변압기 냉각시스템의 지능제어알고리즘

한 도 영†, 원 재 영*
국민대학교 기계시스템공학부, *국민대학교 기계공학과 대학원

The Intelligent Control Algorithm of a Transformer Cooling System

Doyoung Han†, Jaeyoung Won*
School of Mechanical System Engineering, Kookmin University, Seoul 136-702, Korea
**Graduate School of Mechanical Engineering, Kookmin University, Seoul 136-702, Korea*

(Received March 9, 2010; revision received May 6, 2010)

ABSTRACT: In order to improve the efficiency of a transformer cooling system, the intelligent algorithm was developed. The intelligent algorithm is composed of a setpoint algorithm and a control algorithm. The setpoint algorithm was developed by the neural network, and the control algorithm was developed by the fuzzy logic. These algorithms were used for the control of a blower and an oil pump of the transformer cooling system. In order to analyse performances of these algorithms, the dynamic model of a transformer cooling system was used. Based on various performance tests, energy savings and stable controls of a transformer cooling system were observed. Therefore, control algorithms developed for this study may be effectively used for the control of a transformer cooling system.

Key words: Transformer cooling system(변압기 냉각시스템), Dynamic model(동적모델), Setpoint algorithm(설정알고리즘), Control algorithm(제어알고리즘), Neural network(신경망), Fuzzy logic(퍼지로직)

기 호 설 명

b : 바이어스
H : 높음
L : 낮음
M : 중간
N_{tu} : 전달단위수
P : 전력 [W]
S : 가동률(0~1)
T : 온도 [℃]
W : 연결강도

그리스문자

Δ : 변화량
ε : 유용도

하 첨 자

air : 공기
$blower$: 송풍기
c : 오일쿨러
d : 차이
i : 유입
$loss$: 손실
$\dot{m}$: 유량
mtr : 주변압기

† Corresponding author
Tel.: +82-2-910-4675; fax: +82-2-910-4839
E-mail address: dyhan@kookmin.ac.kr

$neural$: 신경망
$normal$: 기존
o : 토출
$optimal$: 최적
old : 이전 값
$pump$: 오일펌프
set : 설정

1. 서 론

대표적인 지상 교통수단의 하나인 철도는 친환경성, 안전성 그리고 정시성이 뛰어나 승객과 화물의 중장거리 운송에 큰 역할을 담당하고 있다. 특히 최근 현대사회에 증가된 인적 및 물적 자원의 수송에 대비하기 위하여 철도의 고속화와 효율성에 대한 요구가 증대되고 있다. 새로운 철도의 건설에는 막대한 경비와 함께 긴 건설기간이 요구됨으로 효과적인 전국적 철도 운송체제를 갖추기 위해서는 기존철도와의 연계성도 동시에 신중히 고려해야 한다. 이와 같은 해결책을 능동적으로 대처하기 위하여 틸팅열차가 새로운 관심을 끌고 있다. 틸팅열차는 기존곡선구간에서 엑츄에이터를 사용하여 열차를 기울여 운행함으로써 주행속도를 높이고 승차감도 향상시킬 수 있는 특징을 가지고 있다.[1-3]

열차를 추진하기 위하여 3상유도전동기가 사용되며 이를 위해 고전압으로 공급된 전기를 저전압으로 변전시키기 위한 주변압기가 설치되어 있다. 변압과정에서 발생하는 손실은 열에너지 형태로 주변압기 내부를 흐르는 오일을 통해 냉각되어 순환된다. 하지만 기존 주변압기 냉각시스템에는 계전기, 컨서베이터 등을 이용한 각종 안전장치만 설치되어 있을 뿐 송풍기와 오일펌프가 최대속도로 가동되고 있어 과도한 에너지가 사용되고 있으며 이에 대한 개선방안이 필요한 실정이다.[4]

따라서 본 논문에서는 열차 주변압기 냉각시스템의 에너지효율을 최대화할 수 있는 송풍기와 오일펌프의 제어알고리즘을 개발하는 것을 목적으로 한다.[5-7]

2. 냉각시스템 수학적모델

Fig. 1과 같이 주변압기에서 발생된 열은 주변압기를 흐르는 오일에 흡수되며 오일은 오일펌프, 오일쿨러, 송풍기를 통해 냉각되어 주변압기로 재순환된다.

주변압기 냉각시스템을 적절하게 운용하기 위해서는 송풍기와 오일펌프를 효율적으로 제어할 수 있는 알고리즘이 필요하며 이를 효과적으로 개발하기 위해서 주변압기, 오일펌프, 오일쿨러, 송풍기로 구성된 냉각시스템의 동적현상을 모사할 수 있는 수학적모델이 요구된다.

송풍기와 오일펌프의 수학적모델로 각 부품의 특성을 고려한 정적모델과 시간지연이 있는 1차 시스템으로 가정한 동적모델을 사용하였다. 단류 열교환 형태로 가정한 주변압기와 직교류 열교환 형태로 가정한 오일쿨러의 수학적모델로 $\varepsilon - N_{tu}$(Effectiveness number of transfer units)법을 이용한 정적모델과 시간지연이 있는 1차 시스템으로 가정한 동적모델을 사용하였다.[8]

3. 지능제어알고리즘

Fig. 2에는 주변압기 냉각시스템의 제어선도를 보여준다. 그림에서 보듯이 주변압기 가동률 S_{mtr}과 외부온도 $T_{air,i}$에 의해 설정입구오일온도 $T_{i,neural}$을 설정한 후 송풍기를 사용하여 입구오일온도 T_i를 $T_{i,neural}$로 제어하고, S_{mtr}과 $T_{air,i}$에 의해 설정입출구오일온도차 $T_{d,neural}$을 설정한 후 오일펌프를 사용하여 입출구오일온도차 T_d를 $T_{d,neural}$로 제어한다. $T_{i,neural}$과 $T_{d,neural}$을 설정하기 위하여 설정알고리즘을 개발하였으며 송풍기와 오일펌프를 제어하기 위하여 제어알고리즘을 개발하였다.

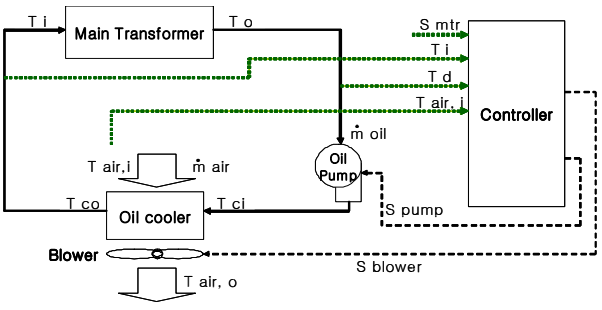

Fig. 1 Main transformer cooling system.

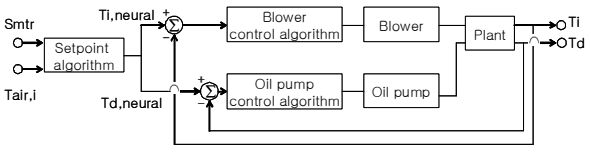

Fig. 2 Cooling system control block diagram.

3.1 설정알고리즘

주어진 주변압기 가동률과 외부온도에 대하여 송풍기와 오일펌프의 추가가동으로 주변압기 오일온도가 감소하면 변전전력손실은 감소하지만 오일펌프와 송풍기의 소비전력은 증가한다. 따라서 주어진 가동률에 대해서 오일냉각을 통한 변전이익과 냉각을 위해 추가 가동된 송풍기와 오일펌프의 소비전력을 고려한 냉각시스템을 최대효율로 운전할 수 있는 설정알고리즘의 개발이 요구된다.

냉각시스템의 총소비전력 P_{loss}는 식(1)과 같이 정의할 수 있으며

$$P_{loss} = P_{mtr,loss} + P_{pump} + P_{blower} \quad (1)$$

여기서 $P_{mtr,loss}$는 변압과정에서의 변전전력손실, P_{pump}는 오일냉각을 위해 사용되는 오일펌프의 소비전력, P_{blower}는 오일냉각을 위해 사용되는 송풍기의 소비전력을 의미한다. 변압기 냉각시스템을 흐르는 오일은 $T_{air,i}$와 S_{mtr}에 따라 온도가 변화한다. 따라서 P_{loss}가 최소가 되는 최적입구오일온도 $T_{i,set}$과 최적입출구오일온도차 $T_{d,set}$을 구하기 위하여 $T_{air,i}$와 S_{mtr}을 변화시키면서 시뮬레이션을 수행하였으며 그 결과를 Fig. 3과 Fig. 4에 나타내었다.[8]

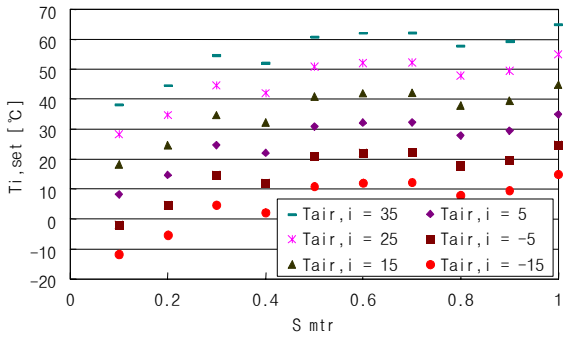

Fig. 3 Optimal inlet oil temperature.

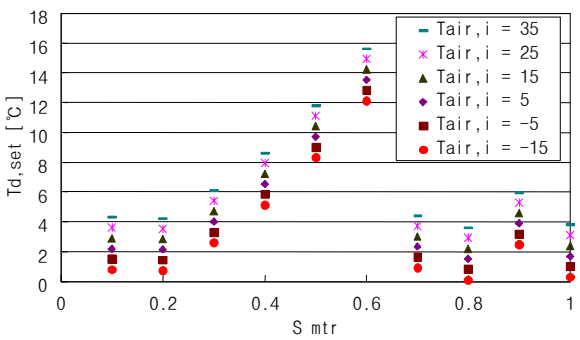

Fig. 4 Optimal oil temperature difference.

시뮬레이션에서 얻은 $T_{i,set}$과 $T_{d,set}$을 S_{mtr}과 $T_{air,i}$으로 나타내기 위하여 Fig. 5와 Fig. 6과 같이 S_{mtr}과 $T_{air,i}$를 입력으로 하고 $T_{i,neural}$과 $T_{d,neural}$을 출력으로 하는 다층신경망을[9] 사용하였다. $T_{i,set}$과 $T_{i,neural}$의 상관계수(Correlation coefficient)[10]를 고려하여 $T_{i,neural}$의 신경망으로 2×2×1구조를 선택하였고 $T_{d,set}$과 $T_{d,neural}$의 상관계수를 고려하여 $T_{d,neural}$은 2×3×1구조의 다층신경망을 선택하였다. 은닉층과 출력층의 활성함수로 로그 시그모이드함수와 선형함

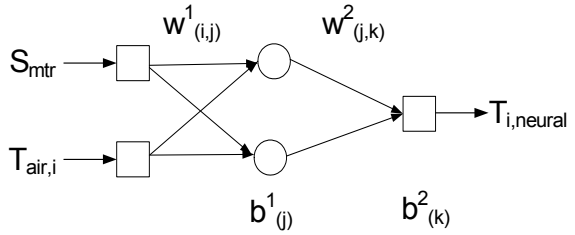

Fig. 5 Neural network for the inlet oil temperature setpoint.

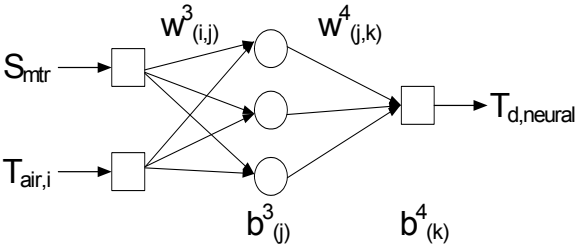

Fig. 6 Neural network for the oil temperature difference setpoint.

Table 1 Weights and biases for the hidden layer(Inlet oil temperature setpoint)

j	$W^1_{(1,j)}$	$W^1_{(2,j)}$	$b^1_{(j)}$
1	0.021556	-1.0527	-1.4214
2	0.098403	0.13541	-0.36644

Table 2 Weights and bias for the output layer(Inlet oil temperature setpoint)

j	$W^2_{(j,1)}$	$b^2_{(1)}$
1	-7.2597	-10.8995
2	30.7216	

Table 3 Weights and biases for the hidden layer (Oil temperature difference setpoint)

j	$W^3_{(1,j)}$	$W^3_{(2,j)}$	$b^3_{(j)}$
1	-0.26164	0.2010	-0.06581
2	3.4831	1.4041	-0.98238
3	-0.02158	-3.2435	-3.3749

Table 4 Weights and bias for the output layer (Oil temperature difference setpoint)

j	$W^4_{(j,1)}$	$b^4_{(1)}$
1	-10.1358	5.2739
2	0.02939	
3	-2.579	

수를 사용하였고 학습알고리즘으로 역전파 알고리즘을 사용하였다.[11] Table 1~Table 4에는 학습된 신경망의 연결강도와 바이어스를 보여준다.

3.2 제어알고리즘

매 20초 마다 송풍기를 사용하여 주변압기 입구오일온도를 제어하기 위하여 퍼지로직을 사용하였다. 퍼지알고리즘의 입력변수로 식(2)와 같은 주변압기 입구오일온도차 $T_{i,d}$와, 식(3)과 같은 주변압기 입구오일온도차의 변화량 $\Delta T_{i,d}$를 사용하였고 출력변수로 송풍기 가동률의 변화량 ΔS_{blower}를 사용하였으며

$$T_{i,d} = T_{i,neural} - T_i \quad (2)$$

$$\Delta T_{i,d} = T_{i,d} - T_{i,d,old} \quad (3)$$

여기서 $T_{i,d,old}$는 $T_{i,d}$의 이전 값을 의미한다. 입력변수의 멤버쉽으로 Fig. 7과 Fig. 8을 사용하였고 출력변수의 멤버쉽으로 Fig. 9를 사용하였으며 사용한 법칙은 Table 5에 나타내었다. 추론방법으로 Min-Max 방법을 사용하였고 역퍼지화방법으로 무게중심법을 사용하였다. 송풍기 가동률 S_{blower}는 식(4)로부터 계산하였으며

$$S_{blower} = S_{blower,old} + \Delta S_{blower} \quad (4)$$

여기서 $S_{blower,old}$는 S_{blower}의 이전 값을 의미한다.

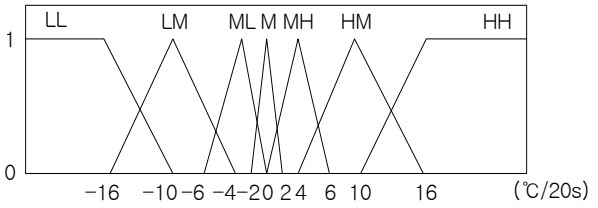

Fig. 7 Membership for $T_{i,d}$.

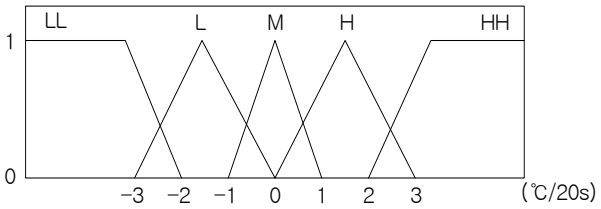

Fig. 8 Membership for $\Delta T_{i,d}$.

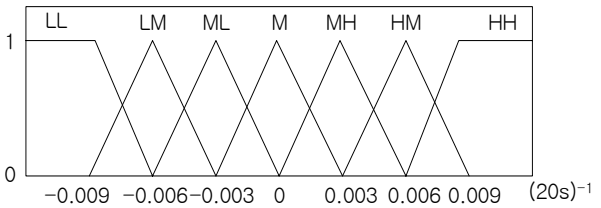

Fig. 9 Membership for ΔS_{blower}.

Table 5 Rule base for the blower control algorithm

ΔS_{blower}		$T_{i,d}$						
		LL	LM	ML	M	MH	HM	HH
$\Delta T_{i,d}$	HH	M	M	M	MH	HM	HH	HH
	H	ML	ML	M	MH	HM	HH	HH
	M	LL	LM	ML	M	MH	HM	HH
	L	LL	LL	LM	ML	MH	HM	HM
	LL	LL	LL	LM	ML	M	HM	HM

매 20초 마다 오일펌프를 사용하여 주변압기 입출구오일온도차를 제어하기 위하여 퍼지로직을 사용하였다. 퍼지알고리즘의 입력변수로 식(5)와 같은 주변압기 입출구오일온도차의 차 $T_{d,d}$와, 식(6)과 같은 주변압기 입출구오일온도차의 차의 변화량 $\Delta T_{d,d}$를 사용하였고 출력변수로 오일펌프 가동률의 변화량 ΔS_{pump}를 사용하였으며

$$T_{d,d} = T_{d,neural} - T_d \quad (5)$$

$$\Delta T_{d,d} = T_{d,d} - T_{d,d,old} \quad (6)$$

여기서 $T_{d,d,old}$는 $T_{d,d}$의 이전 값을 의미한다. 입력변수의 멤버쉽으로 Fig. 10과 Fig. 11을 사용하였고 출력변수의 멤버쉽으로 Fig. 12를 사용하였으며 사용한 법칙은 Table 6에 나타내었다. 추론방법으로 Min-Max 방법을 사용하였고 역퍼지화방법으로 무게중심법을 사용하였다. 오일펌프 가동률 S_{pump}는 식(7)을 사용하여 계산하였으며

$$S_{pump} = S_{pump,\,old} + \Delta S_{pump} \tag{7}$$

여기서 $S_{pump,old}$는 S_{pump}의 이전 값을 의미한다.

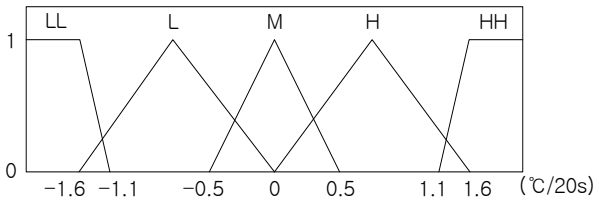

Fig. 10 Membership for $T_{d,d}$.

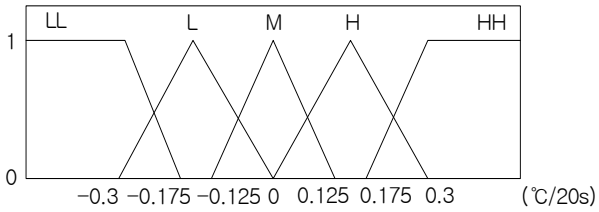

Fig. 11 Membership for $\Delta T_{d,d}$.

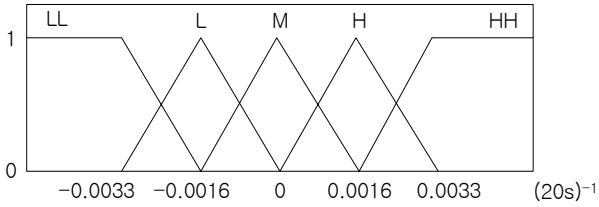

Fig. 12 Membership for ΔS_{pump}.

Table 6 Rule base for the oil pump control algorithm

ΔS_{pump}		$T_{d,d}$				
		LL	L	M	H	HH
$\Delta T_{d,d}$	HH	L	M	H	HH	HH
	H	L	M	M	HH	HH
	M	LL	L	M	HH	HH
	L	LL	L	M	M	H
	LL	LL	L	L	M	H

4. 알고리즘 성능분석

주변압기 냉각시스템의 수학적모델을 사용하여 설정알고리즘과 제어알고리즘으로 구성된 지능제어알고리즘의 성능을 분석하였다. 선택한 주변압기 냉각시스템의 수학적모델은 270 kW급 주변압기, 2.2 kW급 오일펌프, 90 kW급 오일쿨러, 4 kW급 송풍기로 구성되어있다.[8]

4.1 설정알고리즘 성능

송풍기와 오일펌프를 100% 가동하는 기존운용방법에 비해 개발된 신경망설정알고리즘을 사용하여 제어할 경우 예상되는 총소비 전력이익 $\Delta P_{loss}[W]$와 총소비 전력이익율 $\Delta P_{loss}[\%]$를 계산하기 위하여 식(8)과 식(9)를 사용하였으며

$$\Delta P_{loss}[W] = P_{normal} - P_{optimal} \tag{8}$$

$$\Delta P_{loss}[\%] = \left[1 - \frac{P_{optimal}}{P_{normal}}\right] \times 100 \tag{9}$$

여기서 P_{normal}은 실험을 통해 얻은 기존운용방법의 P_{loss}를,[4] $P_{optimal}$은 설정알고리즘을 사용할 경우의 P_{loss}를 의미한다. Table 7과 Table 8에는 다양한

Table 7 Power savings[W]

$\Delta P_{loss}[W]$		S_{mtr}									
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
$T_{air,i}$ [℃]	−15	2752	4418	5519	4855	4750	4105	3330	2550	2430	998
	−5	2789	4450	5560	4890	4763	4130	3381	2597	2465	1076
	5	2851	4502	5602	4938	4781	4158	3393	2608	2494	1094
	15	2883	4576	5656	4971	4796	4191	3458	2607	2508	1099
	25	2861	4580	5670	4933	4876	4222	3483	2662	2545	1130
	35	2881	4631	5783	5048	4955	4538	3523	2762	2635	1175

Table 8 Power savings[%]

$\Delta P_{loss}[\%]$		S_{mtr}									
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
$T_{air,i}$ [℃]	−15	69.3	61.0	50.9	36.8	30.5	18.8	12.7	8.0	6.2	4.7
	−5	69.1	60.8	49.9	36.6	30.3	18.5	12.6	7.9	6.2	4.5
	5	69.1	60.7	49.6	36.5	30.3	18.4	12.4	7.7	6.1	4.5
	15	68.9	60.5	49.5	36.3	30.2	18.2	12.4	7.7	6.0	4.3
	25	68.7	60.4	49.4	36.2	30.1	18.2	12.2	7.6	5.9	4.2
	35	68.7	60.3	49.2	36.0	29.9	18.1	12.1	7.4	5.8	4.1

S_{mtr}과 $T_{air,i}$값에 따른 계산된 $\Delta P_{loss}[W]$와 ΔP_{loss}[%]를 보여준다. 표에서 보여주듯이 $T_{air,i}$와 S_{mtr}에 따라 최대 5,783 W의 많은 전력이익을 얻을 수 있음을 알 수 있었다.

4.2 제어알고리즘 성능

송풍기 제어알고리즘과 오일펌프 제어알고리즘으로 구성된 제어알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 초기가동시험, 주변압기가동률변화시험, 외기온도변화시험 등으로 구분하여 성능시험을 수행하였다.

4.2.1 초기가동시험

$T_{air,i}$가 25℃이고 S_{mtr}이 0.3인 상태에서 냉각시스템을 초기가동 할 때의 초기제어 성능을 확인하기 위하여 초기가동시험을 수행하였다. Fig. 13과 Fig. 14에는 초기가동시험의 결과를 보여준다. 그림에서 보듯이 시험초기에 오일온도는 설정온도와 17℃ 차이가 있었으나 그 후 송풍기와 오일펌프의 안정된 제어를 통해 초기 653초의 과도기 상태를 거친 후 설정된 온도의 ±0.2℃ 이내로 적절히 제어되는 것을 확인할 수 있었다.

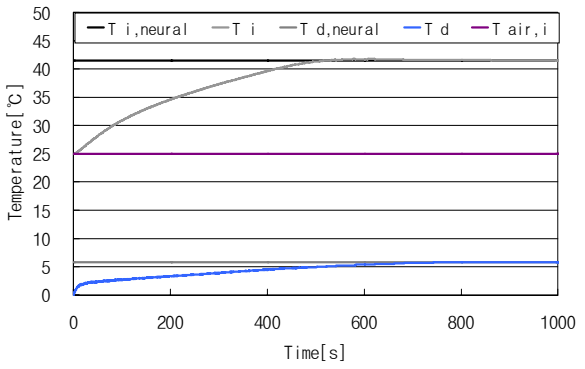

Fig. 13 Oil temperature(Initial start-up test).

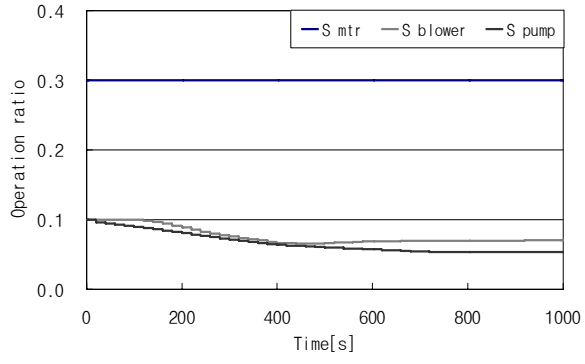

Fig. 14 Control signals(Initial start-up test).

4.2.2 주변압기가동률변화시험

S_{mtr}의 변화에 대한 제어알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 $T_{air,i}$를 25℃로 유지하면서 S_{mtr}을 계단으로 변화시켰을 경우와 정현파로 변화시켰을 경우로 구분하여 성능시험을 수행하였다.

S_{mtr}을 Table 9와 같이 계단변화 시켰을 경우의 제어결과가 Fig. 15와 Fig. 16에 나타나있다. 그림에서 보듯이 S_{mtr}의 0.05계단 변화에 따라 입구오일온도와 입출구오일온도차가 설정알고리즘에 의해 적정히 설정되었고 제어알고리즘에 의해 변화초기

Table 9 Step change of S_{mtr}

$Time[s]$	S_{mtr}
$time < 500$	0.3
$500 \le time < 1000$	0.35
$1000 \le time < 1500$	0.4
$1500 \le time < 2000$	0.45
$2000 \le time < 2500$	0.4
$2500 \le time < 3000$	0.35
$3000 \le time$	0.3

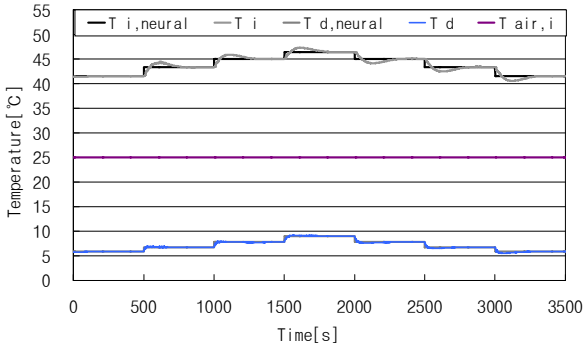

Fig. 15 Oil temperature(S_{mtr} step change test).

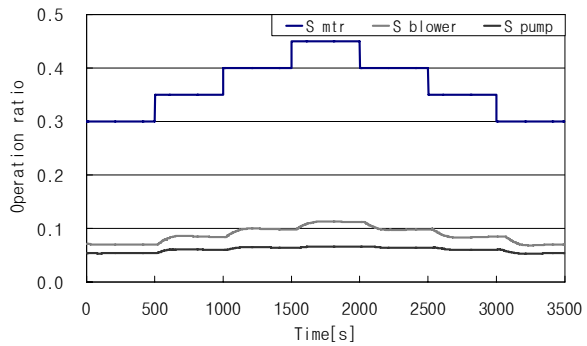

Fig. 16 Control signals(S_{mtr} step change test).

178초의 과도기 상태를 거쳐 설정온도의 ±0.2℃ 이내로 적절하게 제어되는 것을 확인할 수 있었다.

Fig. 17과 Fig. 18에는 S_{mtr}을 Table 10과 같이 정현파로 변화시켰을 경우의 성능시험결과를 보여주고 있다. 그림에서 보듯이 S_{mtr}이 정현파로 변화했을 때에도 주변압기 오일온도가 안정된 제어신호에 의해 설정된 온도의 ±0.8℃ 이내로 적절하게 제어되는 것을 확인할 수 있었다.

4.2.3 외기온도변화시험

$T_{air,i}$의 변화에 대한 제어성능을 확인하기 위하여 S_{mtr}을 0.3으로 일정하게 유지하면서 $T_{air,i}$를 25℃에서 500초 마다 5℃씩 계단변화시키면서 $T_{air,i}$ 변화에 대한 성능시험을 수행하였다.

Table 10 Sine wave change of S_{mtr}

$Time[s]$	S_{mtr}
$time < 500$	0.3
$500 \le time$	$0.2 \times \sin\left(\frac{2\pi(t-500)}{1500}\right)+0.3$

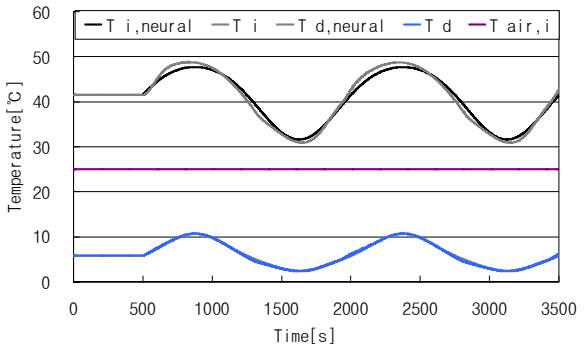

Fig. 17 Oil temperature(S_{mtr} sine wave change test).

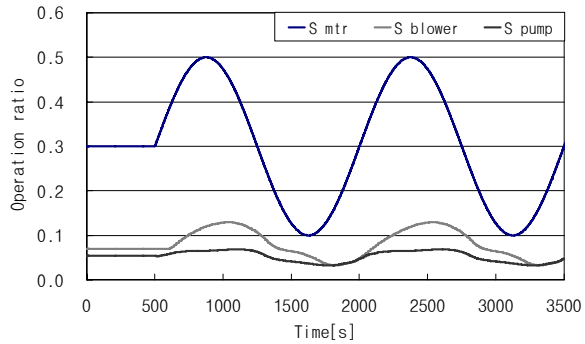

Fig. 18 Control signals(S_{mtr} sine wave change test).

Fig. 19와 Fig. 20은 외기온도변화시험의 성능시험 결과를 보여준다. 그림에서 보듯이 $T_{air,i}$가 변하여도 주변압기 오일온도가 설정알고리즘에 의해 적절히 설정되었으며 초기 216초의 과도기 상태를 거쳐 설정된 온도의 ±0.2℃ 이내로 안정되게 제어되는 것을 알 수 있었다.

5. 결 론

주변압기 냉각시스템의 지능제어알고리즘을 효과적으로 개발하기 위하여 주변압기, 오일펌프, 오일쿨러, 송풍기로 구성된 냉각시스템의 동적현상을 모사할 수 있는 동적모델을 사용하였다.

주변압기 냉각시스템을 효율적으로 운용하기 위하여 소비전력을 최소화시킬 수 있는 설정알고리즘과 설정된 설정치로 유지시키기 위한 송풍기 및 오일펌프 제어알고리즘을 개발하였다. 설정알고리즘으로 외부온도와 주변압기 가동률을 입력으로 하고 주변압기 입구오일온도를 출력으로 하는 2×2×1구조의 다층신경망 알고리즘과 입출구일온도차를 출력으로 하는 2×3×1구조의 다층신경망 알고리즘을 개발

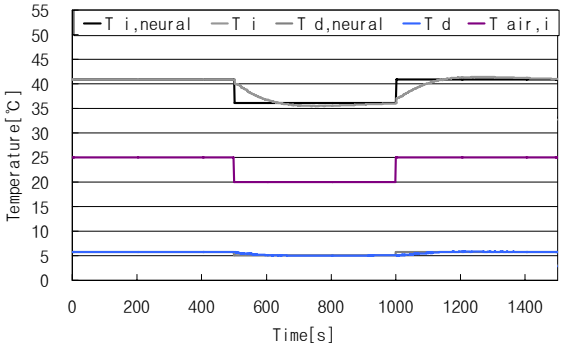

Fig. 19 Oil temperature($T_{air,i}$ change test).

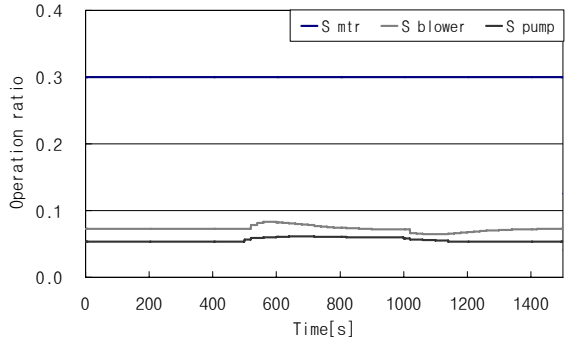

Fig. 20 Control signals($T_{air,i}$ change test).

하여 사용하였다. 설정된 입구오일온도로 제어하기 위한 송풍기 제어알고리즘으로 주변압기 입구오일온도차와 그 변화량을 입력으로 하는 퍼지알고리즘을 개발하여 사용하였으며 설정된 입출구오일온도차로 제어하기 위한 오일펌프 제어알고리즘으로 주변압기 입출구오일온도차의 차와 그 변화량을 입력으로 하는 퍼지알고리즘을 개발하여 사용하였다.

개발된 알고리즘의 유용성을 확인하기 위하여 개발된 설정알고리즘과 제어알고리즘을 사용하여 성능시험을 수행하였다. 개발된 신경망설정알고리즘을 사용할 경우 기존운용방식에 비해 최대 5,783 *W*의 많은 전력이익을 얻을 수 있음을 확인하였고, 초기가동시험, 주변압기가동률변화시험, 외기온도변화시험을 통해 개발된 제어알고리즘의 적정성을 확인할 수 있었다. 따라서 개발된 지능제어알고리즘은 주변압기 냉각시스템의 효율적인 운용을 위해 효과적으로 사용할 수 있을 것이라 판단된다.

후 기

본 연구는 2010년도 국민대학교 교내 연구비지원으로 수행되었으며 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

1. Seo, S., Han, S., Kim, N., and Kim, J., 2006, On the development of Korean tilting train express, Proceedings of KSME, pp. 287-291.
2. Eum, K. and Um, J., 2004, Evaluation of running stability of tilting trains in conventional curved track, Proceedings of the KSR, Vol. 7, No. 4, pp. 153-159.
3. Han, Y. and Lee, S., A study on TTX traction characteristics using measurement system, Proceeding of the KIEEME, Vol. 20, No. 12, pp. 1093-1098.
4. Woojin industrial systems Co., 2007, Technical development of propulsion system, Construction and Transportation Report, pp. 307-357.
5. Han, D. and Park, K., 2006, A system operating algorithm for the effective operation of a multi-type air-conditioning system, SAREK, Vol. 18, No. 7, pp. 587-595.
6. Han, D. and Kim, S., 2008, Effective dynamic models for the development of control algorithms of a condensing gas boiler system, SA REK, Vol. 20, No. 8, pp. 365-371.
7. Han, D. and Jung, J., 2006, Control algorithms for the effective operation of a CO_2 automotive air-conditioning system, SAREK, Vol. 18, No. 10, pp. 791-799.
8. Han, D. and Noh, H., 2010, Mathematical models of a transformer cooling system for the control algorithm development, SAREK, Vol. 22, No. 2, pp. 70-77.
9. Han, D. and Jang, K., 2006, Dynamic models and intelligent control algorithms for a CO_2 automotive air conditioning system. KSAE, Vol. 14, No. 4, pp. 49-58.
10. Chapra, S. C. and Canale, R. P., 2002, Numerical methods for engineers, McGraw Hill, pp. 425-433.
11. Hagan, M. T., Demuth, H. B., and Beale, M. H., 1995, Neural network design, PWS, pp. 307-330.