

쓰레기 소각로의 효율적인 연소제어를 위한 적응 퍼지모델 예측제어기 설계

Design of an adaptive fuzzy model predictive controller for combustion control of refuse incineration plant

°박 종 진, 강 신 준, 이 병 진, 우 광 방

연세대 전기공학과(Tel. 361-2767; Fax:312-7735; E-mail:jjpark21@bubble.yonsei.ac.kr)

Abstract : Refuse incineration plant operations involve many kinds of uncertain factors, such as the variable physical properties of refuse as fuel and the complexity of the burning phenomenon. That makes it very difficult to apply conventional control methods to the combustion control of the refuse. In this paper, an adaptive fuzzy model predictive controller is proposed for the combustion control of the refuse. And computer simulation was carried out to evaluate performance of the proposed controller.

Keywords : combustion control, refuse incineration plant, fuzzy model predictive control

1. 서 론

산업 사회의 발달로 인하여 소득수준이 향상됨에 따라 엄청난 양의 생활쓰레기가 발생하고 있으며 따라서 이를 효율적으로 처리하는 것이 심각한 과제로 떠오르고 있다. 이러한 문제를 해결하는 방법 중 하나가 쓰레기를 소각하는 것이다. 쓰레기 소각로는 다음과 같은 종류의 불명확한 요소들을 포함한다. 즉 연료로 사용되는 쓰레기의 물리적 특성의 변동 그리고 연소현상의 복잡성 등이다.[1] 그러므로 소각로의 수학적인 모델을 얻기가 어렵고 기존의 제어기법을 적용하기가 어렵다. 현재 많은 경우, 소각로는 조작자에 의한 수동운전에 의존하고 있다. 따라서 쓰레기를 소각시키는 과정에서 발생하는 각종 유해 가스와 분진 등에 의한 대기오염과 쓰레기의 불완전 연소 등을 방지하고, 연소 과정에서 발생하는 증발량과 로의 온도를 일정하게 유지하도록 하는 자동 제어 시스템의 필요가 증가하고 있다. Ono 등은[1] 이러한 소각로의 복잡한 특성에 대해 퍼지제어를 적용하여 자동 제어 시스템을 구축하였고 Krause 등은[2] 뉴로-퍼지 기법을 이용하여 적응 제어 시스템을 구현하였다.

본 논문에서는 소각로의 효율적인 연소제어를 위한 적응 퍼지모델 예측제어기를 설계한다. 이를 위해 적응 네트워크에 기초한 퍼지추론 시스템(ANFIS)을 이용하여 비선형 시스템인 소각로를 후건부가 입출력 변수의 선형적인 퍼지규칙으로 구성된 Takagi-Sugeno 형의 퍼지 모델로 나타낸다. 제안된 적응 퍼지 모델 예측제어기는 소각로의 증발량을 일정하게 유지하는 것을 목적으로 한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안된 제어기법의 성능을 검토한다.

2. 쓰레기 소각 플랜트

쓰레기 소각로는 크게 유동상식 소각로와 스토카식 소각로로 분류된다. 이 중 스토카식 소각로가 현재 대다수이나 유동상식 소각로의 수도 점차 증가되고 있다. 스토카식 소각로는 로내에 쓰레기를 일정량 확보하면서 소각하는 “매스(Mass) 연소” 방식 때문에 연소가 안정되어 있어, 연소열량의 변동이 쓰레기의 질에 크게 좌우되지 않는다. 이 점에서 폐열 보일러에 의해 열을 회수하여 발전하는 경우 스토카식 소각로가 유리하다. 그림 1은 스토카식 소각로의 구조를 나타낸다.

소각로의 제어특성은 다음과 같다.

- ① 제어변수간의 상호간섭이 심한 다변수 계통이고,
- ② 소각 등 현상이 복잡하며(Complex),
- ③ 부하의 변동이 심하다(쓰레기의 질이 매일 변함).
- ④ 여러 제어 목적을 만족시켜야 한다. 이 중에는 불완전 연소 방지, 증발량이나 로내의 온도를 일정하게 유지하는 것이 포함된다.

이러한 이유로 인해 소각로의 동특성 해석과 제어계 설계를 위한 적절한 모델이 충분히 개발되어 있지 않으며 기존의 제어 이론을 적용하기가 힘들어 대부분의 소각로는 운전자의 수동운전에 의해 운전되고 있다. 그림 2는 소각로의 입, 출력 변수의 블록선도를 보여준다.

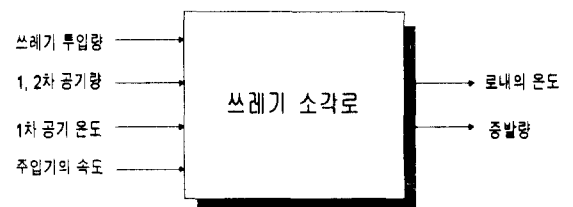


그림 2. 소각로의 블록선도

Fig. 2. Block diagram of a refuse incinerator

본 논문에서는 발전이나 지역 난방에 중요한 증발량만을 출력으로 하고 입력에서 1차 공기의 온도와 2차 공기량은 일정한 값으로 하고 주입기의 속도는 쓰레기 투입량과 일정한 관계를 갖는다고 본다. 따라서 입력은 1차 공기량과 쓰레기 투입량, 출력은 증발량인 2입력 1출력의 다변수 계통으로 생각한다.

3. 퍼지 모델 예측 제어

3.1 퍼지 모델링

본 논문에서는 Takagi-Sugeno 형의 퍼지 모델을 구하기 위해 Jang[3]에 의해 제안된 적응 네트워크에 기초한 퍼지 추론 시스템(Adaptive Network Fuzzy Inference System)을 사용한다. 본 논문에서 사용된 적응 네트워크에 기초한 퍼지 추론 시스템의 구조 예가 그림 3에 보인다.

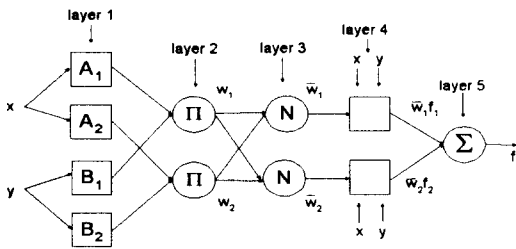


그림 3. 적응네트워크에 기초한 퍼지 추론 시스템의 구조 예
Fig. 3 An example of the structure of ANFIS

여기서, 입력은 x, y 이고 출력은 z 이다. 여기에 포함된 퍼지 규칙은 다음과 같은 Takagi-Sugeno 형의 두 개의 규칙이다.

- Rule 1 : If x is A_1 and y is B_1
Then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$,
- Rule 2 : If x is A_2 and y is B_2
Then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$,

ANFIS은 L 개의 층(layer)을 가지고 k 번째 층은 $\#(k)$ 개의 노드를 가졌다고 하면 k 번째 층의 i 번째 노드의 출력은 O_i^k 로 표시된다. 이것의 출력값은 이전 층에서 들어오는 입력신호와 각 노드가 가지는 파라미터에 의해 계산된다. 즉,

$$O_i^k = F(O_{i-1}^{k-1}, \dots, O_{\#(k-1)}^{k-1}, a, b, c, \dots) \quad (2)$$

여기서, a, b, c, \dots 는 각 노드에 속한 파라미터들이다. 각 층의 각 노드에서 수행되는 연산은 다음과 같다.

Layer 1 : 이 층의 각 노드 i 에 의한 출력은 식 (3)와 같다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (3)$$

여기서, x 는 노드 i 의 입력, A_i 는 퍼지 언어변수이다.

O_i^1 는 A_i 의 소속함수 값으로 입력 x 가 A_i 를 만족하는 정도를 나타낸다. $\mu_{A_i}(x)$ 로는 최소값이 0이고 최대값이 1인, 식 (4)로 표현되는 종 모양의 소속함수를

사용한다.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^b} \quad (4)$$

여기서, $\{a_i, b_i, c_i\}$ 는 파라미터 집합이다. 이러한 파라미터들을 조정함으로써 소속함수의 모양을 변경시킨다. 이것이 조정되어야 할 전반부 파라미터이다. 각 파라미터는 일정한 물리적 의미를 지닌다. a 는 너비의 절반을 의미하고 b 는 a 와 함께 소속함수 값이 0.5가 되는 점의 기울기 그리고 c 는 소속함수의 중심값을 결정한다.

Layer 2 : 여기에 속한 각 노드는 입력되는 신호들을 곱해서 출력한다. 예를 들면,

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad (i=1, 2) \quad (5)$$

이것은 각 퍼지 규칙의 전반부의 적합도를 계산하는 것을 의미한다.

Layer 3 : 이 층에 속한 각 노드 i 는 i 번째 규칙의 적합도에 대한 모든 규칙의 적합도의 합의 비를 계산한다.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (i=1, 2) \quad (6)$$

즉, 각 노드의 출력은 표준화된 적합도가 된다.

Layer 4 : 이 층에 속한 각 노드 i 의 출력은 다음과 같다.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (7)$$

여기서, \bar{w}_i 는 Layer 3의 출력이고 $\{p_i, q_i, r_i\}$ 는 동조되어야 할 파라미터 집합이다. 이 층에 속한 파라미터들이 후반부 파라미터이다.

Layer 5 : 이 층의 노드는 모든 입력 신호를 합하여 전체 퍼지모델 출력을 계산한다.

$$O_i^5 = \hat{y} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (8)$$

ANFIS의 각 파라미터들을 동조하기위해, gradient에 기초한 학습방법인 오차역전파(error back-propagation) 방법과 최소자승법(least square estimation)을 합성하여 사용한다. 이러한 하이브리드 학습 알고리즘의 전방향 패스(forward pass)에서 각 노드의 출력 신호는 layer 4까지 계산되고 전반부 변수가 고정된 상태에서 후반부 변수가 최소자승법에 의해 동조된다. 후방향 패스(backward pass)에서는 오차율이 출력노드에서 입력노드까지 역으로 전달되고 전반부 변수가 gradient descent에 의해 조정된다.

3.2 퍼지 모델 예측 제어 알고리즘

다중 입, 출력 퍼지 모델을 고려하자. ANFIS를 이용한 퍼지 모델링에 의해 동정된 시계열 형태의 퍼지규칙은 다음 식과 같다.

$$R^k : \text{If } y(t) \text{ is } A_0^k, y(t-1) \text{ is } A_1^k, \dots, y(t-n) \text{ is } A_n^k \quad (9)$$

$$\text{Then } y^k(t+1) = \sum_{i=0}^n a_i^k y(t-i) + \sum_{j=0}^n b_j^k u(t-j)$$

여기서, k : k 번째 퍼지규칙 ($k=1, \dots, M$),

a_i^k, b_i^k : $m \times 1$ 파라미터 벡터, A_i^k : 퍼지 집합의 멤버쉽함수,

$y^k(t+1)$, $y(t-i)$ 그리고 $u(t-j)$ 는 $m \times 1$ 출력 그리고 입력 벡터이다. 식 (9)의 규칙들에 의해 추정된 모델 출력 $\hat{y}(t+1)$ 는 다음과 같다.

$$\hat{y}(t+1) = \frac{\sum_{k=1}^M w_{t+1}^k y^k(t+1)}{\sum_{k=1}^M w_{t+1}^k} \quad (10)$$

여기서, w_{t+1}^k 는 시간 $t+1$ 일때 규칙 R^k 의 적합도, M 은 퍼지 규칙의 수이다.

시점을 하나씩 증가시켜 N 개의 미래 모델 출력을 구하고 과거의 공정 출력과 제어 입력으로 이루어진 항과 미래의 제어입력으로 이루어진 항으로 나누어진 출력 예측식을 얻기 위해, 이전 시점의 출력들을 이후시점의 출력에 대입하여 정리하면 다음과 같은 일반적인 출력 예측식을 얻을 수 있다.

$$Y_F = G U_F + H U_P + F Y_F \quad (11)$$

여기서, $Y_F = [\hat{y}(t+1) \ \hat{y}(t+2) \ \dots \ \hat{y}(t+N)]^T$,

$$U_F = [\Delta u(t) \ \dots \ \Delta u(t+N_u-1)]^T,$$

$$U_P = [\Delta u(t-1) \ \dots \ \Delta u(t-l)]^T,$$

$$Y_P = [y(t) \ y(t-1) \ \dots \ y(t-n)]^T$$

$$G = \begin{bmatrix} g_0^1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ g_0^2 & g_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_0^{N_u} & g_1^{N_u} & g_2^{N_u} & \dots & g_{N_u-1}^{N_u} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_0^N & g_1^N & \dots & \dots & g_{N_u-1}^N \end{bmatrix} \quad (= N \times N_u)$$

$$H = \begin{bmatrix} h_1^1 & h_2^1 & \dots & h_l^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_1^N & h_2^N & \dots & h_l^N \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} f_0^1 & f_1^1 & \dots & f_n^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_0^N & f_1^N & \dots & f_n^N \end{bmatrix}$$

본 논문에서 시스템의 출력이 목표치를 따라가도록 최소화 하는 비용함수로 다음을 사용한다.[4]

$$J = \sum_{l=1}^N \| \hat{y}(t+l) - w(t+l) \|_{I_m}^2 + \sum_{l=1}^N \| \Delta u(t+l-1) \|^2 \quad (12)$$

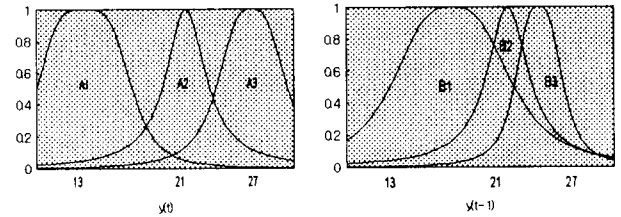
여기서, $\|x\|_q = x^T Q x$, I_m 은 $m \times m$ Identify matrix, r 은 $m \times m$ 대각행렬 그리고 $w(t)$ 는 m -벡타의 기준 입력신호이다. 식 (12)를 최소화하는 제어입력 벡타는 식 (13)과 같다.

$$U_F = (G^T G + R)^{-1} G^T (W - H U_P - F Y_P) \quad (13)$$

여기서, $R = \text{diag}_{i=1, N_u} r$, $W = [w(t+1)^T \ w(t+2)^T \ \dots \ w(t+N)^T]^T$

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제한된 퍼지모델 예측 제어의 성능을 평가하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 행하였다. 먼저 수도권 소각 플랜트에서 얻어진 일·출력 데이터를 통해 소각로의 퍼지모델을 구하였다. 그림 4는 동정된 퍼지모델을 나타낸다.



If $y(t)$ is A1 and $y(t-1)$ is B1

$$\text{Then } y(t+1) = -10.3y(t) + 5.8y(t-1) - 20.4y(t-2) + 50.6u_1(t) + 11.4u_1(t-1) + 16.5u_1(t-2) - 12u_2(t) + 14.1u_2(t-1) - 0.7u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A1 and $y(t-1)$ is B2

$$\text{Then } y(t+1) = 16.7y(t) - 0.9y(t-1) - 7y(t-2) + 21u_1(t) - 21.5u_1(t-1) - 7.8u_1(t-2) - 10.6u_2(t) + 18.7u_2(t-1) - 1.3u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A1 and $y(t-1)$ is B3

$$\text{Then } y(t+1) = 13.7y(t) - 2.2y(t-1) - 12.5y(t-2) + 0.7u_1(t) + 8.0u_1(t-1) - 5.4u_1(t-2) - 6.2u_2(t) - 4.7u_2(t-1) + 1.4u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A2 and $y(t-1)$ is B1

$$\text{Then } y(t+1) = -0.13y(t) + 0.07y(t-1) - 0.06y(t-2) + 0.16u_1(t) - 0.14u_1(t-1) + 0.006u_1(t-2) + 0.019u_2(t) + 0.018u_2(t-1) - 0.005u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A2 and $y(t-1)$ is B2

$$\text{Then } y(t+1) = 0.013y(t) - 0.004y(t-1) - 0.078y(t-2) - 0.32u_1(t) + 0.11u_1(t-1) + 0.015u_1(t-2) + 0.002u_2(t) - 0.009u_2(t-1) + 0.002u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A2 and $y(t-1)$ is B3

$$\text{Then } y(t+1) = -0.014y(t) - 0.05y(t-1) + 0.03y(t-2) + 0.09u_1(t) + 0.03u_1(t-1) - 0.02u_1(t-2) - 0.004u_2(t) - 0.02u_2(t-1) + 0.005u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A3 and $y(t-1)$ is B1

$$\text{Then } y(t+1) = -16.9y(t) + 1.0y(t-1) + 4.5y(t-2) + 18.9u_1(t) - 3.0u_1(t-1) - 8.9u_1(t-2) + 9.3u_2(t) - 8.1u_2(t-1) - 0.9u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A3 and $y(t-1)$ is B2

$$\text{Then } y(t+1) = 1.6y(t) - 29.4y(t-1) + 22y(t-2) + 31.5u_1(t) + 0.8u_1(t-1) + 5.3u_1(t-2) - 15.8u_2(t) - 13.8u_2(t-1) - 2.5u_2(t-2)$$

If $y(t)$ is A3 and $y(t-1)$ is B3

$$\text{Then } y(t+1) = 15.3y(t) - 22.7y(t-1) - 1.7y(t-2) + 3.3u_1(t) + 26.4u_1(t-1) + 7.5u_1(t-2) - 14.4u_2(t) - 26.6u_2(t-1) + 2.1u_2(t-2)$$

그림 4. 소각로의 퍼지모델

Fig. 4. Fuzzy model of a refuse incinerator

그림 5는 동정된 퍼지모델에 의한 출력과 실 플랜트의 출력을 나타낸다. 동정된 퍼지 모델이 실 플랜트를 잘 모사하는 것을 볼

수 있다. 실선은 실 플랜트의 출력을 나타내고 점선은 동정된 퍼지 모델에 의한 출력을 나타낸다.

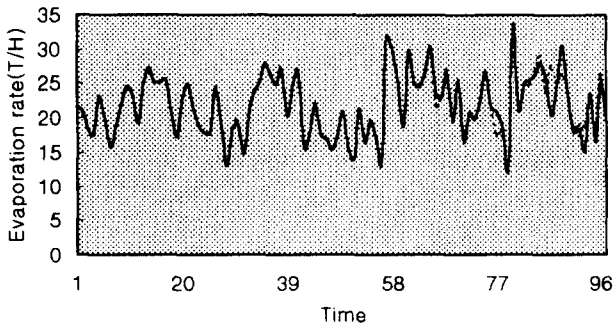
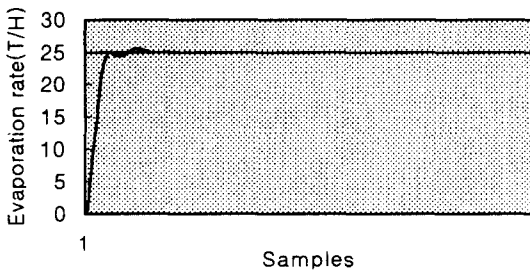


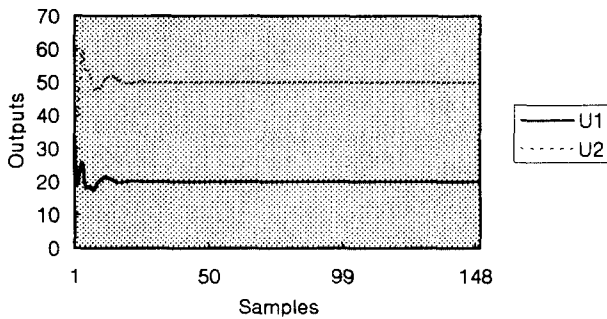
그림 5. 실 플랜트 출력과 퍼지 모델 출력의 비교

Fig. 5. Comparison of the real plant outputs and fuzzy model outputs

그림 6은 퍼지모델 예측제어에 의해 소각로를 제어한 컴퓨터 시뮬레이션 결과와 이 때의 제어입력들의 출력이다. 제안된 제어기는 소각로를 잘 제어함을 알 수 있다.



(a)



(b)

그림 6. 시뮬레이션 결과와 제어입력

Fig. 6. Simulation result and control inputs

5. 결론

본 논문에서는 복잡하고 비선형 시스템인 쓰레기 소각로의 효율적인 연소제어를 위해 적용 퍼지모델 예측제어를 제안하였

다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안된 제어기는 발전 및 지역난방에 중요한 출력인 소각로의 증발량을 일정하게 유지하는 것을 볼 수 있다.

참고문헌

- [1] H. ONO etc., "combustion control of refuse incineration plant by fuzzy logic", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 32, pp. 193-206, 1989.
- [2] B. Krause etc., "A neuro-fuzzy adaptive control strategy for refuse incineration plants", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 63, pp. 329-338, 1994.
- [3] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", *IEEE Transactions on systems, man and cybernetics*, vol. 23, no. 3, 1993.
- [4] Richalet, J., "Industrial applications of model based predictive control", *Automatica* 29, pp.1251-1274, 1993.

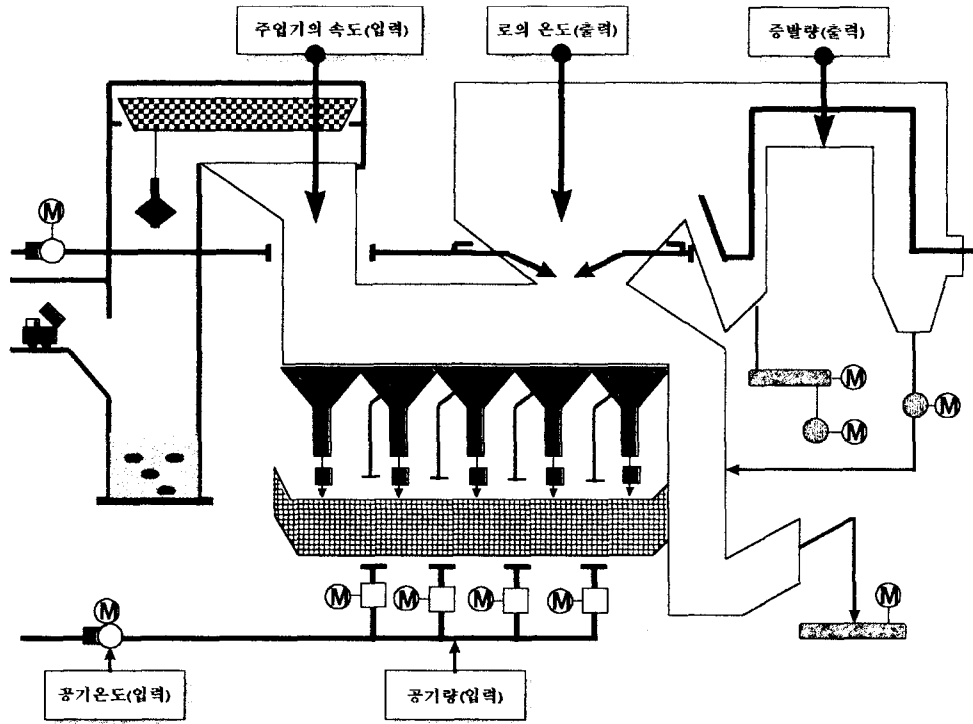


그림 1. 스톡카식 소각로의 구조
 Fig. 1. Structure of a stocker type refuse incineration plant