



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0021870
(43) 공개일자 2025년02월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/00 (2019.01) G06F 18/10 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/00 (2021.08)
G06F 18/10 (2025.01)
(21) 출원번호 10-2023-0103078
(22) 출원일자 2023년08월07일
심사청구일자 2023년08월07일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대 학교)
(72) 발명자
최원익
인천광역시 연수구 해송로30번길 20, 404동 702호(송도동, 송도 웰카운티 4단지)
이상원
세종특별자치시 다솜로 50, 604동 903호(어진동, 한뜰마을6단지)
(74) 대리인
양성보

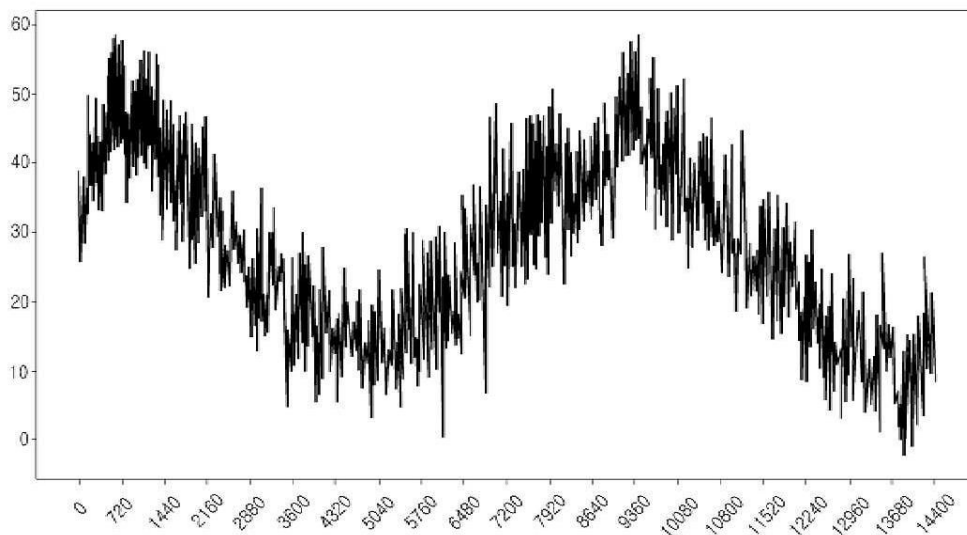
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 시계열 예측 모델의 성능 하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴 제거 방법 및 시스템

(57) 요약

시계열 예측 모델의 성능 하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴이 제거된 시계열 데이터 예측 방법 및 시스템이 제시된다. 본 발명에서 제안하는 시계열 예측 모델의 성능 하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴이 제거된 시계열 데이터 예측 시스템은 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터를 생성하기 위해 상기 과거 시계열 데이터의 평균과 표준편차를 구하는 전처리부 및 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측하는 학습부를 포함한다.

대표도



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1615013100
과제번호	00142501
부처명	국토교통부
과제관리(전문)기관명	국토교통과학기술진흥원
연구사업명	디지털국토정보기술개발사업
연구과제명	디지털 국토정보 구축 효율화를 위한 다차원/다시점 공간데이터 기반 국토정보 변화
인식 및 자동갱신 기술개발	
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터를 생성하기 위해 상기 과거 시계열 데이터의 평균과 표준편차를 구하는 전처리부; 및

상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측하는 학습부

를 포함하는 시계열 데이터 예측 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 전처리부는,

시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터의 양을 감소시키기 위해 스탠다드 스케일러 방식을 적용하여 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 0으로 만들고, 표준편차로 나누어 분산을 1로 만드는

시계열 데이터 예측 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 전처리부는,

상기 과거 시계열 데이터(X_i)를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터(Y_i)를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균($M(X_i)$)을 구하고, 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(Y'_i)을 각각 구하는

시계열 데이터 예측 시스템.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)을 시계열 데이터 예측을 위한 학습의 입력으로 하여 출력되는 예측 값(Y''_i)에 상기 평균($M(X_i)$)을 더하는

시계열 데이터 예측 시스템.

청구항 5

전처리부를 통해 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 구하는 단계;

전처리부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 각각 구하는 단계; 및

학습부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기

추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측하는 단계를 포함하는 시계열 데이터 예측 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 전처리부를 통해 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 구하는 단계는,

시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터의 양을 감소시키기 위해 스탠다드 스케일러 방식을 적용하여 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 0으로 만들고, 표준편차로 나누어 분산을 1로 만드는

시계열 데이터 예측 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 전처리부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 각각 구하는 단계는,

상기 과거 시계열 데이터(X_i)를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터(Y_i)를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균($M(X_i)$)을 구하고, 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(Y'_i)을 각각 구하는

시계열 데이터 예측 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 학습부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 상기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측하는 단계는,

상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)을 시계열 데이터 예측을 위한 학습의 입력으로 하여 출력되는 예측 값(Y''_i)에 상기 평균($M(X_i)$)을 더하는

시계열 데이터 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 시계열 예측 모델의 성능 하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴 제거 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 시계열 데이터 예측 모델은 과거의 시계열 데이터를 입력으로 미래의 시계열 데이터를 예측하는 작업으로, 다양한 응용 분야에서 중요한 문제이다. 대부분의 시계열 데이터는 일 단위의 단기적 패턴과 월, 년 단위의 장기적 패턴을 보인다.

[0003] 도 1은 16개월간 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.

[0004] 도 1은 ETTh2 [1] 데이터셋의 일부를 시각화한 것으로, x축은 시간, y축은 변압기에서의 오일 온도이다. 도 1에 사용된 데이터는 2016년 7월 1일부터 2018년 2월 20일까지의 총 600일 동안의 데이터로, x축에서 720은 30일

즉, 약 한 달을 의미한다. 약 720시에서 높은 분포를 보이고, 6개월 뒤인 5040 근처에서 낮은 분포를 보이다가, 다시 6개월 뒤인 9360에서 높은 분포를 보이고, 다시 6개월 뒤인 13680에서 낮은 분포를 보인다. 즉, 12개월을 한 주기로 가지는 추세 패턴을 확인할 수 있다.

- [0005] 도 2는 7일간의 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.
- [0006] 도 2는 도 1과 동일한 ETTh2 데이터셋의 일 단위의 단기적 패턴을 보기 위해 7일(288 시간) 간의 데이터를 시각화한 것이다. 24시간을 주기로 증가 및 감소를 반복하는 패턴을 보인다.
- [0007] ETTh2 데이터셋은 24~720시간 과거 데이터를 입력으로 24~720시간 미래 데이터를 예측하는 작업에 사용된다. 이처럼 산업에서는 시간 또는 분 단위의 데이터로 일 단위의 패턴을 학습하고, 일 또는 주 단위의 단기적 예측을 수행한다. 여기에는 크게 두 가지의 이유가 있다.
- [0008] 첫 번째는 월 단위 이상의 패턴을 학습하기 위해서는 너무 많은 기간의 데이터가 필요하기 때문이다. 도 1 및 도 2의 ETTh2 데이터셋을 예로 들면, 월 단위의 패턴은 12개월 패턴으로 10년간의 데이터가 있더라도, 10개의 주기밖에 학습하지 못한다.
- [0009] 두 번째는 너무 긴 입력을 처리할 수 있는 모델이 없다는 것이다. 최근 연구에서 사용되는 모든 시계열 예측 모델은 입력이 너무 길어질 경우, 성능이 떨어질 뿐 아니라 많은 자원이 필요하다. 따라서 장기적인 데이터 분포의 변화를 학습하는 것에는 한계가 있으며, 모델을 학습한 후 많은 기간 또는 일정 기간에 성능이 떨어지는 현상을 초래한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 데이터의 장기 추세 패턴을 제거하기 위한 방안을 필요로 한다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0010] (비특허문헌 0001) [1] Haoyi Zhou, Shanghang Zhang, Jieqi Peng, Shuai Zhang, Jianxin Li, Hui Xiong, and Wancai Zhang. 2021. Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol. 35. 11106-11115.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0011] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 시계열 예측 모델의 장기간 이후 성능 하락을 방지하기 위한 실시간 데이터 장기 추세 패턴 제거 방법 및 시스템을 제공하는데 있다. 제안하는 데이터 장기 추세 패턴 제거 방법 및 시스템은 기존에 주로 사용하는 스탠다드 스케일링, 다시 말해 전체 데이터의 평균을 제거하고, 단위 분산으로 스케일링 하는 방법과 다르게, 각각의 입력 데이터와 출력 데이터의 평균을 제거하는 방법으로 장기 추세를 제거한다.

과제의 해결 수단

- [0012] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 시계열 예측 모델의 성능 하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴이 제거된 시계열 데이터 예측 시스템은 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터를 생성하기 위해 상기 과거 시계열 데이터의 평균과 표준편차를 구하는 전처리부 및 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측하는 학습부를 포함한다.
- [0013] 상기 전처리부는 시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터의 양을 감소시키기 위해 스탠다드 스케일러 방식을 적용하여 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 0으로 만들고, 표준편차로 나누어 분산을 1로 만든다.
- [0014] 상기 전처리부는 상기 과거 시계열 데이터(X_i)를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터(Y_i)를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균($M(X_i)$)을 구하고, 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든

원소에서 뺀 값(Y_i')을 각각 구한다.

[0015] 상기 학습부는 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X_i')을 시계열 데이터 예측을 위한 학습의 입력으로 하여 출력되는 예측 값(Y_i'')에 상기 평균($M(X_i)$)을 더한다.

[0016] 또 다른 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 시계열 예측 모델의 성능 하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴이 제거된 시계열 데이터 예측 방법은 전처리부를 통해 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 구하는 단계, 전처리부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 각각 구하는 단계 및 학습부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0017] 본 발명의 실시예들에 따르면 시계열 예측 모델의 장기간 이후 성능 하락을 방지하기 위한 실시간 데이터 장기 추세 패턴 제거 방법 및 시스템을 통해 기존에 주로 사용하는 스탠다드 스케일링, 다시 말해 전체 데이터의 평균을 제거하고, 단위 분산으로 스케일링 하는 방법과 다르게, 각각의 입력 데이터와 출력 데이터의 평균을 제거하는 방법으로 장기 추세 패턴을 제거한 학습이 가능하다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 16개월간 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.

도 2는 7일간의 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 장기 추세 패턴 제거를 위한 시계열 데이터 예측 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 장기 추세 패턴 제거를 위한 시계열 데이터 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 스탠다드 스케일러 적용 후 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 스탠다드 스케일러 적용 후 7일간의 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터에서 각각의 모든 입력 출력의 평균을 제거한 후의 ETTh2 입력 데이터셋을 시각화한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터에서 각각의 모든 입력 출력의 평균 제거 적용 후 7일간의 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 본 발명은 시계열 예측 모델의 장기간 이후 성능 하락을 방지하기 위한 실시간 데이터 처리 방법 및 시스템에 관한 것이다. 제안하는 데이터 장기 추세 패턴 제거 방법 및 시스템은 기존에 주로 사용하는 스탠다드 스케일링, 다시 말해 전체 데이터의 평균을 제거하고, 단위 분산으로 스케일링 하는 방법과 다르게, 시계열 데이터를 학습하고, 장기간 이후에도 높은 예측 성능을 유지할 수 있도록 각각의 입력 데이터와 출력 데이터의 평균을 제거하는 방법으로 장기 추세 패턴을 제거한 학습을 가능하게 한다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0021] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 장기 추세 패턴 제거를 위한 시계열 데이터 예측 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.

[0022] 본 실시예에 따른 시계열 데이터 예측 시스템(300)은 프로세서(310), 버스(320), 네트워크 인터페이스(330), 메모리(340) 및 데이터베이스(350)를 포함할 수 있다. 메모리(340)는 운영체제(341) 및 시계열 예측 모델의 성능

하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴 제거 루틴(342)을 포함할 수 있다. 프로세서(310)는 전처리부(311) 및 학습부(312)를 포함할 수 있다. 다른 실시예들에서 시계열 데이터 예측 시스템(300)은 도 3의 구성요소들보다 더 많은 구성요소들을 포함할 수도 있다. 그러나, 대부분의 종래기술적 구성요소들을 명확하게 도시할 필요성은 없다. 예를 들어, 시계열 데이터 예측 시스템(300)은 디스플레이나 트랜시버(transceiver)와 같은 다른 구성요소들을 포함할 수도 있다.

[0023] 메모리(340)는 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로서, RAM(random access memory), ROM(read only memory) 및 디스크 드라이브와 같은 비소멸성 대용량 기록장치(permanent mass storage device)를 포함할 수 있다. 또한, 메모리(340)에는 운영체제(341)와 시계열 예측 모델의 성능 하락 방지를 위한 데이터 장기 추세 패턴 제거 루틴(342)을 위한 프로그램 코드가 저장될 수 있다. 이러한 소프트웨어 구성요소들은 드라이브 메커니즘(drive mechanism, 미도시)을 이용하여 메모리(340)와는 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로부터 로딩될 수 있다. 이러한 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체는 플로피 드라이브, 디스크, 테이프, DVD/CD-ROM 드라이브, 메모리 카드 등의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체(미도시)를 포함할 수 있다. 다른 실시예에서 소프트웨어 구성요소들은 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체가 아닌 네트워크 인터페이스(330)를 통해 메모리(340)에 로딩될 수도 있다.

[0024] 버스(320)는 시계열 데이터 예측 시스템(300)의 구성요소들간의 통신 및 데이터 전송을 가능하게 할 수 있다. 버스(320)는 고속 시리얼 버스(high-speed serial bus), 병렬 버스(parallel bus), SAN(Storage Area Network) 및/또는 다른 적절한 통신 기술을 이용하여 구성될 수 있다.

[0025] 네트워크 인터페이스(330)는 시계열 데이터 예측 시스템(300)을 컴퓨터 네트워크에 연결하기 위한 컴퓨터 하드웨어 구성요소일 수 있다. 네트워크 인터페이스(330)는 시계열 데이터 예측 시스템(300)을 무선 또는 유선 커넥션을 통해 컴퓨터 네트워크에 연결시킬 수 있다.

[0026] 데이터베이스(350)는 데이터 장기 추세 패턴 제거를 위한 시계열 데이터 예측을 위해 필요한 모든 정보를 저장 및 유지하는 역할을 할 수 있다. 도 3에서는 시계열 데이터 예측 시스템(300)의 내부에 데이터베이스(350)를 구축하여 포함하는 것으로 도시하고 있으나, 이에 한정되는 것은 아니며 시스템 구현 방식이나 환경 등에 따라 생략될 수 있고 혹은 전체 또는 일부의 데이터베이스가 별개의 다른 시스템 상에 구축된 외부 데이터베이스로서 존재하는 것 또한 가능하다.

[0027] 프로세서(310)는 기본적인 산술, 로직 및 시계열 데이터 예측 시스템(300)의 입출력 연산을 수행함으로써, 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리하도록 구성될 수 있다. 명령은 메모리(340) 또는 네트워크 인터페이스(330)에 의해, 그리고 버스(320)를 통해 프로세서(310)로 제공될 수 있다. 프로세서(310)는 전처리부(311) 및 학습부(312)를 위한 프로그램 코드를 실행하도록 구성될 수 있다. 이러한 프로그램 코드는 메모리(340)와 같은 기록 장치에 저장될 수 있다.

[0028] 전처리부(311) 및 학습부(312)는 도 4의 단계들(410~430)을 수행하기 위해 구성될 수 있다.

[0029] 시계열 데이터 예측 시스템(300)은 전처리부(311) 및 학습부(312)를 포함할 수 있다.

[0030] 본 발명의 실시예에 따른 전처리부(311)는 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터를 생성하기 위해 상기 과거 시계열 데이터의 평균과 표준편차를 구한다.

[0031] 본 발명의 실시예에 따른 전처리부(311)는 시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터의 양을 감소시키기 위해 스탠다드 스케일러 방식을 적용하여 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 0으로 만들고, 표준편차로 나누어 분산을 1로 만든다.

[0032] 본 발명의 실시예에 따른 전처리부(311)는 상기 과거 시계열 데이터(X_i)를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터(Y_i)를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균($M(X_i)$)을 구하고, 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X_i')과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(Y_i')을 각각 구한다.

[0033] 본 발명의 실시예에 따른 학습부(312)는 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측한다.

- [0034] 본 발명의 실시예에 따른 학습부(312)는 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)을 시계열 데이터 예측을 위한 학습의 입력으로 하여 출력되는 예측 값(Y''_i)에 상기 평균($M(X_i)$)을 더한다.
- [0036] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 장기 추세 패턴 제거를 위한 시계열 데이터 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0037] 본 발명의 실시예에 따른 데이터 장기 추세 패턴 제거를 위한 시계열 데이터 예측 방법은 전처리부를 통해 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 구하는 단계(410), 전처리부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 각각 구하는 단계(420) 및 학습부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측하는 단계(430)를 포함한다.
- [0038] 단계(410)에서, 상기 전처리부를 통해 과거 시계열 데이터를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 구한다.
- [0039] 본 발명의 실시예에 따르면, 시계열 데이터 예측을 위한 학습 데이터의 양을 감소시키기 위해 스탠다드 스케일러 방식을 적용하여 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 0으로 만들고, 표준편차로 나누어 분산을 1로 만든다.
- [0040] 단계(420)에서, 상기 전처리부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 각각 구한다.
- [0041] 본 발명의 실시예에 따르면, 상기 과거 시계열 데이터(X_i)를 입력으로 사용하여 예측된 미래 시계열 데이터(Y_i)를 예측하는 과정에서 상기 과거 시계열 데이터의 평균($M(X_i)$)을 구하고, 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)과 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 상기 미래 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(Y'_i)을 각각 구한다.
- [0042] 단계(430)에서, 상기 학습부를 통해 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값을 이용하여 장기 추세 패턴이 제거된 미래 시계열 데이터를 예측한다.
- [0043] 본 발명의 실시예에 따르면, 상기 과거 시계열 데이터의 평균을 과거 시계열 데이터의 모든 원소에서 뺀 값(X'_i)을 시계열 데이터 예측을 위한 학습의 입력으로 하여 출력되는 예측 값(Y''_i)에 상기 평균($M(X_i)$)을 더한다.
- [0045] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 스탠다드 스케일러 적용 후 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.
- [0046] 입력 데이터가 들어오면, 학습 데이터의 평균과 표준편차를 구한다. 전체 데이터에서 평균값을 빼는 것으로 평균을 0으로 만들고, 표준편차로 나누어 분산을 1로 만드는 스탠다드 스케일러를 적용한다. 스탠다드 스케일러는 학습에서 너무 큰 값이 발생하는 것을 막아주고, 분산을 1로 하여, 안정적인 학습을 할 수 있도록 한다.
- [0047] 도 5는 도 1의 데이터에 스탠다드 스케일러를 적용한 후 시각화한 것으로 패턴에는 변화가 없지만 y축을 비교하면 전체 데이터의 평균이 0으로 제거된 것과 편차가 줄어든 것을 볼 수 있다.
- [0049] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 스탠다드 스케일러 적용 후 7일간의 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.
- [0050] 도 6은 도 5에서 도 2와 같은 시간대의 데이터를 시각화한 것이다. 도 2와는 다르게 분산이 줄어들고, 음수값을 가지고 있다.

[0052] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터에서 각각의 모든 입력 출력의 평균을 제거한 후의 ETTh2 입력 데이터셋을 시각화한 도면이다.

[0053] 이후 학습 단계에서 과거 l 개의 시계열 데이터 $X_i = x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+l-1}$ 을 입력으로 사용하여, 미래 t 개의 시계열 데이터 $Y_i = x_{i+l}, x_{i+l+1}, \dots, x_{i+l+t-1}$ 를 출력하는 시계열 예측 작업에서 X_i 의 평균

$$M(X_i) = \frac{\sum_{a=i}^{i+l-1} x_a}{l}$$

를 X_i 와 Y_i 의 모든 원소에서 뺀 X'_i 와 Y'_i 을 구한다. 이것은 시계열 데이터 예측을 위한 모델의 학습에서 입력 출력으로 사용된다. 즉, 기존 전체 데이터에 적용되는 스탠다드 스케일러만 사용하는 방법과 다르게, 각각 시계열 데이터의 모든 입력 출력의 평균을 0으로 만드는 것이다. 시계열 데이터 예측에서는 X'_i 를 입력으로 모델이 출력한 Y''_i 에 $M(X_i)$ 를 더한다.

[0054] 도 7은 도 5의 스탠다드 스케일러를 적용한 데이터에 각각의 모든 입력 출력의 평균을 0으로 만들어 제거한 방법을 적용한 입력 데이터를 시각화한 것이다. 본 발명의 실시예에 따르면, 스탠다드 스케일러를 적용한 데이터에 각각의 모든 입력 출력의 평균을 0으로 만들어 장기 추세 패턴이 사라진 것을 볼 수 있다.

[0056] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터에서 각각의 모든 입력 출력의 평균 제거 적용 후 7일간의 ETTh2 데이터셋을 시각화한 도면이다.

[0057] 도 8은 도 7에서 도 2 및 도 6과 동일한 시간대의 데이터를 시각화한 것이다. 도 6과 같은 분산을 가지지만, 평균이 0이다. 따라서 본 방법의 실시예에 따르면, 반영이 어려운 장기 추세 패턴을 학습하지 않기 때문에, 과거에 학습했던 모델도, 먼 미래에 단기적 패턴이 변하지 않는다면 동일한 성능을 달성할 수 있게 된다.

[0058] 본 발명의 실시예에서는 ETTh2 데이터셋을 예시로서 설명하지만, 제안하는 방법을 적용하면 단기 패턴과 장기 패턴을 모두 가지는 태양광 발전량, 일사량, 온도, 전기사용량, 금융 등 다양한 데이터에 대하여 변하지 않는 성능을 가진 모델을 만들 수 있다.

[0060] 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.

[0061] 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(embodiment)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.

[0062] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판

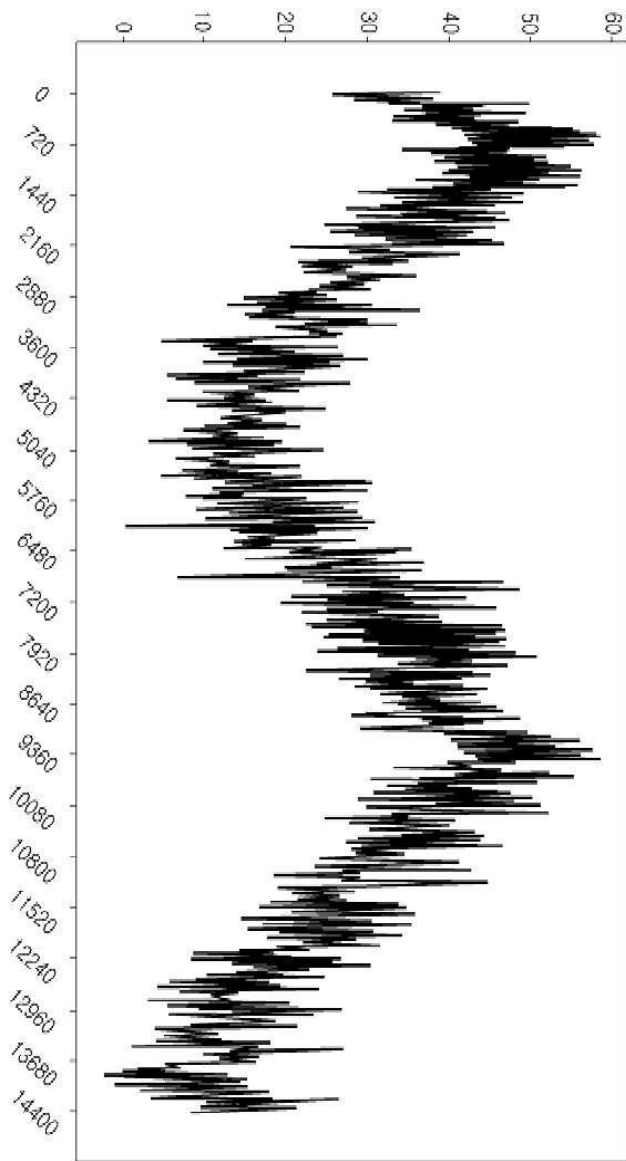
독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical 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.

[0063] 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.

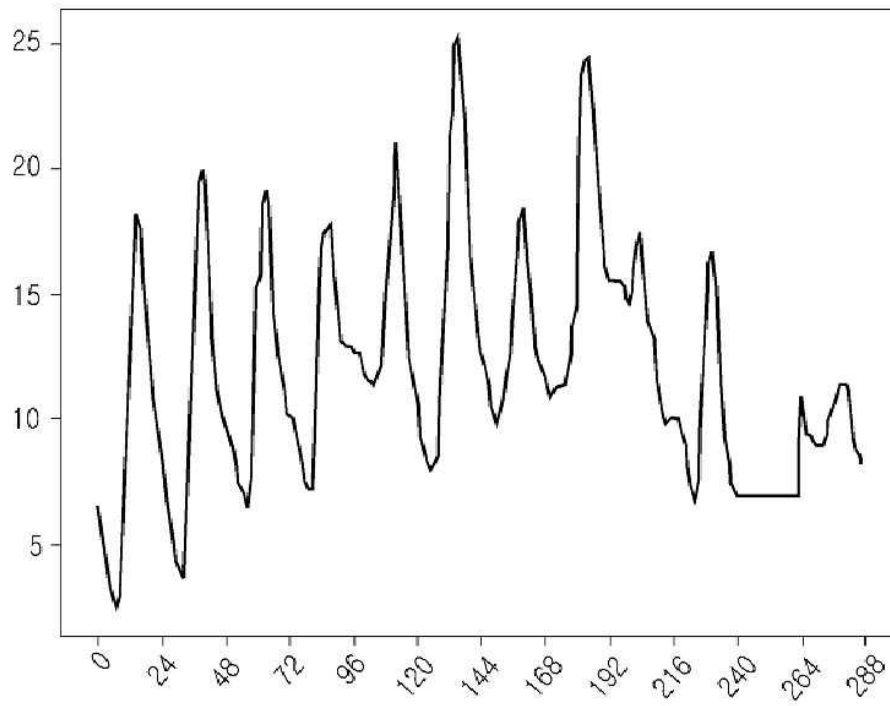
[0064] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

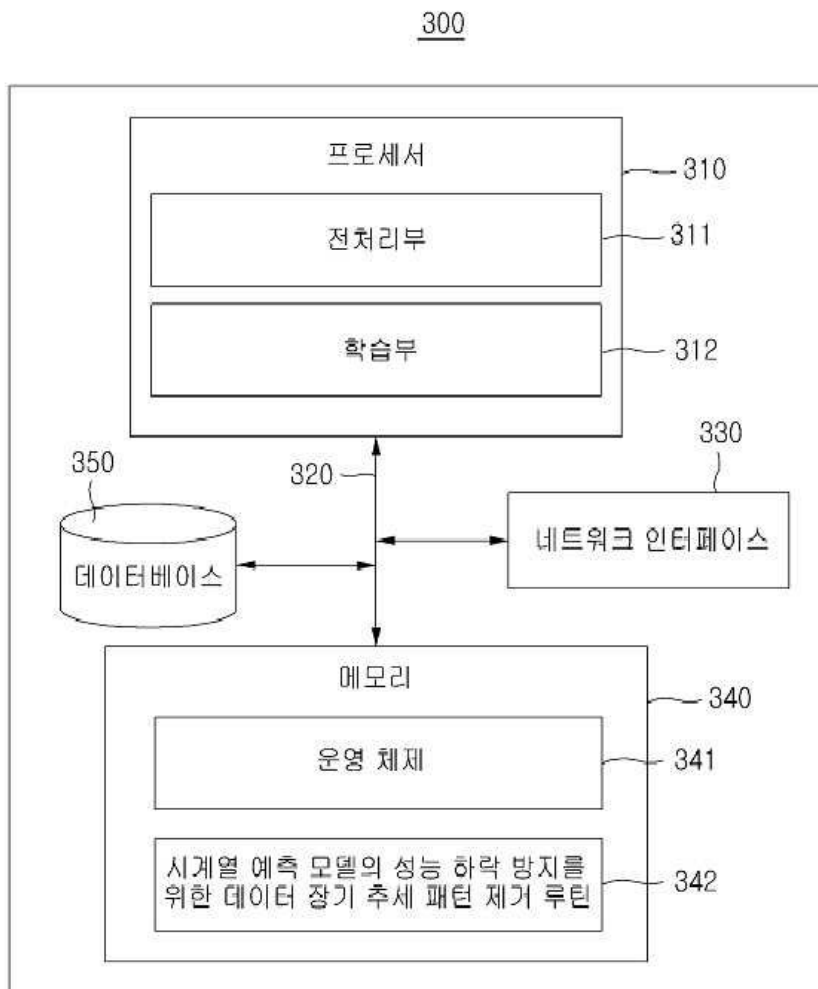
도면1



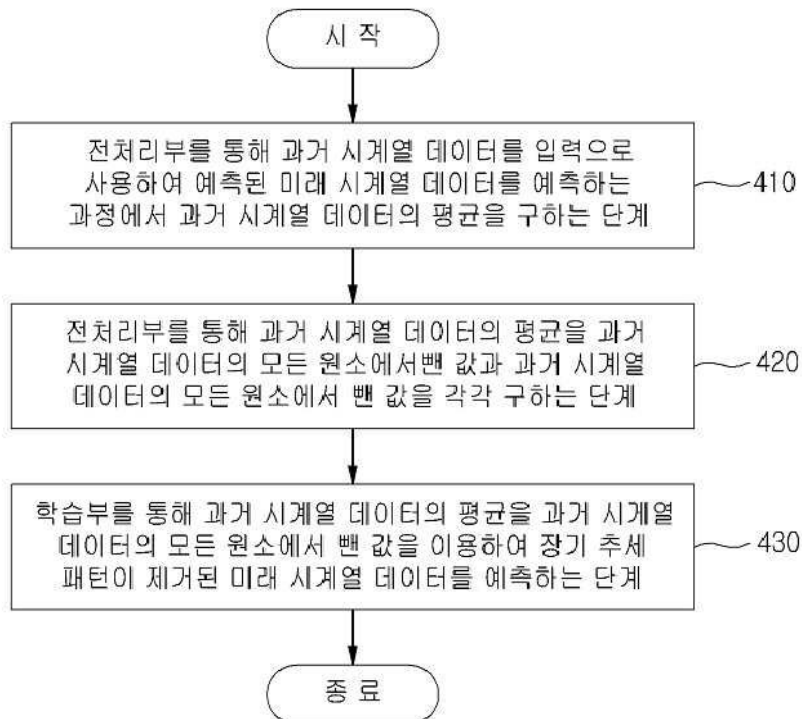
도면2



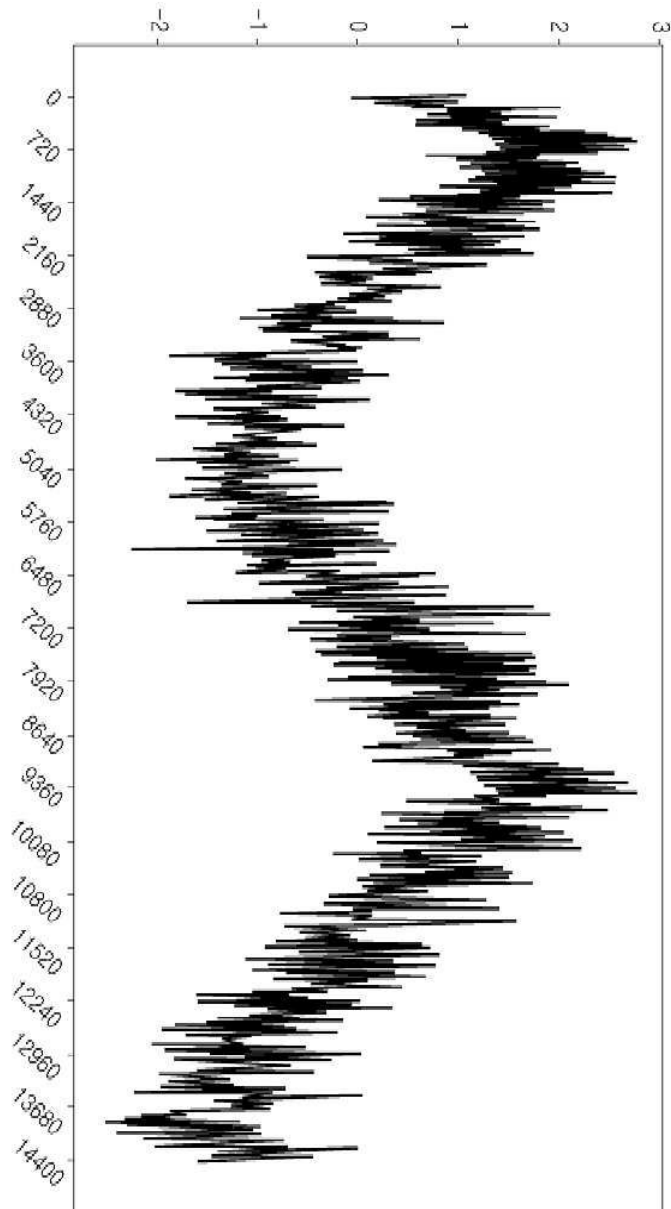
도면3



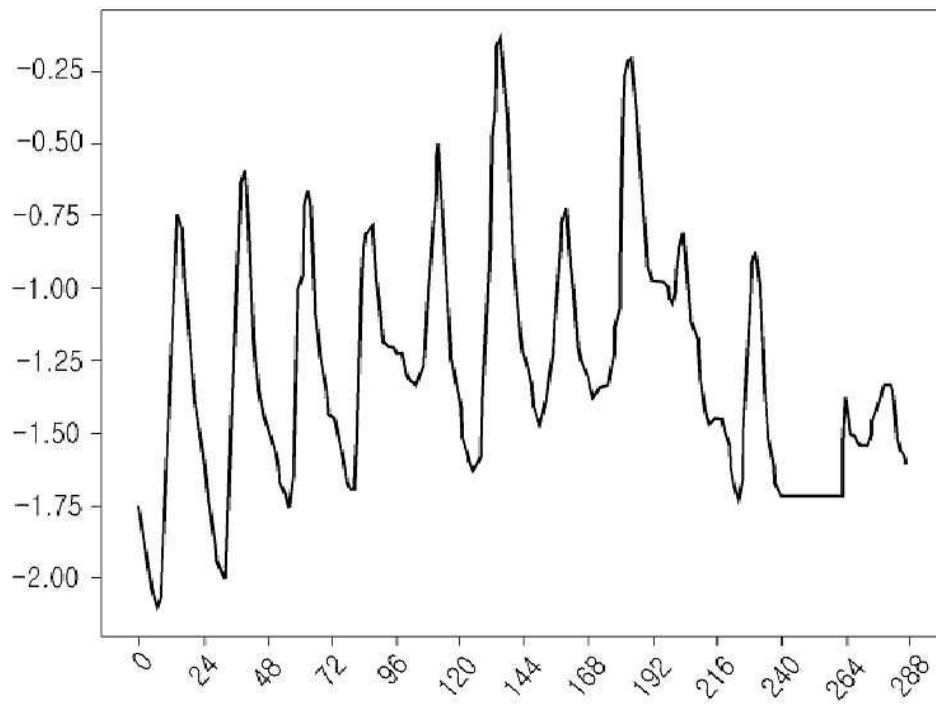
도면4



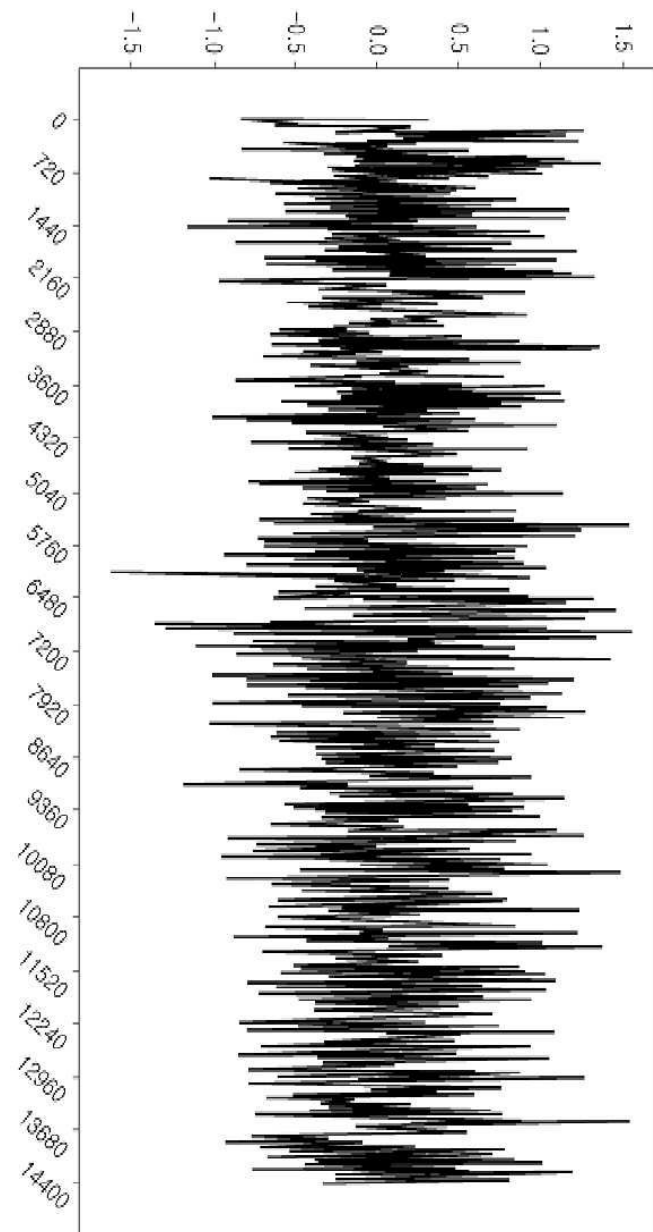
도면5



도면6



도면7



도면8

