

# 변압기 용량을 고려한 수용률 산출 시뮬레이터 개발에 관한 연구

論 文  
56P-4-5

## A Study on Simulator for Computing Demand Rate Considering a Transformer Capacity

金 榮 日<sup>†</sup>  
(Young-Il Kim)

**Abstract** - In this paper, the method of computing demand rate with respect to a transformer capacity is proposed and addressed to predict a future demand rate. The simulation data are taken from switchgears of a real medium voltage transformer. Data taken from the electrical instrument at 22.9 kVY power receiving panels are employed to evaluate the correlation between demand rate and power usage of transformer. It is verified a usefulness with respect to an proposed index of demand rate for transformer by using a least square error of regressive modeling. As a result of investigation and simulation on the spot to a few buildings, it is considered that there is necessity to make a partial amendment of demand rate being applicable currently for electrical energy saving in domestic.

**Key Words** :Index of transformer, Demand rate, A least square error ,Regressive modeling, Medium voltage

### 1. 서 론

일반적인 변압기의 용량 산출은, 주택,빌딩,학교,공장 등의 사용자 별과 업종 별 수용률을 적용하여 수용가별로 변압기 용량을 산출하고 있다. 이러한 수용률 산출은 수용가별로 변압기 용량을 과다하게 설계함으로써 변압기의 전력 손실을 초래함과 동시에 전력요금의 경쟁력 약화를 초래하고 있다. 뿐만 아니라 변압기의 적정 용량의 초과로 인해 사용자의 경제적 부담 및 국가적 에너지 낭비를 초래하고 있다. 건물의 건축 시에는 그 업종별로 정해진 내선 수용률이 존재하고 이에 적합한 수배전 설비를 설계하고 있으나, 실제적으로 이 수용률에 따른 변압기의 사용량의 관계를 분석한 연구가 없다.

이에 본 논문에서는 축적된 전력 정보를 사용하여 변압기의 사용량과 업종별로 규정되어 있는 수용률의 상관관계를 파악하고, 이를 최소자승법을 이용하여 Modeling 함으로써 과거의 변압기 사용의 Trend를 파악하고 미래의 변압기 사용량을 예측하는데 그 목적이 있다. 본 연구는 500여 개소의 수용가에 설치되어있는 각종 IED로부터 수집되어 웹서버에 저장된 최근 5년간의 데이터를 분석하여 수용률과 변압기 사용량의 상관관계를 파악하고 이를 이용하여 부하별로 수용률에 따른 변압기 용량 예측을 가능하게 하는 알고리즘과 시뮬레이터를 개발하였다. 또한 시간별 Data에 대한 변압기 용량지수(iTDR) 및 수용률(DR), 회귀분석모형의 구현, 회귀분석 수행을 위한 Data Processing, 변압기 증설여부의 판단 등을 고려함으로써 알고리즘의 유용성을 시뮬레이션 하였다.[1]

### 2. 수용률과 변압기 용량지수

본 연구를 통해 개발된 알고리즘은 각 업종별로 규정된 종합 수용률 대비 실제 변압기 사용량의 상관관계를 파악하여, 수용률에 대한 변압기의 사용량 정도가 적절한지를 판단하기 위해 산출된 것으로서 일반적으로 종합 수용률은 식(1)과 같다.

#### 2.1 종합수용률 (Total Demand Rate)

$$DR = \frac{\text{기간내 최대전력}}{\text{총설비용량}} \quad (1)$$

기간은 일중, 월중, 연중 등 다양한 기간을 고려할 수 있으나 본 제안에서는 실제 데이터의 알고리즘 적용 시 그 신뢰성을 높이기 위하여 그 기간을 1일 (24시간)로 정하여 각 일별 최대전력을 종합수용률에 반영하였다.

#### 2.2 변압기 용량 지수

수용률 대비 변압기 사용량의 상관관계를 분석하기 위한 변압기 용량을 고려한 수용률 지수(Index of Demand Rate for Transformer Capacity : iTDR)는 식(2)와 같다.

$$iTDR = \frac{1}{n} \times \frac{\sum_{k=1}^n \text{최대전력}}{\text{변압기용량}} \quad (2)$$

여기서 n은 기간에 따른 Data의 개수를 의미하며,  
월: n = 12  
일: n = 365  
시: n = 365×24 = 8760

<sup>†</sup> 교신저자, 正會員 : 大林大 電氣科 助教授, 工博  
E-mail : yikim@daelim.ac.kr  
接受日字 : 2007年 10月 22日  
最終完了 : 2007年 11月 19日

의 개수를 갖는다. 신뢰성 확보를 위한 최소한의 Data 수집기간은 1년으로 한다. 단, 예측할 수 있는 예측 기간의 한계는 데이터 수집기간을 넘지 못하는 것을 전제로 한다.[3],

역시 실제 데이터의 알고리즘 적용 시 신뢰도를 높이기 위하여 그 기간을 일로 정의하였다. 즉, 변압기 용량지수 (iTDR)는 일별로 존재하게 되며, 일별 iTDR은 24개의 시간대별 최대전력의 평균을 변압기 용량으로 나눈 값으로 한다.

### 2.3 변압기 출력 감소율(Transformer De-rating Factor: TDF)

변압기 사용 시 대부분 비선형 부하가 존재하며 비선형 부하에 의해 전류의 고조파가 발생하게 된다. 전류의 고조파는 손실로 이어져 변압기의 출력 감소는 물론이고 출력이 감소하게 된다. 이 출력 감소에 대한 고조파 성분을 고려하기 위해서는 식(3)과 같은 k-factor의 계수가 고려되어야 한다.[4],[5]

$$k\text{-factor} = \sum_{i=1}^n \frac{(h \times I_h)^2}{I_1^2} \quad (3)$$

여기서 h는 고조파의 차수를 의미한다. 즉, 고조파가 없을 때 k-factor는 1의 값을 가지게 되며 고조파가 증가할수록 k-factor는 증가하게 된다.

이 고조파를 반영할 수 있는 k-factor (K)를 이용한 변압기 출력 감소율(TDF)의 수식은 식(4)와 같다.

$$TDF = \sqrt{\left(\frac{1.15}{0.15K}\right)} \quad (4)$$

최대부하 발생 시 측정된 전류의 기본파 및 고조파를 반영하여 식(3)을 이용, k-factor를 계산하고 이로서 변압기 출력 감소율(TDF)을 계산하여 알고리즘에 반영하였다. 이렇게 계산된 일반적인 변압기 출력 감소율은 5~10%이며, 본 알고리즘에서는 변압기의 가혹한 조건을 고려하여 10%로 적용하였다.

### 2.4 변압기 용량지수의 산출

#### 2.4.1 기본 구성

시간대별 순시전력의 최대, 최소값을 1년간 축적한 데이터를 취득하고, 변압기 용량과 총 설비용량에 대한 수용률의 기준값과 변압기 용량지수를 연산함으로써 변압기 용량을 고려한 수용률 지수를 산출하였다.

수용가에 설치된 변압기 용량별 출력감쇄지수를 계산하여 수용률에 가중값을 부여하고, 최소자승법에 의해서 1,2차회귀식을 산출한다. 1,2차 각각의 회귀식에 대하여 크기를 비교함으로써 각 계측값에 대한 오차평균인 최소 자승 오차를 산출한다.

이와 같이 각 입력 데이터에 대해 변압기 용량지수를 새롭게 갱신함으로써 수용률에 따른 변압기 이용률을 예측하도록 한다.

본 알고리즘의 전체 Flow-Chart는 그림1과 같다.

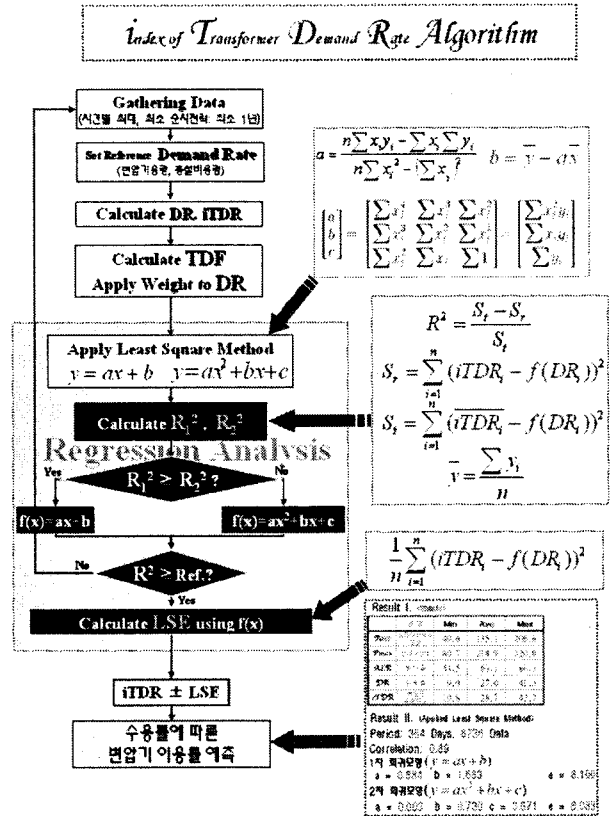


그림 1 전체 알고리즘 흐름도  
Fig. 1 Flow-chart of algorithm

#### 2.4.2 입력 Data Table과 DR 가중치

알고리즘의 구현을 위해 필요한 데이터의 최소 단위 기간은 1년으로 하며, 알고리즘 수행을 위한 Data Table의 형식은 다음 표1과 같다.

표 1 시간대 별 Data Table

Table 1 Data table of a time period

Date	시간대별 Peak Demand (W)					일중 Peak Demand	시간대별 Peak의 평균값
	1	2	...	23	24		
20050601	13,400	13,300	...	13,400	13,400	54,100	24,730.43
20050602	13,800	12,600	...	19,800	15,500	53,800	23,845.83
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20060531	16,500	24,400	...	17,600	18,700	83,600	14,500

이렇게 수집된 Data Table과 규정된 건물의 내선 수용률, 변압기용량을 사용하여 건물의 종합수용률(DR)과 변압기 용량 지수 (iTDR)를 식 (1)~(4)를 이용하여 구하였다. 단, 변압기용량은 가혹한 변압기 출력 감소율을 고려하여 10%의 용량을 감하여 계산하였다. 계산되는 DR과 iTDR은 일 단위로 그 값을 달리하게 되며, 최소 1년의 Data를 가정하므로 DR

과 iTDR의 값은 각각 최소 365개가 된다. 계산된 DR과 iTDR은 실제의 수용률과 실제 변압기의 시간대 최대전력을 의미하는 값으로서 그 상관관계를 분석하여야 할 필요가 있으며, 상관관계 분석 이전에 부하의 연별 성장을 반영하기 위하여 예측해야 할 시점의 DR에 가중치를 둔다. 한국건설기술 연구원의 수용률 설정기준안에 의하면 수요전력의 증가 여유를 5년의 경우 14%, 10년의 경우 35%로 정의하고 있으므로 이를 감안하여 약 1년에 3%의 가중치를 두었다.

### 3. 회귀 분석

부하별 수용률과 변압기용량지수는 수배전반의 여러 가지 parameter를 반영하고 있으므로 그 추이를 파악하는 것이 쉽지 않으나, 실제적으로 30여개의 DR과 iTDR의 특성을 Graph로 나타내 본 결과 그 특성은 어느 정도 정비례의 관계를 가지고 있는 것을 발견할 수 있었다. 따라서 이 두 변수의 상관관계를 더욱 더 자세히 파악하기 위하여 많은 Data의 특성을 가장 잘 반영할 수 있는 회귀 분석법(Regression Analysis)중 최소자승법(Least Square Method)을 알고리즘에 적용하였다. 이는 많은 데이터를 하나의 직선 또는 곡선으로 Modeling하는 기법으로 모든 데이터와의 거리차를 최소로 하는 함수를 찾아내는 방법이며 어느 정도 정비례의 관계가 있을 경우에는 주로 1차 또는 2차 다항식을 사용하였다.

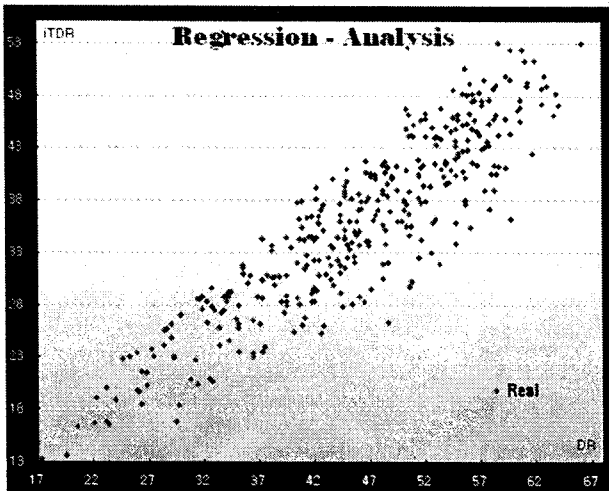


그림 2 Sample 계측 데이터  
Fig. 2 Display of a sample data

#### 3.1 모델링 함수산출

그림2에서 X축은 DR을, Y축은 iTDR을 의미하며, 각각의 계측 값을 아래첨자  $i$ 로 표기한다. 그림 2에서 보는 각각의 계측 값에 대한 오차를 최소화시키는 함수를  $f(x)$ 라 하면, 그 각각의 계측 값  $y_i$ 에 대한 오차  $e_i$ 는 식(5)와 같이

$$e_i = iTDR_i - f(DR_i) \quad (5)$$

로 나타낼 수 있다. 최소자승법의 정의에 의해  $e_i$ 의 합은 최소가 되어야 하므로, 이를 목적함수  $S_r$ 로 정의하면 식(6)과 같이 정의할 수 있다.

$$S_r = MIN \left\{ \sum_i^n (iTDR_i - f(DR_i))^2 \right\} \quad (6)$$

식(6)은 최소 점에서의 목적함수  $S_r$ 의 a, b의 변화에 대한 기울기는 0이 되어야 한다는 조건을 이용하여 해를 구할 수 있다.

알고리즘 상에서는 1차식과 2차식 함수를 모두 구하여 그 중에서 DR과 iTDR의 관계를 잘 반영하는 함수를 택하도록 되어있으므로, 1,2차식을 모두 구하여야만 한다. 먼저 1차식일 경우, 식(7)과 같이 정의할 수 있다.

$$\frac{\partial S_r}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial S_r}{\partial b} = 0 \quad (7)$$

식(7)을 식(6)에 대입하여 정리하면, 식(7),(8)과 같이 되며, 최종 식은 식(10)과 같다.

$$\sum_{i=1}^n iTDR_i - \sum_{i=1}^n a \cdot DR_i - \sum_{i=1}^n b = 0 \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^n iTDR_i \cdot DR_i - \sum_{i=1}^n a \cdot DR_i^2 - \sum_{i=1}^n b \cdot DR_i = 0 \quad (9)$$

결국 계수 a와 b를 구하는 두 개의 식으로 변환이 가능하다. 이를 계산하면 아래와 같은 해를 얻을 수 있다.

결국, 최종 값은

$$a = \frac{n \sum DR_i \cdot iTDR_i - \sum DR_i \cdot \sum iTDR_i}{n \sum DR_i^2 - (\sum DR_i)^2}, \quad b = \overline{iTDR} - a \cdot \overline{DR} \quad (10)$$

이며, 여기서

$$\overline{DR}_i = \frac{\sum DR_i}{n}, \quad \overline{iTDR}_i = \frac{\sum iTDR_i}{n}$$

이다.

모델링 함수가 2차식의 경우, 목적함수  $S_r$ 는 식(11)과 같이 1차식의 경우와 동일한 방법으로 해를 구하는 것이 가능하다. 즉, 계측 값과 오차함수  $e_i$ 의 차이를 제공하여 각 계수의 기울기가 0이 되는 지점을 찾으면 되므로, 식(12)와 같이 표현할 수 있다.

$$S_r = Min \left( \sum (iTDR_i - f(DR_i))^2 \right) \quad (11)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial S_r}{\partial b} = 0, \quad \frac{\partial S_r}{\partial c} = 0 \quad (12)$$

결국 이는 3개 방정식으로 a, b, c 3개 변수를 구하는 문제로 정식화된다. 이를 Matrix로 표현하면 식(13)과 같으며, Inverse Matrix를 구하면 2차 함수의 각 계수가 결정된다.

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum DR_i^4 & \sum DR_i^3 & \sum DR_i^2 \\ \sum DR_i^3 & \sum DR_i^2 & \sum DR_i \\ \sum DR_i^2 & \sum DR_i & \sum 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \sum DR_i^2 \cdot iTDR_i \\ \sum DR_i \cdot iTDR_i \\ \sum iTDR_i \end{bmatrix} \quad (13)$$

이 때 함수와 각 계측 값의 오차  $e_i$ 의 평균을 최소자승오차(Least Square Error: LSE)는 식(4)와 같이 표현된다. 즉,

$$LSE = \frac{1}{n} \sum_i^n (iTDR_i - f(DR_i))^2 \quad (14)$$

오차를 최소화하는 함수를 구하고 나면, 함수와 계측값 사이 상관관계의 정도를 파악해야만 함수의 오차범위를 결정할 수 있다. 이는 상관계수 (Correlation-Coefficient: C)를 구함으로써 가능하며, 그 수식은 식(15)와 같다.

$$C = \frac{S_i - S_r}{S_i} \quad (15)$$

여기서,

$$S_r = \sum (iTDR_i - f(DR_i))^2$$

$$S_i = \sum (i\overline{TDR}_i - f(DR_i))^2, \quad i\overline{TDR}_i = \frac{\sum iTDR_i}{n}$$

이렇게 구해진 상관계수의 값이 1에 가까워질수록 모델링 함수는 데이터의 특성을 완벽하게 반영하고 있으며, 반대상관계수의 값이 0에 가까워질수록 모델링함수는 데이터의 특성을 제대로 반영하지 못하는 것으로 판단할 수 있다.

일반적으로, C의 값이 0.95 이상이면 완벽한 모델링을, 0.90 이상이면 데이터 특성을 잘 반영하고 있는 함수로서 사용이 가능하며, 0.5 이하의 경우 함수는 Bad Fitting으로 간주되어 사용이 불가능하다.

본 논문에서 최소자승법을 이용한 회귀분석의 결과는 예가 그림3과 같다. 그림3에서 1차식의 상관계수는 0.8166, 2차식의 상관계수는 0.8168로 1차식보다 2차식의 모델링 결과가 근소한 차이로 더 높다.

### 3.2. 변압기 용량 증설의 판단

앞 절에서 기술한 바와 같이, DR과 iTDR의 관계를 각각 1, 2차로 모델링한 후, 그 상관관계가 높은 쪽을 택하여 iTDR의 예측에 적용을 시도한다. 만약, 1, 2차식 모두 그

상관관계가 0.5이하일 경우, 축적된 데이터는 그 추이를 파악할 수 없는 것으로 간주하고 알고리즘 수행을 중단하게 된다. 이러한 경우, 알고리즘은 차후 더 많은 데이터가 축적되고 난 후 다시 수행되어야 할 것이다.

상관관계가 높은 모델링 함수가 선택되면, 이를 이용하여 원하는 수용률에서의 iTDR 예측을 수행한다. 선택된 함수를 이용한 예측의 수행 시, 함수가 데이터들의 오차를 최소화하고 있다고는 하나 완벽한 특성을 반영하고 있다고는 할 수 없으므로 식 (14)에 의해 구해진 최소자승 오차(LSE)를

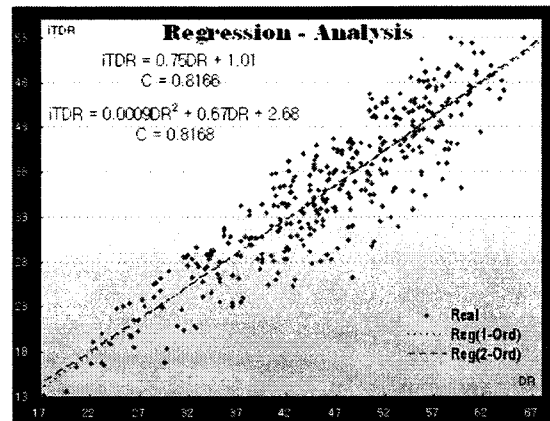


그림 3 Sample 계측 데이터의 회귀분석 표시  
Fig. 3 Display of regression analysis for a sample data

함수의 오차범위에 포함시키도록 한다. 즉, 임의의 함수 입력력을  $DR'$ 이라고 가정하였을 경우, 함수의 출력은  $f(DR')$ 이 되며, 이를  $iTDR'$ 이라고 하면  $iTDR'$ 의 상 하한치는

$$iTDR' - LSE < iTDR' < iTDR' + LSE \quad (16)$$

이 된다.

최종적으로, 이렇게 산출된 오차범위를 고려하여 수용률에 변압기 용량지수를 예측한다. 변압기 용량지수의 예측은 데이터의 수집기간동안 수용률의 평균 증가율을 백분율로 구하여 함수에 대입시킴으로서 가능하다.

대상 부하의 수집된 데이터의 수용률 기준 시점을  $\alpha$ , 평균 수용률 증가율을 X(%), 증가율이 적용될 기간을 t라 하면, 예측 시점에서의 수용률  $DR'$ 은 다음과 같은 식(17)로 표현이 가능하다.

$$DR' = \alpha + Xt \quad (17)$$

따라서 이때의 변압기 용량지수  $iTDR'$ 은 식(18)과 같이 표현된다.

$$iTDR' = f(DR') \quad (18)$$

식(18)이 된다. 이로서 원하는 시점의 수용률에 대한 변압기의 실제 예측할 수 있으며 계산된  $iTDR'$ 은 상관계수 C에 의해 그 상관정도가 검증되었으므로 예측하고자 하는 시점에서의  $DR'$ 과  $iTDR'$ 을 Matching시켜 예측시점에서의 수용률을 계산할 수 있다.

### 4. 시뮬레이터 설계

앞 장에서 기술된 알고리즘의 검증 및 Field Test를 위한 Simulator는 MS-Office의 주요 기능중의 하나인 Excel의 Macro에 의하여 구현하였다. Excel의 Macro는 VBA (Visual Basic for Application)의 일종으로 Sheet상에 기록된 Table 형태의 Data를 간단한 수식계산을 넘어 SQL의 형식으로 사용 가능하게 해 주며, 오히려 10만개 이하의 Record에 있어서는 수식 계산의 편리성과 Code의 높은 해독률로 인하여 다

큰 Programming Language보다 간단하고 빠르게 알고리즘을 구현할 수 있다는 장점이 있어 상용화 Service나 Application의 정식 구현 이전에 알고리즘의 검증에 있어 매우 유익한 Tool로 사용하였다.

**4.1 iTDR 데이터 처리**

앞에서 설명한 바와 같이, 용량산정 Simulation은 각각의 부하(고객)에 대하여 축적된 Data의 기간에 대해 수행되며, 기간 내 DR과 iTDR의 상관관계에 의해 결정된다. 따라서, 수식 (1), (2)에 사용되어지는 Data가 실제 알고리즘 전체의 입력 데이터가 된다.

DR과 iTDR의 계산을 위해서는 식(1),(2)에서 보는 바와 같다.

- (1) 기간 내 최대전력
- (2) 단위 기간의 최대전력의 평균
- (3) 총 설비용량
- (4) 변압기 용량

네 종류 Data가 필요하며 이를 위하여 K사에 축적된 고객별 Data를 수집하였다. 단, 여기서 (3)항의 총 설비용량은 일반적으로 계약전력과 총 설비용량을 동일하게 설정하므로 계약전력량을 사용하기로 결정하여 알고리즘을 구현하였다. 전송된 Data의 Table 형태는 표2와 같다.[6]

표 2 Server에서 축적된 Data  
Table 2 Accumulated data of server

날 짜	I D	장비 번호	시 간	고객 명	유효 전력(kW)
20050101	abc123	1	1	OO중학교	13200
20050101	abc123	1	2	OO중학교	12200
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20050101	abc123	1	24	OO중학교	12600
20050101	A1B2C3	1	1	◇◇고등학교	11800
20050101	A1B2C3	1	2	◇◇고등학교	11100
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20050101	A1B2C3	1	24	◇◇고등학교	11600
20050101	A1B2C3	2	1	◇◇고등학교	12800
20050101	A1B2C3	2	2	◇◇고등학교	13100
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20050101	A1B2C3	2	24	◇◇고등학교	13200
20050101	XYZ098	1	1	■■■공장	21200
20050101	XYZ098	1	2	■■■공장	22900
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20050101	XYZ098	1	24	■■■공장	18200

Data 처리의 규칙은 다음과 같이 하였다.

1. 하나의 Sheet에는 Record(행)수를 고려하여, 최대 65535개의 Record만을 입력한다.
2. Data의 우선순위는 고객 명 - 날짜 - 시간의 순서로 지정하여, 하나의 Sheet는 한 개의 부하 Data가 입력되도록 한다. 단, Bank가 두 개인 고객은 두 개의 부하로 취급한다.
3. 고객 시간대 Data가 올라오지 않은 경우 일별 Data의 Record수(24시간이므로 24개)가 달라지므로 시간대별로 Field를 저장하고 1개의 Record는 1일의 Data가 저장될 수 있도록 한다.

4. 위에서 언급한 바와 같이, 각 Table에는 저장된 시간대별 유효전력량 이외에 변압기 용량과 총설비용량, 그리고 신뢰성 파악을 위한 Data수집 기간 및 개수를 입력한다.
5. 식(1)과 식(2)에서 보는 바와 같이, DR은 기간(1일)중 최대전력을 필요로 하며, 제시된 변압기 용량지수 (iTDR)의 경우 각 시간대별 유효전력량의 평균을 입력한다.

**4.2 TDF 산출**

변압기 출력 감쇄율은 각 모든 Record에 전류의 기본과 및 각 차수에 대한 고조파 값이 저장되어 있어야 k-factor의 계산이 가능해져 정확한 TDF의 값을 구할 수 있으나, 현재 DB에는 매 시간별 고조파 값은 저장되고 있지 않아 이를 구현할 수 있는 방법이 없었다. 따라서 일반적으로 성립되는 변압기 출력 감쇄율 5~10%를 상수로 고려하여 변압기의 총 용량을 감소시키는 방법을 사용하였다. 이는 변압기의 가장 가혹한 조건을 고려한다는 점을 감안하여, 10%의 용량 감소를 가정하여 Simulation을 수행하였다.

DR의 경우, Data의 축적 기간이 2년 이상일 때는 해마다 증가되는 DR의 증가치를 계산해 낼 수 있으므로 DR 증가치를 알고리즘에 적용할 수 있으나, 앞에서 기술한 바와 같이 본 Simulator에서는 데이터 축적 기간을 1년으로 결정하였으므로, 사용자가 원하는 값으로 변형이 가능하도록 Simulation sheet에 하나의 cell을 지정하여, 원하는 가중치를 입력할 수 있도록 구성하였다.

**4.3 변압기 이용률 예측**

일별로 입력된 각 시간대별 최대전력과 시간대 최대전력의 합을 사용하여 실제적인 회귀분석을 수행하였다. 회귀분석은 최소자승법(Least Square Method)를 사용하여 입력되는 모든 Data에 대하여 오차의 합을 최소로 하는 함수를 찾아내어 미래의 입력 값을 예측하게 해준다. 회귀 모형은 여러 가지 종류가 있으나, 일반적으로 DR과 iTDR의 상관관계분석결과 그 관계가 선형적인 형태를 많이 가지고 있어, 본 논문에서는 1차 함수 및 2차함수를 회귀분석모형을 수행하여, 각 오차 제곱의 합을 계산하여 오차가 적은 함수를 선택함으로써, DR에 따른 변압기용량지수의 값을 파악하고 변압기 증설여부를 판단하였다.[7],[8]

하나의 DR에 대한 측정 iTDR과 LSM에 의하여 계산된 iTDR의 차이의 제곱을 평균한 값은 위에서 언급한 바와 같이 수용률에 따른 변압기 이용률 예측 값을 구할 때 사용하였다.

선정된 회귀모형에 원하는 DR의 가중치를 입력하여 그 때에 해당되는 iTDR 값을 얻을 수 있다. 이때, 원하는 DR은 사용자가 원하는 DR의 값을 입력하면 그에 해당하는 iTDR을 얻을 수 있으며, 그 오차를 감안하여 LSE의 평균값을 iTDR에 더한 값을 iTDR의 최대값으로, 반대로 iTDR에서 LSE의 평균을 뺀 값을 iTDR의 최소값으로 정하여, 사용자가 원하는 시점에서의 DR에 대한 iTDR의 범위로 선정하였다.

이렇게 결정된 iTDR의 범위가 규정된 내선수용률의 범위를 넘는가 아닌가를 판단하고, 만약 계산된 iTDR의 범위가 내선 규정의 수용률을 초과하면, 그 시점에서 변압기를 증설해야 한다는 판단을 내릴 수 있게 하였다.

5. 시뮬레이션 결과

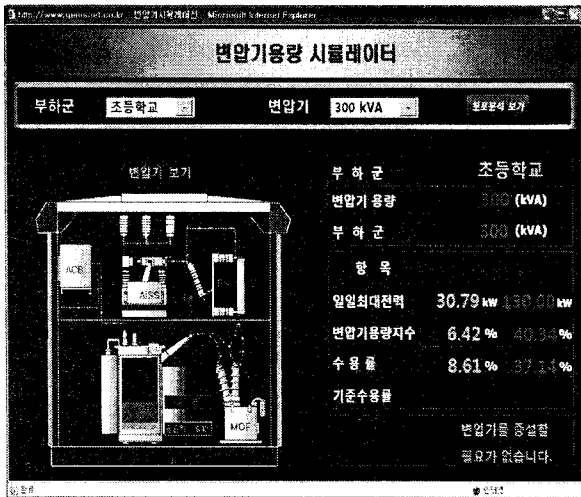


그림 4 변압기 용량 시뮬레이터 - 변압기의 상태 표시  
Fig. 4 MMI display for simulator of transformer capacity

그림 4는 개발된 시뮬레이터의 메인 화면으로, 부하종별 DR과 *iTDR*의 관계를 파악하기 위하여 A대학교의 750kVA 1년간의 부하 데이터를 분석한 결과화면이다. 변압기용량과 총 설비용량은 750kVA로 동일하며, 평균 수용률과 최대 수용률은 32.7%, 53.1%, 변압기 용량지수의 평균값과 최대값은 각각 22.25%, 43.76%를 각각 나타내고 있다. 이에 대하여 본 논문에서 구현한 알고리즘을 적용하여 표3과 같은 결과를 얻었다.

표 3 최소자승법 적용결과

Table 3 Application result of least square error method

모델링 함수	상관계수	계수			LSE
		a	b	c	
1차식	0.804	0.837	-0.435	-	1.222
2차식	0.826	0.082	0.051	1.035	1.105

결과에 대한 그래프 및 DR, *iTDR*의 분석결과가 그림 5에 나타나 있다.

표 3에서 보는 바와 같이 2차식의 상관계수가 높으므로 2차식을 적용하여 시뮬레이션한 경우, 예측 *iTDR*의 범위는 ±1.105이다. 이러한 경우 부하의 증가 기준을 평균 5%로 적용하였을 경우, *iTDR*의 범위는 52.015~54.225이다. 학교 건물에 대한 기준 수용률은 내선규정에 의하면 70%로서, 이 기준 수용률 70%를 초과하고 있으므로, 변압기 용량을 증설할 필요가 있다는 판단을 내릴 수 있다.

6. 결론

변압기 용량을 산출하는데 일반적으로 수용률을 산출하여 적용하고 있다. 이러한 수용률 산출 방법은 수용가별로 변압

기 용량을 과다하게 설계함으로써 변압기의 손실을 초래함

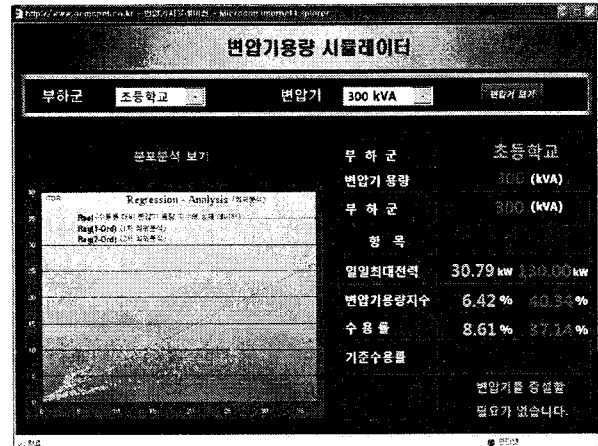


그림 5 회귀분석을 통한 수용률 대비 변압기 용량지수 분석 결과  
Fig. 5 Result of analysis between index of transformer demand rate and demand rate by regression analysis

과 동시에 수용가의 경제적 부담을 가중시키고 있을 뿐만 아니라 이밖에 국가적 에너지의 낭비를 초래하고 있다.

본 논문에서는 고객별, 종류별로 축적된 DB를 이용하여 업종별로 규정되어 있는 수용률과 제안한 변압기 용량지수와와의 상관관계를 파악하고, 미래의 수용률에 대한 변압기의 용량 증설여부를 판단하는 알고리즘을 제시하였다. 대부분의 고객 데이터는 수용률과 변압기 용량지수와의 높은 값의 상관계수를 가지고 있어 예측 값의 신뢰성을 기대할 수 있을 뿐만 아니라 변압기 용량의 과다설계를 막고 효율적으로 변압기를 사용할 수 있는 방법을 제시하였다. 향후 더 광범위한 데이터의 수집을 통한 연구를 진행한다면 그 정확도를 더욱 높일 수 있을 것으로 판단되며, 지역별, 구역별 변압기 용량 예측에 대한 알고리즘을 접목하여 수요예측에 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] IEEE Std. C57.12.90, IEEE Std Test Code for Liquid-Immersed Distribution, Power, and Regulating Transformers and IEEE Guide for Short-Circuit Testing of Distribution and Power Transformers, 1993.
- [2] IEEE Std. C57.12.100, IEEE Std Test Procedure for Thermal Evaluation of Oil-Immersed Distribution Transformers, 1999.
- [3] IEEE Std. C57.91, IEEE Guide for Loading Mineral-Oil-Immersed Overhead and Pad-Mounted Distribution Transformers Rated 500kVA and Less with 65 °C or 55 °C Average Winding Rise, 1981.
- [4] IEC 60076-2, Power Transformers-Part 2 : Temperature Rise, 2001.
- [5] B.C Leisutire et al., "An Improved Transformer Top Oil Temperature Model for Use in An On-Line Monitoring and Diagnostic System", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 12, No. 1, pp 249-256, 1997. 1.

- [6] 최도혁 외, "최상부 유온을 이용한 배전용 변압기의 진단 기법", 2000 Trans. KIEE, Vol. 49A, No. 5, pp 242-251, 2000, 5
- [7] Mark F. Lachman, et al, "Real-Time Dynamic Loading and Thermal Diagnostic of Power Transformers", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 18, No. 1, pp 142-148, 1, 2003
- [8] Daniel J. Tylavsky, et al, "Transformer Top-Oil Temperature Modeling and Simulation", IEEE Transaction on Industry Applications, Vol. 36, pp1219-1225, No.5, 9, 2000

---

## 저 자 소 개



김 영 일(金 榮 日)

1952년 10월 27일생 .1972년 건국대 문리대.  
1983년 숭실대 전기공학과 졸업 .  
1985년 연세대 대학원 전기공학과 공학석사.  
1989년 동 대학원 공학박사 .1989년 LS산전  
연구소 선임연구원. 1992년 동해 중앙 연구  
소 수석연구원. ~현재 대림대학 전기과 교수.

Tel : 031-467-4860

Fax : 031-467-4861

E-mail : yikim@daelim.ac.kr