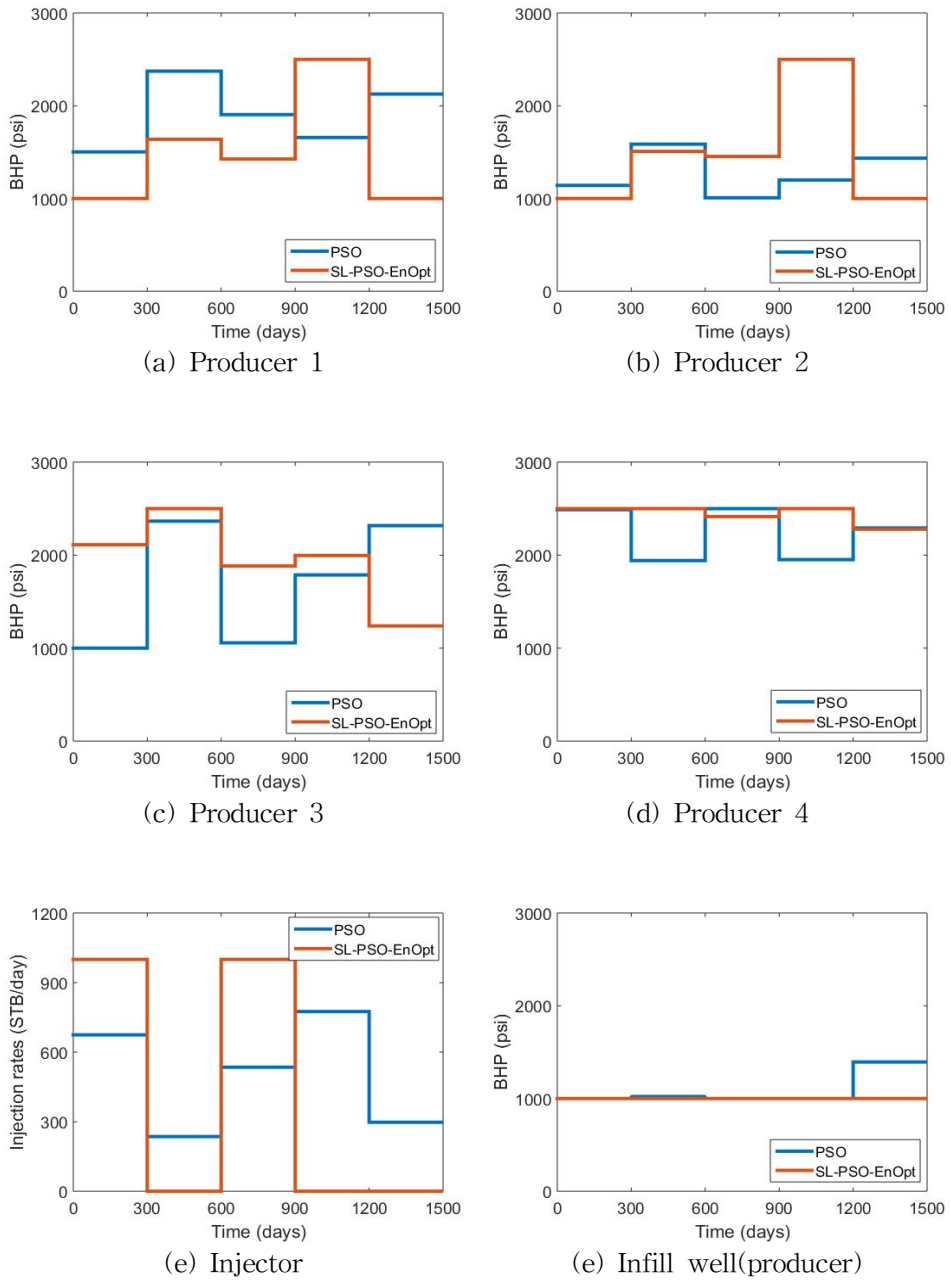
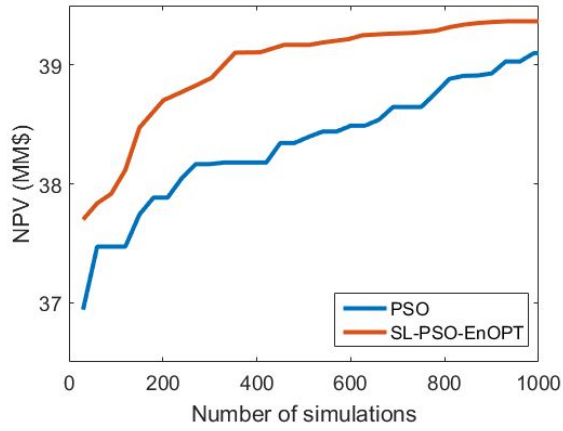
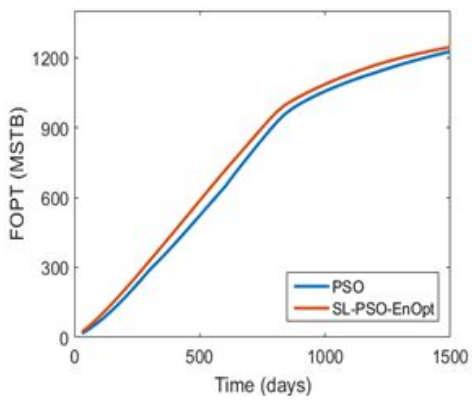


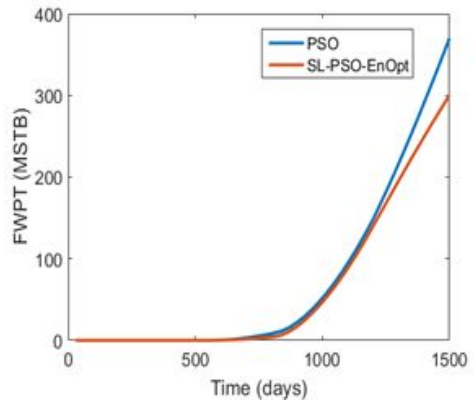
Fig. 3.16 Comparison of optimal conditions for the 4 producers and an infill producer



(a) NPV



(b) FOPT



(c) FWPT

Fig. 3.17 Comparison of production results

제 4장 결 론

본 연구에서는 PSO, EnOpt, 유선시물레이션을 결합해 유정위치 및 생산 조건을 동시에 최적화하는 방법을 제안한다. 제안방법으로 생산 중인 기존 유전에 각각 주입정, 추가 생산정을 시추하는 경우에 적용해 기존 알고리즘과 비교했다.

1. 제안방법인 SL-PSO-EnOpt는 PSO의 광역탐색능력을 보존하면서도 계산효율은 더 우수하다. 모든 경우에서 PSO와 동일하게 최적 유정위치를 효과적으로 찾았고, 제한된 시물레이션 횟수내에서 높은 NPV를 도출하였다.

2. 유선시물레이션으로 계산한 TOF를 반영한 품질지도는 유동용이도를 고려한다. 기존 품질지도보다 최적해의 존재가능지역을 현실성있게 표현해 초기 계산효율을 크게 향상시켰다.

추후 필요한 연구내용은 아래와 같다.

■ 제안방법은 저류층에 대한 충분한 정보를 전제로 하였다. 생산이력이 짧아 불확실성이 큰 경우는 고려하지 않아 이에 대한 연구가 필요하다.

■ 본 연구는 제안방법을 역5점 수공법패턴의 합성 저류층에 대해 적용하였다. 추가적으로 실제 저류층모델에 적용해 검증할 필요가 있다.

참고문헌

- 강민철, 2014, “유선시뮬레이션을 이용한 주입정위치최적화,” 공학석사 학위논문, 서울대학교, p. 6-8.
- 김준이, 진정우, 정형식, 박준규, 조홍근, 류민철, 조경남, 최종근, 2016, “Filter method와 PSO를 이용한 유정 설치계획 최적화,” 한국자원공학회 춘계학회, 원주, 4월 14일, p. 87.
- 여명준, 2012, “양상블칼만필터와 배수구역 지역화를 이용한 저류충특성화,” 공학석사 학위논문, 서울대학교, p. 5-16.
- 오일석, 2008, “패턴인식,” 교보문고, 개정판, 파주.
- 장민수, 양형준, 김준이, 최종근, 2016, “유선시뮬레이션을 이용한 PSO의 속도개선,” 한국자원공학회 춘계학회, 원주, 4월 14일, p. 101.
- 정승필, 2008, “양상블칼만필터를 이용한 균열저류충특성화,” 공학박사 학위논문, 서울대학교, p. 29-31.
- 진정우, 2015, “유선기반 주시역산을 통한 주입정위치최적화 및 불확실성 분석,” 공학박사 학위논문, 서울대학교, p. 112-115
- 최종근, 2010, “수치해석,” 텍스트북스, 1판, 서울.

최종근, 2013, “지구통계학,” 시그마프레스, 개정판, 서울.

Aitokhuehi, I. and Durlofsky, L.J., 2005, "Optimizing the performance of smart wells in complex reservoirs using continuously updated geological models," *Journal of Petroleum Science and Engineering* **48**, p. 254 - 264.

Bangerth, W., Klie, H., Wheeler, M.F., Stoffa, P.L. and Sen, M.K., 2006, "On optimization algorithms for the reservoir oil well placement problem," *Computational Geosciences* **10**(3), p. 303 - 319.

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

Bellout, M.C., Echeverría Ciaurri, D., Durlofsky, L.J., Foss, B. and Kleppe, J., 2012, "Joint optimization of oil well placement and controls," *Computational Geosciences* **16**(4), p. 1061 - 1079.

Bittencourt, A.C. and Horne, R.N., 1997, "Reservoir Development and Design Optimization," SPE 38895, *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, Texas, Oct. 5-8.

Bouzarkouna, Z., Ding, D.Y. and Auger, A., 2011, "Well placement optimization with the covariance matrix adaptation evolution

strategy and meta-models," *Computational Geosciences* **16**(1), p. 75 - 92.

Brouwer, D.R. and Jansen, J.D., 2002, "Dynamic Optimization of Water Flooding with Smart Wells Using Optimal Control Theory," SPE 78278, *SPE 13th European Petroleum Conference*, Aberdeen, Scotland, U.K., Oct, 29 - 31.

Chaudhri, M.M. and Liu, N., 2009, "An Improved Approach For Ensemble Based Production Optimization: Application To A Field Case," SPE 121307, *SPE EUROPEC Conference*, Amsterdam, The Netherlands, June 8 - 11.

Chen, Y., 2008, "Ensemble-based Close-loop Production Optimization," Ph.D Thesis, Oklahoma University, U.S.

Chen, Y., Oliver, D.S. and Zhang, D., 2009, "Data assimilation for nonlinear problems by ensemble Kalman filter with reparameterization," *Journal of Petroleum Science and Engineering* **66**(1), p. 1 - 14.

Chen, Y., Oliver, D.S. and Zhang, D., 2013, "Efficient Ensemble-Based Closed-Loop Production Optimization," *SPE Journal* **14**(4), p. 634 - 645.

Da Cruz, P., Horne, R. and Deutsch, C., 2004, "The Quality Map: A Tool for Reservoir Uncertainty Quantification and Decision Making," *SPE Reservoir Evaluation and Engineering* **7**(1), p. 3 - 6.

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

Fonseca, R.M., Kahrobaei, S.S., van Gastel, L.J.T., Leeuwenburgh, O. and Jansen, J.D., 2015, "Quantification of the Impact of Ensemble Size on the Quality of an Ensemble Gradient Using Principles of Hypothesis Testing," SPE-173236-MS, *SPE Reservoir Simulation Symposium. Society of Petroleum Engineers*, Houston, Texas, USA, Feb. 23 - 25.

Fonseca, R.M., Leeuwenburgh, O., Van den Hof, P.M.J. and Jansen, J.D., 2013, "Improving the Ensemble Optimization Method Through Covariance Matrix Adaptation (CMA-EnOpt)," SPE 163657, *SPE Reservoir Simulation Symposium*, The Woodlands, Texas, USA, Feb. 18 - 20.

Forouzanfar, F., Poquioma, W.E., Reynolds, A.C., 2015, "Simultaneous and Sequential Estimation of Optimal Placement and Controls of Wells With a Covariance Matrix Adaptation Algorithm," *SPE Journal* **21**(2), p. 501-521.

Humphries, T.D., Haynes, R.D. and James, L.A., 2014, "Simultaneous and sequential approaches to joint optimization of well placement and control," *Computational Geosciences* **18**(3), p. 433 - 448.

Hynes, .H., 1991, *Dictionary of Petroleum Exploration, Drilling, & Production*, Oklahoma, Pennwell Books.

Isebor, O.J., 2014, "A derivative-free methodology with local and global search for the constrained joint optimization of well locations and controls," *Computational Geosciences* **18**(3), p. 463 - 482.

Isebor, O.J., 2014, "Generalized Field-Development Optimization With Derivative-Free Procedures," *SPE Journal* **19**(5), p. 891 - 908.

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

Kharghoria, A., Cakici, M., Narayanasamy, R., Kalita, R., Sinha, S. and Jalali, Y., 2003, "Productivity-Based Method for Selection of Reservoir Drilling Target and Steering Strategy," SPE 85431, *SPE/IADC Middle East Drilling Technology Conference and Exhibition*, Abu Dhabi, United Arab Emirates

- Kennedy, J. and Eberhart, R., 1995, "Particle swarm optimization," *Proc. of the IEEE International Conference*.
- Leeuwenburgh, O., Egberts, P.J.P. and Abbink, O.A., 2010, "Ensemble Methods for Reservoir Life-Cycle Optimization and Well Placement," SPE 136916, *SPE/DGS Annual Technical Symposium and Exhibition*, Al-Khobar, Saudi Arabia, Apr. 04 - 07.
- Leeuwenburgh, O., Egberts, P.J.P. and Alin G., C., 2015, "An Ensemble-Based Method for Constrained Reservoir Life-Cycle Optimization," SPE 174318MS, *EUROPEC*, Madrid, Spain, June 1 - 4.
- Li, L., Jafarpour, B. and Mohammad-Khaninezhad, M.R., 2013, "A simultaneous perturbation stochastic approximation algorithm for coupled well placement and control optimization under geologic uncertainty," *Computational Geosciences* **17**(1), p. 167 - 188.
- Li, L. and Jafarpour, B., 2012, "A variable-control well placement optimization for improved reservoir development," *Computational Geosciences* **16**(4), p. 871 - 889.
- Liu, N. and Jalali, Y., 2006, "Closing the Loop Between Reservoir Modeling and Well Placement and Positioning," SPE 98198, *Intelligent Energy Conference and Exhibition*, Amsterdam, The

Netherlands, Apr. 11-13.

Litvak, M., Lynda, H., Roger, S., Bruce, D., Robert, W. and John, K., 2002, "Prudhoe Bay E-Field Production Optimization System Based on Integrated Reservoir and Facility Simulation," SPE 77643, *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, Texas, Sept. 29-Oct. 2.

Lorentzen, R., Berg, A., Naevdal, G. and Vefring, E., 2006, "A New Approach for Dynamic Optimization of Waterflooding Problems," SPE 99690, *SPE Intelligent Energy Conference and Exhibition*, Amsterdam, The Netherlands, Apr. 11-13.

Mattot, L.S., Rabideau, A.J., Craig J.R., 2006, "Pump and treat optimization using analytic element method flow models," *Advanced Water Resources* **29**, p. 760-775.

Oliver, D.S., 1995, "Moving averages for Gaussian simulation in two and three dimensions," *Mathematical Geology* **27**(8), p. 939 - 960.

Onwunalu, J.E., Durlofsky, L.J., Onwunalu, J.E. and Durlofsky, L.J., 2010, "Application of a particle swarm optimization algorithm for determining optimum well location and type," *Computational Geosciences* **14**, p. 183 - 198.

Sarma, P., Chen, W., Durlofsky, L. and Aziz, K., 2008, "Production Optimization With Adjoint Models Under Nonlinear Control-State Path Inequality Constraints," *SPE Reservoir Evaluation and Engineering* **11**(2), p. 11 - 13.

Sarma, P., Durlofsky, L.J., Aziz, K. and Chen, W.H., 2006, "Efficient real-time reservoir management using adjoint-based optimal control and model updating," *Computational Geosciences* **10**(1), p. 3 - 36.

Shell Global, 2015, "Shell Annual Report 2015," Shell Global, Available from: <http://reports.shell.com/annual-report/2015/>, Accessed on June 13, 2016.

Su, H.-J. and Oliver, D.S., 2013, "Smart Well Production Optimization Using An Ensemble-Based Method," *SPE Reservoir Evaluation and Engineering* **13**(6), p. 884 - 892.

Spall, J.C., 1992, "Multivariate Stochastic Approximation Using a Simultaneous Perturbation Gradient Approximation," *IEEE Transactions on Automatic Control* **37**(3), p. 332 - 341.

Tarantola, A., 2005, "Inverse Problem Theory: Methods for Data Fitting and Model Parameter Estimation," Elsevier, Amsterdam, The Netherlands.

Taware, S.V., Park, H., Datta-Gupta, A., Bhattacharya, S., Tomar, K., Kumar, M. and Rao, H.S., 2012, "Well placement optimization in a mature carbonate waterflood using streamline-based quality maps," SPE 155055, *SPE Oil and Gas India Conference and Exhibition*, Mumbai, India, Mar. 28 - 30.

van Essen, G., M. Zandvliet, P. van den Hof, O. Bosgra, and J. Jansen., 2006, "Robust waterflooding optimization of multiple geological scenario, SPE 102913, *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*.

Wang, P., Litvak, M., Aziz, K., 2002, "Optimization of Production Operations in Petroleum Fields," SPE 77658, *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, Texas, Sep, 29-Oct, 2.

Yang, H., Jang, M., Kim, J., Kang, B. and Choe, J., 2016, "Joint Optimization of well locations and operational conditions using a new hybrid algorithm," *78th EAGE Conference and Exhibition*, Vienna, Austria, May 30-June 2.

Yeten, B., Durlofsky, L. and Aziz, K., 2003, "Optimization of Nonconventional Well Type, Location, and Trajectory," *SPE Journal* **8**, p. 1 - 14.

Yeten, B., Durlofsky, L.J. and Aziz, K., 2002, "Optimization of Smart

Well Control," SPE 79031, *SPE/PS-CIM/CHOA International Thermal Operations and Heavy Oil Symposium and International Horizontal Well Technology Conference*, Calgary, Alberta, Canada, Nov. 4 - 7.

Zandvliet, M., Handels, M., van Essen, G., Brouwer, R. and Jansen, J.-D., 2008, "Adjoint-Based Well-Placement Optimization Under Production Constraints," *SPE Journal* **13**(4), p. 26 - 28.

Zhao, H., Chen, C., Do, S., Oliveira, D., Li, G. and Reynolds, A., 2013, "Maximization of a Dynamic Quadratic Interpolation Model for Production Optimization," *SPE Journal* **18**(6), p. 1012 - 1025.

Zitha, P., Felder, R., Zornes, D., Brown, K., and Mohanty, K., 2011, "Increasing Hydrocarbon Recovery Factors," SPE Technology Updates, Available from: <http://www.spe.org/tech/2011/07/increasing-hydrocarbon-recovery-factors/>, Accessed on June 7, 2016.

ABSTRACT

Joint optimization of well placement and production control using PSO, EnOpt, and streamline assisted methods

Minsoo Jang

The Graduate School
Seoul National University

Since oil price is low in these days, management of current oil fields has become important compared to new exploration and development of oil resources. In this work, therefore, a novel method is proposed to optimize effectively the position of wells and operation conditions.

The proposed method can be categorized into two types. The first is combination of PSO, a global searching algorithm, and a gradient-based EnOpt method. The second is implementation of realistic quality map by considering streamline time of flight. This improves quality map excludes regions of low probability for solutions, and thus, improves calculation efficiency.

The aforementioned method is applied to two cases: for drilling an injector and an infill producer efficiently. The results show that the proposed method finds a global optima even in highly heterogeneous reservoirs and provides higher NPV compared to a conventional PSO algorithm. Since the proposed method can optimize well location and

production conditions simultaneously with less number of simulations, it will be helpful for decision making in real field operations.

Keywords: joint optimization, PSO, EnOpt, well placement optimization, production optimization, quality map, streamline simulation

Student number: 2014-22729