



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0073526
(43) 공개일자 2023년05월26일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 50/32 (2012.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06Q 10/02 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 50/32 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2021-0160003
(22) 출원일자 2021년11월19일
심사청구일자 2021년11월19일

(71) 출원인
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
유성준
서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 719호(군자동)
구영현
서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 717호(군자동)
(74) 대리인
양성보

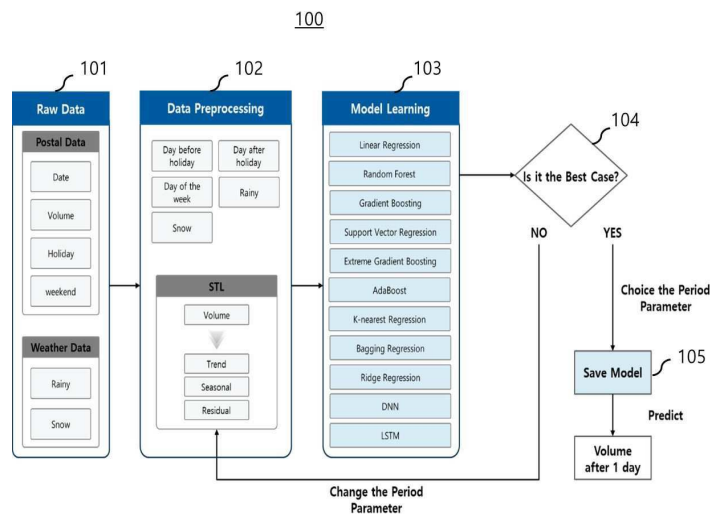
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 머신러닝과 STL을 적용한 우편 접수량 예측 방법 및 시스템

(57) 요약

머신러닝과 STL을 적용한 우편 접수량 예측 방법 및 시스템이 개시된다. 일 실시예에 따른 우편 접수량 예측 시스템에 의해 수행되는 우편 접수량 예측 방법은, 우편 접수량 데이터에 대하여 STL 분해 기법을 적용하여 복수 개의 변수를 획득하는 단계; 상기 획득된 복수 개의 변수를 이용하여 우편 접수량을 예측하기 위한 복수 개의 학습 모델을 각각 학습시키는 단계; 상기 각각 학습된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 예측된 학습 모델별 우편 접수량에 기초하여 STL 분해 기법의 주기 정보를 선정하는 단계; 및 상기 선정된 STL 분해 기법의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 저장하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06Q 10/02 (2013.01)

(72) 발명자

정다운

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 717호
(군자동)

안덕호

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호
(군자동)

우소연

서울특별시 광진구 능동로 209, 대양AI센터 410호
(군자동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711126154
과제번호	2020-0-00983-002
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	ICT융합서비스경쟁력강화(R&D)
연구과제명	5G 엣지 클라우드를 활용한 지능형 종합물류 플랫폼 구축 및 실증
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국우편사업진흥원
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

우편 접수량 예측 시스템에 의해 수행되는 우편 접수량 예측 방법에 있어서,

우편 접수량 데이터에 대하여 STL 분해 기법을 적용하여 복수 개의 변수를 획득하는 단계;

상기 획득된 복수 개의 변수를 이용하여 우편 접수량을 예측하기 위한 복수 개의 학습 모델을 각각 학습시키는 단계;

상기 각각 학습된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 예측된 학습 모델별 우편 접수량에 기초하여 STL 분해 기법의 주기 정보를 선정하는 단계; 및

상기 선정된 STL 분해 기법의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 저장하는 단계

를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수 개의 변수를 획득하는 단계는,

상기 우편 접수량 데이터와 기상 데이터에 대한 데이터 전처리 과정을 수행함에 따라 전일과 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 생성하고, 접수량이 존재하지 않는 주말과 공휴일에 대하여 데이터 범위에서 제외하는 단계

를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 STL 분해 기법은, 계절성이 있는 시계열 데이터를 각각의 시점에서 추세(Trend), 계절(Seasonal), 추세와 계절을 뺀 나머지(Residual) 요소로 분해하기 위한 필터링하는 것이고,

상기 복수 개의 변수를 획득하는 단계는,

상기 우편 접수량 데이터를 상기 STL 분해 기법의 곱셈적 분해(Multiplicative Decomposition) 방법으로 분해하여 추세, 계절, 나머지를 포함하는 STL 분해 변수를 추출하고, 상기 추출된 STL 분해 변수와 전일과 데이터 전처리 과정을 통해 생성된 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 기 설정된 입력 변수를 획득하는 단계

를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 복수 개의 학습 모델은,

선형 회귀(Linear regression), 랜덤 포레스트(Random Forest), 그래디언트 부스팅(Gradient Boosting), 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression), 익스트림 그래디언트 부스팅(Extreme Gradient Boosting), 에이다 부스트(AdaBoost), K-최근접 회귀(K-nearest Regression), 배깅 회귀(Bagging Regression), 리지 회귀(Ridge Regression)을 포함하는 복수 개의 머신러닝 모델과 DNN, LNN을 포함하는 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하고,

상기 학습시키는 단계는,

추세, 계절, 나머지, 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수를 상기 복수 개의 머신러닝 모델과 상기 복수 개의 딥러닝 모델에 입력하는 단계를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 선정하는 단계는,

복수 개의 머신러닝 모델과 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하는 복수 개의 학습 모델을 각각 이용하여 추세, 계절, 나머지, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수로부터 학습 모델별로 익일 우편 접수량을 예측하는 단계

를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 선정하는 단계는,

학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 학습 모델별 MAPE 결과를 계산하여 학습 모델의 익일 우편 접수량의 예측 오차를 비교하고, 상기 비교를 통해 가장 작은 예측 오차를 갖는 학습 모델을 선택하는 단계

를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 선정하는 단계는,

상기 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 계산된 학습 모델별 MAPE 결과에 따라 선택된 학습 모델의 기 설정된 주기 범위에 내에서 주기 정보를 선정하는 단계

를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 저장하는 단계는,

상기 선정된 주기 정보가 반영된 학습 모델을 이용하여 우편 접수량 데이터로부터 익일 우편 접수량을 예측하는 단계

를 포함하는 우편 접수량 예측 방법.

청구항 9

우편 접수량 예측 시스템에 있어서,

우편 접수량 데이터에 대하여 STL 분해 기법을 적용하여 복수 개의 변수를 획득하는 변수 획득부;

상기 획득된 복수 개의 변수를 이용하여 우편 접수량을 예측하기 위한 복수 개의 학습 모델을 각각 학습시키는 모델 학습부;

상기 각각 학습된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 예측된 학습 모델별 우편 접수량에 기초하여 STL 분해 기법의 주기 정보를 선정하는 주기 선정부; 및

상기 선정된 STL 분해 기법의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 저장하는 모델 저장부

를 포함하는 우편 접수량 예측 시스템.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 변수 획득부는,

상기 우편 접수량 데이터와 기상 데이터에 대한 데이터 전처리 과정을 수행함에 따라 전일과 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 생성하고, 접수량이 존재하지 않는 주말과 공휴일에 대하여 데이터 범위에서 제외하는

것을 특징으로 하는 우편 접수량 예측 시스템.

청구항 11

제9항에 있어서,

상기 STL 분해 기법은, 계절성이 있는 시계열 데이터를 각각의 시점에서 추세(Trend), 계절(Seasonal), 추세와 계절을 뺀 나머지(Residual) 요소로 분해하기 위한 필터링하는 것이고,

상기 변수 획득부는,

상기 우편 접수량 데이터를 상기 STL 분해 기법의 곱셈적 분해(Multiplicative Decomposition) 방법으로 분해하여 추세, 계절, 나머지를 포함하는 STL 분해 변수를 추출하고, 상기 추출된 STL 분해 변수와 전일과 데이터 전처리 과정을 통해 생성된 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 기 설정된 입력 변수를 획득하는

것을 특징으로 하는 우편 접수량 예측 시스템.

청구항 12

제9항에 있어서,

상기 복수 개의 학습 모델은,

선형 회귀(Linear regression), 랜덤 포레스트(Random Forest), 그래디언트 부스팅(Gradient Boosting), 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression), 익스트림 그래디언트 부스팅(Extreme Gradient Boosting), 에이다 부스트(AdaBoost), K-최근접 회귀(K-nearest Regression), 배깅 회귀(Bagging Regression), 리지 회귀(Ridge Regression)를 포함하는 복수 개의 머신러닝 모델과 DNN, LNN을 포함하는 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하고,

상기 모델 학습부는,

추세, 계절, 나머지, 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수를 상기 생성된 복수 개의 머신러닝 모델과 상기 복수 개의 딥러닝 모델에 입력하는

것을 특징으로 하는 우편 접수량 예측 시스템.

청구항 13

제9항에 있어서,

상기 주기 선정부는,

복수 개의 머신러닝 모델과 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하는 복수 개의 학습 모델을 각각 이용하여 추세, 계절, 나머지, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수로부터 학습 모델별로 익일 우편 접수량을 예측하는

것을 특징으로 하는 우편 접수량 예측 시스템.

청구항 14

제9항에 있어서,

상기 주기 선정부는,

학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 학습 모델별 MAPE 결과를 계산하여 학습 모델의 익일 우편 접수량의 예측 오차를 비교하고, 상기 비교를 통해 가장 작은 예측 오차를 갖는 학습 모델을 선택하고, 상기 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 계산된 학습 모델별 MAPE 결과에 따라 선택된 학습 모델의 기 설정된 주기 범위에 내에서 주기 정보를 선정하는

것을 특징으로 하는 우편 접수량 예측 시스템.

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 모델 저장부는,

상기 선정된 주기 정보가 반영된 학습 모델을 이용하여 우편 접수량 데이터로부터 익일 우편 접수량을 예측하는 것을 특징으로 하는 우편 접수량 예측 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 아래의 설명은 우편 접수량 예측 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 우편사업은 인건비성 경비가 전체 운영비용의 80%를 차지하는 노동집약적인 사업인 만큼 인건비 상승이 경영에 부담으로 작용한다. 실제로 2014년 이후 매년 3~4%씩 우편물량은 감소하고 있으며 2020년 상반기 우편물량은 15억9200만통으로, 지난해 같은 기간 17억4900만통과 비교해 8.9% 급감했다. 우정사업본부는 적자를 해결하기 위해 수입증대, 비용절감, 국가·지자체의 우편비용 분담 등의 세 가지 핵심 경영전략을 추진 중이다.

[0004] 최적의 우편물류 운영을 위해서 우체국, 집중국, 물류센터, 교환센터, 집배국 등 주요 우편 인프라의 정확한 부하분석이 필요하며, 이를 위해서는 예측 시점의 우편물량에 대한 수요예측 기능의 필요성을 제시되고 있다. 또한 소포물류의 경우 물량 급증과 물류 가속화 추세 속에서 물량변화의 추세를 신속하게 파악하고 인프라 운영 측면에서 소포품질 유지를 위한 단기적 계획 조정을 용이하게 할 수 있는 단기 수요예측 연구가 요구된다.

[0005] 한편, 한국등록특허 제10-0778313호에는 사례기반의 추론 기법을 이용한 우편집중국 물량 예측시스템 및 그 방법이 개시된 바 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 머신러닝과 STL을 적용하여 우편 접수량을 예측하는 방법 및 시스템을 제공할 수 있다.

[0008] 일일 우편 접수량을 STL분해 기법으로 분해하여 생성된 변수를 입력 데이터 변수에 추가하여 머신러닝 모델에 학습시키고, 학습된 모델에 적합한 STL 분해 기법의 주기를 선정하는 방법 및 시스템을 제공할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 우편 접수량 예측 시스템에 의해 수행되는 우편 접수량 예측 방법은, 우편 접수량 데이터에 대하여 STL 분해 기법을 적용하여 복수 개의 변수를 획득하는 단계; 상기 획득된 복수 개의 변수를 이용하여 우편 접수량을 예측하기 위한 복수 개의 학습 모델을 각각 학습시키는 단계; 상기 각각 학습된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 예측

된 학습 모델별 우편 접수량에 기초하여 STL 분해 기법의 주기 정보를 선정하는 단계; 및 상기 선정된 STL 분해 기법의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 저장하는 단계를 포함할 수 있다.

- [0011] 상기 복수 개의 변수를 획득하는 단계는, 상기 우편 접수량 데이터와 기상 데이터에 대한 데이터 전처리 과정을 수행함에 따라 전일과 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 생성하고, 접수량이 존재하지 않는 주말과 공휴일에 대하여 데이터 범위에서 제외하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 상기 STL 분해 기법은, 계절성이 있는 시계열 데이터를 각각의 시점에서 추세(Trend), 계절(Seasonal), 추세와 계절을 뺀 나머지(Residual) 요소로 분해하기 위한 필터링하는 것이고, 상기 복수 개의 변수를 획득하는 단계는, 상기 우편 접수량 데이터를 상기 STL 분해 기법의 곱셈적 분해(Multiplicative Decomposition) 방법으로 분해하여 추세, 계절, 나머지를 포함하는 STL 분해 변수를 추출하고, 상기 추출된 STL 분해 변수와 전일과 데이터 전처리 과정을 통해 생성된 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 기 설정된 입력 변수를 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 복수 개의 학습 모델은, 선형 회귀(Linear regression), 랜덤 포레스트(Random Forest), 그레디언트 부스팅(Gradient Boosting), 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression), 익스트림 그레디언트 부스팅(Extreme Gradient Boosting), 에이다부스트(AdaBoost), K-최근접 회귀(K-nearest Regression), 배깅 회귀(Bagging Regression), 리지 회귀(Ridge Regression)을 포함하는 복수 개의 머신러닝 모델과 DNN, LNN을 포함하는 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하고, 상기 학습시키는 단계는, 추세, 계절, 나머지, 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수를 상기 복수 개의 머신러닝 모델과 상기 복수 개의 딥러닝 모델에 입력하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 상기 선정하는 단계는, 복수 개의 머신러닝 모델과 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하는 복수 개의 학습 모델을 각각 이용하여 추세, 계절, 나머지, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수로부터 학습 모델별로 익일 우편 접수량을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 선정하는 단계는, 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 학습 모델별 MAPE 결과를 계산하여 학습 모델의 익일 우편 접수량의 예측 오차를 비교하고, 상기 비교를 통해 가장 작은 예측 오차를 갖는 학습 모델을 선택하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0016] 상기 선정하는 단계는, 상기 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 계산된 학습 모델별 MAPE 결과에 따라 선택된 학습 모델의 기 설정된 주기 범위에 내에서 주기 정보를 선정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0017] 상기 저장하는 단계는, 상기 선정된 주기 정보가 반영된 학습 모델을 이용하여 우편 접수량 데이터로부터 익일 우편 접수량을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0018] 우편 접수량 예측 시스템은, 우편 접수량 데이터에 대하여 STL 분해 기법을 적용하여 복수 개의 변수를 획득하는 변수 획득부; 상기 획득된 복수 개의 변수를 이용하여 우편 접수량을 예측하기 위한 복수 개의 학습 모델을 각각 학습시키는 모델 학습부; 상기 각각 학습된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 예측된 학습 모델별 우편 접수량에 기초하여 STL 분해 기법의 주기 정보를 선정하는 주기 선정부; 및 상기 선정된 STL 분해 기법의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 저장하는 모델 저장부를 포함할 수 있다.
- [0019] 상기 변수 획득부는, 상기 우편 접수량 데이터와 기상 데이터에 대한 데이터 전처리 과정을 수행함에 따라 전일과 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 생성하고, 접수량이 존재하지 않는 주말과 공휴일에 대하여 데이터 범위에서 제외할 수 있다.
- [0020] 상기 STL 분해 기법은, 계절성이 있는 시계열 데이터를 각각의 시점에서 추세(Trend), 계절(Seasonal), 추세와 계절을 뺀 나머지(Residual) 요소로 분해하기 위한 필터링하는 것이고, 상기 변수 획득부는, 상기 우편 접수량 데이터를 상기 STL 분해 기법의 곱셈적 분해(Multiplicative Decomposition) 방법으로 분해하여 추세, 계절, 나머지를 포함하는 STL 분해 변수를 추출하고, 상기 추출된 STL 분해 변수와 전일과 데이터 전처리 과정을 통해 생성된 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 기 설정된 입력 변수를 획득할 수 있다.
- [0021] 상기 복수 개의 학습 모델은, 선형 회귀(Linear regression), 랜덤 포레스트(Random Forest), 그레디언트 부스팅(Gradient Boosting), 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression), 익스트림 그레디언트 부스팅(Extreme Gradient Boosting), 에이다부스트(AdaBoost), K-최근접 회귀(K-nearest Regression), 배깅 회귀(Bagging Regression), 리지 회귀(Ridge Regression)을 포함하는 복수 개의 머신러닝 모델과 DNN, LNN을 포함하는 복수

개의 딥러닝 모델을 포함하고, 상기 모델 학습부는, 추세, 계절, 나머지, 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수를 상기 생성된 복수 개의 머신러닝 모델과 상기 복수 개의 딥러닝 모델에 입력할 수 있다.

[0022] 상기 주기 선정부는, 복수 개의 머신러닝 모델과 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하는 복수 개의 학습 모델을 각각 이용하여 추세, 계절, 나머지, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수로부터 학습 모델별로 익일 우편 접수량을 예측할 수 있다.

[0023] 상기 주기 선정부는, 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 학습 모델별 MAPE 결과를 계산하여 학습 모델의 익일 우편 접수량의 예측 오차를 비교하고, 상기 비교를 통해 가장 작은 예측 오차를 갖는 학습 모델을 선택할 수 있다.

[0024] 상기 주기 선정부는, 상기 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 계산된 학습 모델별 MAPE 결과에 따라 선택된 학습 모델의 기 설정된 주기 범위에 내에서 주기 정보를 선정하고, 상기 선정된 주기 정보가 반영된 학습 모델을 이용하여 우편 접수량 데이터로부터 익일 우편 접수량을 예측할 수 있다.

발명의 효과

[0026] STL분해 기법의 주기 정보를 반영한 복수 개의 학습 모델을 통해 우편 접수량 예측의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0027] STL분해 기법을 활용하여 최적의 주기를 선정함으로써 예측 오차 데이터를 더욱 감소시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0029] 도 1은 일 실시예에 따른 우편 접수량 예측 시스템의 동작을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 일 실시예에 따른 우편 접수량 예측 시스템의 구성을 설명하기 위한 블록도이다.

도 3은 일 실시예에 따른 우편 접수량 예측 시스템에서 우편 접수량 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 4는 일 실시예에 있어서, 10가지 주기의 STL 분해 변수를 사용하여 선형 회귀 모델을 통해 익일 접수량을 예측한 MAPE 결과를 나타낸 예이다.

도 5는 일 실시예에 있어서, 10가지 주기의 STL 분해 변수를 사용하여 LSTM 모델을 통해 익일 접수량을 예측한 MAPE 결과를 나타낸 예이다.

도 6은 일 실시예에 있어서, 선형 회귀의 베스트 케이스 모델로 우편 접수량 예측을 진행한 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0030] 이하, 실시예를 첨부한 도면을 참조하여 상세히 설명한다.

[0032] 우편사업 분야에서는 배송시간 예측, 고객 접수량 예측 등 머신러닝을 활용한 서비스들이 이루어지고 있다. 우편물류예측 분야에서 다양한 머신러닝 알고리즘과 타 시계열 예측 분야에서 자주 사용되는 STL(Seasonal and Trend Decomposition using Loess Decomposition) 분해 기법을 이용하여 STL 분해 기법의 주기를 선정하는 동작에 대하여 설명하기로 한다.

[0033] 도 1은 일 실시예에 따른 우편 접수량 예측 시스템의 동작을 설명하기 위한 도면이다.

[0034] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 우편 접수 예측을 위한 예측 알고리즘에 STL 분해 기법의 적정한 주기를 적용한 학습 모델을 이용하여 우편 접수량을 예측할 수 있다.

[0035] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 원본 데이터(Raw data)(101)에 대한 데이터 전처리 과정(102)을 수행할 수 있다. 이때, 원본 데이터(101)는 한국우편사업진흥원 우편물류 빅데이터 센터를 통해 제공받은 우편 접수량 데이터와 기상 데이터로 구성될 수 있다. 예를 들면, 우편 접수량 데이터의 기간은 2021년 1월부터 5월까지로 공간 범위는 서울특별시로 한정하기로 한다. 기상 데이터 또한 우편 접수량 데이터와 동일한 기간이며, 강수량 및

적설량을 사용한다.

- [0036] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 원본 데이터(101)에서 전일과 익일공휴일 유무, 접수일자에 해당하는 요일과 강수량, 적설량을 생성할 수 있다. 또한, 우편 접수량 예측 시스템(100)은 연속적인 추세를 살펴보기 위해 고 정적으로 접수량이 존재하지 않는 주말과 공휴일을 데이터 범위에서 제외하여 데이터의 총 길이를 91개로 처리 할 수 있다.
- [0037] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 시계열 데이터의 주기성을 반영하기 위해 STL 분해 기법을 적용할 수 있다. STL 분해 기법은 계절성이 있는 시계열 데이터를 각각의 시점에서 추세(Trend), 계절(Seasonal), 추세와 계절을 뺀 나머지(Residual) 요소로 분해하기 위한 필터링 과정을 의미한다. 여기서, 추세는 데이터가 장기적으로 증 가하거나 감소하는 것이며, 선형적이지 않을 수 있다. 계절은 주, 월, 분기 등과 같이 특정 시간의 주기로 나 타나는 패턴이다. 나머지는 설명될 수 없는 요인 또는 돌발적인 요인에 의하여 일어나는 변화로, 예측 불가능 한 임의의 변동을 의미한다.
- [0038] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 원본 데이터(101)의 변수인 일일 우편 접수량을 STL 분해 기법의 곱셈적 분해 (Multiplicative Decomposition) 방법으로 분해하여 추세, 계절, 나머지를 포함하는 STL 분해 변수를 추출 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 데이터 전처리 과정(102)을 통해 생성된 전일 공휴일의 유무, 익일 공 휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 5개의 기존 입력 변수와 3개의 STL 분해 변수를 더하여 입력 데이터로 사용할 수 있다.
- [0039] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 9가지 머신러닝 모델과 2가지 딥러닝 모델을 포함하는 학습 모델을 이용하여 주기별 예측 오차를 획득할 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 획득된 복수 개(예를 들면, 8개)의 변수 를 이용하여 우편 접수량을 예측하기 위한 복수 개의 학습 모델을 각각 학습(103)시킬 수 있다. 예를 들면, 학 습 모델은, 선형 회귀(Linear regression), 랜덤 포레스트(Random Forest), 그레디언트 부스팅(Gradient Boosting), 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression), 익스트림 그레디언트 부스팅(Extreme Gradient Boosting), 에이다부스트(AdaBoost), K-최근접 회귀(K-nearest Regression), 배깅 회귀(Bagging Regression), 리지 회귀(Ridge Regression)을 포함하는 복수 개의 머신러닝 모델과 DNN, LNN을 포함할 수 있다.
- [0040] 선형 회귀는 변수 y 와 한 개 이상의 독립 변수 x 와의 선형 상관 관계를 모델링하는 회귀분석 기법이다. 한 개 의 설명 변수에 기반하는 경우는 단순 선형 회귀, 둘 이상의 설명 변수에 기반한 경우에는 다중 선형 회귀라고 한다.
- [0041] 랜덤 포레스트는 앙상블 머신 러닝(Ensemble Machine Learning)모델이다. 여러 개의 결정 트리(Decision Tree)를 형성하고 새로운 데이터 포인트를 각 트리에 동시에 통과시키며, 각 트리가 분류한 결과에서 투표를 실 시하여 가장 많이 득표한 결과를 최종 예측 결과로 선택한다.
- [0042] 그레디언트 부스팅은 어떠한 손실(Loss)을 사용하든 이 손실 함수(Loss Function)의 네거티브 그레디언트 (Negative Gradient)를 다음 학습의 정답으로 사용하는 모델이다.
- [0043] 서포트 벡터 회귀는 서포트 벡터(Support Vector)를 찾아 마진(Margin)을 최대화하는 결정 바운더리(Decision Boundary)를 찾는 알고리즘이다.
- [0044] 익스트림 그레디언트 부스팅은 표준 그레디언트 부스팅(Gradient Boosting)과 달리 자체에 과적합 규제 기능을 가진 강한 내구성을 지닌 모델이다.
- [0045] 에이다부스트는 가중치를 부여한 약 분류기(Weak Classifier)를 모아서 최종적인 강 분류기(Strong Classifier)를 생성하는 기법이다.
- [0046] K-최근접 회귀는 새로운 데이터를 입력 받았을 때, 해당 데이터와 가장 가까이 있는 k 개의 데이터를 확인해, 새로운 데이터의 특성을 파악하는 방법이다.
- [0047] 배깅 회귀는 샘플을 여러 번 뽑아 각 모델을 학습시켜 결과를 집계(Aggregating) 하는 방법이다.
- [0048] 리지 회귀는 선형 관계를 모델링 할 때 규제를 부과하여 회귀 계수를 감소시키는 모델이다.
- [0049] DNN은 인풋 레이어(Input layer)와 아웃풋 레이어(Output layer) 사이에 여러 개의 히든 레이어(Hidden layer)들로 이루어진 ANN(Artificial Neural Network) 이다.
- [0050] LSTM(Long Short Term Memory)는 기존의 RNN이 출력과 먼 위치에 있는 정보를 기억할 수 없다는 단점을 보완하

여 장/단기 기억을 가능하게 설계한 신경망의 구조를 말한다. 주로 시계열 처리나, 자연어 처리에 사용된다.

[0051] 보다 상세하게는, 우편 접수량 예측 시스템(100)은 선형 회귀, 랜덤 포레스트, 그레디언트 부스팅, 서포트 벡터 회귀, 엑스트림 그레디언트 부스팅, 에이다부스트, K-최근접 회귀, 배깅 회귀, 리지 회귀를 포함하는 복수 개의 머신러닝 모델과 DNN, LNN을 포함하는 복수 개의 딥러닝 모델을 생성할 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 추세, 계절, 나머지, 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수를 생성된 복수 개의 머신러닝 모델과 상기 복수 개의 딥러닝 모델에 입력할 수 있다.

[0052] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 복수 개의 머신러닝 모델과 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하는 복수 개의 학습 모델을 각각 이용하여 추세, 계절, 나머지, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수로부터 학습 모델별로 익일 우편 접수량을 예측할 수 있다.

[0053] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 예측된 익일 우편 접수량의 베스트 케이스(Best Case) 모델인지 여부를 판단할 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 복수 개의 학습 모델을 각각 이용하여 주기별 예측 오차 데이터를 획득할 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 학습 모델별 MAPE 결과를 계산하여 학습 모델의 익일 우편 접수량의 예측 오차를 비교하고, 비교를 통해 가장 작은 예측 오차를 갖는 학습 모델을 선택할 수 있다. 가장 작은 예측 오차를 갖는 학습 모델이 베스트 케이스 모델이 될 수 있다.

[0054] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 계산된 학습 모델별 MAPE 결과에 따라 선택된 학습 모델의 기 설정된 주기 범위에 내에서 주기 정보를 선정할 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 선정된 최적의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 저장(105)할 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템은 최적의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 이용하여 우편 접수량(예를 들면, 익일 우편 접수량, 주기별 우편 접수량 등)을 예측할 수 있다.

[0055] 또한, 우편 접수량 예측 시스템(100)은 학습 모델이 베스트 케이스 모델이 아니라고 판단되는 경우, 기 설정된 범위 내에서 주기 정보를 변경할 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 주기 정보가 변경된 학습 모델을 다시 학습시킬 수 있다.

[0056] 우편 접수량 예측 시스템(100)은 데이터에서 시계열성 특징이 더 길거나 짧은 주기의 패턴으로 존재할 수 있으며, 패턴 없이 더 나은 성능이 나타날 수 있는 여러 가능성이 있기 때문에 최적의 주기를 선정할 수 있다. 실시예에서는 최적의 주기가 1~10일 것으로 가정하기로 한다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 STL입력 변수를 생성해 입력 데이터를 만들고 차례대로 머신러닝 및 딥러닝 모델에 학습시킬 수 있다. 우편 접수량 예측 시스템(100)은 MAPE를 산정해 어떤 주기가 가장 예측 오차가 적은 지 비교할 수 있다. 이때 예측 오차가 가장 작은 값을 찾아서 해당 최적 주기와 모델을 저장할 수 있다.

[0057] 도 4를 참고하면, 10가지 주기의 STL분해 변수를 사용하여 선형 회귀 모델로 익일 접수량을 예측한 MAPE 결과를 나타낸 그래프이다. 최적의 주기 선정을 통해 선형 회귀 모델은 STL 분해 기법의 주기가 1로 선정되는 것을 확인할 수 있다.

[0058] 도 5를 참고하면, 10가지 주기의 STL분해 변수를 사용하여 LSTM 모델로 익일 접수량을 예측한 MAPE결과이다. LSTM 모델은 STL분해 기법을 적용하였을 때 Origin 보다 예측 오차가 더 크게 증가함을 확인할 수 있다. 따라서 LSTM 모델은 시계열 특징을 가진 변수의 효과를 볼 수 없다고 할 수 있다.

[0059] 이와 같이 선정된 주기와 모델은 저장하여 실험에 사용될 수 있다. 우편 접수량 예측을 위한 9가지 머신러닝 모델과 2가지 딥러닝 모델을 생성하고, 생성된 각각의 학습 모델을 이용하여 예측된 우편 접수량의 예측 오차가 각각 비교될 수 있다. 각각의 학습 모델을 생성할 때, 학습 데이터는 전체의 70% 그리고 테스트 데이터는 30%를 사용할 수 있다. 학습 모델의 예측 성능은 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)를 사용해 측정될 수 있다.

[0060] 수학적 식 1:

$$MAPE(\%) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100$$

[0061]

[0062] 이때, y_t 는 실제 값, $\hat{y}_t$ 는 예측 값, n 은 예측 기간을 의미한다.

표 1: 성능 비교

<i>Algorithms Name</i>	<i>Origin MAPE (%)</i>	<i>Best Case</i>	<i>Proposed MAPE (%)</i>
Linear Regression	9.32*	주기 1	5.24*
Random Forest	12.39	주기 2	8.01
Gradient Boosting	12.67	주기 7	8.95
Support Vector Regression	11.76	주기 5	5.25
Extreme Gradient Boosting	14.56	주기 7	8.00
AdaBoost	14.70	주기 2	7.91
K-nearest Regression	19.15	주기 3	9.40
Bagging Regression	12.77	주기 2	8.03
Ridge Regression	11.77	주기 5	5.25
DNN	9.75	주기 6	6.27
LSTM	15.88	주기 7	19.00

* Lowest values in bold.

표 1은 각 알고리즘별 기존 모델과 제안하는 방법을 비교한 결과를 나타낸 것이다. 여기서 Origin 은 STL 분해 기법이 적용되지 않은 경우를 의미한다. 표 1에서 Origin과 제안된 MAPE 모두 오차가 가장 낮은 모델은 선형 회귀 모델로 나타났다. 선형 회귀 모델은 STL 분해 기법의 주기를 1로 적용하고 나서 MAPE가 4.08% 감소한 5.24%로 나타났다.

도 6을 참고하면, 선형 회귀 모델의 베스트 케이스(Best Case) 모델로 우편 접수량 예측을 진행한 그래프이다. 실제 우편 접수량의 추세를 예측된 값이 거의 유사하게 나타났음을 알 수 있다.

Origin MAPE가 가장 높은 모델은 K-nearest Regression이며, 제안된 MAPE가 가장 높은 모델은 LSTM이다. LSTM의 경우 STL분해 기법을 적용하고 나서 Origin보다 모든 주기에서 MAPE가 증가했다. 표 1에서 LSTM의 제안된 MAPE는 주기 7에서 19.00%이고, Origin보다 3.12% 증가한 것을 확인할 수 있다. LSTM은 장단기 기억을 가능하게 설계한 신경망이기 때문에 이미 시계열성을 가진 모델에 같은 특징을 가진 변수가 추가되어 오차가 증가한 것으로 판단된다.

표1의 결과를 종합해 보면 제안된 방법으로 STL분해 기법의 적합한 주기를 사용했을 시 기존 Origin보다 MAPE를 평균적으로 5.65% 감소시켰음을 알 수 있다. 또한 각 모델별로 적합한 주기는 다양하게 분포되어 있음을 확인할 수 있다.

도 2는 일 실시예에 따른 우편 접수량 예측 시스템의 구성을 설명하기 위한 블록도이고, 도 3은 일 실시예에 따른 우편 접수량 예측 시스템에서 우편 접수량 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

우편 접수량 예측 시스템(100)의 프로세서는 변수 획득부(210), 모델 학습부(220), 주기 선정부(230) 및 모델 저장부(240)를 포함할 수 있다. 이러한 프로세서의 구성요소들은 우편 접수량 예측 시스템에 저장된 프로그램 코드가 제공하는 제어 명령에 따라 프로세서에 의해 수행되는 서로 다른 기능들(different functions)의 표현들일 수 있다. 프로세서 및 프로세서의 구성요소들은 도 3의 우편 접수량 예측 방법이 포함하는 단계들(310 내지 340)을 수행하도록 우편 접수량 예측 시스템을 제어할 수 있다. 이때, 프로세서 및 프로세서의 구성요소들은 메모리가 포함하는 운영체제의 코드와 적어도 하나의 프로그램의 코드에 따른 명령(instruction)을 실행하도록 구현될 수 있다.

프로세서는 우편 접수량 예측 방법을 위한 프로그램의 파일에 저장된 프로그램 코드를 메모리에 로딩할 수 있다. 예를 들면, 우편 접수량 예측 시스템에서 프로그램이 실행되면, 프로세서는 운영체제의 제어에 따라 프로그램의 파일로부터 프로그램 코드를 메모리에 로딩하도록 우편 접수량 예측 시스템을 제어할 수 있다. 이때, 변수 획득부(210), 모델 학습부(220), 주기 선정부(230) 및 모델 저장부(240) 각각은 메모리에 로딩된 프로그램 코드 중 대응하는 부분의 명령을 실행하여 이후 단계들(310 내지 340)을 실행하기 위한 프로세서의 서로 다른 기능적 표현들일 수 있다.

단계(310)에서 변수 획득부(210)는 우편 접수량 데이터에 대하여 STL 분해 기법을 적용하여 복수 개의 변수를

획득할 수 있다. 변수 획득부(210)는 우편 접수량 데이터와 기상 데이터에 대한 데이터 전처리 과정을 수행함에 따라 전일과 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 생성하고, 접수량이 존재하지 않는 주말과 공휴일에 대하여 데이터 범위에서 제외할 수 있다. 이때, STL 분해 기법은, 계절성이 있는 시계열 데이터를 각각의 시점에서 추세(Trend), 계절(Seasonal), 추세와 계절을 뺀 나머지(Residual) 요소로 분해하기 위한 필터링하는 것을 의미한다. 변수 획득부(210)는 우편 접수량 데이터를 STL 분해 기법의 곱셈적 분해(Multiplicative Decomposition) 방법으로 분해하여 추세, 계절, 나머지를 포함하는 STL 분해 변수를 추출하고, 추출된 STL 분해 변수와 전일과 데이터 전처리 과정을 통해 생성된 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 기 설정된 입력 변수를 획득할 수 있다.

[0073] 단계(320)에서 모델 학습부(220)는 획득된 복수 개의 변수를 이용하여 우편 접수량을 예측하기 위한 복수 개의 학습 모델을 각각 학습시킬 수 있다. 모델 학습부(220)는 선형 회귀(Linear regression), 랜덤 포레스트(Random Forest), 그레디언트 부스팅(Gradient Boosting), 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression), 익스트림 그레디언트 부스팅(Extreme Gradient Boosting), 에이다부스트(AdaBoost), K-최근접 회귀(K-nearest Regression), 배깅 회귀(Bagging Regression), 리지 회귀(Ridge Regression)를 포함하는 복수 개의 머신러닝 모델과 DNN, LNN을 포함하는 복수 개의 딥러닝 모델을 생성할 수 있다. 모델 학습부(220)는 추세, 계절, 나머지, 전일 공휴일의 유무, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수를 생성된 복수 개의 머신러닝 모델과 복수 개의 딥러닝 모델에 입력할 수 있다.

[0074] 단계(330)에서 주기 선정부(230)는 각각 학습된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 예측된 학습 모델별 우편 접수량에 기초하여 STL 분해 기법의 주기 정보를 선정할 수 있다. 주기 선정부(230)는 복수 개의 머신러닝 모델과 복수 개의 딥러닝 모델을 포함하는 복수 개의 학습 모델을 각각 이용하여 추세, 계절, 나머지, 익일 공휴일의 유무, 접수일자에 해당하는 요일, 강수량, 적설량을 포함하는 복수 개의 변수로부터 학습 모델별로 익일 우편 접수량을 예측할 수 있다. 주기 선정부(230)는 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 학습 모델별 MAPE 결과를 계산하여 학습 모델의 익일 우편 접수량의 예측 오차를 비교하고, 비교를 통해 가장 작은 예측 오차를 갖는 학습 모델을 선택할 수 있다. 주기 선정부(230)는 학습 모델별 익일 우편 접수량에 기초하여 계산된 학습 모델별 MAPE 결과에 따라 선택된 학습 모델의 기 설정된 주기 범위에 내에서 주기 정보를 선정할 수 있다. 예를 들면, 주기 선정부(230)는 학습 모델별 MAPE 결과를 통해 선택된 학습 모델의 기 설정된 주기 범위 내의 주기 데이터에 기초하여 예측 오차 데이터가 적은지 비교할 수 있다. 이때, 사용자 또는 컴퓨터에 의하여 각 주기 데이터가 변경될 수 있고, 변경된 주기 데이터를 반영한 각각의 학습 모델에서 우편 접수량이 예측될 수 있다. 사용자 또는 컴퓨터에 의한 주기 데이터의 변경을 통해 최적의 주기 정보가 선정될 수 있다. 이에, 일일 우편 접수량을 STL 분해 기법으로 분해하여 생성된 변수를 입력 데이터 변수에 추가하여 학습된 학습 모델에 적합한 STL 분해 기법의 주기 정보가 선정된 최적의 모델이 도출될 수 있다.

[0075] 단계(340)에서 모델 저장부(240)는 선정된 STL 분해 기법의 주기 정보를 반영한 학습 모델을 저장할 수 있다. 모델 저장부(240)는 STL 분해 기법의 주기 정보가 선정된 학습 모델을 이용하여 우편 접수량 데이터로부터 익일 우편 접수량을 예측할 수 있다. 이때, 우편 접수량 데이터는 새로운 우편 접수량 데이터일 수 있다.

[0076] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0077] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나

처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

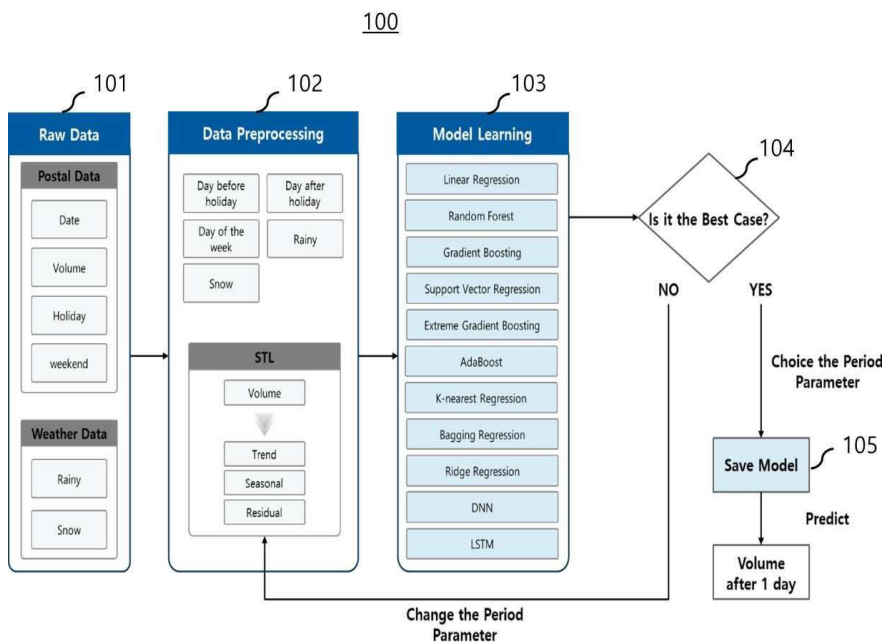
[0078] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0079] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

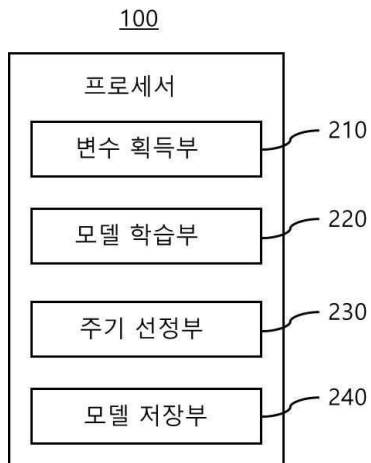
[0080] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

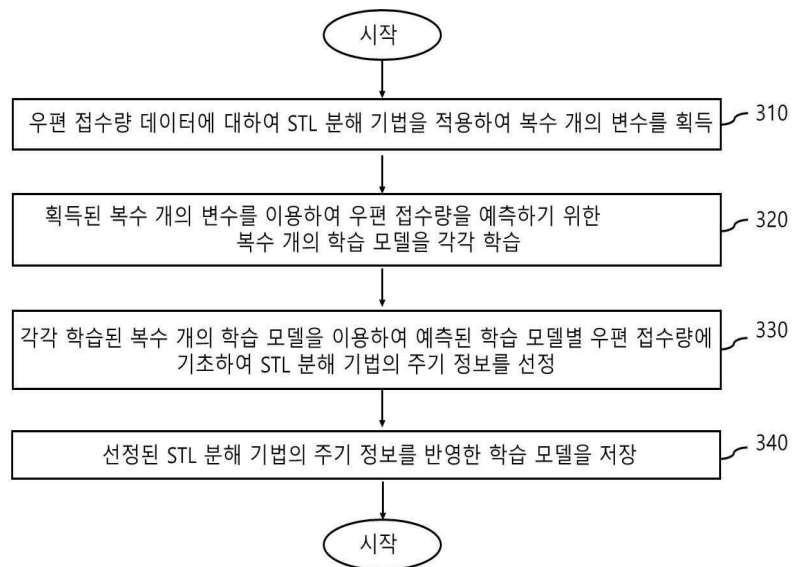
도면1



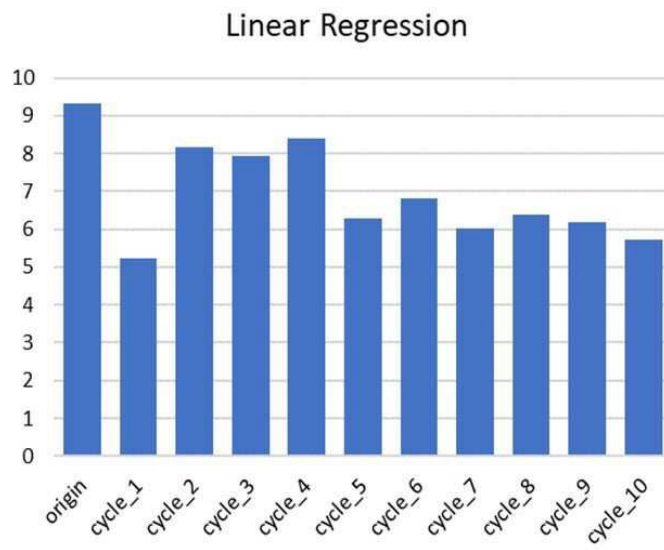
도면2



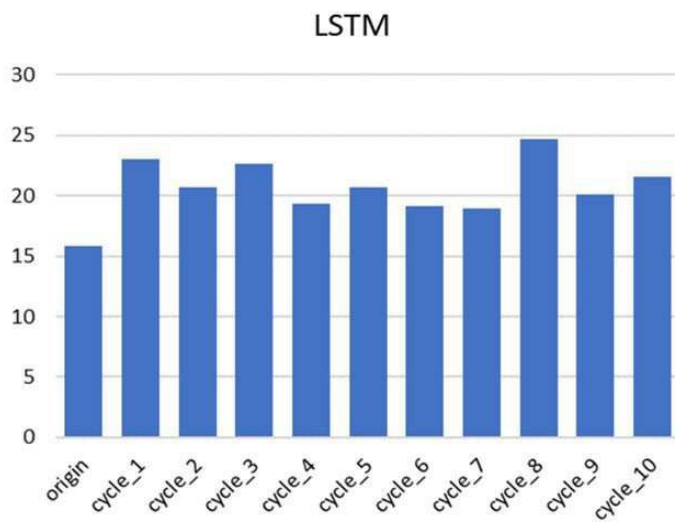
도면3



도면4



도면5



도면6

