

http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.6.749

JCCT 2022-11-92

회귀 분석 기법을 활용한 전자 개폐기의 온도 변화 예측

Thermal Change Prediction of Magnetic Switch Using Regression Analysis

문철한*, 연영모**, 김승희***, 민준기****

Cheolhan Moon*, Yeong-Mo Yeon**, Seung-Hee Kim*** Jun-Ki Min****

요약 전기는 다양한 산업에 이용되는 등 현대 사회에 있어서 필수적인 에너지이다. 그러나, 이를 다루기 위한 전자 배선 상에서 발생하는 화재의 비율이 매우 높다. 본 연구에서는 다양한 회귀 모델들을 사용한 분석을 통하여 전기 회로의 온도 변화를 예측하는 시스템을 구현하였다. 이를 위해 전기 회로를 제어하는 전자 접촉기 27종을 사용한 회로 상의 온도 데이터를 수집하고 수집된 온도 데이터를 이용하여 회귀 모델들을 훈련하였다. 실험에서 실제 온도와 예측 온도의 차이가 평균 4°C 정도 발생하여, 이를 통해 충분히 사용 가능한 수준의 모델을 훈련할 수 있음을 확인하였다. 이와 같은 연구 결과는 전기 회로의 온도 예측 및 화재 예방에 도움이 될 것이다.

주요어 : 전자 회로, 온도 예측, 회귀 분석

Abstract Electricity is essential energy in modern society, such as being used in various industries. However, the rate of fires occurring on electric wiring to deal with it is very high. In this work, we implemented a system to predict the temperature change of an electric circuit through analysis using various regression models. To do so, we collected the temperature data of 27 types of magnetic switches which control electric circuits as well as trained the regression models by using the collected temperature data. In our experiments, we confirmed that the regression models can be trained at a sufficiently usable level since the difference between the actual temperature and predicted temperature is about 4°C. The results of our work will be useful to predict the temperature of electric circuits and preventing fires on them.

Key words : Electric Circuit, Thermal Prediction, Regression Analysis

1. 서론

현대 사회에서는 건축, 경제, 전기 등 다양한 산업 분야가 발달함에 따라 생성된 데이터의 수가 증가하고, 종류가 다양해지고 있으며, 생성된 데이터에 대한 정확한

분석의 수요가 증대되고 있다. 따라서, 각 데이터의 특징에 맞는 기계 학습 기법들을 활용한 분석 방법에 관한 연구가 수행되고 있다 [1-4].

본 논문에서는 전자 개폐기 (Magnetic Switch)의 접촉부에 대한 온도 변화를 예측하는 기법을 제안하였다.

*정회원, 한국기술교육대학교 컴퓨터공학과 박사과정 (제1저자)

**정회원, (주)메티스 연구소 부장 (참여저자)

***정회원, 한국기술교육대학교 IT융합소프트웨어공학과 교수 (참여저자)

****정회원, 한국기술교육대학교 컴퓨터공학과 교수 (교신저자)
접수일: 2022년 9월 27일, 수정완료일: 2022년 10월 25일
게재확정일: 2022년 11월 1일

Received: September 27, 2022 / Revised: October 25, 2022

Accepted: November 1, 2022

****Corresponding Author: jkmin@koreatech.ac.kr

Dept. of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education, Cheon-an Si, Republic of Korea

전기 에너지는 가정 내에서 사용하는 것뿐만 아니라 공장 등 다양한 산업의 동력으로 이용된다. 전기 회로에서 과열이 발생할 경우 이를 제어하는 전자 개폐기에서 감지하고 차단하지만, 기기 고장 등의 이유로 차단하지 못하여 화재가 발생하기도 한다 [5]. 따라서, 전기 회로의 과열을 예측할 필요가 있다.

전기 회로 또는 전류가 흐르는 전자 장비의 발열을 예측하기 위하여 열역학적 공식을 활용하는 등 다양한 기법들의 연구가 지속되어 왔다 [6-11]. 그러나, 기존의 연구는 물리학, 열역학, 전자기학 등을 활용하는 복잡한 계산을 바탕으로 하여 범용화가 어려운 문제가 있다.

본 연구에서는 회귀 분석을 통하여 임의의 전류가 흐르는 배선 상의 과열을 예측하는 방법을 개발하였다. 이를 위하여 전력 산업에서 주로 사용하는 5가지 제품군의 27가지 종류의 전자 개폐기들을 활용한 3상 3선식 회로를 구축하여 전류가 흐를 때 온도 변화 데이터를 수집하였다. 수집된 데이터에 다양한 회귀(Regression) 분석 기법들-선형 회귀, 다항 회귀, 로지스틱(Logistic) 회귀, 고펜츠(Gompertz) 회귀-을 활용하여 예측 모델을 구축하고 실험을 통하여 성능을 비교하였다.

II. 배경지식

본 절에서는 본 연구에서 구성한 3상 3선식 회로에서의 전자 개폐기 활용 및 회귀 분석 방법에 대하여 설명한다.

1. 3상 3선식 회로와 전자 개폐기

3상 3선식 회로는 전기 회로 구성 방법의 일종으로, 하나의 교류 전류를 3개의 코일을 사용해 3개의 회로에 동일 수준의 전류를 보내는 방식의 회로 구성이다 [1]. 3상 3선식 회로는 주로 학교나 병원과 같은 대형 시설물에서 전류의 전송 및 관리를 위해서 자주 활용된다. 이때 큰 전류가 쓰이게 되는 것에서 오는 다양한 사고를 방지하고자 그 내부에 전자 개폐기가 회로에 부착되어 그 전류 분배를 제어한다.

그림 1에 전자 개폐기가 부착된 3상 3선식 회로 구성 방법의 예를 도식화하였다. 전자 개폐기는 단락 등의 전기적 이상을 감지해 전류를 차단하는 회로 차단기,

관리자가 수동으로 전류의 흐름을 제어할 때 쓰는 스위치들의 집합인 전자 접촉기 및 과열을 감지하여 전류를 차단하는 열동형 과부하 계전기로 구성된다. 전기 회로의 3상 3선식 회로와의 전자 개폐기 접속 지점들은 전원이 공급되는 곳에 직결된 Line과 다양한 작업의 부하가 걸리는 Load 두 종류로 구분되며, 이때 3상에 따라 3개로 나뉘는 회로들을 편의상 R, S, T로 구분하지만 각 알파벳에 별다른 의미는 없다.

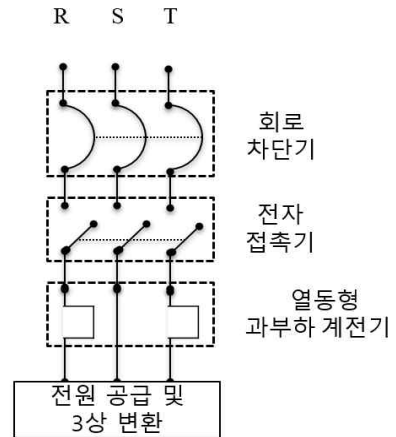


그림 1. 전자 개폐기를 사용하는 3상 3선식 회로
Figure 1. 3 Phase 3 Line Circuit using Magnetic Switch

열동형 과부하 계전기는 과열이 감지되면 자동으로 전자 개폐기를 동작시켜 전류를 차단한다. 그러나 이런 차단 기능은 갑작스러운 동작 중단으로 인하여 각종 장비 및 회로의 고장을 야기할 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 과열의 사전 예측이 가능하도록 다양한 회귀 분석을 기반으로 전자 개폐기가 부착된 3상 3선식 회로의 과열 예측 방법을 연구하였다.

2. 회귀 분석

기계 학습의 일종인 회귀 분석은 주어진 독립 변수와 종속 변수 사이의 연관성을 바탕으로 관계식을 생성하고, 이를 수학적 모델로 표현하는 것을 의미한다 [5]. 본 연구에서 독립 변수 t 와 온도를 나타내는 종속 변수 C 에 대한 각 회귀 분석 결과 생성한 관계식의 수학적 모델을 위해 활용한 표현들을 표 1에 정리하였으며, 본 절에선 이들을 사용하여 각 회귀 기법들을 간략히 설명한다.

표 1. 본 논문의 회귀 관련 표현들과 그 의미
 Table 1. Symbols of this paper and their meaning

표현	a, b, c	C	$\widehat{C}^f(t)$
의미	모델별 계수들	종속 변수	모델 f 에서 독립 변수 t 일 때 종속 변수 C 의 추정량 $f \in \{linear, poly, gom, log\}$

대표적인 회귀 분석인 선형 회귀는 하나의 독립 변수와 종속 변수의 관계를 선형 함수의 형태의 모델로 생성한다 [8]. 예를 들어, 시간을 나타내는 독립 변수 t 와 종속 변수 C 사이의 선형 회귀 분석을 수행하면, 식 (1)과 같은 관계식을 생성할 수 있다.

$$\widehat{C}^{linear}(t) = at + b \dots \dots \dots (1)$$

이를 확장한 다항 회귀는 $k(k \geq 2)$ 차 이상의 다항식 형태로 관계식을 추정하기 위한 모델이며, $k+1$ 개의 계수를 사용한 다항식 형태의 모델을 구축한다. 예를 들어 최대 차항이 2차일 때의 다항 회귀 결과 모델은 식(2)와 같은 수식으로 표현되며, 3개의 계수 a, b, c 를 사용하여 나타낼 수 있다.

$$\widehat{C}^{poly}(t) = at^2 + bt + c \dots \dots \dots (2)$$

또한, 산업 분야에서 데이터의 특징에 따라 활용하는 로지스틱 회귀, 고퍼츠 회귀 모델들은 각각 자연 로그의 밑 e 를 사용하여 식 (3), 식 (4)와 같은 곡선 형태의 모델을 구축한다 [6-7].

$$\widehat{C}^{log}(t) = \frac{a}{1 + be^{-ct}} \dots \dots \dots (3)$$

$$\widehat{C}^{gom}(t) = ae^{-e^{b-ct}} \dots \dots \dots (4)$$

로지스틱 회귀 모델 및 고퍼츠 회귀 모델의 경우, t 가 증가함에 따라 a 로 수렴한다. 자세하게 설명하면, 두 모델 모두 t 가 있는 곳은 e 의 지수부이고, t 가 증가함에 따라 ct 의 값은 무한대로 발산하여 $e^{-\infty}$ 은 0에 수렴한다. 그 결과, 다음 두 식 (5), (6)과 같이 그 값이 a 로 수렴한다.

$$l(\infty) = \frac{a}{1 + b \times e^{-\infty}} = a \dots \dots \dots (5)$$

$$g(\infty) = ae^{-e^{-\infty}} = a \dots \dots \dots (6)$$

b 는 t 의 값이 0일 때 결정되는 값으로 결정 방법에 대한 자세한 내용은 4장 2절 회귀 분석 계수 결정에서 설명하였다.

본 연구에서는 위에서 소개한 다양한 회귀 분석 기법들을 활용해 전류를 가한 시간 변화에 따른 전자 회로의 온도 예측을 수행하였다.

III. 관련 연구

본 절에서는 기존의 관련 연구 중 물리학적 특징을 온도 예측에 활용한 연구와 기계 학습을 사용하여 장비의 온도 및 변화를 예측하는 연구 일부를 차례로 소개한다.

일반적인 과열 경보장치의 구성은 온도에 따라 팽창하는 물질의 특성을 사용하는 온도를 감지하는 부분과 경보 수단으로 나뉜다. 이를 전자 회로에서 적용하기 위해 전자기학적 연구가 필요하다고 제안한 [6]에서는 전자기학 및 열역학을 결합하여 해석하는 것으로 전력 변압기의 온도 상승을 예측하는 방법을 제시하였다.

[7]에서는 반도체 제조 공장에서 사용하는 장비의 온도 예측을 수행하기 위하여 딥러닝 기술을 적용하여 모델을 생성하고 그 성능을 선형 회귀 기법으로 분석하였다. [3]에서는 다양한 종류의 회귀 모델들을 사용하여 일사량과 발전량의 관계를 회귀 분석하였다.

[9]에서는 회로의 최대 수렴 온도를 예측하기 위하여 최대 허용 전류를 기준으로 각 25%, 50%, 75%, 100%의 전류가 흐를 때 온도 변화를 2차 다항식을 사용한 회귀 모델을 생성하였다. 본 논문에서는 최대 허용 전류 기준 10%~100%의 전류가 흐를 때 다양한 경우에 대한 온도를 수집하여 회귀 분석에 활용하였으며, 여러 종류의 회귀 분석 기법들의 성능을 비교하였다.

IV. 전기 회로의 데이터 수집 및 분석

본 논문에서는 다양한 종류의 전자 접촉기의 6가지 각 접촉 지점별 시간에 따른 온도 데이터를 수집하고 분석하였다. 또, 다항 회귀의 최대 차항, 로지스틱 회귀, 고퍼츠 회귀 모델의 계수를 결정하는 방법을 구현했다.

1. 학습 대상 데이터의 특징

본 절에서는 본 연구에서 회귀 분석을 수행하기 전에 확인한 학습 대상 데이터의 특징에 대해 설명한다.

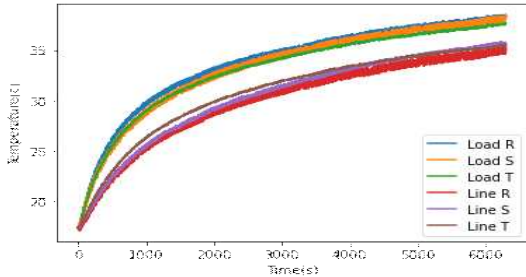


그림 2. TS100 모델의 다양한 접속 지점별 온도 상승 비교
Figure 2. Comparison of temperature rise by various connection points of TS100 model

그림 2는 최대 허용 전류가 100A(암페어)인 전자 개폐기 모델인 TS100에 70A가 흐를 때, 접속 지점들의 온도가 수렴하기까지의 온도 변화를 시간 변화에 따라서 나타낸 것이다. Load R 접속 지점의 경우 약 6,300초 동안 초당 평균 약 0.003 °C 가 상승한다. 또한, 로그 함수 같은 형태로 상승 속도가 서서히 줄어드는 것으로 나타났다. 각 접속 지점별 온도는 조금씩 차이가 있으나 전체적인 온도 변화 양상에 차이는 없었다.

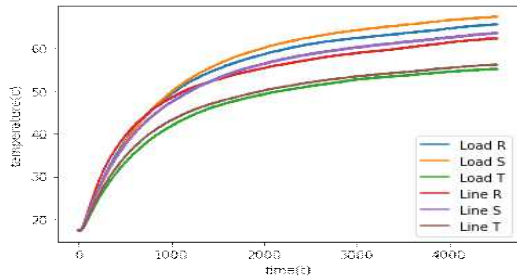


그림 3. HGC85 모델의 다양한 접속 지점별 온도 상승 비교
Figure 3. Comparison of temperature rise by various connection points of HGC85 model

기타 26종의 전자 개폐기 모델들에서 수집한 온도 변화 형태들 역시 각 모델에 따라 수렴 온도 및 수렴에 걸리는 시간 등에 약간의 편차는 존재하나, 각 접속 지점별 온도의 변화는 그림 2와 유사한 것으로 나타났다. 최대 허용 전류가 125A로 다른 모델인 HGC85에

허용 전류의 70%가 흐를 때 시간 변화에 따른 온도 그래프는 그림 3과 같다. 그림 2와 비교할 때 Line 지점들과 Load 지점들 사이의 온도 편차가 더 크지만, 전체적인 상승 곡선의 형태 및 초기에 빠른 상승 후 수렴하는 등의 특징은 유사하며, 다른 기기들 역시 이처럼 전체적인 온도 상승 형태가 비슷하게 나타났다.

본 연구에서는 이와 같은 데이터 분석 결과를 토대로 하여 선형 회귀, 다항 회귀, 로지스틱 회귀 및 곱퍼츠 회귀 모델들을 사용한 회귀 분석을 수행한다.

2. 회귀 분석 계수 결정

선형 회귀 및 다항 회귀 모델은 경사 하강법을 활용하여 각 차항 별 계수들을 쉽게 결정할 수 있다. 이때 다항 회귀 모델의 경우 최대 차항의 차수값 k를 몇으로 하느냐가 모델 생성 속도 및 정확도에 영향을 미친다. 따라서, 본 연구에서는 k 값을 2에서부터 상승시켜가며 평균 제곱근 오차 RMSE(Root Mean Square Error)를 측정하였다. 측정 결과 k가 상승함에 따라 다항 회귀 모델의 RMSE는 서서히 감소하는 것으로 나타났으며, RMSE 값의 변화가 적어지는 k 값인 5를 다항 회귀 모델의 최대 차수 값으로 설정하였다.

로지스틱 회귀 및 곱퍼츠 회귀 모델의 경우 회귀 모델들의 함수와 수집된 데이터 간의 관계를 활용하여 일부 계수를 결정할 수 있다. 먼저 a의 경우, 2.2절에서 설명했듯이 수렴 지점의 온도를 사용하여 결정할 수 있다. b의 경우 각 함수의 시작 지점, 즉 시간이 0인 지점의 온도 측정값 $C(0)$ 에서 결정할 수 있으며, 각 과정을 차례로 설명하면 다음과 같다.

먼저 로지스틱 회귀 모델의 계산식에서 시간이 0인 지점의 값은 $C(0) = a / (1 + be^0) = a / (1 + b)$ 이다. 이때 이 식의 양변에 $1 + b$ 를 곱하고 $C(0)$ 를 나누어 정리하면, $1 + b = a / C(0)$ 이 된다. 따라서 $b = a / C(0) - 1$ 이다.

곱퍼츠 회귀 모델의 경우, 그 시작 지점의 값은 $C(0) = ae^{-b-c \times 0} = ae^{-b}$ 이다. 양변의 값들에서 a를 나누고 자연로그를 두 번 취하게 하여 정리하면, $b = \ln(-\ln(C(0)/a))$ 가 된다.

다시 말해, 모델 구축 시 확인 가능한 시작 지점의 값과 해당 회귀 모델의 계산식에서 이미 결정된 계수인 a를 사용하는 것으로 b의 값을 결정할 수 있다. a와

b 를 이상의 과정을 거쳐 결정한 이후, c 는 일반적인 경사 하강법 등을 사용하여 구하면 되고, 최종적으로 각 회귀 분석 모델마다 a, b, c 의 값들을 모두 얻게 된다.

V. 실험

본 실험에서는 4.2절 및 4.3절에서 설명한 각 예측 방법들을 전체 전자 개폐기들의 데이터를 대상으로 수행하고, 실험 결과를 비교 분석하였다.

1. 실험 대상 데이터 수집

본 연구에서 실험에 사용하기 위하여 수집한 데이터는 [12]의 온도 측정 방법을 사용하여 총 29 종류 전자 개폐기들의 회로 접속 지점들에서 최대 허용 전류 기준 10% ~ 100%의 비율로 전류가 흐를 때의 온도를 측정해 데이터를 수집하였으며, 이 비율을 부하율이라 한다.

수집 과정을 간략하게 설명하자면, Line 부분 및 Load 부분 총 6가지의 온도 데이터를 NTC Thermistor [14]로 측정하였으며, 측정된 온도 데이터를 RS-485 통신을 사용해 온도 데이터 수집 장비로 이동시켰다. 수집된 온도 데이터는 체크섬(checksum)을 포함한 데이터를 와이파이를 통하여 서버에 저장한다. 저장된 데이터를 확인한 결과 두 종류의 전자 접촉기에 측정 과정 중 이상이 발생하여, 이를 제외한 27 종류에서 측정된 약 270종의 온도 데이터를 수집하여 분석 및 회귀 모델 구축에 활용하였다.

그림 4는 이 중 ABS103C 전자 개폐기 모델에 부하율 70%로 전류를 흐르게 하였을 때 Load R 접속 지점의 온도를 대상으로 한 회귀 분석을 통한 모델 생성 결과를 나타낸다. 원본(real) 데이터 및 선형(linear), 다항(poly), 로지스틱(logistic), 고펜츠(gompertz) 회귀 모델들을 사용하여 시간 변화에 따라 예측한 추정량들을 도식화한 것이다. 선형 회귀의 경우 직선 형태로 예측하기 때문에 편차가 상대적으로 크며, 다항 회귀 모델은 그 예측 정확도가 높아 원본과 거의 차이가 나지 않는다. 로지스틱 및 고펜츠 회귀 모델들은 원본 데이터와 조금 더 거리가 있어 다소 정확도가 부족하며, 고펜츠 모델의 결과가 조금 더 나은 성능을 보인다.

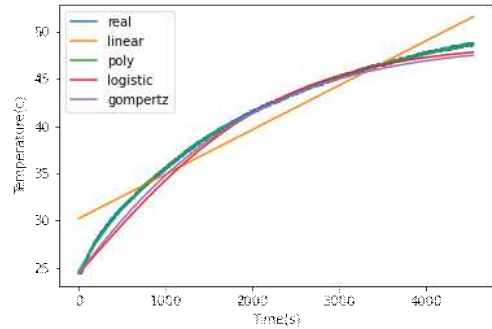


그림 4. ABS103C에서 부하율 0.7일 때 회귀 모델 구축 예
 Figure 4. An example of building regression models for data of ABS103C when load ratio is 0.7

이때의 모델별 계수 값들을 표 2에 정리하여 나타내었으며, 다항 회귀 모델의 경우 최고차항부터 내림차순이다. 선형 회귀의 경우 평균적인 오차를 줄이기 위한 기계학습이 수행되기 때문에 계수 b 가 $t=0$ 일 때 온도와 차이가 발생한다. 다항 회귀의 경우 각 차항 별로 양수와 음수가 번갈아 계수로 계산되어, 임의의 형태를 갖는 곡선도 잘 학습할 수 있음을 보여준다. 로지스틱 및 고펜츠 회귀 모델은 수렴 지점의 온도를 계수 a 로 결정하기 때문에 a 의 값은 동일하나, 곡선의 형태가 다르므로 계수 b, c 의 값들은 다르게 계산된다.

표 2. 각 회귀 모델별 계수 값 예

Table 2. Example values of coefficients for each regression models

회귀모델	a	b	c
선형	4.59×10^{-3}	30.4	없음
로지스틱	50	1.04918	0.00082
곱퍼츠	50	-0.332066	0.000723
다항 회귀 모델의 계수 (5차 항부터 내림차순)			
	2.59×10^{-17}	-3.7×10^{-13}	2.13×10^{-9}
	-6.8×10^{-6}	1.6×10^{-2}	24.67

2. 회귀 모델별 예측 성능 평가

본 연구에서는 수집한 데이터에 선형 회귀 모델 및 다항 회귀 및 고펜츠 회귀, 로지스틱 회귀를 사용한 곡선 형태의 모델들을 구축하였다. 이후 각각의 모델마다 정확도 성능을 오차 기반 정확도 평가 지표인 RMSE를 사용하여 평가하였다.

RMSE의 계산식은 수식 (5)와 같으며, 모델별로 구축하기 위해 학습한 전체 시간 n 초 동안 시각별로 실제

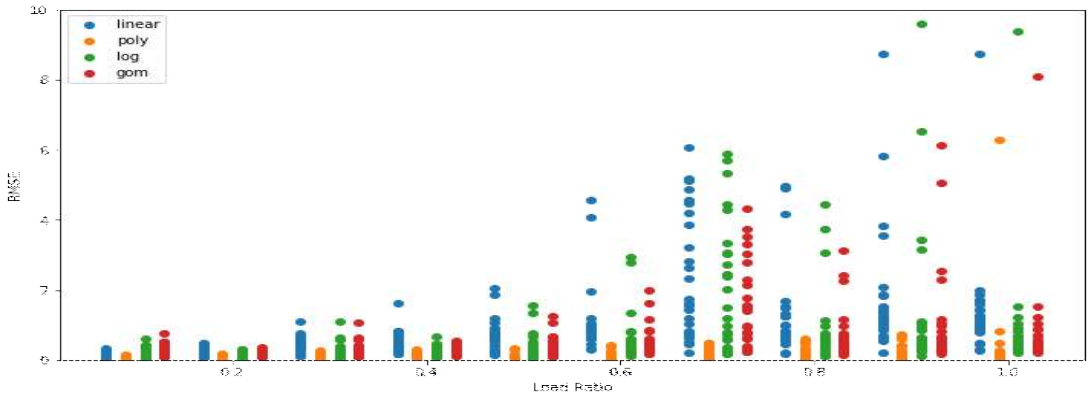


그림 5. 부하율에 따른 각 회귀 모델별 RMSE 산포도
Figure 5. RMSE Scatter plot for each regression model varying load ratio

데이터 $C(t)$ 와 각 모델을 사용하여 추정한 결과 $\hat{C}(t)$ 에 대하여, 추정과 실제 차이의 평균적인 수준을 나타내는 지표이다.

$$SE = \sqrt{\sum_{t=1}^n (C(t) - \hat{C}(t))^2 / n} \dots \dots \dots (5)$$

27종의 전자 개폐기 제품별로 수집된 데이터 모두를 대상으로 하여 흐르게 한 전류에 따른 각 회귀 모델별로 부하율에 따른 RMSE의 평균값들을 정리하여 그림 5에 산포도 형태로 시각화하였다. 동일 x축의 값들을 나타낼 때 좌측에서부터 차례로 선형 회귀(linear), 다항 회귀(poly), 로지스틱 회귀(log), 고퍼츠 회귀(gom) 모델의 RMSE를 표시하였으며, 제품의 종류에 따라 최대 허용 전류가 상이하기 때문에 흐르게 한 전류는 부하율을 기준으로 나타내었다.

전체적으로 모델에 상관없이 부하율이 낮을 때보다 더 높은 부하율의 경우에 RMSE가 증가하여 정확도가 감소하는 것으로 나타났다. 회귀 모델들 중에서 다항 회귀 모델의 RMSE가 항상 제일 낮은 값으로 분포하여 일반적으로 가장 좋은 성능을 보였으며, 실제 온도 대비 최소 약 0.06%, 최대 6%로 나타나 좋은 성능을 보였다. 기타 회귀 모델들의 경우 부하율이 0.1일 때 등 상대적으로 적은 전류가 흐르는 때에는 평균적으로 선형 회귀의 성능이 좋으나, 부하율이 늘어남에 따라 고퍼츠 회귀 모델의 성능이 상대적으로 좋고, 로지스틱 회귀 모델과는 비슷한 성능을 보였다.

이때 [9]에 따르면 실제 산업 현장에서의 부하율은 약 60%에서 80%를 주로 사용하고 있으므로, 이때의 RMSE는 선형 회귀 모델이 로지스틱, 고퍼츠 회귀 모델보다 나쁘다는 점을 주의할 필요가 있다. 따라서, 실제 산업 현장에서 활용할 때의 성능은 다항 회귀 모델이 가장 좋으며, 로지스틱 회귀 모델과 고퍼츠 회귀 모델이 유사한 성능을 나타낸다. 그리고 선형 회귀 분석이 가장 나쁜 예측 성능을 나타낸다.

VI. 결 론

본 연구에서는 총 27가지 종류의 3상 3선식 회로의 전자 개폐기들에 전류가 흐를 때 온도 변화를 측정할 데이터를 사용하여 점속 지점별 온도 예측을 위한 회귀 분석을 수행하였다. 각 회귀 모델의 성능을 비교한 결과 다항 회귀 모델의 성능이 가장 우수하였으며, 기타 다른 모델들의 오차 역시 최대 약 10%로 기존 연구들과 유사하거나 나은 성능을 보였다.

다만, 선형 회귀 모델의 경우 평균적인 성능은 우수하나 실제 산업 현장의 부하율을 고려하였을 때는 로지스틱 회귀 모델 및 고퍼츠 회귀 모델보다 성능이 부족한 문제가 있었다. 다항 회귀보다 적은 비용을 사용하는 모델링을 위해 선형 회귀를 사용하고자 한다면 이러한 점을 활용에 있어 주의해야 한다.

이와 같은 연구 결과는 향후 배선 상에서의 과열로 인한 화재 발생 예방, 부하율에 따른 장비의 과열 예측 등에 도움이 될 것이다.

References

- [1] H. Kim, and D. Baek, "A study on the neutral line compensator for prevention of rising at load voltage instantly when disconnect the neutral line in 3 phase 4 line system." Proceedings of the Korea Institute of Fire Science and Engineering Conference. Proc. of the Korean Institute of Fire Science and Engineering Fall Conference, pp.522-525, 2011. (in Korean)
- [2] J. Lee, S. Kim, Y. Cho, and K. Park, "Development of Construction Cost Prediction of Boiler Using Multiple Regression Analysis," Journal of KIAEBS, Vol. 14, No. 4, pp.311-320, Aug. 2020. (in Korean) DOI: <https://doi.org/10.22696/jkiaeb.20200027>
- [3] B. Kim, A. Cortezon, C. Kim, Y. Kang, C. Yun, and H. Kim, "Non-linear Regression Model Between Solar Irradiation and PV Power Generation by Using Gompertz Curve," Journal of the Korean Solar Energy Society, Vol. 39, No. 6, pp.113-125, Dec. 2019. (in Korean) DOI: <https://doi.org/10.7836/kses.2019.39.6.113>
- [4] C. Vaghi, A. Rodallec, R. Fanciullino, J. Ciccolini, J. P.Mochel, M. Mastri, C. Pognard, J. M.L. Ebos, S. Benzekry. "Population modeling of tumor growth curves and the reduced Gompertz model improve prediction of the age of experimental tumors." PLoS computational biology, Vol. 16, No. 2, Feb. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1007178>
- [5] Ministry of Trade, Industry and Energy of Korea(2021, Sep 27). A Statistical Analysis on the Electrical Accident(2020, vol 30) [Online]. Available: https://www.kes.go.kr/web/lay1/bbs/S1T110C291/F/101/view.do?article_seq=463&cpage=1&rows=6&condition=&keyword=# (downloaded 2022, Jul. 25) (in Korean)
- [6] H. Ahn, Y. Oh, S. Hahn, "Heat Transfer Analysis of Coupled Electromagnetic-Thermal Field for Power Transformer," Journal of the Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 58, No. 11, pp. 2155-2161, Nov. 2009. (in Korean)
- [7] J. Lee, S. park, "Hybrid Method of Physical Based Model and Data-Driven Model for Predicting Temperature of Diffusion Furnace in a Semiconductor FAB", Journal of the Computational Design and Engineering, Vol. 26, No. 3, pp. 183-192, Sep. 2021. (in Korean) DOI: <https://doi.org/10.7315/CDE.2021.183>
- [8] M. Kim, Y. Kim, and S. Jelena, "Predictions of electricity consumption in a campus building using occupant rates and weather elements with sensitivity analysis: Artificial neural network vs. linear regression," Sustainable Cities and Society, Vol. 62, Jul. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102385>
- [9] Jebaseeli, E. A. E., and Paramasivam, S. "Prediction of thermal behaviour of Switched Reluctance Machine using regression technique.", Proc. of the 2015 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), pp.1-5, 2015. DOI: 10.1109/ICECCT.2015.7225927
- [10] J. Lee, H. Kim, G. Shim, "Prediction Model of Real Estate Transaction Price with the LSTM Model based on AI and Bigdata", International Journal of Adavanced Culture Technology, Vol. 10, No.1, pp. 274-283. 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.4.323>
- [11] J. Seo, J. Kang, Y. Yoon, T. Oh, "A study on deriving safety management guidelines through statistical analysis of accident data in university labs", The Journal of the Convergence on Culture Technology, Vol.8, No.4, pp.323-330, July. 2022. DOI: <https://doi.org/10.17703/IJACT.2022.10.1.274>
- [12] Y. Yeon, S. Kim, "Development of wireless heat variation detection system between MCCBs and MCs within MCC", Journal of Fire Science and Engineering, Vol. 35, No.4, pp. 42-51, 2021. (in Korean). DOI: <https://doi.org/10.7731/KIFSE.13b79013>
- [13] J. Ku, J. Kim, Y. Kim, C. Park, W. Lee and H. Song, "Determination of divider resistance in voltage divider circuits used NTC thermistor", Proceedings of 2010 Spring the Korean Information Science Society Conference, The Korean Institute of Information Scientists and Engineers, pp. 221-225. 2010. (in Korean)

※ 이 논문은 2022년도 한국기술교육대학교 교수 교육연구진흥과제 지원에 의하여 연구 되었음.