

# 스웜기반 퍼지시스템을 이용한 코크오븐 연소제어 모델링

## A combustion control modeling of coke oven by Swarm-based fuzzy system

고 언 태\*, 황 석 균\*\*, 이 진 수\*\*\*  
Ean Tae Ko, SeokKyun Hwang, Jin S. Lee

**Abstract** - This paper proposes a swarm-based fuzzy system modeling technique for coke oven combustion control diagnosis. The coke plant produces coke for the blast furnace plant in steel making process by charging coal into oven and supplying gas to carbonize it. A conventional mathematical model for coke oven combustion control has been used to control the amount of gas input, but it does not work well because of highly nonlinear feature of coke plant. To solve this problem, swarm-based fuzzy system modeling technique is suggested to construct a diagnosis model of coke oven combustion control. Based on the measured input-output data pairs, the fuzzy rules are generated and the parameters are tuned by the PSO(Particle Swarm Optimizer) to increase the accuracy of the fuzzy system is operated. This system computes the proper amount of gas input taking the operation conditions of coke oven into account, and compares the computed result with the supplied gas input.

**Key Words** : Cokes Oven, Fuzzy System Model, Particle Swarm Optimizer, Fuzzy Parameter Tuning

### 1. 장 서 론

#### 1.1 절 연구배경

제철소 공정에서 용광로에 열원으로 사용되는 코크스를 제조하는 코크스공장에서는 여러 종류의 석탄을 배합하여 코크스 제조용 오븐에 장입 후 약 18시간동안 가스를 공급, 가열함으로써 코크스를 제조하는데, 현재 포스코 광양제철소 코크스 공장에는 오븐에 공급하는 가스량의 제어를 위해 독일 OTTO 사로부터 설비와 함께 도입한 수식모델을 기반으로 하는 연소제어 시스템을 사용하고 있다, 하지만 이 수식모델은 1970년대에 독일에서 코크스 제조를 위해 사용하던 석탄, 오븐설비의 특성을 고려하여 개발되었으므로, 조업 여건 및 작업 방식의 변화, 사용되는 석탄의 특성변화 등에 따른 제어 오차를 내포하고 있다. 또한 복잡한 설비 구성 및 입출력 사이의 커다란 지연시간 등의 매우 비선형적인 조업프로세스를 수학적인 모델로 정확히 표현하기에는 한계가 있어 수식모델의 정도를 보장할 수 없는 실정이다. 더욱이 연소제어수식모델에서는 사용되는 데이터 중 현재는 수집이 불가능한 것이 존재하는 등의 어려움이 있어 많은 경우 수동으로 제어가 이루어지고 있다. 이러한 수동운전은 조업자의 숙련도에 따른 공급가스의 과잉 또는 부족으로 생산되는 코크스의 품질

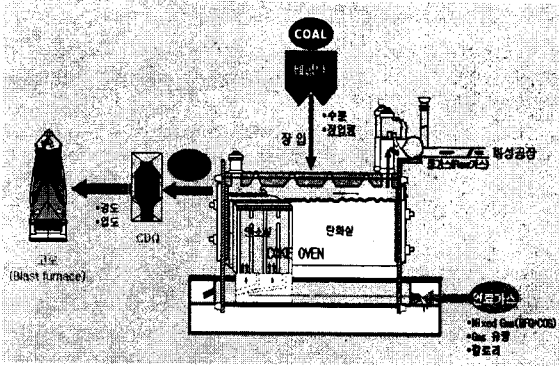
이 일정하지 않을 뿐만 아니라 공급 에너지의 측면에서도 매우 비효율적이며 후 공정인 고로(Blast Furnace)공장의 작업에도 영향을 미치고 있다. 이러한 문제점 해결을 위해 새로운 제어 방식의 개발 노력이 계속되고 있으며, 이 논문에서는 퍼지시스템을 이용하여 제철소의 코크스공장에서 코크스제조를 위해 공급하는 가스량을 제어하는 수식모델을 모델링하고 Partice Swarm Optimizer (PSO)를 이용하여 퍼지시스템의 매개변수들을 최적화 시키는 기법에 기술 하고자 한다.

#### 1.2 절 코크스 조업

코크스 제조는 <그림.1>과 같은 공정을 거쳐 제조되는데, 점결성이 우수하고, 회분이 낮은 원료탄을 중국, 호주, 캐나다 등 해외로부터 선박으로 수송하여 원료탄 야드(Cola yard)에 적치한 후 코크스 품질 설계치에 의거하여 8~10종의 원료탄을 일정비율로 배합한다. 배합과정을 거친 원료탄은 탄화실에 장입되고 탄화실 양측면의 연소실에 혼합가스(Mixed gas)를 넣어 연소시킴으로써 탄화실에 장입된 원료탄을 약 18시간동안 간접 가열하는 과정을 거쳐 코크스가 생산된다. 이때 코크스 건류를 위해 연소실로 공급하는 혼합 가스량의 제어는 연소제어수식모델에서 탄화실에 장입되는 석탄의 수분, 가동율, 공급가스 열량 등의 여러 조업데이터들을 기초 데이터로 1Kg의 석탄을 코크스로 만드는데 필요한 열량을 산출하고 석탄의 장입량을 고려하여 40분마다 적정 공급 열량을 계산함으로써 이루어지나, 조업자가 매 8시간마다 측정된 66개 오븐의 온도와 이전 근무조의 코크스 품질 결과를 고려하여 수식모델의 출력 값을 조정한다. 또한 수식모델의 입력 데이터로 사용되는 석탄의 성분 데이터 중 회분 분석치는 조업 초기에는 분석이 이루어져 수집이 가능 하였으나 현재는 분

저자 소개

- \*浦項工科大学 鐵鋼學科 碩士課程
- \*\*浦項工科大学 電子電氣工學科 博士課程
- \*\*\*浦項工科大学 電子電氣工學科 教授 · 工博



<그림. 1 코크스 제조 공정>

석이 이루어지지 않고 있어 실 데이터의 사용이 불가하며, 특히 수식모델에서는 배합탄의 특성에 대해 수분, 휘발분 등의 아주 기초적인 데이터만 고려하므로 배합탄 변경에 따른 배합특성 변화가 미반영 되어 계산되는 공급 가스량의 적정성에 오차가 발생하고 있다. 이러한 여러 가지 원인으로 조업자는 연소제어수식모델의 입력으로 사용되는 데이터를 자주 조정하여 수식모델의 계산 결과 값을 조정하므로 조업자의 경험에 따라 혼합가스의 공급량 편차와 이에 따른 코크품질 불안정이 발생한다. 건류가 완료된 코크스는 고온이므로 소화과정을 거쳐 후 공장인 고로공장으로 이송되는데, 코크스 공장에서는 매 8시간마다 생산된 코크스의 품질을 확인하기 위해 품질분석을 실시하고 조업에서는 이 분석정보를 근거로 원료탄 배합 조정 또는 공급열량의 증감 등의 여부를 결정한다.

## 2. 장 퍼지 시스템 설계 및 Particle Swarm Optimizer 알고리즘을 이용한 최적화

### 2.1 절 입-출력 데이터를 이용한 퍼지 시스템 설계

일반적으로 퍼지 시스템 및 신경망 시스템은 Compact 집합의 어떠한 실수 값을 가지는 연속함수에도 주어진 오차범위 이내로 접근시킬 수 있는 성질이 있다[2]. 그렇지만, 퍼지 시스템을 만드는 과정에서 n 개의 입력변수를 사용하고 각각의 입력변수에 N개의 퍼지 소속 함수를 사용한다면 총 필요한 퍼지 규칙의 개수는  $N^n$  개가 필요하게 된다. 이것은 입력 변수의 개수가 늘어날 때마다 필요한 퍼지 규칙은 기하급수적으로 늘어나는 것을 의미한다. 따라서 주어진 오차 범위 이내로 퍼지 시스템을 구성하기 위해서는 일반적으로 많은 수의 퍼지 규칙이 필요하다. 예를 들어,  $\sin(x)/x$  함수를 -3에서 3사이의 구간에서 오차범위 0.2 와 0.02 이내로 구현하기 위해서는 각각 207개와 3421개의 퍼지 규칙이 필요로 한다 [1]. 본 논문에서 다루는 코크오븐 연소제어 퍼지모델은 배합탄 특성(LMF, SI) 및 수분, 가동율, 장입량, 연소실 온도 등을 입력변수로 사용가능 하다. 코크스 오븐조업 입출력 데이터는 약 8시간 마다 한 개씩 생성되며, 현재까지 모델링에 이용 가능한 데이터 개수는 이전 3년간의 조업실적들로부터 약 3000개가 된다. 이 데이터들로부터 만들 수 있는 퍼지시스템의 입력 변수의 개수는 5개 이하가 적당하며, 이를 위해서는 입

력변수들이 시스템 출력에 미치는 중요도 순서를 알아야 한다. 입력변수의 중요도는 다년간 코크오븐 조업 및 정비를 담당한 전문가에게 의뢰하여 코크스 품질에 영향을 크게 미치는 변수로 배합탄 특성(LMF, SI), 장입량, 수분, 가동율을 사용하기로 하였다.

입-출력 데이터들로부터 퍼지 시스템을 구성하기 위해서는 첫 번째로 퍼지 시스템의 구조를 결정하여야 하고, 두 번째는 퍼지 시스템내의 매개변수들을 최적화 시켜야 한다.

이 논문에서는 퍼지 시스템의 구조로 테이블 조사 방식(Table Look-up Scheme)을 사용하였다. 이 방식은 하나의 입-출력 데이터로부터 한 개의 퍼지 규칙을 생성하며, 입력 부분이 같으나 출력 부분이 상이한 값을 갖는 규칙들간의 모순을 제거하기 위해 함수 소속정도를 판단하고, 소속정도에 따라 정도가 가장 높은 것을 선택함으로써 퍼지 규칙의 모순되는 점을 제거한다. 이렇게 만들어진 퍼지 시스템을 곱의 추론(Product inference engine), 싱글턴 퍼지기(Singleton Fuzzifier), 간략화된 무게 중심법(Center of average defuzzifier)을 이용한 비퍼지기를 사용하면, 출력은 식 (1)과 같다.

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^M \bar{y}^i \left( \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j) \right)}{\sum_{i=1}^M \left( \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j) \right)} \quad (1)$$

여기서, M은 입출력 데이터의 갯수이며, n은 입력변수의 갯수이다.

두 번째로 구조가 결정된 퍼지 시스템의 매개변수들을 최적화하기 위해, 총 P개의 입출력 데이터들을 이용하여 퍼지 시스템을 최적화시키기 위한 비용함수는 식 (2)와 같이 정의된다.

$$J = \left\{ \sum_{p=1}^P (f(x_p) - y_p)^2 \right\}^{1/2} \quad (2)$$

지금까지 매개변수의 최적화는 기울기 하강 기법(Gradient Descent training algorithm), 되풀이 최소 차승법(Recursive Least Square algorithm) 등이 사용되고, 최근에는 신경망 이론(Neural Network) 및 진화연산의 유전 알고리즘(Genetic Algorithm) 등이 이용되고 있다[2][5]. 이들 중 유전알고리즘을 제외한 다른 기법들은 비용함수가 최적화 할 매개변수에 대해서 미분 가능해야만 한다. 그러나 본 논문에서는 퍼지 소속 함수로 미분이 불가능한 사다리꼴 함수를 이용하며, 또한 차수가 높은 퍼지 매개 변수들을 최적화해야 하므로 단일 목적함수 최적화 문제를 다루는 진화연산 알고리즘들 중에서, 최근 빠른 수렴성과 매개변수의 간결함 등을 장점으로 하는 PSO 알고리즘을 사용 하였다.[3]

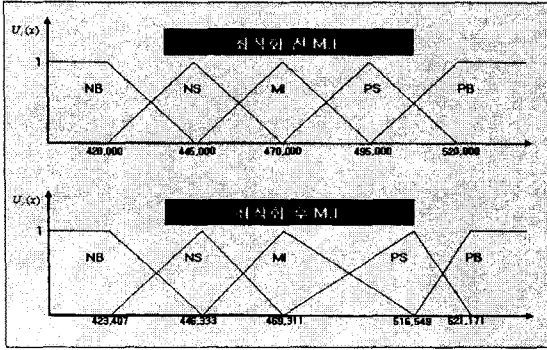
### 2.2 절 Particle Swarm Optimizer(PSO)를 이용한 퍼지 규칙 및 소속 함수의 최적화

PSO에서 Particle로 명명되는 최소단위의 지능 개체는 식 (3)과 (4)의 규칙을 따르면서, 해공간을 돌아다니게 된다.

$$V_{id} = \omega \times V_{id} + c_1 \lambda (p_{id} - x_{id}) + c_2 \lambda (p_{gd} - x_{id}) \quad (3)$$

$$x_{id} = x_{id} + V_{id} \quad (4)$$

여기서,  $V_{id}$ 는 개체 변위의 속도로 이해할 수 있으며,  $\omega, c_1, c_2$ 는 설계자가 결정할 수 있는 상수이며,  $\lambda$ 는 0과 1사이



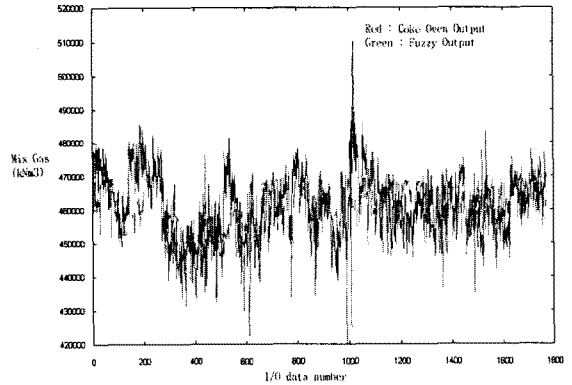
<그림. 2 PSO를 이용한 퍼지 소속함수 최적화>

의 균등 확률변수이다.  $p_{i,t}$ 는  $i$ 번째 개체가 현재까지 발견한 해 중에 가장 우수한 해이며,  $p_{g,t}$ 는 집단 전체가 발견한 해 중에 제일 우수한 해이다. 따라서 어떤 개체가 다음 세대에 이동할 방향은 자기 자신의 최고 우수한 해와 집단 전체의 최고 우수한 해의 방향으로 향하게 되고, 그 양은  $\omega, c_1, c_2$ 에 의해 정해진다.

퍼지 시스템 매개변수의 최적화에 진화연산 계통의 알고리즘을 이용할 경우 빠른 수렴성을 지니면서도 가능한 최적해에 가까운 값을 내어주는 알고리즘이 선정이 중요하다. 이 경우 실수변수를 다루는 PSO를 사용하면, 유전 알고리즘을 이용한 경우보다 일반적으로 수렴성이 높다고 알려져 있다 [3][4]. PSO 알고리즘은 최근 몇 년간 다중 목적함수 최적화에 많은 연구가 이루어지고 있으나, 퍼지 시스템의 매개변수 최적화 문제에 적용된 경우는 드물다. 식 (2)로 표현된 비용함수의 값을 가장 최소화 시키는 매개변수 값을 구하는 것이 PSO의 목표이다.

### 3. 장 실험 및 결과

총 3000여개의 데이터 중 조업자가 먼저 판단한 비정상 조업결과를 제거한 후 선택한 데이터 1800여개로 연소제어모델을 퍼지로 모사하였다. 사용된 입력 변수는 5개, 출력변수로는 혼합 가스양이며, 모든 입출력 변수들에 대해서 각각 퍼지 소속 함수를 5개씩 사용하였다. PSO알고리즘에서 Particle의 수는 30이며, 총 세대수는 100세대이었다. 최적화를 위한 설계 상수  $w$ 는  $0.5 + \chi/2$ 을 사용하였고,  $V_{Max}$  값은 200으로 제한하였으며,  $c_1, c_2$ 는 일반적으로 알려진 값(1.49445)보다 작은 1.3을 사용하였을 때 가장 좋은 결과가 나왔다. 퍼지 시스템의 출력 변수에 대한 소속함수의 형태를 PSO를 이용하여 최적화하기 전후의 모습은 <그림.2>와 같다. 각 입출력 데이터에 대해서 최적화된 퍼지 출력과 실제 코크스 오븐 데이터의 출력은 <그림.3>과 같다. 식 (2)로 표현되는 비용함수의 값은 최적화 과정을 거쳐 퍼지 출력과의 절대치 오차의 합은 12,101,561( $kNm^3$ )을 얻었다. <그림.3>의 1000번째 근처의 입출력데이터들을 비교해보면, 실제 조업결과가 퍼지 출력보다 높음을 알 수 있는데, 이는 조업과정에 조업자가 수동으로 공급 가스량을 조절한 경우로서 비정상적인 조업결과이다.



<그림. 3 퍼지 출력과 실 조업결과 비교>

이 경우, 퍼지 시스템 출력은 실제 조업결과와 많은 차이를 보여 주는데, 이는 비슷한 품질의 코크스를 얻기 위해서 보다 적은 가스를 공급해도 상관이 없다는 것을 보여주고 있다.

### 4. 장 결론

본 논문에서는 높은 비선형성적인 조업특성으로 인해 수학적 모델링 기법으로 모사하기가 힘든 코크스 오븐 연소제어 모델을 퍼지 기법을 이용하여 모사하였다. 또한 PSO기법을 사용하여 주어진 입출력 데이터들에 대해 퍼지 시스템 매개변수들의 최적화를 구현하였다. 최적화된 퍼지 시스템의 출력을 조업결과와 비교 시, 퍼지 시스템이 실제 정상 조업 상태의 코크스 오븐 연소제어 모델을 잘 모사하고 있음을 보여 준다. 또한 실제 조업결과와 퍼지 시스템의 출력이 많은 차이를 보여주는 경우는 조업에 확인한 결과 조업자의 수동 개입에 따른 차이임을 알 수 있었다.

### 참 고 문 헌

- [1] Seok K. Hwang, Jin M. Won, and Jin S. Lee, "Tradeoff between the Model Complexity and the Approximation Accuracy of a Multi-Layer Fuzzy Model", Asian-Pacific Conference on Control and Measurement, July, 2000.
- [2] Li-Xin Wang, "A Course in Fuzzy Systems and Control", PHIPE, 1995.
- [3] Shi. Y. Eberhart R. C. A modified particle swarm optimizer. *Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ*, pages 69-73, 1998.
- [4] E. Ozcan and C. Mohan. Particle swarm optimization: Surfing the waves. *Proc. of 1999 Congress on Evolutionary Computation(CEC'99), Washington, DC, USA, July 6-9, 1999.*
- [5] Tomas Bäck, David B Fogel and Zbigniew Michalewicz "Evolutionary Computation 2 : Advanced Algorithms and Operators", Institute of Physics Publishing, 2000