

J. 실시간 최적화

포항공과대학교 화학공학과
한 종 훈

실시간 최적화

1. 서론

1.1. 실시간 최적화 기술의 대두

정유 및 석유화학 공정 산업은 수요의 변화, 에너지 비용의 증가, 원료비 상승, 운전 비용의 상승, 환경 규제 강화 등 다양한 주위 상황 변화에 직면하여 어려운 시기에 있다. 더구나 대외 경쟁력을 높이는 한편 이윤을 최대화 하도록 해야 하기 때문에 문제는 더욱 복잡해진다. 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 현실적인 면에서나 비용의 측면에서 짧은 시간 내에 공정의 생산성을 향상시키는 방법으로는 다양한 환경하에 공정이 유연하게 대처하도록 최적의 조업을 유지시키는 실시간 최적화가 가장 바람직하다.

하지만, 대규모의 연속 공정 시스템을 실시간으로 최적조건에서 조업하기란 매우 어렵고 복잡한 작업이다. 대형 화학공정의 경우, 공정 내에 매우 많은 변수들이 포함되어 있기 때문에 조업자가 원료로부터 생산물에 이르기까지 수많은 변수들의 영향을 동시에 고려해서 빠른 시간 내에 안정성이나 경제성을 분석하고 계산하여 최적값을 결정하기는 사실상 불가능한 일이다. 또한, 공정조건은 시간에 따라 변하기 때문에 공정의 변수들을 지속적으로 조정해 주면서 최적화를 해야 하며, 이러한 작업들은 조업자의 경험에만 의존해서 결정하기에는 너무나 방대하고도 중요하므로 보다 체계적인 방법이 필요하다. 이를 해결하기 위한 방법으로 제시되고 있는 기술이 실시간 최적화 (Real Time Optimization 또는 On Line Optimization) 기술이다.

1.2. 실시간 최적화 기술의 발달배경 및 효과

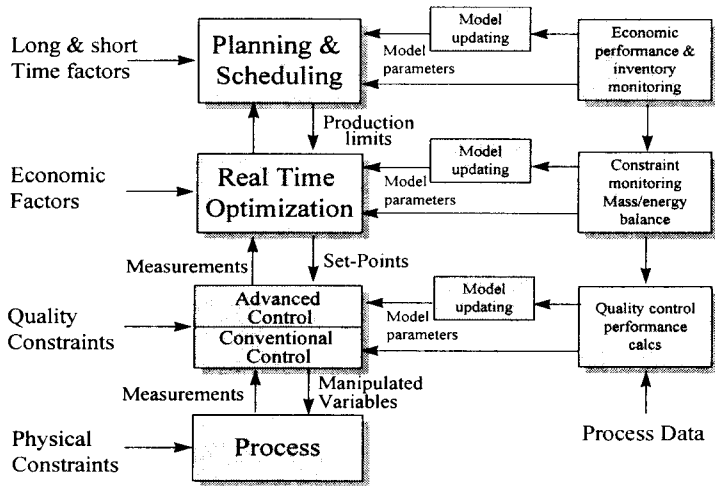
1980년대에 들어서면서 컴퓨터업계의 발전은 화학공업에 있어서도 여러 가

지 변화를 가져오게 되는데, 그 중에서도 실시간 최적화 기술은 분산 제어 시스템(DCS)의 설치, 공정 컴퓨터의 도입과 성능향상, 최적 운전 소프트웨어의 개발, DCS와 관련 컴퓨터 연결을 위한 네트워크 시설의 확충 등과 더불어 활발히 개발되고 적용되기 시작하였다. 실시간 최적화가 구현된 시스템의 경우 새로운 설비의 추가 부담이나 장치 및 공정의 개선을 크게 요구하지 않고 기존의 공정을 최대한으로 이용할 수 있으며, 유지 비용도 저렴하다는 점이 큰 장점이다. 최적화를 에너지 절감을 목적으로 구성할 경우 에너지 비용이 감소하고, 최종생산물에 대한 구성을 고려하면 생산물의 수율이 최대화되며 생산물의 품질이 향상되는 최종효과를 얻게 된다. 실시간 최적화로 얻을 수 있는 내재적인 효과로는 생산물을 보다 안정되게 생산할 수 있으며 나아가 전체적으로 안정한 조업을 유지시키며, 공정의 유연성이 증가하고 공정에 대한 이해의 폭이 넓어진다는 점이다. 이러한 효과는 장치 수명을 늘려 고정 비용을 감소 시키는 부대 효과로 이어지며 시장의 변화라든지 공정의 환경 변화 등에 즉각적인 대처를 가능하게 함으로써 생산성을 향상시키게 된다. 실시간 최적화 기술을 적용해 효과를 보기 위해서는 1) 조업의 안전 및 제품 품질이 확보된 후에도 아직 조절 가능한 조업 변수가 남아 있는 경우, 2) 최적화 변수의 변화에 대해서 최적화 목적함수의 변화가 큰 경우, 3) 실시간으로 최적화를 수행해야 할 정도로 조업환경의 변화가 자주 발생하는 경우, 4) 간단한 조업 경험이나 지식으로 최적 조업조건을 결정하기 힘들 정도로 복잡성을 가진 공정의 경우 등에 보다 효과적으로 적용이 가능하다.

2. 대형 화학 공장의 제어 시스템 체계와 실시간 최적화

대형 화학공정의 전산 통합 생산 시스템은 일반적으로 그림 1과 같은 계층적 구조를 이루고 있으며, 공정, 제어 단계, 최적화 단계, 그리고 스케줄링과 계획 단계 등으로 구성이 되어 있다. 계층적 구조를 이루고 있는 전산 통합 생산 시스템은 그림에서 알 수 있듯이, 각 단계들마다 고려해 주어야 하는 요인이나 결정해 주어야 하는 변수들이 서로 독립적이어서, 전체적인 공장의 효율을 높이기 위해서 설정된 실시간 최적화 단계의 결정은 그 하위 단계인 제어단계에서 미리 설정해 둔 조업 안정성이나 제품 품질의 변화를 초래하지 않는 특징이 있다. 실시간 최적화 단계에서는, 경제성 분석 등을 바탕으로 개선된 모델을 기반으로 하여 상위 단계인 스케줄링 및 계획 단계에서 결정된 생산관련 제한 조건들을 고려하여 현재의 수요를 만족시키면서 가장 경제적인 조업을 위해서 제어변수들을 결정하여 하위단계인

제어단계로 내려주게 된다. 하며 결과로 제어 단계에 새로운 조업 조건을 결정하여 내려주게 된다.



<그림 1 일반적인 전산 통합 생산 시스템의 구조>

실시간 최적화 기술은 최적화된 결과를 적용하는 방법에 따라 열린 루프(open-loop)와 닫힌 루프(closed-loop)로 구분된다. 조업자에게 결과의 적용을 간섭할 수 있는 방법을 열린 루프라고 하고 조업자의 간섭 없이 설정치의 변화를 적용하여 자동적으로 실행되는 방법을 특히 닫힌 루프 실시간 최적화(Closed 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 사람들 간에 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 주로 실시간 단위 안에 대상 공정을 최적화 한다. 여기서 말하는 실시간이란 계산시간이 실행하고자 하는 조업에 새로운 결과를 적용하는데 걸리는 시간보다 더 짧은 경우를 말한다. 일반적인 제어 루프의 실행주기가 1초 정도라고 하면 계산 시간이 0.001초 정도가 되고 다변수 제어가 1분의 실행 주기를 가질 때 계산 시간이 1초 내지 10초 사이에서 이루어져야 실시간 최적화가 가능해진다.

실시간 최적화 효과는 조업 환경 변화에 따라 최적 운전 조건이 얼마나 바뀌었느냐에 달려있다. 일반적인 공정 제어를 통해서도 공장의 이익을 가능

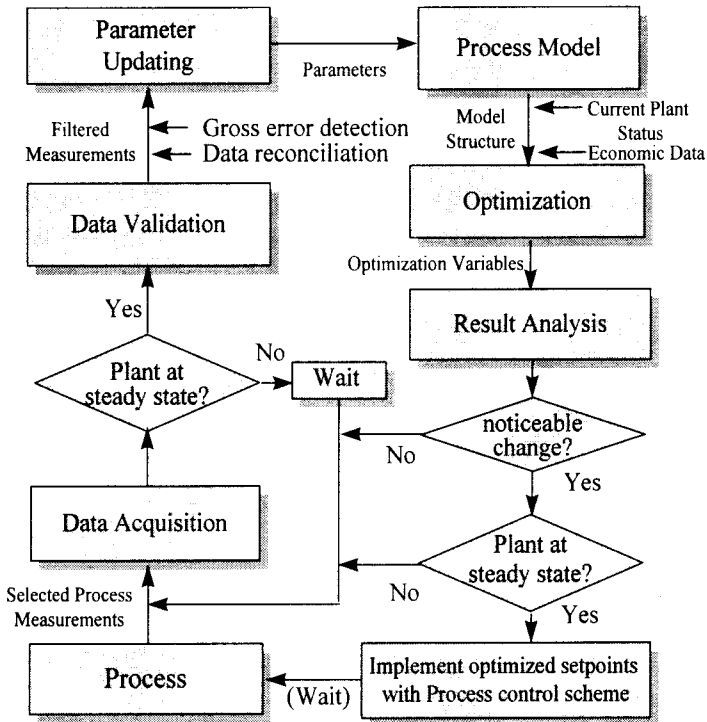
한 실제 최적점(True Optimum)에 가깝도록 시도할 수는 있으나 변화가 많아 한계가 존재한다. 이러한 한계, 즉 최적 운전조건과 공정제어를 통한 현재 운전 상황과의 차이는 공장 조업상태나, 수요와 공급 가격 등의 경제적인 요인에 대한 정보 부족, 각 장치들의 상태, 제어기 설정 등의 어려움 뿐만 아니라, 이러한 조업환경의 변화에 대처하는 조업자의 지식 결여 등에 의해서 발생한다. 이러한 문제를 해결하고자 실시간 최적화 단계에서는 운전중인 공정의 데이터와 설비의 상태 및 제한조건 등의 현 공장 운전에 관한 모든 정보와 현재의 시장상황과 생산물에 대한 단기적인 수요와 가격 등에 대한 정보가 충분하게 갖추어져야 한다. 실시간 최적화는 조업환경에 대한 정확한 정보, 공정에 대한 정확한 수학적 모델과 컴퓨터 시스템을 이용해 경제성을 고려하여 단시간에 최적 조업 조건을 결정하게 되며, 고급 제어의 상위단계에서 다양한 조업 환경의 변화를 고려해 조업이 실제 최적 조업에 가깝게 접근하도록 제어기들의 설정값들(set points)을 결정한다.

3. 실시간 최적화의 구성

실시간 최적화 기술이 적용된 일반 화학 공장의 제어시스템체계는 일반적으로 그림2와 같은 구조를 갖고 있다. 프로세스로부터 선택된 데이터를 받아들여 데이터 수집 및 공정이 정상 상태임을 판별하여 정상 상태가 아닐 경우에는 몇분간 기다리고, 정상 상태가 확인되면 총괄 오차 제거나 데이터 보정 등과 같은 데이터 검증의 단계를 거치게 된다. 공정 파라미터 개선(parameter update) 및 모델개선(model update)을 통해 정확한 공정을 예측한 모델을 구성한 후, 최적화 계산을 수행한다. 최적화에 의해 결과가 나오더라도 계산 후의 공정이 정상 상태에 있지 않으면 다시 데이터 수집 단계로부터 실시간 최적화 루프는 재시작 된다. 공정이 정상 상태에 있으면 결과값을 제어에 적용하고 다시 몇 시간 정도 기다려 공정의 변화가 있을 경우에 다시 실시간 최적화를 수행한다. 이와 같이 실시간 최적화는 일련의 세부 단계를 순서대로 그리고 주기적으로 반복하는 시스템을 구성하고 있음을 알 수 있다. 실시간 최적화는 정상 상태의 판별, 공정 데이터 검증, 공정 모델 및 공정 파라미터 개선, 공정 최적화와 결과 분석으로 구성되어 있으므로 성공적인 실시간 최적화 시스템이 되기 위해서는 이러한 구성 요소 기술들이 서로 통합적으로 구성, 관리되어야 한다.

3.1. 정상 상태 판별(Steady-State Detection)

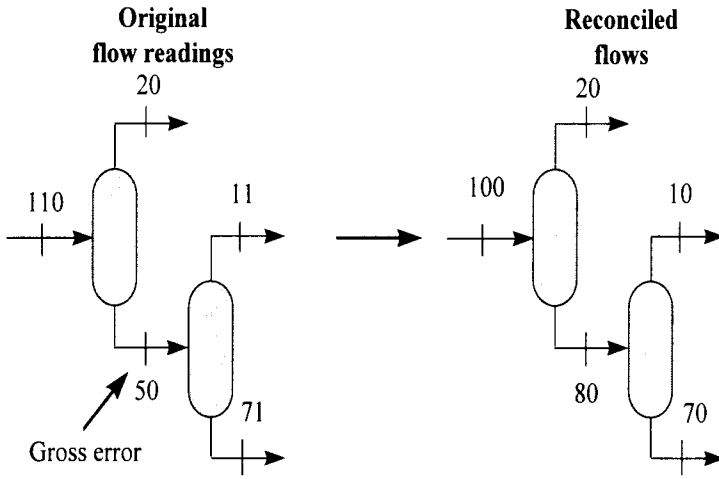
지금까지 발표된 대부분의 실시간 최적화에서 사용되는 모델은 정상 상태를 근거로 하므로 그림2에서 보는 바와 같이 데이터 검증이 실행되기 전에 실제 공정이 거의 정상 상태에 도달했다는 것을 확인하는 것이 중요하고, 최적화 결과값이 유도된 뒤에 다시 한번 공정이 아직 정상 상태에 있는지 확인하는 과정을 거치게 된다. 공정이 정상 상태에 도달했는지를 확인하기 위한 방법으로는 시계열 계수들의 불변성을 포함해서 여러 측정치들이 평균값을 중심으로 일정한 범위 내에서 한정되는 것으로 확인할 수 있다. 그런데, 이런 정상 상태의 확인에서 문제가 되는 것은 공장의 일부분이 정상 상태에 도달했다고 해도 공장 전체적인 측면에서 볼 때는 다른 부분은 정상 상태에 있지 않을 수 있고, 또한 정상 상태에 있어도 그것과 연결된 다운 스트림쪽은 정상 상태에서 벗어나는 등의 문제가 발생할 수 있다5). 그러므로, 이러한 문제점들을 해결하기 위해서 일정 주기 동안 측정된 데이터 집단들 사이의 평균이나 분산을 비교하여 정상 상태 여부를 판별할 수 있는 많은 통계적인 검사 방법들이 발표되고 있다(Crowe, 1996).



<그림 2. 실시간 최적화의 일반적인 단계>

3.2. 데이터 검증(Data Validation)

공정이 정상 상태에 도달했는지를 확인 한 후 데이터를 검증하는 방법으로는 총계 오차 제거(Gross error detection)와 데이터 보정(Data reconciliation)등이 있다. 그림3에서 보면 공정에서 발생하는 오차와 오차의 보정과 제거 후의 예를 나타내었다. 그림3의 첫번째 증류탑의 하위 생산물의 경우와 같이 총계 오차(gross error)는 계측 장치들의 부정확한 영점 조정, 라인의 누수, 기기의 오동작 등의 원인에 기인하며 노이즈에 비해 상당히 큰 오차로서 원인을 찾아 제거해 주어야 한다. 그러므로, 매개변수를 예측하기 전에 총계오차를 발견해서 제거해야 한다. 데이터 보정은 노이즈 등의 오차를 제거해 주어 공정 데이터와 공정 모델과의 불일치를 제거한다. 이러한 절차가 필요한 것은 어느 값들이 공정에 유용한 데이터인지를 분석하기 힘들고, 복잡한 공정의 경우 각 측정값은 다른 측정값에 대해 서로 영향을 주고 받아 체계적인 분석이 어려우며 측정 장치의 오류와 공정상에 생기는 필연적인 오차도 포함되어 있기 때문이다. 또한, 측정을 중복되게 하는 경우도 배제할 수 없다. 이러한 데이터들이 오차를 포함하고 있을 경우, 데이터에 기반해서 최적점을 찾게 되는 실시간 최적화는 실패할 가능성이 매우 크다. 따라서 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 측정된 데이터들을 체계적으로 분석하고 데이터를 선별 및 보정하는 과정을 거치게 되는 것이다. 데이터 보정의 경우 최적화 모델식을 이용하여 오차를 최소화 하는 일종의 최적화 계산을 실행한다. 그 결과의 예를 그림3의 보정된 후의 공정 흐름이 물질 수지식의 관계를 만족시키는 것을 통해 볼 수 있다.



<그림 3. 실시간 최적화에 선행되는 데이터 보정과 총계오차 제거>

3.3. 파라미터 개선(Update)

실시간 최적화 시스템의 초석이 되는 공정 모델은 최적화 계산이 이를 기반으로 하기 때문에 항상 정확한 공정의 모델이 요구된다. 모델 중에는 다양한 파라미터들이 사용되는데, 공정으로부터 얻어진 데이터를 보정하여 신뢰성이 검증되면 현재 상태의 공정이 모델과 일치하도록 파라미터를 개선(Update)하는 과정을 거쳐서 시간과 상황에 따라서 변하는 공정의 다양한 특성들을 공정의 모델에 보다 정확하게 반영시켜 주어야 한다. 주요 파라미터들로는 열전달 계수, 열교환기로부터의 열손실, 촉매의 물리적 특성, 증류탑 각 단의 효율, 터빈 또는 보일러 등의 효율 등이 있으며 파라미터의 초기치는 일반적으로 플랜트 설계 데이터로부터 얻을 수 있고, 조업이 어느 정도 진행된 데이터들은 유효성검증을 거친 후에 사용할 수 있다. 새로운 설비의 도입이나 시간이 지나 설비가 노후해 짐에 따라서 파라미터들은 현저히 변하게 되고 이를 개선하기 위해 프로세스 모델과 최적화 알고리즘이 구현된 정상 상태 모사기(Aspen Plus, Hysys, ProSim)등을 이용해서 새로운 파라미터를 판단할 수 있으며, 또 Aspen Tech의 RT-Opt의 경우 파라미터의 개선을 데이터 보정과 동시에 이루어지도록 조절 하기도 한다. 파라미터의 지속적인 개선은 보다 공정에 부합하는 모델을 이용한 최적화가 실시간으로 이루어지기 위한 필수 작업인 만큼 여기서 파라미터 개선은 중요한 정보 제공을 하게 되는 것이며, 특히 장시간 동안 성공적으로

실시간 최적화 조업을 하기 위해서는 자료의 유효성을 만족 시켜야 하는 것이어서 유효성 점검을 만족하는 신뢰성 있는 측정치들은 대부분 모델을 개선시키는데 사용된다.

3.4. 공정 모델(Process Model)

공정 모델은 파라미터 개선, 데이터 보정 및 공정 최적화에 모두 사용되므로 모델의 완성도에 따라서 실시간 최적화의 정확성이 결정된다고 할 수 있다. 실제로 공정 모델링 작업이 실시간 최적화 프로젝트의 적용에서 가장 어려운 점으로 보고되고 있다. 공정 최적화는 공정 모델을 기반으로 최적의 조업조건을 구하게 되므로 공정 모델은 대상공정의 물질, 에너지 수 지식 뿐만 아니라 제약 조건 등을 정확하게 모사할 수 있어야 한다. 일반적인 화학공정의 모델은 크고 복잡하기 때문에 이를 실시간 최적화에 그대로 사용하면 너무 긴 계산시간을 요구하거나 모델의 복잡함과 비선형성으로 인해서 최적화 결과의 수렴상의 문제가 발생할 수 있다. 그러므로, 이러한 문제를 해결하기 위해서 적절한 가정을 도입하여 모델을 단순화함으로써 계산시간 향상 및 최적화 값으로의 수렴성을 향상시키기도 한다. 그러나 비선형모델을 특정 조업 범위내에서 선형화를 통해 간략화 할 경우, 공장의 조업이 그 범위 밖으로 벗어나게 되면 모델오차를 발생시킬 수 있으므로, 모델의 유효 적정 범위를 미리 확인하는 것이 필요하다.

프로세스 모델을 구성하는 방법은 크게 두 가지가 있다. 공정의 흐름에 따라서 순차적으로 각 단위 공정들을 모델링하여 풀어나가는 방법인 순차적 모듈 방법(sequential module model)으로 알려진 closed form이 있고, 전체 공정의 모든 식들을 한꺼번에 구성해 푸는 수식 기반 모델(equation based model)이라고 하는 open-form이 있다. 두 방법을 접목시켜 open form으로 해를 구하는 동안 일부의 단위 공정들을 closed form으로 계산하는 방법도 있지만 실시간 최적화를 위해서는 수식 기반 모델이 여러 가지 장점을 가지고 있기 때문에 주로 사용되고 있다.

Closed form model의 경우, 공정 변수들을 미리 값이 주어져야 할 변수와 계산되어야 할 변수로 결정하여 이에 기반하여 수식모델을 구성한다. 일단, 이러한 모델 구조가 결정되면 바꾸기가 힘든 단점이 있다. 반면, 수식 기반 모델의 경우는, 모델식이 잔차식(residual form)으로 표현되기 때문에, 미리 값이 주어져야 할 변수와 계산되어야 할 변수의 결정이 자유로운 장점이

있다. 재회수(recycle)가 있을 경우, closed form model은 반복계산이 필요하나, 수식 모델의 경우는 재회수 흐름의 존재 여부에 관계없이 같은 방식으로 문제를 풀게 된다. 수식 기반 모델의 경우, 모델에 관계된 변수들을 최적화를 통해 정해 주어야 하므로, 모델의 크기가 크고 계산 시간이 오래 걸리는 단점과 변수들의 초기값에 따라 계산시간과 계산의 정확성이 결정되며 심한 경우는 제대로 수렴하지 못하는 경우도 발생할 수 있다는 단점이 있다.

3.5. 최적화(Optimization)

최적화 문제는 수식들보다 많은 미결정 변수들이 있을 경우 최적화 알고리즘을 이용해 결정 변수, 혹은 공정의 설정치들에 대한 최적의 값들을 찾아내는 것이다. 그러므로 공정 최적화는 공정 모델을 개선한 후 공정의 제약 조건과 상위 단계의 경제성 요인을 고려하여 공정의 효율과 이윤을 향상시킬 수 있는 새로운 조업 조건을 계산하는 것이다. 일반적인 실시간 최적화 시스템의 최적화 문제는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 &\text{Maximize} && P(X) \\
 &\text{Subject to} && h(x) = 0 \\
 & && g(X) \leq 0 \\
 & && X_{\text{lower}} \leq X \leq X_{\text{upper}}
 \end{aligned}$$

여기서 $P(X)$ 는 공정으로부터 얻게 되는 이익이며 등식 제약 조건인 $h(X)$ 는 수식 기반 모델로 물질 수지식, 에너지 수지식, 열역학적 관계식, 물리적 제약식과 그들의 도함수까지 수많은 모델들을 포함한다. 부등식 제약 조건인 $g(x)$ 는 공정의 제약 조건식, 원료나 에너지 사용 등의 제약 조건 등을 나타낸다.

공정 최적화에 사용되는 최적화 알고리즘은 다음과 같은 조건을 만족시켜야 한다. 1) 최적화 알고리즘은 정확하고 빠르게 최적값들을 계산해서 최적의 조업조건을 제시해야 한다. 2) 여러 단위 공장들을 대상으로 하는 공정 모델의 경우, 모델이 커지고 최적화 변수가 증가하므로 이러한 큰 크기의 최적화 문제를 잘 풀 수 있어야 한다. 3) 대부분의 화학공정은 비선형성을 보이므로, 이러한 비선형성이 존재하는 모델에 대한 최적해를 계산할 때, 지역해로 빠지지 않는 강건성을 보여주어야 한다. 최적화 포인트가 새

롭게 계산된 후에 결과 분석을 거쳐 열린 루프 실시간 최적화인 경우 조업자의 검토를 거쳐 적절하지 못한 설정값들은 거부할 수 있도록 할 수 있으며 닫힌 루프 실시간 최적화(CLRTO)인 경우에는 자동적으로 제어 시스템의 설정값이 되도록 할 수도 있다. 최적화를 끝내 최종적으로 계산된 최적의 조업 조건은 각 제어 시스템의 설정값(Set-point)들이 된다. 최근 널리 쓰이는 비선형 최적화 알고리즘으로는 SLP(Successive Linear Programming), GRG(Generalized Reduced Gradient), SQP(Successive Quadratic Programming)가 있고, RSQP(Reduced Sequential Quadratic Programming)는 자유도(Degrees of freedom)가 적은 큰 스케일의 프로세스 최적화 문제에 대해 잘 맞는다. 자유도가 큰 문제에 대해 잘 맞고 SLP나 GRG보다 빠른 계산을 수행하기 때문에, 최근에는 최적화 알고리즘으로서 SQP가 NOVA나 RT-Opt를 비롯해 널리 쓰인다.

3.6. 결과 분석(Result Analysis)

공정 데이터와 공정 정보를 이용해서 공정 최적화를 수행하고 최적 조업 조건을 결정하였지만 모델이 실제공정과 정확하게 일치하기 어려운 점과 미처 고려하지 못한 공정 제약 조건이 존재할 수 있으므로 최적화 결과를 그대로 적용하기 전에 최적화 결과에 대한 분석이 필요하다. 결과 분석 시에는 현재의 조업을 새로운 조업으로 전환했을 때의 변화에 따른 예상되는 기대값을 산출하여, 최적화 결과값이 현재 조업과 비교해 큰 이익의 변화를 주지 못할 경우 적용하지 않는다.

4. 적용 사례

정유 및 화학 공정에서 적용되는 실시간 최적화 분야를 살펴보면 단위 공정으로부터 대형공장 스케일까지 다양하다. 실시간 최적화의 적용 예는 표 1과 같으며, 에틸렌 공장과 같이 여러 개의 반응기, 증류탑, 냉각 시스템과 열원 등을 갖고 있는 일반적으로 복잡한 공정의 경우 등에 많이 적용되고 있다. 현재 Aspen Tech와 SIMSCI등 외국의 회사들은 국내의 화학 공장들에 대해서 실시간 최적화 기술을 적용 중에 있고, 국내의 경우, 산학연 협동 체계를 갖춰 포항공대, 현대정보기술(주), 현대석유화학(주)는 대산 단지 내에 위치한 현대 석유화학(주) 유틸리티 플랜트를 대상으로 에너지 수배급에 관한 실시간 최적화 기술을 개발 중에 있다. 구형 유틸리티 플랜트의

경우, 일반적으로 연간 에너지 소비량이 약 600억원에서 700억 정도라고 할 때, 실시간 최적화를 통해서 연간 에너지 사용량을 10% 정도 절감할 수 있으며, 이를 통해 연간 60억원에서 70억원의 경제적 이득을 볼 수 있을 뿐만 아니라, 환경오염방지도 기여하게 된다.

표 1 실시간 최적화 적용사례

YEAR	APPLICATION	USER	PROFIT
1977	Ethylene Oxide Plant	Union Carbide Corporation	ROI 50%
1983	Ethylene Plant	Shell Oil	3-5 %
1987	Power Station	Wilton	2-6%
1990	Refinery	Texaco	4 M\$/yr
1990	Gas Plant	Amaco Painter	4 M\$/yr
1990	Crude unit	Star Enterprise	3 M\$/yr
1990	Ethylene Plant	Chevron USA	5-10 %
1991	Ethylene Plant	OMV Deutschland	1-3 %
1991	Ethylene Plant	Lyondell	9 mnth
1992	Benzene Plant	Sow Benelux N.V.	4%
1993	Sulfuric Acid Plant	Monsanto	17%(predicted)
1995	Hydrocracker	SUNOCO CANADA	1 M\$/yr

5. 결론

실시간 최적화는 변수들이 많은 대형 공정에 적용하여 기존의 조업으로는 최적으로 운전하기가 어려운 복잡한 시스템을 최적이 되도록 외부로부터의 영향에 실시간으로 대처하여 제어가 가능한 영역 안에서 이익을 극대화 시키도록 운전하는 기술이다. 아울러 안전성을 확보하여 신속하게 대처함으로써 제품을 안정적으로 공급할 수 있는 기술이며 결과적으로 전체적인 효율을 극대화 할 수 있는 방법이다. 선진국에서는 과거 20년 동안 이러한 실시간 최적화의 구성 요소들에 대한 연구와 관련 기술 개발을 진행해 왔고, 전산 통합 생산 시스템의 발전에 따라 이 기술의 적용은 필수적인 추세가 되었다. 최근 국내에서도 실시간 최적화 기술의 도입에 많은 진전이 있었으나 설비나 공정이 바뀔 때마다 외부에 기술이 종속되는 부작용을 낳고 있다. 따라서 실시간 최적화 기술을 자체적으로 보유하여야만 하며 이

를 위해 다양한 조건에서 유연하게 적용할 수 있는 실시간 최적화 시스템을 개발해 나가야 한다. 이를 위해 모델링, 최적화 기법 및 데이터 보정에 관한 기술 개발과 동시에 현장에서의 구체적인 인터페이스 및 하드웨어의 장착 문제 등을 산학연 협동을 통해서 풀어가야 하며 따라서 현재 포항공대를 중심으로 진행 중인 실시간 최적화 프로젝트는 그 의미가 크다고 할 수 있다. 이렇게 하여 개발된 시스템이 국내외의 화학 공업계에서 활용될 경우 얻을 수 있는 국가 경제적 이윤은 막대할 것으로 예상되며, 진정한 전산 통합 시스템을 구현하는 길이 될 것이다.

참고문헌

- Marlin, T. E. and Andrew N. hrymak: Chemical Process Control - V, Jan, 1996.
- 이성제,한중훈:ICASE Magazine, 3(3), 13, 1997.
- Narasimhan, S., Chen Shan Kao and R. S. H. Mah: AIChE Journal, 33(11), 1930, 1987.
- Crow, C. M.: Proceedings of PSE 94, Seoul, Korea, 1994.
- Tjoa, I. B. and L. T. Biegler: Computers chem. Engng., 15(10), 679, 1991.
- Forbes, J. F. and T. E. Marlin: Computers chem. Engng., 20(6/7), 717, 1996.
- Gallun, S. E., R. H. Luecke, D. E. Scott and A. M. Morshedi: Hydrocarbon Processing, July, 78, 1992.
- Krist, J. H. A., M. R. Lapere, S. Groot Wassink, R. Neyts and J. L. A. Koolen: Computers chem. Engng., 18, Suppl., S517, 1994.