

화학공정의 실시간 최적화

김 정 환, 한 종 훈*

포항공과대학교 화학공학과, *서울대학교 응용화학부

1. 서론

정유 및 석유화학, 철강산업계는 제품수요의 변화, 에너지 및 원료단가 상승, 운전 비용 상승 및 환경 규제 강화 등 다양한 주위 상황 변화로 인하여 기존 프로세스의 최적운전을 통한 비용절감이나 친환경적 운전이 매우 중요한 이슈가 되고 있다. 공정 개선을 통해서 이러한 문제를 해결하기 위한 방안으로는 새로운 설비를 도입하거나 기존 설비를 고치거나 기존의 공정 설비 및 장치를 최대한 이용할 수 있도록 조업 조건을 설정해 주는 방법 등이 있다. 그 중 비용 측면에서 유리하며 짧은 시간 내에 공정의 생산성을 향상 시킬 수 있는 방법은 환경변화에 맞춰 공정이 유연하게 대처하도록 최적의 조업을 유지하는 것이다. 그런데 큰 규모의 연속 공정 시스템을 최적의 조건에서 조업하기란 매우 어렵고 복잡한 작업이다. 공정 내에 매우 많은 변수들이 포함되어 있으므로 해서 최적 운전의 목적은 오퍼레이터의 조작을 통해 좀처럼 쉽게 다룰 수 없기도 하다. 조업자가 원료로부터 생산물에 이르기까지의 수많은 변수들의 영향을 동시에 고려해서 빠른 시간 내에 안정성이나 경제성을 분석하고 계산하여 결정하기는 거의 불가능하기 때문이다. 1980년대 이후 하드웨어와 소프트웨어를 포함한 컴퓨터 기술의 급격한 발전으로 공장정보시스템 (PIS: Plant Information System)이 설치되고, 효과적인 최적화 알고리즘의 개발과 연산속도의 향상으로 최적화 관련 주요 기술들이 발전하였으며, 이 토대 위에 선형 계획법(LP)을 비롯해 비선형 계획법(NLP)과 혼합정수비선형 계획법(MINLP)등 수리 계획법이 복잡한 공정에 적용되어 좋은 성과를 내고 있다. 실시간 최적화는 (Real Time Optimization 또는 On Line Optimization) 주어진 조업 영역 내에서 최적화 가능 변수들을 잘 조절하여 운전함으로써 공장의 이익을 최대화하거나 성능을 최대화하도록 하는 감독 제어 (Supervisory Control) 시스템이다. 실시간 최적화 시스템의 설치로 약간의 조업 조건을 향상 시키기만 해도 기대할 수 있는 경제적 이윤은 매우 큰 것으로 보고되고 있다.

2. 실시간 최적화

실시간 최적화 기술은 최적화된 결과를 적용하는 방법에

따라 열린 루프(open-loop)와 닫힌 루프(closed-loop)로 구분한다. 조업자에게 결과의 적용을 간접할 수 있는 방법을 열린 루프라고 하고 조업자의 간접이 없이 설정치의 변화를 적용하여 자동적으로 실행되는 방법을 특히 닫힌 루프 실시간 최적화(Close Loop Real-Time Optimization, CLRTO)라고 한다. 실시간 최적화가 off-line 최적화와 구분되는 것은, off-line 최적화는 전문가가 주로 컴퓨터 프로그램을 이용하여 데이터를 수작업을 통하여 입력하거나 사람들간에 결과를 전달함으로써 비교적 긴 시간 동안의 평균적인 상황을 최적화하는 반면 On-Line 최적화는 분(minutes) 단위에서 일(days) 단위의 짧은 기간 동안 자동적으로 데이터가 입력되고 결과가 적용되어 다소 실시간 안에 대상 공정을 최적화 한다는 점이다. 여기서 말하는 실시간이란 실행하고자 하는 조업의 새로운 결과가 적용되는데 걸리는 시간보다 더 짧은 시간내에 계산하는 시간이다. 일반적인 제어 루프가 실행되는 주기가 1초 정도라고 하면 계산 시간이 0.001초 정도가 되고 디버그 제어가 1분여의 실행 주기를 가질 때 계산 시간이 1초 내지 10초 정도가 되면 최적화 조업은 1시간에서 12시간 주기로 바뀔 때 계산 시간은 10분에서 60분 사이에 이루어져야 한다는 것이다.

실시간 최적화 단계에서 예상할 수 있는 이익은 프로세스가 앞서 기술한 여러 공장내외의 상황의 변화에 따른 최적 운전 포인트가 바뀌는데 있다. 통상적인 operator control을 통해서도 공장의 이익을 가능한 실제 최적점(True Optimum)에 가깝도록 시도 할 수는 있으나 변화가 많아 한계가 존재 한다. 이러한 최적점으로부터의 offset은 공장 상태와 시장 효과에 대한 정보의 부족뿐 아니라 공장 운전 상태의 변경과 컨트롤러들의 설정을 결정하는 어려움 사이에 생기는 economic tradeoff에 대한 조업자의 지식 결여에 의해서 주로 생긴다. 이러한 문제를 해결하고자 실시간 최적화 단계에서는 프로세스로부터의 데이터와 설비의 상태 및 제한 조건등의 완전한 지식이 갖춰진다는 조건과 현재의 시장 상황과 생산물에 대한 단기적인 수요와 가격 등에 대한 정보가 충분하다는 조건하에서 공장에 대한 정확한 수학적 모델과 컴퓨터 시스템의 배경 안에서 경제성을 고려하여 단시간 조업 조건을 결정할 수 있다. 따라서 고급제어의 상위 단계에 실시간 최적화를 적용하여 조업이 실제 최적점에 가깝도록 한단계 더 가능하게 하는 것이다.

3. 실시간 최적화의 구성

실시간 최적화의 적용은 일반적으로 그림 1과 같은 구조를 따르게 된다. 프로세스로부터 선택된 데이터를 받아들여 데이터 수집 및 공정이 정상상태임을 판별하여 정상상태가 아닐 경우에는 몇분간 기다리고, 정상상태가 확인되면 총괄 오차 제거나 데이터 보정등과 같은 데이터 검증의 단계를 거치게 된다. 이후 파라미터 및 모델 개선을 통해 정확한 공정을 예측할 모델을 구성한 다음 최적화 계산을 수행한다. 최적화에 의해 결과가 나오더라도 계산후의 공정이 정상 상태에 있지 않으면 다시 데이터 수집 단계로부터 실시간 최적화 루프는 재시작 된다. 공정이 정상상태에 있으면 결과 값을 컨트롤에 적용하고 다시 몇시간 정도 기다려 공정의 변화가 있을 경우에 다시 실시간 최적화를 수행한다. 이와 같이 실시간 최적화는 일련의 세부 단계를 순서대로 그리고 주기적으로 반복하게 된다.

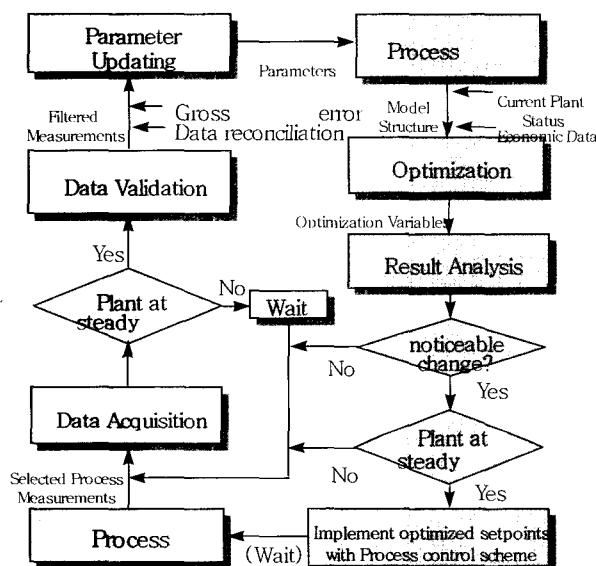


그림 1. 실시간 최적화의 일반적인 단계.

3.1. 정상상태 판별 (Steady-State Detection)

실시간 최적화에서 사용되는 모델은 정상상태를 근거로 하므로 데이터 검증이 실행되기 전에 실제 공정이 거의 정상 상태에 도달했다는 것을 확인하는 것이 중요하고, 최적화 결과값이 유도된 뒤에 다시 한번 공정이 아직 정상상태에 있는지 확인하는 과정을 거치게 된다. 공정이 정상상태에 도달했는지를 확인하기 위한 방법으로는 시계열 계수들의 불변성을 포함해서 여러 측정치들이 평균값을 중심으로 일정한 범위 내에서 한정되는 것으로 확인할 수 있다. 그런데, 이런 정상상태의 확인에서 문제가 되는 것은 공장의 일부분이 정상상태에 도달했다고 해도 공장 전체적인 측면에서 볼 때는 다른 부분은 정상상태에 있지 않을 수 있고, 또한 정상상태에 있어도 그것과 연결된 다운 스트림쪽은

정상상태에서 벗어나는 등의 문제가 발생할 수 있다¹⁾. 이에 대해 정상상태를 판별할 여러 방법 중에서 주기 사이의 평균을 비교하는 데 사용할 수 있는 많은 통계적인 테스트들이 발표된 사례가 있다²⁾. 그리고 정상상태를 감지하는 것과 실시간 최적화 연산을 수행할 수 있는 시간과의 관계를 고려하여 주기, 측정치와 한계치 등을 잘 선택해야 한다.

3.2. 데이터 검증 (Data Validation)

공정이 정상상태에 도달했는지를 확인 한 후 데이터 신뢰성 확보를 위해서 총계 오차 제거(Gross error detection)와 데이터 보정(Data reconciliation)을 수행하게 된다. 계측 장치들은 부정확한 영점 조정, 라인의 누수, 기기의 오동작 등으로 노이즈에 의해 상당히 큰 오차를 내는 경우가 있으며, 이 경우 총계오차제거를 수행해 주어야 한다. 데이터 보정을 통해서는 장치상의 결점이라든지 노이즈 때문에 생기는 불확실한 공정 데이터를 제거하고 입, 출력간 물질 수지와 에너지수지를 맞추도록 한다. 데이터 보정은 각 센서의 실측값과 보정값 간의 오차의 합을 최소화하는 일종의 최적화 문제를 풀게 된다. 그림2는 총계오차를 제거하고 데이터 보정을 수행함으로써 물질수지를 맞추는 보정값을 산출한 것을 보이고 있다.

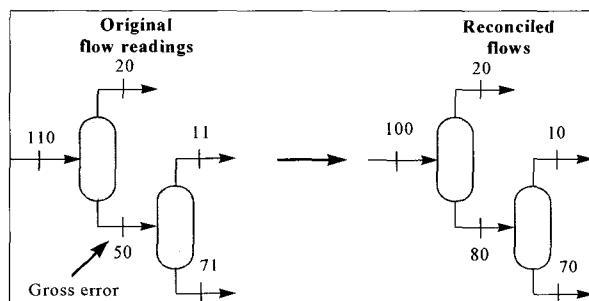


그림 2. 총계오차제거와 데이터보정을 통한 데이터신뢰성 확보.

3.3. 파라미터 개선 (Update)

실시간 최적화 시스템의 초석이 되는 공정 모델은 최적화 계산이 이를 기반으로 하기 때문에 항상 정확한 공정모델이 요구된다. 모델 중에는 다양한 파라미터들이 사용되는데, 공정으로부터 얻어진 데이터를 필터링하고 유효성을 검사한 후에 신뢰성이 검증되고 나면 현재 상태의 공정이 모델과 일치하도록 파라미터를 개선(Update)하는 과정을 거쳐서 시간과 상황에 따라서 변하는 공정의 다양한 특성들을 공정의 모델에 보다 정확하게 반영시켜 줄 수 있다. 주요 파라미터들로는 열전달 계수, 열교환기로부터의 열손실, 측매의 물리적 특성, 증류탑 각 단의 효율 그리고 터빈이나 보일러등의 효율등이 있으며 파라미터의 초기치는 일반적으로 플랜트 설계 데이터로부터 얻을 수 있고, 조업이 어느 정도 진행된 데이터들은 유효성을 거친 후에 사용할 수 있다. 새로운 설비의 도입이나 시간이 지나 설비가 노후해짐에 따라서

파라미터들은 현저히 변하게 되고 이를 개선하기 위해 프로세스 모델과 최적화 알고리즘이 구현된 정상상태 모사기(Aspen Plus, Hysys, ProSim)등을 이용해서 새로운 파라미터를 판단하기도 한다.

3.4. 공정 모델 (Process Model) 및 최적화 (Optimization)

프로세스 모델을 구성하는데는 두 가지가 있는데 flowsheet 상의 각 유니트가 입력(inputs)에 의해서 결과(outputs)가 차례로 구해지는 sequential modular model로 알려진 closed-form이 있고, 총괄적인 프로세스를 나타내는 모든 식들을 한꺼번에 푸는 equation based model이라고 하는 open-form이 있으며 최근에는 Open form에 의한 모델링이 많이 쓰이고 있다. Open equation based model의 경우 knowns과 unknowns 변수들을 상호 바꾸기가 용이하고, closed model보다 빠르게 계산함은 물론 모사와 최적화를 동시에 가능하게 하는 장점을 가지고 있다. 최적화 문제는 수식들보다 많은 미결정 변수들이 있을 경우 최적화 알고리즘을 이용해 결정 변수, 혹은 공정의 set-points들에 대한 최적의 값들을 찾아내는 것이며, 일반적인 실시간 최적화 문제는 다음과 같이 정형화 (formulation) 된다.

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & P(X) \\ \text{Subject to} & f(X) = 0 \\ \text{and} & X_{\text{lower}} \leq X \leq X_{\text{upper}} \end{array}$$

여기서 $P(X)$ 는 공정으로부터 얻게 되는 이익이며 equality constraints인 $f(X)$ 는 open equation model로 물질 수지식, 에너지 수지식, vapor liquid equilibrium relationships 그리고 물리적 제약식과 그들의 도함수까지 수 많은 모델들을 포함한다. Inequality constraints는 조업의 제한 조건이다. 이때에 특히 최적화 단계에서는 모델들은 경제성이 고려되어야 한다. 그리고 온라인으로 문제를 풀어야 하기 때문에 빠른 연산을 요구하여 정확하면서도 빠른 해를 찾도록 대상 공정에 좋은 성과를 보이는 최적화 알고리즘을 사용하는 것이 매우 중요하다. 효율적인 최적화 알고리즘은 정확하고 빠르게 최적 포인트를 계산해서 최적의 조업 조건을 제시해야 함은 물론 전체 공정에 대한 정밀한 평가 모델 때문에 생기는 문제의 크기를 잘 다뤄야 하고 공정 모델링에 포함되는 비 선형성 또한 처리할 수 있어야 한다. 대부분의 경우 지역 최적점(local optimum)에서 최적해를 내게 되는데 얼마만큼 Global optimum에 근접하는가의 신뢰성 문제도 알고리즘 선택의 기준이 된다. 최근 널리 쓰이는 비선형 최적화 알고리즘으로는 SLP(Successive Linear Programming), GRG(Generalized Reduced Gradient), SQP(Successive Quadratic Programming) 이 있다.

4. 적용 사례

정유 및 화학 공정에서 적용되는 실시간 최적화 분야를 살펴보면 단위 공정으로부터 공장 스케일까지 다양하다. 지금까지 적용된 구체적인 예는 표 1과 같으며, 에틸렌 공장과 같이 여러 개의 반응기, 증류탑, 냉각 시스템과 열원 등을 갖고 있는 일반적으로 복잡한 공정의 경우 등에 많이 적용되어 좋은 성과를 보고 있다.

표 1. 실시간 최적화 적용 사례.

YEAR	APPLICATION	USER	PROFIT
1983	Ethylene Plant ³⁾	Shell Oil	3-5 %
1987	Power Station ⁴⁾	Wilton	2-6%
1990	Refinery ³⁾	Texaco	4 M\$/yr
1990	Gas Plant ³⁾	Amoco Painter	4 M\$/yr
1990	Crude unit ³⁾	Star Enterprise	3 M\$/yr
1990	Ethylene Plant ³⁾	Chevron USA	5-10 %
1991	Ethylene Plant ³⁾	OMV Deutschland	1-3 %
1991	Ethylene Plant ³⁾	Lyondell	9 mnth
1992	Benzene Plant ⁵⁾	Sow Benelux N.V.	4%
1993	Sulfuric Acid Plant ⁶⁾	Monsanto	17%(predicted)
1995	Hydrocracker ⁷⁾	SUNOCO CANADA	1 M\$/yr
1999	Cracker plant ⁸⁾	Huntsman	5% output Increase
2002	Utility Plants ⁸⁾	DSM	Millions of Euro
2002	Petrochemical plants ⁸⁾	SK Corporation	31.5 M\$/yr

5. 결론

실시간 최적화는 변수들이 많은 공정에 적용하여 기준이 되는 조업 방침으로는 부족한 복잡한 시스템을 최적이 되도록 하며 외부로부터의 영향에 실시간으로 대처하여 컨트롤이 가능한 영역 안에서 이익을 극대화 시키도록 자동으로 운전을 하는 기술이다. 아울러 안전성을 확보하여 신속하게 대처함으로써 생산물의 안정적인 공급을 할 수 있는 기술이며 결과적으로 전제적인 효율을 최대화할 수 있는 방법이다. 선진국에서는 과거 20년 동안 이러한 실시간 최적화의 구성 요소들에 대한 연구와 관련 기술 개발을 진행해 왔고, 전산통합 생산 시스템의 발전에 따라 이 기술을 많이 적용하여 성과를 보고 있으며 국내에서도 실시간 최적화를 적용하는 기업들이 늘어나고 있다. 그러나, 실시간 최적화를 성공적으로 구현하는 데 있어서 현실적으로 어려운 문제들도 많이 있다. 실시간 최적화 결과가 적용되었을 때 효과를 보기 위해서는 실제 공정을 정확히 표현하는 모델이 필요하며, 데이터의 신뢰성이 매우 중요한 부분인데, 실제 공장에는 센서의 개수가 부족하며 모델링이 어려운 복잡한 프로세스도 많이 존재 한다. 최근 국내에서도 실시간 최적화 기술의 도입에 많은 진전이 있었으나 설비나 공정이 바뀔 때마다 외부에 기술이

종속되는 부작용을 놓고 있다. 따라서 현실적인 공장의 상황에 맞는 실시간 최적화 기술을 자체적으로 보유할 수 있도록 보다 적극적인 노력과 시도가 필요하다고 하겠다.

참고문헌

1. Marlin, T. E. and Andrew N. hrymak, *Chemical Process Control-V*, Jan, 1996.
2. Narasimhan, S., Chen Shan Kao and R. S. H. Mah, *AIChe Journal*, vol. 33, no. 11, pp. 1930, 1987.
3. Lauks, U. E., R. J. Vasbinder, P. J. Valkenburg and C. van Leeuwen, *ESCAPE-I*, vol. S213, 1991.
4. Foster, D., *Proceed. IMechE*, vol. 201, no. A3, pp. 201, 1987.
5. Krist, J. H. A., M. R. Lapere, S. Groot Wassink, R. Neyts and J. L. A. Koolen, *Computers chem. (1) Engng.*, vol. 18, pp. S517, 1994.
6. Tjoa, I. B. and L. T. Biegler, *Computers chem. Engng.*, vol. 15, no. 10, pp. 679, 1991.
7. Pedersen, C. C.:IFAC ADCHEM '97,Banff, Alberta, Canada, June 7-8, 1997.
8. http://www.aspentechn.com/case_files

저자약력



《김정환(金正煥)》

- 1970년 6월 14일생.
- 1997년 2월 포항공대 화학공학과 (공학사).
- 1999년 2월 포항공대 화학공학과 (공학석사).
- 2003년 2월 포항공대 화학공학과(공학박사).
- 2003년 3월 현재 포항공대 화학공학과 박사후 연구원.
- 수행 프로젝트: 삼성석유화학 에너지 최적화, POSCO 부생가스 배분 최적화, 현대석유화학 유틸리티 플랜트 최적화.
- 주관심분야 : 화학공장 모델링 및 시뮬레이션, 실시간 최적화.



《한종훈(韓宗勳)》

- 1961년 9월 1일생.
- 1984년 2월 서울대 화학공학과(공학사).
- 1986년 서울대 화학공학과(공학석사).
- 1987년~1988년 KAIST연구원.
- 1994년 MIT 화학공학과 (공학박사).
- 1993년 Molten Metal Technology 선임연구원.
- 1995년~2004년 2월 포항공대 화학공학과 교수.
- 2004년 3월 현재 서울대학교 화학공학과 교수.
- 주관심분야 : 생산경영, 통계적 공정제어 및 모니터링, 공정최적화, 제약조건이론.