

최대 절대값 기반 시계열 데이터 예측 모델 평가 기법

신기훈^{1*} · 김철² · 남상훈¹ · 박성재¹ · 유성수¹

¹(주)엔키아, ²한양대학교 컴퓨터 소프트웨어 학과

(2018년 9월 21일 접수, 2018년 11월 5일 수정, 2018년 11월 7일 채택)

Estimation Method of Predicted Time Series Data Based on Absolute Maximum Value

Ki-Hoon Shin^{1*} · Chul Kim² · Sang-Hun Nam¹ · Sung-Jae Park¹ · Sung-Soo Yoo¹ ·

¹NKIA Inc., Seongnam 13494, Korea

²Dept. of Computer Science, Hanyang University, Seoul 04763, Korea.

(Received 21 September 2018, Revised 5 November 2018, Accepted 7 November 2018)

요 약

본 논문에서는 Mean Absolute Percentage Error (이하 MAPE)와 Symmetric Mean Absolute Percentage (이하 sMAPE)의 새로운 접근법을 이용한 시계열 예측 모델의 평가 방법을 소개한다. MAPE, sMAPE 에는 다음과 같은 문제점이 있다. 데이터 집합에서 관측 값이 0일 경우 평가할 수 없고, 관측 값이 0에 매우 가깝다면 과도한 평가 값을 측정한다. 관측 값과 예측 값 간에 동일한 오차를 가지더라도 다른 값으로 평가하는 문제도 가지고 있다. 동일한 오류 값이 과대 예측되었는지 아니면 과소 예측되었는지에 따라 다른 평가 값을 측정하거나 관측 값의 부호와 예측 값의 부호가 서로 다르면 그 오차는 평가 값에 반영되지 않는다.

이러한 문제는 Maximum Mean Absolute Percentage Error (이하 mMAPE)에 의해 해결하였다. 우리는 MAPE 평가 방법의 분모에서 관측 값을 사용하는 대신 최대 절대 값을 사용했다. 최대 절대 값이 1보다 작으면 분모를 제거하여 0 값이 정의되지 않은 문제와 미세한 값일 경우 과대 측정되는 문제를 해결하였다. Beijing PM2.5의 온도 데이터와 시뮬레이션 데이터를 통해 mMAPE 와 다른 평가 방법들의 결과 값을 비교하였으며, 위의 문제들을 해결할 수 있음을 검증하였다.

주요어 : MAPE, sMAPE, 예측, 시계열 평가, 이상감지

Abstract - In this paper, we introduce evaluation method of time series prediction model with new approach of Mean Absolute Percentage Error(hereafter MAPE) and Symmetric Mean Absolute Percentage Error(hereafter sMAPE). There are some problems using MAPE and sMAPE. First MAPE can't evaluate Zero observation of dataset. Moreover, when the observed value is very close to zero it evaluate heavier than other methods. Finally it evaluate different measure even same error between observations and predicted values. And sMAPE does different evaluations are made depending on whether the same error value is over-predicted or under-predicted. And it has different measurement according to the each sign, even if error is the same distance.

These problems were solved by Maximum Mean Absolute Percentage Error(hereafter mMAPE). we used the absolute maximum of observed value as denominator instead of the observed value in MAPE, when the value is less than 1, removed denominator then solved the problem that the zero value is not defined. and were able to prevent heavier measurement problem. Also, if the absolute maximum of observed value is greater than 1, the evaluation values of mMAPE were compared with those of the other evaluations.

^{*}To whom corresponding should be addressed.

Tel: +82-2-2057-8724 E-mail: joyhunny@gmail.com

With Beijing PM2.5 temperature data and our simulation data, we compared the evaluation values of mMAPE with other evaluations. And we proved that mMAPE can solve the problems that we mentioned.

Key words : MAPE, sMAPE, forecast, time series evaluation, anomaly detection

1. 서론

최근 IoT 기술의 발전으로 다양한 환경 데이터를 쉽게 수집하여 다양한 어플리케이션이 개발되고 있다. 건물 에너지를 효율적으로 관리하기 위해 온도, 습도, 이산화탄소 등의 센서를 활용하여 쾌적한 환경을 유지하면서 건물의 에너지를 효율적으로 관리하는 연구도 진행되었다(Ji, 2017). 센서의 데이터들은 시간에 따라 수집된다. 이렇게 일정 시간 간격으로 배치된 데이터를 시계열 데이터라 부른다. 시계열 데이터에 머신러닝 기법을 적용하여 앞으로 발생할 데이터를 예측할 수 있다. 정확한 예측을 위해서는 과거 시계열 데이터를 학습한 모델이 얼마나 잘 예측하는지 평가를 하여 모델의 사용 유무 또는 다른 모델의 선정 작업을 진행 하게 된다. 따라서 학습된 모델을 평가하는 작업은 예측 모델을 선정하는 작업에서 매우 중요한 단계이다.

예측 모델 평가기법으로는 Mean Absolute Percentage Error(이하 MAPE) 알고리즘을 대표적으로 사용한다(Hyndman, 2006). 예측한 데이터와 실제 데이터간의 차이를 관측 값으로 나누어 예측 모델이 관측 값과 얼마나 유사한지를 비율로 계산하는 방법으로 MAPE 알고리즘은 관측 값이 0 일 경우에 정의할 수 없으며 관측 값이 0에 가까운 작은 값일 경우 측정값이 급격하게 높아지는 문제를 가지고 있다.

또한 관측 값과 예측 값의 합이 동일하고 차이가 동일한 경우에도 평가 값을 다르게 가지는 문제점을 가지고 있다. 이에 대한 개선 방법으로 Symmetric Mean Absolute Percentage Error(이하 sMAPE) 기법을 사용한다. 예측 값과 관측 값의 합과 차의 비율로 얼마나 정확하게 예측했는지를 판단하는 기법이다. 이것은 예측 값이 과대(관측 값보다 예측 값이 큰 경우) 예측했을 경우와 과소(관측 값보다 예측 값이 작은 경우) 예측 했을 경우 동등하게 다루지 않는다는 문제점을 가지고 있다. 또한 관측 값과 예측 값의 부호가 다른 경우 에러 값이 항상 최댓값으로 나오게 되는 문제점이 있다.

이러한 문제를 극복하고자 본 연구에서 Maximum Mean Percentage Error(이하 mMAPE) 기법을 제안한다. 최댓값과 예측 값, 관측 값의 차이와의 비율을 에러 값으로 계산함으로써, 0 값일 경우 측정이 되지 않는 문제, 관측 값이 0에 가까운 미세한 값일 경우 급격히 높아지는 문제, 관측 값과 예측 값의

합과 차가 같은 경우에도 다르게 측정되는 문제, 과대 과소 예측 시 동등하게 계산되지 않는 문제, 관측 값과 예측 값의 부호가 다를 경우 과대 측정되는 문제를 해결할 수 있음을 입증하였다.

2. 이론적 배경

이 장에서는 기존 평가 방법의 내용 및 문제점에 대해 소개한다.

2-1. MAPE(Mean Absolute Percentage Error)

평가 방법

MAPE는 예측 값과 관측 값의 에러를 계산하는 대표적인 측정 방법이다. 정확도를 백분율로 나타내며 아래의 수식으로 정의된다.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (1)$$

여기서, t 는 각각의 측정 인덱스이며, A_t 는 관측 값이고, F_t 는 예측 값이다. A_t 와 F_t 사이의 차이는 관측 값 A_t 로 다시 나눈다. 이 계산의 절대 값은 모든 예측 시점에 대해 합산하고 측정된 수 n 으로 나눈다. 100을 곱하여 백분율 오차로 변환한다. 관측 값과 예측 값이 클수록 100에 가까운 수가 측정되며, 차이가 적을수록 0에 가까운 수가 계산된다.

위의 계산 방식에는 다음의 문제점을 가지고 있다. Table 1.에서 index 34711~34714에서 보이는 바와 같이 A_t (Temperature) 값이 0일 경우 에러 값이 무한대로 발산한다. 또한 동일한 에러 값을 가지더라도 실제 데이터가 작을수록 더 많은 에러를 부여하는 특징이 있다. 예를 들어 A_t 값이 150, F_t 값이 100 일 경우에 에러 값은 33% 인 반면, A_t 값이 100, F_t 값이 50 일 경우에 에러 값은 50% 이다. 동일하게 50의 에러를 가지고 있고 관측 값과 예측 값의 합이 같지만 평가 값에 차이를 보인다.(Makridakis., 1993)

Fig. 1.은 에러 값이 동일한 경우 1에서 -1 범위의 관측 값과 예측 값을 0.05의 동일한 에러값을 가지도록 시뮬레이션 한 결과이다. 관측 값이 0에 가까워질수록 MAPE 값이 기하급수적으로 증폭되는 현상을 확인할 수 있다. 즉, MAPE는 에러 값이 관측

Table 1. Beijing temperature data, predict value, MAPE value

Index	Temperature	Predict	MAPE
34710	-1	20.976	2,197.6
34711	0	20.976	infinite
34712	0	20.976	infinite
34713	0	20.976	infinite
34714	0	20.976	infinite
34715	1	20.976	1,997.6

Table 2. Beijing temperature data, predict value, sMAPE value

Index	Temperature	Predict	sMAPE
35180	-2	20.976	200
35181	0	20.976	200
35182	-1	20.976	200
35183	-2	20.976	200
35184	-3	20.976	200
35185	-2	20.976	200

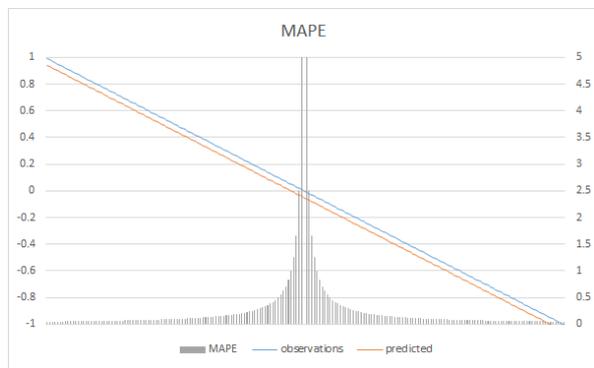


Fig. 1. Observed data, prediction data MAPE value of simulation dataset having 0.05 error

값이 작아짐에 따라 과대하게 평가 값이 측정되는 문제를 가지고 있다.

2-2. sMAPE(Symmetric Mean Absolute Percentage Error) 평가 방법

MAPE 평가 방법에서 동일한 에러 값에 대해 다른 평가 값을 보이는 문제를 해결하기 위해 sMAPE 평가 방법을 사용한다.[4]

$$sMAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)/2} \quad (2)$$

비율의 분모 값이 MAPE와 달리 관측 값과 예측 값의 절대 값의 평균으로 대체한다. 관측 값과 예측 값의 합이 같을 경우 동일한 에러에서 동일한 평가 값을 제공한다. MAPE 와 동일한 시나리오로 계산할 경우 다음과 같다. A_t 값이 150, F_t 값이 100 일 경우에 에러 값은 40% , A_t 값이 100, F_t 값이 150 일 경우에도 에러 값은 40% 로 동일하다. 또한 에

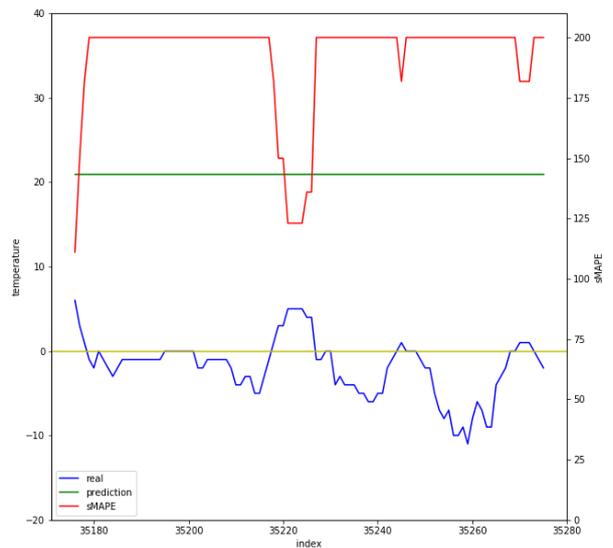


Fig. 2. Observed data, prediction data and sMAPE value of Beijing temperature dataset.

러 값은 항상 0에서 200 사이의 값으로 제공된다. 항상 동일한 범위의 에러 값을 제공하는 기능은 여러 데이터 기반의 정량적인 평가가 가능하게 하는 장점을 가진다. 예를 들어 대략 -30~30 정도의 수치를 보이는 온도 데이터를 예측하는 모델을 평가한 값과 평균 1000 의 값을 보이는 압력 데이터를 예측하는 모델 평가 값이 비교가 가능하게 된다.

위의 계산 방식에는 다음과 같은 문제점이 존재한다. 관측 값과 예측 값의 부호가 다를 경우 평가 점수는 항상 최댓값을 가지게 된다. 본 논문에서 사용하는 온도 데이터는 영하의 기온과 영상의 기온을 모두 가지고 있다. 이 데이터의 예측 모델을 평가하기 위해 sMAPE를 사용하면 Fig. 2.와 Table 2.에서와 같은 결과를 보이게 된다. 실제 온도 값이 0

이하인 부분에서는 예측 값과의 거리 정도와 상관 없이 sMAPE 값은 항상 최댓값인 200을 보이는 것을 확인 할 수 있다. 위의 현상은 아래의 간단한 수식 전개를 통해서도 확인 할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 & \text{when } \forall t : A_t \leq 0, F_t > 0 \\
 sMAPE &= \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)/2} \\
 &= \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(-A_t + F_t)/2} \\
 &= \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{1}{1/2} \\
 &= 200
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

모든 t 값에 대하여 A_t 값이 0 또는 음수이고 F_t 값이 양수일 경우, 즉 두 수치의 부호가 반대일 경우 A_t 의 절대 값은 $-A_t$ 으로 변환되며 분모는 $-A_t + F_t$ 의 형태가 된다. 분모와 분자의 형태가 같고 모두 양수이므로 최종값은 2가 된다. 각 t 값이 2 가 나오며, 모든 t 가 동일한 경우 200의 평균값을 구하는 식이 되므로 sMAPE 값이 200을 보인다. 이 결과의 의미는 sMAPE로 에러 값을 측정할 때 관측 값과 예측 값이 부호가 다를 경우에는 실제 차이 정도와 상관없이 항상 최대 에러 값을 보이게 되며, 이러한 부분은 전체 모델 평가의 의미를 훼손하는 결과를 가져오게 된다.

3. 제안 알고리즘

본 연구에서는 기존 평가 방식의 문제점을 해결 하기 위해 mMAPE 평가 기법을 제안한다.

$$mMAPE = \begin{cases} \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t|, & \text{if } |A|_{\max} < 1 \\ \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{|A|_{\max}}, & \text{else} \end{cases}
 \tag{4}$$

$|A|_{\max}$ 는 관측 값의 최대 절대 값이다. 제안하는 식은 $|A|_{\max}$ 값의 경우에 따라 두 가지 공식을 정의 한다. $|A|_{\max}$ 가 1 보다 작은 경우 관측 값과 예측 값의 차이를 평가 값으로 계산한다. $|A|_{\max}$ 값이 작은 경우 관측 값과 예측 값의 미세한 차이가 $|A|_{\max}$ 값에 의해 증폭되는 현상을 막기 위한 목적으로 분류 하였다. $|A|_{\max}$ 가 1 보다 큰 경우는 관측 값과 예측 값의 차이를 관측 값의 최대 절대 값으로 나누어 에러 값을 계산한다. MAPE 와 마찬가지로 에러의 크기는 관측 값과 예측 값의 차이에 영향을 받는다. 관측 값의 최대 절대 값을 기준으로 어느 정도의 비율로 예측에서 벗어났는지를 계산한다. 기존에는 각 t 에서의 에러의 크기가 t에서 관측 값 A_t

Table 3. Four comparison case of MAPE, sMAPE, mMAPE value

Case	Observed value	Prediction	MAPE	sMAPE	mMAPE (max is 150)
1	100	150	50%	40%	33.3%
2	100	50	50%	66.6%	33.3%
3	150	100	33.3%	40%	33.3%
4	150	200	33.3%	28.5%	33.3%

에 영향을 받았다면, 제안하는 방식에서는 t 에서의 관측 값 또는 예측 값이 영향을 주지 않는다.

t 에서의 값이 영향을 주지 않음으로써 예측데이터의 정확성만 평가에 반영되는 효과를 얻을 수 있다. 관측 값과 예측 값의 차이가 같다면 관측 값에 대해 과대 예측을 하거나 과소 예측을 하였을 때 평가 값이 같다. Table 3.에서 모든 Case 의 관측 값과 예측 값의 차이는 50이다. Case1 과 Case3 의 경우는 관측 값과 예측 값의 합이 같고 차이가 같지만 MAPE 방식일 경우 50% 와 33.3% 로 서로 다른 값으로 평가한다. Case1 과 Case2 의 경우 동일한 차이 값으로 예측 하였지만 작은 수치로 예측 하였는지 큰 수치로 예측 하였는지에 따라 sMAPE 방식의 경우 각 40%, 66.6% 로 평가 값을 달리한다. 반면에 mMAPE의 경우는 모든 Case에서 33.3% 의 동일한 평가 값을 보인다. 즉 에러의 크기라는 변수만 평가 값에 영향을 주도록 설계되어 있다.

기존 평가방식은 0 값에 대해 정의가 되어 있지 않은 문제점이 있다. MAPE 의 경우 관측 값이 0일 경우 평가 값이 존재하지 않으며, sMAPE 의 경우 관측 값과 예측 값이 모두 0일 경우 평가 값이 존재하지 않는다. mMAPE 에서는 분모로 활용되는 $|A|_{\max}$ 값이 1보다 작은 경우에 대해 별도의 수식을 정의 하였다. 즉, $|A|_{\max}$ 값이 0 일 경우 평가는 관측 값과 예측 값의 차이로만 진행한다. 또한 주어진 데이터가 매우 작은 데이터로만 구성되어 있을 경우 정의된 공식에 의해 평가 값이 관측 값과 예측 값의 차이로 계산되며, $|A|_{\max}$ 값에 의해 에러가 증폭되는 문제를 회피하였다. 평가 공식에서 분모로 활용되는 값들이 매우 미세할 경우 의도하지 않게 약간의 차이로도 값이 커지는 경우가 발생할 수 있다. 하지만 mMAPE 에서는 case를 분리함으로써 원천적으로 위의 경우를 배제하였다.

sMAPE 의 문제점 중에서 관측 값과 예측 값의 부호가 다를 경우 평가 값이 최대로 계산되는 경우에 대해 언급하였다. 수식 (3)을 통해 부호가 다른

경우 수식 상에서 최대 평가 값이 나오는 것을 확인하였다. mMAPE 평가 방식에서 $|A|_{\max}$ 값은 부호와 상관없으며, $|A_t - F_t|$ 역시 A_t 와 F_t 의 부호에 영향을 받지 않는다.

mMAPE 알고리즘은 평가 값을 계산할 때 분모에 $|A|_{\max}$ 값을 사용한다. 학습과 테스트에서 사용되는 실제 데이터의 가장 큰 값을 사용함으로써 평가 값이 0과 100 사이의 숫자로 계산되도록 하였다. 특정 시점에 예측 데이터가 터무니없이 커서 최댓값보다 클 경우는 100 이상의 값이 부여되게 되며 모델 평가 값에 다른 경우보다 더 큰 영향을 미치게 된다. 최대 절대 값의 크기를 벗어나는 크기로 예측 에러가 존재하는 경우는 상당히 잘못된 예측을 한 경우로 판단될 수 있으며, 평가 점수에 최댓값 100을 넘는 값이 부여되는 것이 큰 문제가 되지 않을 것으로 보인다. 또한 각 시점의 평가가 모두 100을 넘어 mMAPE 값이 100 이상의 값을 보이는 경우 모델 간 정확도 측정의 의미가 없는 경우로 간주해도 무리가 없을 것으로 보인다. 의미 있는 예측 모델의 경우 0~100 사이를 가지도록 설계되어 있어 범위가 서로 다른 데이터 셋의 경우에도 정량적으로 비교하는 지표로 활용 될 수 있다.

4. 실험 및 결과 분석

본 연구에서 제시한 mMAPE 평가 방법에 대해 기존 MAPE, sMAPE 평가 방법이 가지는 문제점을 극복하는지 실제 측정된 시계열 데이터에 대해 예측 모델의 평가를 통해 확인해 보고자 한다.

4.1 온도센서 시계열 데이터 및 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 예측 모델

본 연구에서 평가 방법을 점검하기 위해 온도 센서의 시계열 데이터를 확보하였다. UCI Machine Learning Repository 사이트에서 Beijing PM2.5 Data 를 이용하였다.(Liang., 2015)

북경에 있는 미국 대사관의 PM2.5 데이터가 포함되어 있으며, 베이징 수도 국제공항의 기상 데이터도 포함되어 있다. 본 연구에서는 기존 알고리즘을 검증하기 위해 적절하다고 판단되는 온도 데이터 부분을 이용하였다. Fig. 3. 과 같이 주어진 데이터의 70%를 학습에 사용하였으며, 나머지 30% 부분을 예측하고 평가하는 데이터로 활용하였다.

본 연구에서는 예측을 위해 대표적인 시계열 예측 모델로 사용하는 Autoregressive integrated moving average(이하 ARIMA)모델을 사용하였다. ARIMA 모델은 과거 자신의 데이터가 예측에 영향을 주는 자기 상관 개념과 과거의 평균 데이터가 예측에 영향

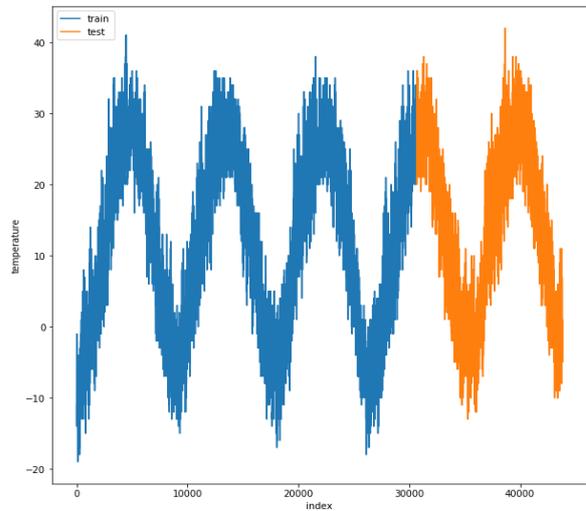


Fig. 3. Beijing temperature dataset. Blue line is used for train dataset and orange line is used for test data set

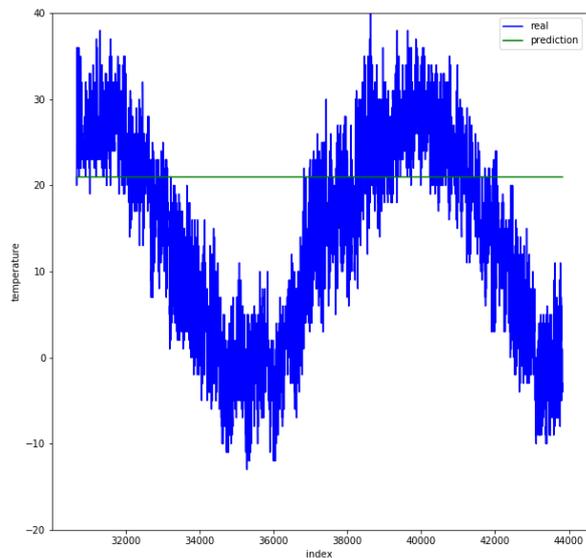


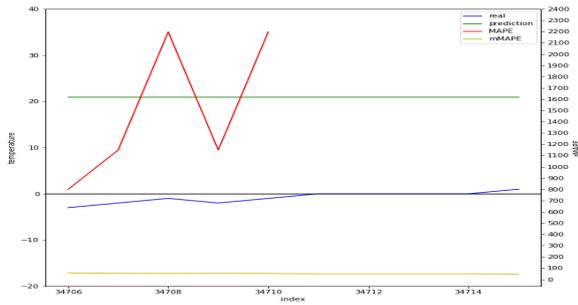
Fig. 4. ARIMA Prediction of Beijing temperature dataset. Blue is observed and green is prediction

을 주는 이동평균 개념을 결합하고 과거 데이터의 추세관계도 반영하여 미래 값을 예측한다.

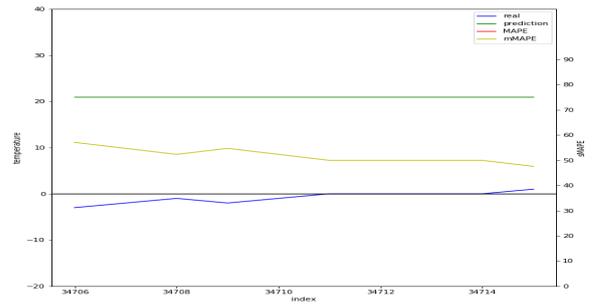
4.2 시계열 데이터 예측 모델 평가방법 비교 실험

Beijing PM2.5 Data 에 대해 70% 부분을 학습하여 나머지 30% 부분을 ARIMA 모델로 예측을 진행하여 Fig. 4. 에 도시하였다.

MAPE 의 문제점 중 0 값에 대해 정의되어 있지



(a) MAPE and mMAPE evaluation with 0 and 2400 scale. Blue is observed, green is prediction, red is MAPE and yellow is mMAPE



(b) mMAPE evaluation with index between 43706 and 34716. Blue is observed, green is prediction, red is MAPE and yellow is mMAPE

Fig. 5. MAPE and mMAPE evaluation of Beijing temperature dataset ARIMA prediction with scale

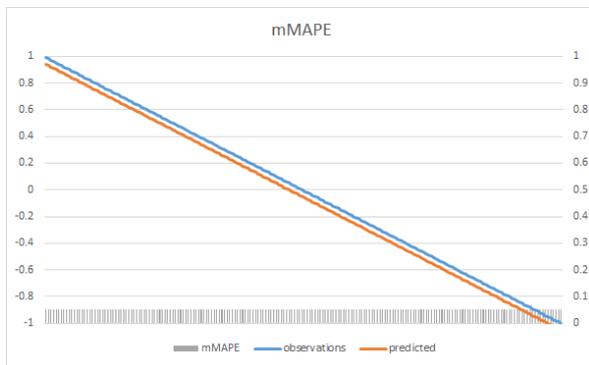


Fig. 6. Observed data, prediction data mMAPE value of simulation dataset having 0.05 error

않은 부분에 대해 mMAPE 값이 어떤 값을 가지는 지 Fig. 5.에서 비교하였다. 자세한 관찰을 위해 전체 데이터 관측 값이 0값을 가지고 있는 부분을 상세하게 도시하였다. Fig. 5. (a) 차트는 MAPE 값을 모두 보여 주며, Fig. 5. (b) 차트는 좀 더 자세히 확인하기 위해 평가 값을 0~100 만 보이도록 범위를 조정하였다. Fig. 5. (a) 차트에서 관측 값이 0을 가지는 부분에서 MAPE 값은 무한대 값을 가져 차트에 표시 되지 않는 반면 Fig. 5 (b) 차트에서 확인 가능 하듯이 mMAPE 값은 0과 100 사이의 값을 유지한다.

MAPE에서 관측 값이 작은 값일 경우 평가 값이 과대 하게 증폭되는 문제를 Fig. 1에서 확인 하였다. 동일한 시뮬레이션 데이터에 대해 mMAPE 평가를 적용하여 Fig. 6 에 도시하였다. 1 보다 작은 값에 대해서는 차이 값만 평가에 반영하도록 설계되어 있어 Fig. 6에 보이는 바와 같이 관측 값이 작아지는 것에 평가 값이 영향을 받지 않고 동일한 값을 유지하는 것을 확인할 수 있다.

sMAPE 의 문제점인 관측 값과 예측 값의 부호가 다를 경우 mMAPE 값이 어떤 값을 가지는 지 index

Table 4. Four comparison case of MAPE, sMAPE, mMAPE value

Method	Measure
MAPE	infinite
sMAPE	37.5
mMAPE	19.42
Error	10.68

35176에서 35276 인 부분을 Fig. 7에서 비교하였다. 관측 값이 0아래로 내려가는 부분에 대해서는 sMAPE 평가 값은 200 값을 보이는 반면, mMAPE 는 0에서 100 사이의 값을 유지하는 것을 확인 할 수 있다.

Fig. 7.에서 mMAPE 값의 그래프가 관측 값과 대칭을 이루는 듯한 모습을 확인할 수 있다. 이는 예측 값이 직선으로 되어 있어 예측 값의 거리가 관측 값에만 영향을 받는 결과로 나타나는 현상이다. 즉 관측 값과 예측 값의 거리가 mMAPE 평가 값에 적절히 반영 되어 있는 모습을 그래프 상으로 확인할 수 있다.

Table 4.에서 각 평가방법별 결과 값을 확인 할 수 있다. 에러 지표는 관측 값과 예측 값의 차이의 단순 평균으로 계산되었다. MAPE 값은 infinite 값 이 나옴으로써 평가가 불가능하게 되었다. sMAPE 값은 다른 지표와의 비교를 위해 최솟값을 100으로 조정하여 37.5 의 값을 획득할 수 있었다. Error 값을 보면 예측 값이 평균 적으로 10.68 의 오차를 보인다. 실험에 사용된 데이터의 최댓값은 42 이다. 즉 42의 최댓값을 가지고 있는 데이터의 예측을 평균 10.68 의 오차를 보인 것을 mMAPE로 평가하면 19.42 에러 값으로 계산된다. 가지고 있는 데이터

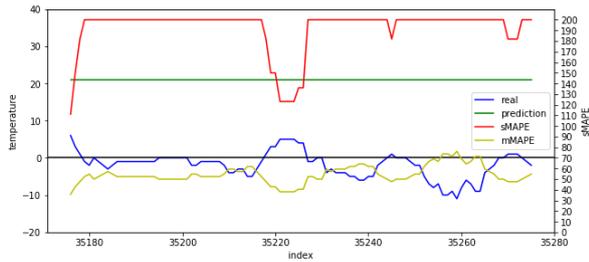


Fig. 7. MAPE, sMAPE and sMAPE evaluation of Beijing temperature dataset ARIMA prediction with scale. Blue is observed, green is prediction, red is MAPE and yellow is mMAPE

크기를 보았을 때 평균 오차에 가중치 좀 더 부여된 값으로 평가된 것이다. sMAPE 값을 보면 에러 값이 37.5로 19.42보다 좀 큰 값을 보이는 것을 확인할 수 있는데 관측 값과 예측 값의 부호가 다른 부분에서 오차와 상관없이 최대 값이 부여되어 mMAPE보다 좀 더 에러가 가중된 값이 나온 것으로 판단된다.

5. 응용

우리는 mMAPE를 이용하여 실시간 이상감지 시스템의 스코어링 계산과 시계열 예측 모델의 성능 평가에 사용하였다.

실시간 이상감지 시스템이란 데이터 센터 장비들의 CPU, 메모리와 같은 자원들의 사용량을 실시간 수집하고 이상의 정도를 스코어링 하여 시스템운영 환경의 미세한 변화와 장애를 감지하는 비지도 인공지능 시스템이다. 이 시스템에서 우리는 mMAPE를 이용하여 이상의 정도를 스코어링 하였다.

그리고 유한자원의 사용량이 임계값에 도달하는 시간을 예측하는 RUL 모델의 성능평가에 mMAPE를 사용하여 시계열 예측 모델의 일관성 있고 정규화된 성능 평가를 수행할 수 있었다.

6. 결론

본 연구에서 제기한 기존 평가의 문제점을 정리하면 다음과 같다.

- MAPE 평가 방법은 관측 값이 0일 경우에 대한 평가 방안이 없다.
- 관측 값이 0에 가까운 미세한 값일 경우 측정 값이 급격히 올라간다.
- MAPE 평가는 예측 값과 관측 값의 합과 차이가 같을 경우에도 평가 값이 다르다
- sMAPE 평가는 예측 값과 관측 값의 부호가 다를 경우 차이와 상관없이 항상 최대 평가 값으로 계산한다.

로 계산한다.

- sMAPE 평가는 관측 값에 대해 과대 예측한 경우와 과소 예측한 경우 차이가 같더라도 평가 값의 크기를 다르게 계산한다.

본 논문에서 mMAPE 라는 새로운 평가 방법을 제시하여 위의 문제점을 극복하였다. 관측 값이 0인 경우를 극복하기 위해 계산식의 분모에 관측 값을 부여 하지 않았으며, 분모로 사용되는 관측 값의 최대 절대 값이 1보다 작은 값을 가지게 될 경우 관측 값과 최댓값의 차이만을 평가 값으로 활용하여 분모에 0 값이 오는 문제를 회피하였다. Fig. 6의 결과를 통해 관측 값이 0에 가까운 값을 가지더라도 평가 값이 과대하게 측정되는 문제를 해결한 것을 확인하였다. Table 3의 결과를 통해 관측 값과 예측 값의 합과 차이가 같은 경우 동일한 평가 값을 보이는 것을 확인 하였다. 또한 같은 관측 값에 대해 과대 예측과 과소 예측의 경우 평가 값이 동일하게 측정 되는 것을 확인 하였다. Fig. 7 실험을 통해 관측 값과 예측 값의 부호가 다를 경우에도 정상적으로 평가 값이 계산 되는 것을 확인 하였다.

추후 연구를 통해 mMAPE 평가를 진동, 가속도 등의 다양한 시계열 데이터 예측 평가에 적용할 계획이며, 좀 더 다양한 데이터에 대한 평가 실효성을 검증할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 2017년도 정부(과학기술정보통신부)에서의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구입니다.(2017-0-01297, 머신러닝 기반 환경 에너지 IoT 및 에너지 클라우드 관제시스템 개발 실증)

References

1. Arnaud de Myttenaer et al., 2016, Mean Absolute Percentage Error for regression models, Neurocomputing, Vol. 192, pp. 38-48
2. Fumiya Akashi, Shuyang Bai, Murad S. Taqqu, 2018, Robust regression on stationary time series: a self-normalized resampling approach., JOURNAL OF TIME SERIES ANALYSIS, 39, pp. 417-432
3. Rob J Hyndman, George Athanasopoulos, 2014, Forecasting : principles and practice, OTexts, Heathmont, Vic, p. 291
4. Rob J Hyndman, Anne B Koehler, 2006, Another look at measures of forecast accuracy, International journal of forecasting, 22(4), pp. 679-688

5. Ji, Y.M., Yoo, J.J., 2017, Intelligent IoT based building automatic control system(in Korean), Magazine of the SAREK, Vol. 46, No. 7, pp. 32-40
6. J. Scott Armstrong, Fred L. Collopy, 1992, Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons, International Journal of Forecasting, 8, pp. 69-80
7. Kim, S.I., Kim, H.Y., 2016, A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts, International Journal of Forecasting, Vol. 32, No. 3, pp. 669-679
8. Peter J. Huber, 1964, Robust Estimation of a Location Parameter, The Annals of Mathematical Statistics, Vol. 35, No. 1, pp. 73-101
9. Spyros Makridakis, 1993, Accuracy measures: theoretical and practical concerns, International Journal of Forecasting, Vol. 9, pp. 527-529
10. Spyros Makridakis, Michele Hibon, 1997, ARMA Models and the Box - Jenkins Methodology, Journal of forecasting, Vol. 16, pp. 147-163
11. Xuan Liang et al, 2015, Assessing Beijing's PM2.5 pollution: severity, weather impact, APEC and winter heating, Proc. R. Soc., Vol. 471, No. 2181, <http://rspa.royalsocietypublishing.org/content/471/2182/20150257>