

# Optimal PID Control for Temperature Control of Chiller Equipment

Young-shin Park · Dongju Lee<sup>†</sup>

Department of Industrial & Systems Engineering, Kongju National University

## 칠러장비의 온도제어를 위한 최적 PID 제어

박영신 · 이동주<sup>†</sup>

공주대학교 산업시스템공학과

The demand for chiller equipment that keeps each machine at a constant temperature to maintain the best possible condition is growing rapidly. PID (Proportional Integral Derivation) control is a popular temperature control method. The error, which is the difference between the desired target value and the current system output value, is calculated and used as an input to the system using a proportional, integrator, and differentiator. Through such a closed-loop configuration, a desired final output value of the system can be reached using only the target value and the feedback signal. Furthermore, various temperature control methods have been devised as the control performance of various high-performance equipment becomes important. Therefore, it is necessary to design for accurate data-driven temperature control for chiller equipment. In this research, support vector regression is applied to the classic PID control for accurate temperature control. Simulated annealing is applied to find optimal PID parameters. The results of the proposed control method show fast and effective control performance for chiller equipment.

**Keywords :** PID Control, Support Vector Regression, Simulated Annealing

### 1. 서론

최근 반도체 공급망에 문제가 발생함에 따라 여러 반도체 회사에서 추가 설비 투자에 적극적으로 대응하고 있다. 고성능의 제어가 필요한 분야에서 반도체가 적극 활용됨에 따라 고성능, 고집적도의 반도체 수요가 늘어나고 있다. 이에 반도체 생산 장비 뿐만 아니라, 생산 장비의 부속 장비까지 수요가 늘고 있는데, 특히, 각 장비 별로 최상의 컨디션을 유지하기 위해 일정한 온도로 유지 시켜주는 칠러(Chiller)장비의 수요가 급격히 늘어나고 있다. 이에 따라, 더 정밀한 온도제어가 가능한 칠러

장비의 연구가 활발히 진행 중이다. 본 논문에서는 칠러 장비와 유사한 환경의 시뮬레이션을 구성하고, 기존 제어 방식보다 더 높은 수준의 정밀 제어가 가능하도록 하는 방식을 제안한다.

현재 다양한 산업에서 쓰이고 있는 온도 제어 방식으로는 PID(Proportional Intergral Derivation) 제어가 대표적이다. 원하는 목표 값과 현재 시스템 출력 값을 이용하여 오차를 만들어내고 이를 비례기, 적분기, 미분기를 이용하여 시스템의 입력으로 사용한다. 이러한 페루프 구성을 통해 목표 값과 피드백 신호만을 이용하여, 원하는 시스템의 출력 최종치에 도달할 수 있다. PID 제어는 일부 매개변수를 이용하여 여러 시스템에서 적용이 가능하다는 장점이 있어서 현재까지도 많은 분야에서 사용되고 있다. PID 제어의 계산식은 다음과 같다.

Received 29 August 2022; Finally Revised 13 September 2022;  
Accepted 14 September 2022

<sup>†</sup> Corresponding Author : djlee@kongju.ac.kr

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(t) dt + k_d \frac{d}{dt} e(t) \quad (1)$$

$$k_i = \frac{k_p}{t_i}, \quad k_i^* = \frac{k_p}{k_i}$$

$$k_d = k_p \cdot t_d, \quad k_d^* = \frac{k_d}{k_p}$$

식 (1)에서  $k_p, k_i, k_d$ 는 PID 제어의 비례기, 적분기, 미분기의 이득을 의미하며,  $e(t)$ 는 추종 값과 현재 값의 차를 계산한 오차를 의미한다. 또한,  $t_i, t_d$ 는 적분과 미분 시간을 의미하며,  $k_i^*$ 와  $k_d^*$ 은 식 (1)에서 주어진 바와 같다.

이러한 PID 제어 방식은 위의 식과 같이 간단히 매개변수 일부 조절을 통해 시스템 제어가 가능하다는 장점이 있다. 반면, 해당 파라미터에 따라 제어 성능이 크게 변화 될 수 있다는 문제점 또한 가지고 있다. 이러한 문제점은 시스템 운영자가 직접 여러 번의 테스트를 거쳐 최적의 PID 파라미터를 찾아야 한다는 번거로움 있다. 이를 해결하고자 Ziegler와 Nichols에 의해 개발된 파라미터 자동 동조 방식이 현재까지 널리 사용되고 있으며, 대부분의 장비에서 제공하는 PID 자동 동조 방식은 Ziegler-Nichols Method[11]를 따르고 있다. 이 방식은 개루프를 이용하여 원하는 계단응답에 따른 기울기와 지연 시간 등을 활용하여 최적의 PID 제어 자동 동조 매개변수를 선정해준다. 위에서 얻어진 파라미터는 아래의 <Table 1>과 같이 사용되어 진다.

<Table 1> Ziegler-Nichols Method

Parameter	$k_p$	$k_i^*$	$k_d^*$
Classic PID	$0.6k_u$	$0.5t_u$	$0.125t_u$
Some Overshoot	$0.33k_u$	$0.5t_u$	$0.33t_u$
No Overshoot	$0.20k_u$	$0.5t_u$	$0.33t_u$

$k_p, k_i^*, k_d^*$ 는 각각 식 (1)에서 정의한 PID 제어 매개변수이며,  $k_u, t_u$ 는 PID 제어 매개변수를 선정하기 위한 파라미터로 Ziegler-Nichols Method을 통해 얻은 자동 동조 매개변수 값이다.  $k_u$ 는 자동 동조 과정에서 얻어진 임계 이득을 의미하며,  $t_u$ 는 동일한 과정에서 얻어진 임계 주기를 의미한다.

이러한 제어 방식과 자동 동조 방식이 있으나, 칠러와 같이 더 정밀한 제어를 요구하는 장비가 늘어남에 따라 새로운 제어 방식들이 계속해서 연구되고 있다. 특히, 기계학습(ML: Machine Learning)기법을 활용한 자동 동조 방식[9]과 모델 예측 제어 방법[10] 등이 활발히 연구되고 있다.

Li[8]는 시멘트 제조공정에서 시멘트 제조용 회전식 가마 소성(rotary kiln calcination)에서 온도, 압력을 제어하기 위해 PID에 SVR(Support Vector Regression)을 적용한 제어방법을 제시하였다. Zhao et al[12]은 결함의 영향을 보상하는 매개변수를 자체조정하기 위해 SVR을 활용한 PID 제어방법을 제시하였다.

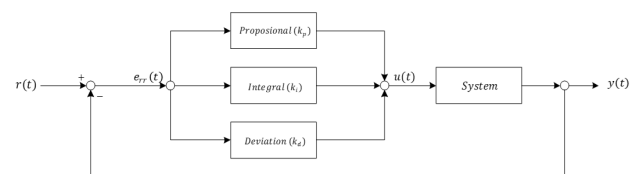
Dai et al.[3]은 PID 제어와 SVR(Support Vector Regression)와 유전자 알고리즘(GA: Genetic Algorithm)[5]를 결합하여 제어를 진행하였고, Kumar et al.[7]는 PID 제어와 ANN(Artificial Neural Network)를 결합하여 제어를 진행했다. 그 중 Dai et al.[3]가 제안한 SVR을 활용한 방식은 적은 데이터에도 불구하고 기존 PID 제어 대비 높은 수준의 정확한 예측을 통해 더 좋은 결과를 보여주었다. 이들은 또한 추가적으로 최적화 된 매개변수 확인을 위해 유전자 알고리즘 기법을 이용하여 목적함수의 값을 최소화할 수 있는 PID 매개변수를 추출하였다.

본 논문에서는 PID 제어 성능 향상을 위해 SVR을 활용하고자 한다. 그러나, 기존 연구[9]에서 제안된 제어 방식은 제어기의 출력과 시스템의 출력을 입력으로 이용하여 제어를 진행했으나, 본 논문에서는 입,출력 외에 PID 제어의 이득도 함께 SVR의 입력으로 사용하였다. 이에 따라, PID 매개변수에 변화에도 더 정확한 예측이 가능해진다. 기존 논문[9]에서는 PID 매개변수의 최적화를 위해 유전자 알고리즘 기법을 적용하였다. 본 논문에서는 온도제어 특성에 맞는 새로운 목적함수 식을 제안하고, 적은 반복횟수에도 사용 가능한 모의 담금질(SA : Simulated Annealing) 기법을 적용하였다. 새 목적함수를 적용 시, 기존 대비 빠르게 안정된 출력을 얻고, 정정 시간 이후 오차를 기존 대비 크게 줄일 수 있다.

## 2. 제어기 설계를 위한 접근법

### 2.1 고전적인 PID 제어 기법

고전적인 PID 제어[11] 시스템의 블록선도는 <Figure 1>과 같다. 제어를 적용하는 시스템에 따라 각각의 비례기, 적분기, 미분기를 조합하여 PI제어, PD제어, PID제어 등 다양한 방식으로 사용될 수 있다.



<Figure 1> Block Diagram of PID Control

시스템에서 추종하고자 하는 목표 값  $r(t)$ 가 입력되면, 현재 실제 값  $y(t)$ 와 차이 값을 계산하여, PID 제어에 사용될 오차 값  $e(t)$ 를 생성한다. 해당  $e(t)$ 는 비례기, 적분기, 미분기에 각각 입력되며, 그 출력 값의 합이 시스템의 입력 값으로 사용된다.

최종 PID 제어에서 시스템에 입력되는 최종적인 출력 값은 식 (1)과 같으며, 해당 식의 각각의 변수  $k_p, k_i, k_d$ 는 앞서 언급한 PID 제어의 매개변수를 의미한다. 이 식을 주파수 영역의 전달 함수로 표현하면 식 (2)와 같이 표현된다. 각각의 매개변수 값에 따른 제어 성능은 설정된 파라미터 값에 따라 크게 변화하며, 각 파라미터 크기에 따른 성능 변화는 <Table 2>와 같다.

$$U(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d \cdot s \quad (2)$$

<Table 2>를 고려하여 PID 제어기의 매개변수는 적절한 값이 선정되어야 하며, 선정된 매개변수에 따라 사용자가 원하는 성능을 얻을 수 있다.

<Table 2> Performance Change as Parameter Values Increase

Parameter	Overshoot	Rising Time	Settling Time
$k_p$	Increase	Decrease	Slight Change
$k_i^*$	Increase	Decrease	Increase
$k_d^*$	Decrease	Slight Change	Increase

### 2.2 Support Vector Regression 기법

SVR의 기반인 Support Vector Machine(SVM)은 Vladimir Vapnik에 의해 제안된 학습방법[2]으로 퍼셉트론 기반의 안정적인 판별 경계선을 찾기 위한 방법이다. SVM은 머신러닝의 분류 기법 중 하나로 분류 문제 외에 회귀(SVR)[4]도 적용이 가능하다. SVR의 수학적 모델은 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3) \\ \text{s.t. } (w^T x_i + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - (w^T x_i + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{aligned}$$

식 (3)의 원 문제에서 4개의 제약 식을 모두 만족시키며 문제를 해결하는 것이 어렵다. 따라서 제약이 있는 식을 제약이 없는 라그랑주 쌍대문제로 변형하여 위와 같

은 문제를 해결한다. 해당 수학적 모델은 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} \min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) x_i^T x_j \quad (4) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \\ -\varepsilon \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) + y_i \sum_{i,j=1}^n y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \end{aligned}$$

변형된 식에 의해 재구성한 목적식 함수가 볼록하고, 연속이기 때문에 쉽게 제약식을 만족하는 값을 구할 수 있다.

### 2.3 Simulated Annealing의 최적화 기법

Simulated Annealing(SA) 기법[6]은 모의담금질 기법이라 불리며, 높은 온도에서 액체 상태인 물질이 온도가 낮아지면서 결정체로 변화는 과정을 모방한 탐색 알고리즘이다. 물질의 분자가 자유로이 움직이는 모습을 모방하여 최적 해를 찾아가는 과정 또한 특정한 패턴 없이 이루어진다. 온도가 점점 낮아짐에 따라 분자 움직임이 줄어들어 결정체가 된다. 최적해 탐색 과정 또한 이와 유사하게 점점 규칙적인 방식으로 이루어진다.

최적해 탐색과정은 단순 최솟값을 찾는 데도 불구하고 확률 개념을 도입하였다. 목적함수 값이 현재 해와 이웃 해를 비교하여 이웃 해의 목적함수 값이 높다면 현재 해를 이웃 해로 대체할 수 있지만, 온도가 낮아지게 됨에 따라 이웃 해가 현재 해보다 목적함수 값이 낮은 경우에 현재 해를 대체할 수 있게 된다. 이러한 목적함수 값에 변화에 따라 여러 부분을 전역 해를 탐색하게 되고, 최종적으로 도착한 부분에서 더 낮은 최적 해를 찾을 수 없을 때에는 해당 부분에서 지역 최적 해를 찾는다. SA 기법에서 최적 해를 찾는 기본 절차는 다음과 같다.

#### SA 알고리즘

<p><b>단계 1:</b> 초기 파라미터 선정</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>T_0</math> : 초기 온도</li> <li>- <math>\alpha</math> : 냉각 스케줄</li> <li>- <math>T_E</math> : 최종 온도</li> <li>- <math>L</math> : 스케줄 반복 횟수</li> </ul> <p><b>단계 2:</b> 초기 값을 현재 해(<math>x</math>)로 두고 근접변환을 통해 이웃 해(<math>x'</math>)를 생성한다.</p> <p><b>단계 3:</b> 현재 해와 이웃해의 목적함수 값 차이(<math>\Delta</math>)을 계산한다.</p>
---

목적함수 계산 식 :  $\Delta = f(x') - f(x)$

**단계 4:** 해당 차이 값이 0보다 작거나 같으면, 이웃 해를 현재 해로 두고 다시 이웃해를 생성한다. 만족 시, 단계 3으로 이동한다. (그렇지 않은 경우, 단계 5로 이동)

**단계 5:** 아래 내용을 만족 시, 이웃 해를 현재 해로 두고, 단계 3으로 이동한다. 만족하지 않는 경우, 현재 해를 유지하고 단계 3으로 이동한다.

조건 식 :  $e \frac{(-\Delta)}{T} \geq \text{random}(0,1)$

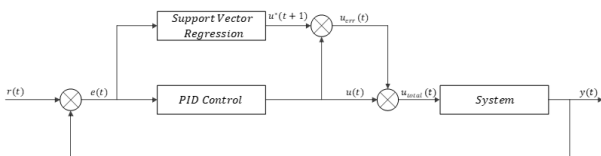
※ 최종온도에 도달 하거나 정해진 반복 횟수가 넘으면 스케줄을 종료한다.

SA의 수락 기준은 메트로폴리스 기준을 사용하며, 최소화 문제를 위한 최적화 기법이다. 하기와 같은 단계를 거쳐 최종적으로 찾아진 최적의 파라미터를 활용하여, 제어를 진행하도록 한다.

### 3. 제안된 SA, SVR이 적용된 PID 제어

#### 3.1 PID-SVR 제어

제안하는 시스템은 <Figure 2>의 블록선도와 같다.



<Figure 2> Proposed SVR-PID Control Scheme

$r(t)$ 는 시스템의 최종 목표 값을 의미하며,  $y(t)$ 는 현재 시스템의 출력 값을 의미한다.  $e(t)$ 는  $r(t)$ 와  $y(t)$ 의 차이 값인 시스템 오차를 의미하며,  $u(t)$ 는 PID 제어기의 출력을 나타낸다.  $u^*(t+1)$ 은 SVR에 의해 출력되는 PID 제어의 다음 출력 값을 의미하며,  $u_{err}(t)$ 는 현재 PID 제어의 출력과 예측된 SVR 출력의 차이 값인 출력 오차를 의미한다.

최종적으로 시스템에 입력되는 값은 PID 제어 출력과 두 제어기 사이의 출력 오차를 뺀 값이 입력된다. 이러한 피드백 시스템은 아래 식 (5)~(7)과 같이 표현이 가능하다.

$$e(t) = r(t) - y(t) \tag{5}$$

$$u_{err}(t) = u^*(t+1) - u(t) \tag{6}$$

$$u_{total}(t) = u(t) - u_{err}(t) \tag{7}$$

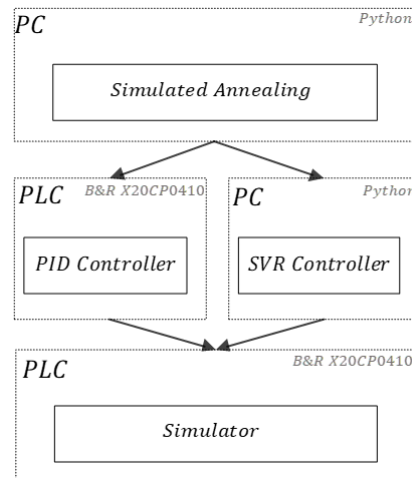
여기서  $u(t)$ 는 식 (1)과 같으며, 해당 식을 식 (6)과 식 (7)에 대입하면 최종 제어 출력 값은 식 (8)과 같다.

$$u_{total}(t) = 2 \times \left\{ k_p e(t) + k_i \int_0^t e(t) dt + k_d \frac{d}{dt} e(t) \right\} - u^*(t+1) \tag{8}$$

#### 3.2 SA를 이용한 PID-SVR 제어의 최적화 목적식

최종 제안하는 시스템은 PID-SVR 제어에 SA를 적용하여 목적 식을 최소화를 하는데 목적이 있다. 최종 제안하는 방식의 구성은 <Figure 3>과 같다.

제안하는 목적 식은 상승시간, 정정시간, 오버슈트의 크기를 고려하였고, 추가적으로 온도제어의 특성 상 정정시간 이후, 목표 값과 현재 값의 차이가 작을수록 유리함에 따라 정정시간 이후 발생하는 누적오차에 대해서도 추가적으로 고려하였다. 최종 제안하는 목적 식은 식 (9)와 같다.



<Figure 3> Proposed SA-PID-SVR Control Scheme

$$J = w_1 \cdot OS + w_2 \cdot t_r + w_3 \cdot t_s + w_4 \cdot \int_{t_s}^{\infty} e_d(t) \cdot dt \tag{9}$$

식 (9)의  $w_1, w_2, w_3, w_4$ 는 각 식의 가중치를 의미하며,  $OS, t_r, t_s$ 는 오버슈트의 크기, 상승 시간, 정정 시간을 의미한다. 또한  $e_d(t)$ 는 발생하는 누적오차의 제곱값을 의미하며, 정정시간 이후 발생하는 누적 오차의 제곱값을 의미한다. 본 논문에서는 최종적으로 SA를 진행하여 얻은 최적 값을 통해 기존 PID, PID-SVR 제어보다 나은 성능을 얻고자 한다.

### 4. 시뮬레이션을 통한 실험

#### 4.1 초기 파라미터 선정 및 검증

실제 산업에서 사용되는 PID 제어의 경우, 최종 출력을 0에서 100으로 제한하고, 해당 출력 값을 아날로그 값으로 변환 하여 제어 될 시스템의 입력으로 사용한다. 최대 출력 설정 값 이상이거나 최소 출력 설정 값 이하에서의 출력은 설정한 최대 최소값으로 고정된 값이 출력되며, 이 경우에 PID 제어기 중, 적분기의 누적 값을 추가로 생성하지 않는다. 따라서, 설정 값보다 큰 출력이 발생하거나 비례기, 미분기의 출력이 크게 발생하는 경우, 누적기의 값은 일정한 값을 유지하게 된다. 이번 시뮬레이션을 통한 검증에서는 실제 환경과 동일하게 출력은 0에서 100으로 제한하고 진행한다.

단, PID 제어의 최대 입출력을 제한을 동일하게 하되 <Table 3>와 같이 노이즈를 추가하였다. 실제 시스템에서 발생할 수 있는 노이즈를 가정하고 시뮬레이션을 진행한 경우와 노이즈가 없는 단순 제어를 비교하여 실험을 진행하였다.

<Table 3> PID Control Condition by Case

Case	PID Output Minimum	PID Output Maximum	Noise
Case 1	0	100	X
Case 2	0	100	O

SVR 예측(R.B.F. 커널)을 위해 사용된 데이터는 훈련 데이터와 실험 데이터로 나눠 사용했으며, 데이터의 정확성을 판단하기 위해 총 5회의 교차검증을 통해 진행하였다. 해당 결과는 <Table 4>와 같다. 교차 검증을 통해 찾은 최적의 하이퍼 매개변수 값과 해당 매개변수에 따른 결정계수를 표기하였다.

<Table 4> Hyper-parameters and Correlation of Determination( $r^2$ ) for SVR

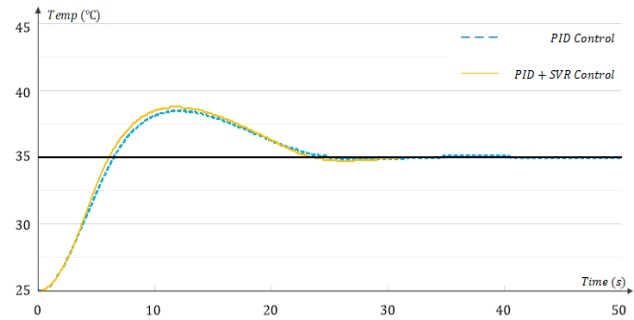
C / $\gamma$	$r^2$
1000 / 1	0.9728

설계된 시뮬레이터의 경우, 온도 제어 특성과 유사한 특성을 갖는 2차 지연 곡선과 미세한 노이즈를 위하여 여러 주파수의 사인파를 더해 사용하였다. 노이즈의 경우, 총 4개의 사인파를 더하여 사용하였으며, 각각의 크기는 0.025로 동일하나 각각의 주파수를 달리하여 실제 노이즈와 유사하도록 설계하였다. 설계에 시뮬레이터 구성을 위한 매개변수는 <Table 5>와 같다.

<Table 5> Parameter Values for Simulator

Item	Value
Gain	3
$T_1$	5s
$T_2$	20s
Noise Each Amplitude	0.025
Noise Frequency	0.2/ 20/ 50/ 470 [Hz]

시뮬레이션을 위한 테스트 구성은 앞 장에서 설명한 <Figure 3>과 같다. SVR과 SA를 위한 구성은 PC의 Python 프로그램을 이용 하였으며, 온도제어 시뮬레이터와 PID 제어는 B&R의 X20CP0410 PLC를 이용하여 PC와 PLC 간 모드버스 통신을 통한 시뮬레이터를 구현하였다.



<Figure 4> Control Responsiveness with Noise Case (Case 1)

#### 4.2 PID-SVR과 PID 제어 성능 비교 실험

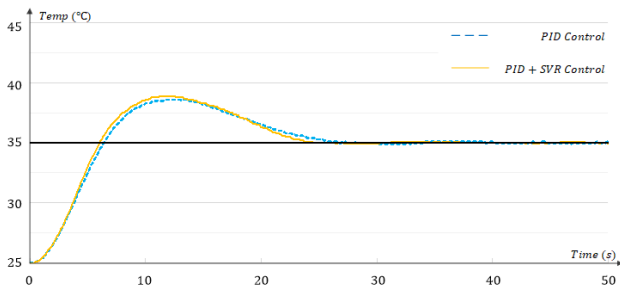
제안된 <Figure 2>의 PID-SVR 방식을 사용하기 위해서는 SVR의 초기 학습데이터 선정이 필요하다. 초기 학습 데이터는 랜덤한 PID 파라미터를 선정하여 총 5개의 데이터를 학습 만들었으며, 해당 데이터를 통해 현재 출력보다 1초 후 예측되는 출력 값을 생성한다.

PID 제어와 성능을 비교하기 위해서 Ziegler-Nichols Method의 자동 동조 방법을 이용하여 PID 매개변수를 선정하고, 해당 매개변수를 활용하여 PID 제어와 PID-SVR 제어의 출력을 비교한다. 성능 비교를 위해 사용한 매개변수는 <Table 6>과 같다.

<Table 6> Used PID Parameter Values

Item	Description
$k_p$	14.4
$k_i^*$	6.7
$k_d^*$	1.6

<Figure 4>는 PID-SVR, PID 제어를 진행 시, 시간에 따른 현재 온도의 변화 값을 나타내며, <Figure 5>는 노이즈가 포함된 경우 각 방식의 제어에 따른 온도 변화 값을 나타낸다. 시작온도는 동일하게 25도로 구성하였으며, 최종 추종 온도는 35도로 구성하였다.



<Figure 5> Control Responsiveness without Noise Case (Case 2)

제안하는 PID-SVR 제어 시, 오버슈트가 PID 제어보다 더 높게 상승한다. 그러나, 상승 시간과 정정시간이 더 짧아지며, 정정시간 이후 누적오차값 또한 더 낮게 발생한다. 위의 테스트에서 확인된 각 제어의 성능은 <Table 7>과 같다. 상승시간과 정정시간은 10ms 단위로 표기하였다. 또한 <Table 7>의 MSE\*(Mean Squared Error)는 정정시간 이후 발생하는 MSE를 의미한다.

<Table 7> Performance Comparison by Case

Case	Condition	Overshoot	Rising Time	Settling Time	MSE*
Case 1	PID	3.5	430	2160	6.29
	PID+SVR	3.8	400	2140	5.91
Case 2	PID	3.8	430	2240	8.87
	PID+SVR	4.1	390	2200	7.57

PID-SVR 제어방식이 기존 PID 제어보다 상승 시간이 느리다. 그러나, 칠러 장비의 특성 상, 온도가 안정화 된 이후에 실제 공정에 사용된다. 따라서, 얼마나 빠른 시간 내에 정정 시간에 도달하고, 정정시간 이후에 발생하는 누적오차 값이 적게 유지되도록 하는 것이 중요하다. 이러한 사항을 고려하면, PID-SVR의 제어방식이 온도제어 측면에서 PID 제어보다 더 적합하다고 할 수 있다.

### 4.3 SA-PID-SVR 제어와 타 제어 비교 실험

기존 PID-SVR 제어만으로도 고전적인 PID 제어 방식보다 더 나은 결과를 도출 할 수 있었다. 그러나 온도 제어 특성에 맞게 최적화 된 PID-SVR 제어를 위해 SA를

사용하였으며, 테스트를 위한 SA의 초기 매개변수는 <Table 8>과 같다. 목적식은 식 (9)와 같이 진행하였으며, 성능 평가를 위한 목적식의 매개변수는 스케일링 후 변수 별로 가중치를 부여했다.

각각의 가중치는 <Table 9>와 같다. 가중치는 온도 제어 특성에 따라 실제 동작 구간인 정정시간에 도달하는 시간과 정정시간 이후 안정적인 동작을 비교할 수 있는 매개변수에 가중치를 높게 하였다.

<Table 8> Used Parameter Values for SA

Item	Value
$T_0$ (Initial Temperature)	1°C
$\alpha$ (Cooling Schedule)	0.95
$T_E$ (Final Temperature)	0.001

<Table 9> Used Weights for Objective Function

Weight	Value
$w_1$	0.1
$w_2$	0.1
$w_3$	0.4
$w_4$	0.4

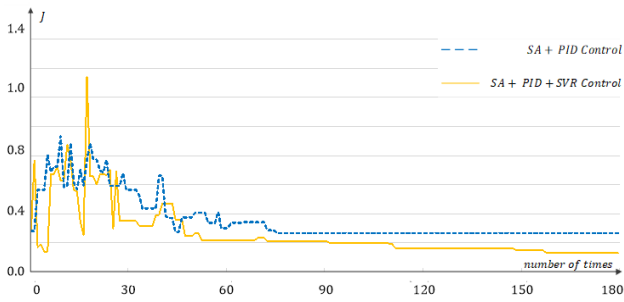
SA에서 찾을 최적화 된 PID 매개변수의 경우, 각각을 <Table 10>과 같이 제한하였으며 해당 범위 내 매개변수를 탐색하는 SA가 진행되었다.

SA 진행 횟수에 따른 목적함수 값 변화는 <Figure 6>, <Figure 7>과 같다. 각각 노이즈의 유무에 따른 목적함수 값 비교를 나타내며, SA를 진행했을 때, 최종적으로 얻을 수 있는 결과는 PID 제어보다 PID-SVR 제어 시 더 낮은 목적함수 값을 얻을 수 있다.

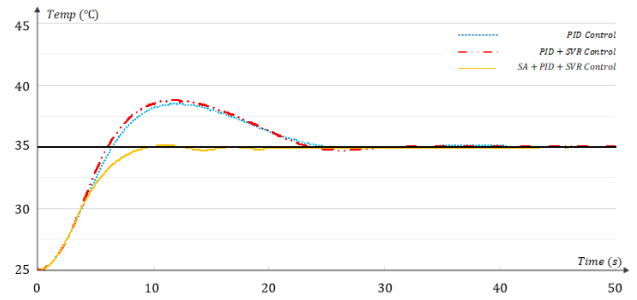
<Table 10> PID Parameter Ranges for SA Optimization

PID Parameter	Range
$k_p$	(0, 20)
$k_i^*$	(0, 20)
$k_{it}^*$	(0, 20)

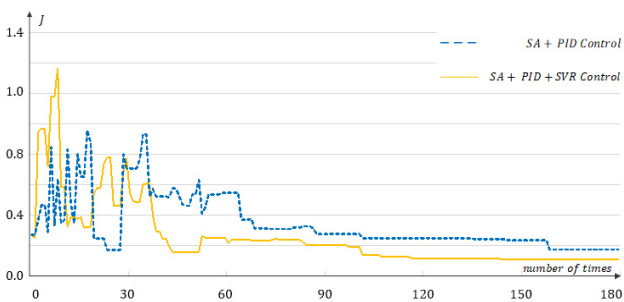
PID-SVR 제어 방식이 기존 PID 제어보다 오버슈트가 조금 상승하지만 정정시간과 누적오차, 상승시간 부분에서 개선된 성능을 얻을 수 있었다. 이결과를 식 (9)에서 제안한 목적 함수 식에 대입 시, PID 제어보다 더 낮은 목적함수 값을 얻을 수 있었으며 성능이 개선되었음을 알 수 있었다.



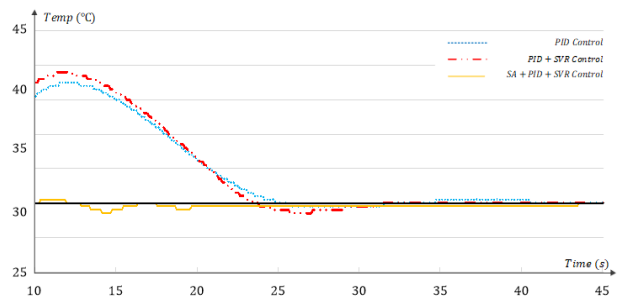
<Figure 6> Objective Function Value Changes by Iteration of SA for Case 1



<Figure 8> Control Responsiveness by Control Method for Case 1



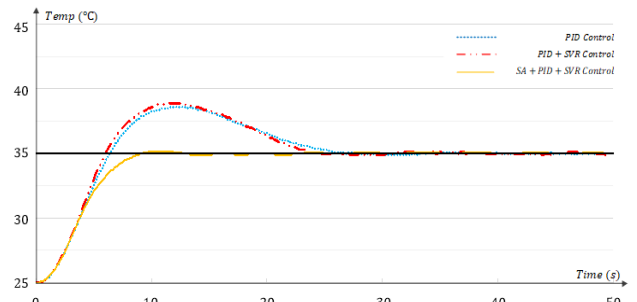
<Figure 7> Objective Function Value Changes by Iteration of SA for Case 2



<Figure 9> Stable Zone Result by Control Method for Case 1

SA를 통해 찾은 SA-PID-SVR 제어의 매개 변수를 선정 한 후 제어를 진행 시, 제안된 PID-SVR 제어보다 상승시간이 조금 더 높지만, 정정시간과 오버슈트, 누적 오차가 월등히 줄어들어 더 높은 제어 성능을 보였다. 위의 성능과 관련하여 시간에 따른 시스템 출력 값이 목표 값에 추종하는 그래프는 <Figure 8>~<Figure 11>과 같다.

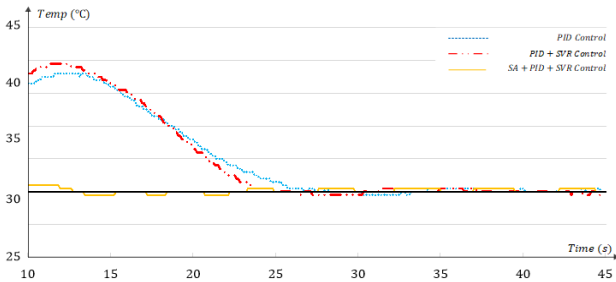
각 그림에서 <Figure 8>, <Figure 10>는 각 제어 방식에 따라 시간에 따른 온도 변화를 나타낸 그래프이며, <Figure 9>, <Figure 11>는 위의 그래프 중에서 안정화가 되는 정정 구간을 확대하여 표현한 그래프이다. 본 논문에서 진행된 전체 시뮬레이션 결과는 <Table 11>과 같다.



<Figure 10> Control Responsiveness by Control Method for Case 2

<Table 11> Parameter and Performance Comparison for Each Case by Control Method

Case	%OS	$t_r$	$t_s$	$MSE^*$	$k_p$	$t_i$	$t_d$	$J$
Case 1								
PID	3.5	430	2160	6.29	14.4	6.7	1.6	0.2700
PID + SVR	3.8	400	2140	5.91	14.4	6.7	1.6	0.2661
SA + PID + SVR	0.1	560	760	3.73	15.0	17.3	18.9	0.1107
Case 2								
PID	3.6	420	2270	9.60	14.4	6.5	1.5	0.3223
PID + SVR	3.9	380	2170	7.37	14.4	6.5	1.5	0.2882
SA +PID + SVR	0.3	540	740	7.16	15.2	14.4	19.2	0.1541



<Figure 11> Stable Zone Result by Control Method for Case 2

## 5. 결론 및 향후 연구 방향

본 연구에서는 온도 조절장치 설계에 필수적인 PID 제어를 보완하여 더 나은 성능을 위한 방법을 제안하였다. 고전적인 PID에서 기계학습 기법 중에서 SVR 방식을 결합하여 기존 대비 성능을 향상시키는 기법을 제안하였다.

적절한 학습데이터를 통해 SVR을 학습시키고 그에 따른 출력과 기존 PID 제어의 출력을 결합하였다. 두 제어의 출력을 결합하여 제어를 진행 시, 단순 PID 제어보다 오버슈트가 조금 높았지만, 정정시간, 누적 에러, 상승시간에서 더 높은 성능을 보였다. 또한, 최종 제안한 SA를 활용한 자동 동조를 추가 진행 시, 기존 자동 동조 방식보다 더 빠르게 최적화 된 매개변수를 확인할 수 있었으며, 모든 성능 면에서 기존 제어보다 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다.

미래 연구과제로는 실제 시스템에 해당 기법을 적용하여 시뮬레이션과 동일한 결과를 확인할 수 있는지에 대한 추가 연구가 필요하며, 온도, 부하 상태, 추종온도 변화 등에 따른 다양한 제어 조건에서 성능을 비교하는 연구가 필요하다.

또한, 본 논문에서 사용된 SVR 외에 다른 기계학습방식 등을 활용한 연구가 필요하며, 제안한 방식과 이들의 성능 비교를 통한 장단점에 대한 연구가 필요하다.

## References

- [1] Callender, A., Hartree, D.R., and Porter, A., *Time lag in a control system*, Philos. Trans. R. Soc. London Series A, London, UK, Cambridge University Press, 1936.
- [2] Cortes, C. and Vapnik, V., Support-vector networks, *Machine Learning*, 1995, Vol. 20, pp. 273-297.
- [3] Dai, A., Zhou, X., and Wu, Z., Design of an intelligent controller for a grain dryer: A support vector machines for regression inverse model proportional-integral-derivative controller, *Food Science & Nutrition*, 2020, Vol. 8, pp. 805-819.
- [4] Drucker, H., Burges, C.J., Kaufman, L., Smola, A., and Vapnik, V.N., Support vector regression machines. In: Mozer M.C., Jordan M.I., and Petsche T. (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, MIT Press, Cambridge, MA, 1997, pp. 155-161
- [5] Holland, J.H., Genetic algorithms, *Scientific American*, 1992, Vol. 267, No. 1, pp. 66-73.
- [6] Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D., and Vecchi, M.P., Optimization by Simulated Annealing, *Science*, 1983, Vol. 220, pp. 671-680.
- [7] Kumar, R., Srivastava, S., and Gupta, J.R.P., Artificial Neural Network based PID controller for online control of dynamical systems, IEEE 1st International Conference on Power Electronics, *Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES)*, 2016, pp. 1-6.
- [8] Li, Z., Support vector machine model based predictive pid control system for cement rotary kiln, *Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, Xuzhou, Publisher: IEEE, 2010, pp. 3117-3121.
- [9] Uçak, K. and Öke, G., Adaptive PID controller based on online LSSVR with kernel tuning, *International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*, 2011, pp. 241-247.
- [10] Xu, X., Wang, S., and Huang, G., Robust MPC for temperature control of air-conditioning systems concerning on constraints and multitype uncertainties, *Building Services Engineering Research and Technology*, 2010, Vol. 31, No.1, pp. 39-55.
- [11] Ziegler, J.G. and Nichols, N.B., Optimum Settings for Automatic Controllers, *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1993, Vol. 115, pp. 220-222.
- [12] Zhao, J., Sun, W., Song, Y., and Wang, X., Fault-Tolerant PID controllers Design for Unknown Nonlinear Systems Based on Support Vector Machine, *Proceedings of the Control and Decision Conference (CCDC)*, 2010, 2010 Chinese.

## ORCID

Dongju Lee | <http://orcid.org/0000-0001-6650-9270>

Young-shin Park | <http://orcid.org/0000-0002-6021-7485>