(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0076695
(43) 공개일자 2023년05월31일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H02S 50/10 (2014.01) *G06F 17/40* (2006.01)
(52) CPC특허분류
H02S 50/10 (2015.01)
G06F 17/40 (2020.08)
(21) 출원번호 10-2021-0181746
(22) 출원일자 2021년12월17일
심사청구일자 2021년12월17일
(30) 우선권주장
1020210162852 2021년11월24일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
황인준
서울특별시 성동구 매봉길 15(옥수동, 래미안 옥수 리버젠)
정원용
서울특별시 서초구 잠원로 88(잠원동, 신반포아파트)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인주연케이알피

전체 청구항 수 : 총 15 항

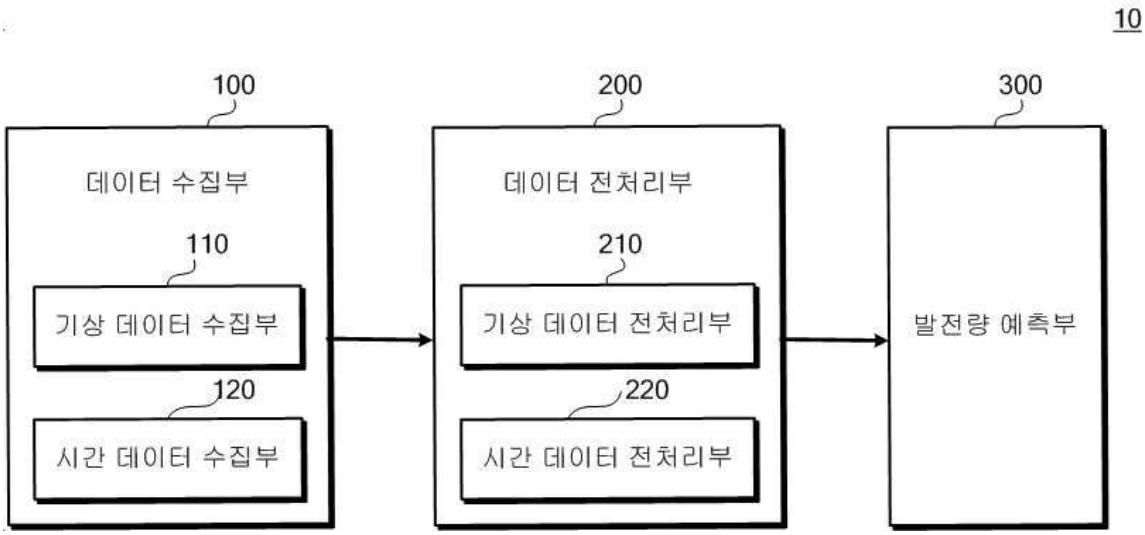
(54) 발명의 명칭 **태양광 주기성에 적합한 시간 변수를 반영한 태양광 발전량 예측 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 태양광 발전량 예측 장치 및 방법에 관한 것으로, 특히 태양광 발전에 관련된 다양한 데이터를 수집하고, 수집된 데이터를 기반으로 태양광 발전량을 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다. 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 장치는, 기상 데이터 및 시간 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 상기 기상 데이터 및 상

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도1



기 시간 데이터에 대한 전처리 동작을 수행하는 데이터 전처리부; 및 상기 데이터 전처리부에서 전처리된 기상 데이터 및 시간 데이터를 이용하여 태양광 발전량 예측 모델을 학습시키는 발전량 예측부를 포함하며, 상기 데이터 전처리부는 상기 시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환하고, 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계에 기초하여 상기 복수의 시간 변수 중 적어도 하나를 선택한다. 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 장치는 시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환하고, 복수의 시간 변수 중 일부만을 태양과 발전량 예측을 위한 학습 모델의 변수로 사용함으로써, 태양광 발전량을 정확하고 효율적으로 예측할 수 있다.

(52) CPC특허분류
Y02E 10/56 (2020.08)

(72) 발명자
박성우
서울특별시 성동구 상원12길 15(성수동1가, 성수동 동아그린아파트)
문재욱
서울특별시 광진구 아차산로78길 7(광장동, 유진스웰)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711127169
과제번호	2019M3F2A1073184
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	에너지클라우드기술개발(과기정통부)(R&D)
연구과제명	개방형 마이크로그리드 플랫폼을 위한 딥러닝 기반의 확률론적 에너지 사용량 예측 모델 구성 및 시뮬레이션 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

기상 데이터 및 시간 데이터를 수집하는 데이터 수집부;

상기 기상 데이터 및 상기 시간 데이터에 대한 전처리 동작을 수행하는 데이터 전처리부; 및

상기 데이터 전처리부에서 전처리된 기상 데이터 및 시간 데이터를 이용하여 태양광 발전량 예측 모델을 학습시키는 발전량 예측부를 포함하며,

상기 데이터 전처리부는 상기 시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환하고, 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계에 기초하여 상기 복수의 시간 변수 중 적어도 하나를 선택하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 데이터 전처리부는 상기 기상 데이터를 정규화하여 전처리하는 가상 데이터 전처리부를 포함하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 데이터 전처리부는 상기 시간 데이터에 대한 전처리 동작을 수행하는 시간 데이터 전처리부를 더 포함하며,

상기 시간 데이터 전처리부는 상기 시간 데이터를 주기 함수를 이용하여 상기 복수의 시간 변수로 변환하는 시간 변수 변환부를 포함하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 시간 데이터 전처리부는 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계를 분석하는 시간 변수 선택부를 더 포함하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 5

제4 항에 있어서,

상기 시간 변수 선택부는 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계 값을 각각 연산하고, 상기 복수의 시간 변수에 대응하는 상관관계 값이 기준 값보다 큰 시간 변수만을 상기 발전량 예측부의 입력 변수로 선택하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 6

제5 항에 있어서,

상기 복수의 시간 변수에 대응하는 상관관계 값이 상기 기준 값보다 작은 경우, 상기 시간 변수 선택부는 상기 기준 값보다 작은 상관관계 값에 대응하는 시간 변수를 상기 발전량 예측부의 입력 변수에서 제외하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 7

제6 항에 있어서,

상기 시간 변수 선택부는 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 피어슨 상관관계 값을 각각 연산하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 8

제5 항에 있어서,

상기 시간 데이터 전처리부는 상기 입력 변수로 선택된 시간 변수의 주기를 조정하면서 상관관계를 연산하는 시간 변수 보정부를 더 포함하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 9

제8 항에 있어서,

상기 시간 변수 보정부는 상기 입력 변수로 선택된 시간 변수의 함수 식을 X 축으로 이동시키면서 상관관계를 연산하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 10

제1 항에 있어서,

상기 발전량 예측부는 LightGBM을 학습 모델로 사용하는, 태양광 발전량 예측 장치.

청구항 11

태양광 발전량 예측 방법에 있어서,

데이터 수집부에서 기상 데이터 및 시간 데이터를 수신하는 단계;

데이터 전처리부에서 상기 시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환하는 단계;

상기 데이터 전처리부에서 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계를 분석하는 단계;

상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계 값이 기준 값보다 큰 시간 변수만을 발전량 예측부의 입력 변수로 선택하는 단계; 및

상기 발전량 예측부에서 태양광 발전량 예측 동작을 수행하는 단계를 포함하는, 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 12

제11 항에 있어서,

상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계 값이 기준 값보다 작은 경우, 상기 기준 값보다 작은 상관관계에 대응하는 시간 변수를 상기 발전량 예측부의 입력 변수에서 제외하는 단계를 더 포함하는, 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 13

제11 항에 있어서,

상기 발전량 예측부의 입력 변수로 선택된 시간 변수에 대하여, 함수 식의 주기를 조정하는 단계를 더 포함하는, 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 14

제12 항에 있어서,

상기 발전량 예측부의 입력 변수로 선택된 시간 변수에 대하여, 함수 식의 X축을 이동시키는 단계를 더 포함하는, 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 15

제11 항에 있어서,

상기 데이터 전처리부에서 상기 기상 데이터를 정규화하는 단계를 더 포함하는, 태양광 발전량 예측 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 태양광 발전량 예측 장치 및 방법에 관한 것으로, 특히 태양광 발전에 관련된 다양한 데이터를 수집하고, 수집된 데이터를 기반으로 태양광 발전량을 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 신재생 에너지인 태양광 발전은 4차산업 혁명에서 기후변화와 더불어 온실가스 감축 목표 달성에 매우 중요한 역할을 하게 될 것으로 기대되고 있다. 따라서 태양광발전 사업에 대한 꾸준한 지원 정책과 기술의 발전에 따라 태양광 패널의 수명 및 효율이 개선되었고, 태양광 발전 관련 설비들도 고도화되고 있으며 대형 태양광 발전소는 물론이고 소규모 태양광 발전 역시 활성화되고 있다.

[0003] 이러한 태양광 발전의 경우 외부 영향에 의존적이기 때문에 발전량 예측이 매우 중요한데, 과다한 발전은 설계 용량을 초과하는 발전에 의한 물리적, 전기적 위험이 있고, 연계되는 계통에 다수의 태양광 발전 설비들이 존재하는 경우 역조류 발생 등의 문제가 발생할 수 있으며 저조한 발전은 수익 하락의 문제가 발생할 수 있다.

[0004] 이와 같이 태양광 발전량 예측은 물리적, 경제적 위험 요소를 예방하는데 중요한 역할을 하고 있으며, 태양광 발전량 예측의 정확도에 따라 경제적 측면에서 많은 손익이 변동되기 때문에 다양한 분야에서 발전량 예측에 관한 기술 도입을 확대하고 있다.

[0005] 태양광 발전량 예측에 사용되는 변수로는 일사량, 일조시간, 온도, 강수량 등의 기상 데이터와 시간 정보를 나타내는 시간 변수가 있다. 태양광 발전량은 계절의 변화, 하루 중의 시간 변화의 영향을 많이 받기 때문에 시간 정보를 변수에 포함시키는 것이 중요하다. 그러나, 시간 변수의 경우, 월말인 31일과 월초인 1일과 같이 시간적으로는 서로 연결되어 있지만 값으로는 서로 멀리 떨어져 있는 등, 변수로서 사용하기에 쉽지 않은 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 목적은 태양광 발전량을 정확하고 효율적으로 예측할 수 있는 태양광 발전량 예측 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 장치는, 기상 데이터 및 시간 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 상기 기상 데이터 및 상기 시간 데이터에 대한 전처리 동작을 수행하는 데이터 전처리부; 및 상기 데이터 전처리부에서 전처리된 기상 데이터 및 시간 데이터를 이용하여 태양광 발전량 예측 모델을 학습시키는 발전량 예측부를 포함하며, 상기 데이터 전처리부는 상기 시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환하고, 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계에 기초하여 상기 복수의 시간 변수 중 적어도 하나를 선택한다.

[0008] 실시 예에 있어서, 상기 데이터 전처리부는 상기 기상 데이터를 정규화하여 전처리하는 가상 데이터 전처리부를 포함한다.

[0009] 실시 예에 있어서, 상기 데이터 전처리부는 상기 시간 데이터에 대한 전처리 동작을 수행하는 시간 데이터 전처리부를 더 포함하며, 상기 시간 데이터 전처리부는 상기 시간 데이터를 주기 함수를 이용하여 상기 복수의 시간 변수로 변환하는 시간 변수 변환부를 포함한다.

[0010] 실시 예에 있어서, 상기 시간 데이터 전처리부는 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계를 분석하는 시간 변수 선택부를 더 포함한다.

[0011] 실시 예에 있어서, 상기 시간 변수 선택부는 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계 값을 각각 연산하고, 상기 복수의 시간 변수에 대응하는 상관관계 값이 기준 값보다 큰 시간 변수만을 상기 발전량 예측부의 입력 변수로 선택한다.

[0012] 실시 예에 있어서, 상기 복수의 시간 변수에 대응하는 상관관계 값이 상기 기준 값보다 작은 경우, 상기 시간 변수 선택부는 상기 기준 값보다 작은 상관관계 값에 대응하는 시간 변수를 상기 발전량 예측부의 입력 변수에서 제외한다.

[0013] 실시 예에 있어서, 상기 시간 변수 선택부는 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 피어슨 상관관계 값을 각각 연산한다.

[0014] 실시 예에 있어서, 상기 시간 데이터 전처리부는 상기 입력 변수로 선택된 시간 변수의 주기를 조정하면서 상관관계를 연산하는 시간 변수 보정부를 더 포함한다.

[0015] 실시 예에 있어서, 상기 시간 변수 보정부는 상기 입력 변수로 선택된 시간 변수의 함수 식을 X 축으로 이동시키면서 상관관계를 연산한다.

[0016] 실시 예에 있어서, 상기 발전량 예측부는 LightGBM을 학습 모델로 사용한다.

[0017] 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 방법은 데이터 수집부에서 기상 데이터 및 시간 데이터를 수신하는 단계; 데이터 전처리부에서 상기 시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환하는 단계; 상기 데이터 전처리부에서 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계를 분석하는 단계; 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계 값이 기준 값보다 큰 시간 변수만을 발전량 예측부의 입력 변수로 선택하는 단계; 및 상기 발전량 예측부에서 태양광 발전량 예측 동작을 수행하는 단계를 포함한다.

[0018] 실시 예에 있어서, 상기 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계 값이 기준 값보다 작은 경우, 상기 기준 값보다 작은 상관관계에 대응하는 시간 변수를 상기 발전량 예측부의 입력 변수에서 제외하는 단계를 더 포함한다.

[0019] 실시 예에 있어서, 상기 발전량 예측부의 입력 변수로 선택된 시간 변수에 대하여, 함수 식의 주기를 조정하는 단계를 더 포함한다.

[0020] 실시 예에 있어서, 상기 발전량 예측부의 입력 변수로 선택된 시간 변수에 대하여, 함수 식의 X축을 이동시키는 단계를 더 포함한다.

[0021] 실시 예에 있어서, 상기 데이터 전처리부에서 상기 기상 데이터를 정규화하는 단계를 더 포함한다.

발명의 효과

[0022] 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 장치는 시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환하고, 복수의 시간 변수 중 일부만을 태양과 발전량 예측을 위한 학습 모델의 변수로 사용한다. 따라서, 본 출원에 따른 태양광 발전량 예측 장치는 태양광 발전량을 정확하고 효율적으로 예측할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0023] 도 1은 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 장치(10)를 보여주는 블록도이다.

도 2는 도 1의 시간 데이터 전처리부(220)를 좀 더 자세히 보여주는 블록도이다.

도 3은 도 2의 시간 변수 변환부(221) 동작의 일 예를 보여주는 도면이다.

도 4는 도 2의 시간 변수 선택부(222)를 좀 더 자세히 보여주는 블록도이다.

도 5는 시간 변수 선택부(222)에 의하여 추출된 시간 변수를 좀 더 자세히 보여주는 도면이다.

도 6은 도 2의 시간 변수 보정부(223)의 동작을 좀 더 자세히 보여주기 위한 도면이다.

도 7은 도 2의 발전량 예측부(300)에 적용되는 학습 모델의 예시들 및 그 학습 결과를 예시적으로 보여주는 도면이다.

도 8은 도 1의 태양광 발전량 예측 장치(10)의 동작을 보여주는 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0024] 이하에서는, 본 발명의 기술적 사상을 본 출원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있을 정도로 상세히 설명하기 위하여, 첨부된 도면을 참조하여 본 출원의 실시 예들이 자세히 설명될 것이다.

[0025] 도 1은 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 장치(10)를 보여주는 블록도이다.

[0026] 도 1을 참조하면, 태양광 발전량 예측 장치(10)는 데이터 수집부(100), 데이터 전처리부(200) 및 발전량 예측부(300)를 포함한다.

[0027] 데이터 수집부(100)는 태양광 발전량 예측에 필요한 각종 데이터를 수집한다. 예를 들어, 데이터 수집부(100)는 온도, 습도, 일사량 등의 기상 데이터와 월(month), 일(day), 시(hour) 등의 시간 데이터를 수집할 수 있다. 이를 위하여, 데이터 수집부(100)는 기상 데이터 수집부(110) 및 시간 데이터 수집부(120)를 포함할 수 있다.

[0028] 기상 데이터 수집부(110)는 외부로부터 각종 기상에 대한 데이터를 수집할 수 있다. 예를 들어, 기상 데이터 수집부(110)는 태양광 발전기가 설치되었거나 설치 예정인 지역의 과거, 현재 및 미래와 관련된 각종 기상 데이터를 수집할 수 있다. 기상 데이터 수집부(110)는, 예를 들어, 기상 데이터 수집부(110)는 외부로부터 과거, 현재, 미래에 대한 온도, 강수량, 습도, 풍속, 강설량, 일조시간, 일사량, 전운량, 습도, 이슬점, 풍향 등의 기상 데이터를 수집할 수 있다.

[0029] 시간 데이터 수집부(120)는 외부로부터 시간에 대한 데이터를 수집할 수 있다. 태양광 발전량은 계절의 변화, 하루 중의 시간 변화의 영향을 많이 받는다. 따라서, 시간 데이터 수집부(120)는 외부로부터 기상에 대한 데이터를 수집할 때에 월(month), 일(day), 시(hour) 및 이에 대한 시간 데이터를 함께 수신할 수 있다.

[0030] 데이터 전처리부(200)는 데이터 수집부(100)로부터 기상 및 시간에 대한 데이터를 수신한다. 데이터 전처리부(200)는 발전량 예측부(300)의 학습 모델에서 사용될 수 있도록, 수신한 기상 및 시간 데이터에 대한 전처리 동작을 수행한다. 이를 위해, 데이터 전처리부(200)는 기상 데이터 전처리부(210)는 시간 데이터 전처리부(220)를 포함할 수 있다.

[0031] 기상 데이터 전처리부(210)는 기상 데이터 수집부(110)로부터 기상 데이터를 수신한다. 기상 데이터 전처리부(210)는 수신된 기상 데이터에 대한 전처리 동작을 수행한다. 예를 들어, 기상 데이터 중 풍향 등의 데이터는 태양광 발전량과 관련성이 매우 낮은 데이터이다. 따라서, 기상 데이터 전처리부(210)는 발전량 예측부(300)에 입력 변수로 제공될 기상 데이터 중 풍향 데이터를 제외할 수 있다. 다른 예로, 기상 데이터 중 습도와 이슬점의 데이터는 상관관계를 분석하면 서로 간에 매우 유사한 데이터임을 알 수 있다. 따라서, 기상 데이터 전처리부(210)는 이슬점 및 습도의 기상 데이터 중 어느 하나만을 발전량 예측부(300)에 입력 변수로 제공할 수 있다.

[0032] 또한, 기상 데이터 전처리부(210)는 기상 데이터 수집부(110)로부터 수신된 기상 데이터에 대한 정규화 동작을 수행하고, 정규화된 기상 데이터를 발전량 예측부(300)에 제공할 수 있다.

[0033] 시간 데이터 전처리부(220)는 시간 데이터 수집부(120)로부터 시간 데이터를 수신한다. 시간 데이터 전처리부(220)는 수신된 1차원의 시간 데이터를 주기성 정보를 반영할 수 있는 1차원의 복수의 시간 변수로 변환할 수 있다. 또한, 시간 데이터 전처리부(220)는 태양광 발전량과의 상관관계에 기초하여, 복수의 시간 변수 중 일부 시간 변수만을 발전량 예측부(300)에 입력 변수로 제공할 수 있다. 본 출원의 실시 예에 따른 시간 데이터 전처리부(220)는, 이하의 도 2 내지 도 6에서 좀 더 자세히 설명될 것이다.

[0034] 발전량 예측부(300)는 데이터 전처리부(200)로부터 전처리된 데이터를 수신한다. 발전량 예측부(300)는 수신된 데이터를 이용하여 태양광 발전량을 예측하는 동작을 수행한다.

[0035] 예를 들어, 발전량 예측부(300)는 기계학습 모델을 통하여 구현되며, 수신된 데이터를 입력 변수로 하여 태양광 발전량을 예측할 수 있다. 예를 들어, 발전량 예측부(300)는 ANN(Artificial Neural Network), SVM(Support Vector Machine), RF(Random Forest) 등과 같은 기계학습 모델을 통하여 구현될 수 있으며, 데이터 전처리부(200)로부터 수신된 데이터를 입력 변수로 사용하여 태양광 발전량을 예측할 수 있다.

[0036] 상술한 바와 같이, 본 출원의 실시 예에 따른 태양광 발전량 예측 장치(10)는 1차원의 시간 데이터를 2차원의 복수의 시간 변수로 변환한다. 태양광 발전량 예측 장치(10)는 복수의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계에 기초하여, 복수의 시간 변수 중 일부만을 태양광 발전량 예측을 위한 학습 모델에 입력 변수로 제공한다. 따라서, 본 출원에 따른 태양광 발전량 예측 장치(10)는 태양광 발전량을 정확하고 효율적으로 예측할 수 있다.

[0037] 도 2는 도 1의 시간 데이터 전처리부(220)를 좀 더 자세히 보여주는 블록도이다.

[0038] 도 2를 참조하면, 시간 데이터 전처리부(220)는 시간 변수 변환부(221), 시간 변수 선택부(222) 및 시간 변수 보정부(223)를 포함한다.

[0039] 시간 변수 변환부(221)는 1차원의 시간 데이터를 주기성 정보를 반영하는 2차원의 시간 데이터로 변환한다. 2차원 시간 데이터는 발전량 예측부(300)에 적용되는 기계학습 모델의 입력 변수로 사용되며, 따라서 시간 변수라고 칭해질 수 있다.

[0040] 좀 더 자세히 설명하면, 태양광 발전량은 계절의 변화, 하루 중의 시간 변화의 영향을 많이 받는다. 따라서, 기계학습 모델에 적용되기 위해서는 시간 변화의 연속성 또는 주기성이 반영되어야 하는데, 월(month), 일(day), 시(hour)의 시간 데이터를 원래의 1차원 데이터의 형태로 사용할 경우, 시간 데이터의 주기성이 반영되지 않는다는 문제가 있다. 예를 들어, 23시와 0시는 연속적인 시간임에도 불구하고, 1차원 데이터 상으로는 23의 차이가 발생하게 된다.

[0041] 따라서, 본 출원의 실시 예에 따른 시간 변수 변환부(221)는 주기 함수를 통하여 1차원의 시간 데이터를 2차원의 시간 데이터로 변환하는 동작을 수행한다. 예를 들어, 시간 변수 변환부(221)는 월(month), 일(day), 시(hour)의 1차원 시간 데이터를 사인(sin)과 코사인(cos)의 2차원 시간 데이터로 변환할 수 있다. 이 경우, 변환된 2차원 시간 데이터는 월(month)-사인(sin), 월(month)-코사인(cos), 일(day)-사인, 일(day)-코사인(cos), 시(hour)-사인(sin), 시(hour)-코사인(cos)으로, 총 6개의 주기 함수 형태의 시간 변수일 수 있다.

[0042] 시간 변수 선택부(222)는 시간 변수 변환부(221)로부터 2차원의 복수의 시간 변수를 수신한다. 시간 변수 선택부(222)는 복수의 시간 변수 중 일부 시간 변수만을 선택적으로 추출할 수 있다.

[0043] 예를 들어, 시간 변수 선택부(222)는 복수의 시간 변수들과 태양광 발전량 각각의 상관관계에 기초하여, 상관관계가 높은 시간 변수만을 선택할 수 있다. 예를 들어, 시간 변수 선택부(222)는 태양광 발전량과 상관관계가 높은 월-코사인, 시-코사인 시간 변수를 추출할 수 있다. 이와 같은 선택적 추출 동작을 통하여, 태양광 발전량 예측의 정확도가 향상됨은 물론, 발전량 예측부(300)에서 수행될 연산량이 감소될 수 있다.

[0044] 시간 변수 보정부(223)는 시간 변수 선택부(222)로부터 선택된 시간 변수를 수신한다. 시간 변수 보정부(223)는 태양광 발전량과 더 높은 상관관계를 갖도록 선택된 시간 변수에 대한 보정을 동작을 수행할 수 있다.

[0045] 예를 들어, 시간 변수 선택부(222)로부터 수신된 주기 함수 형태로 표현된 월-코사인 시간 변수 및 시-코사인 시간 변수에 대하여, 시간 변수 보정부(223)는 주기를 변화시키거나 X 축으로 이동시키는 동작을 통하여 최적의 더 높은 상관관계를 갖도록 보정할 수 있다. 이후, 시간 변수 선택부(222)는 보정된 월-코사인, 시-코사인 시간 변수를 입력 변수로 하여 발전량 예측부(300)에 제공할 수 있다. 이와 같은 보정 동작을 통하여, 태양광 발전량 예측의 정확도가 더욱 향상될 수 있다.

[0046] 상술한 바와 같이, 본 출원의 실시 예에 따른 시간 데이터 전처리부(220)는 1차원의 시간 데이터를 주기성 정보를 반영하는 2차원의 시간 변수로 변환하고, 복수의 2차원 시간 변수들 중 태양광 발전량과 상관관계가 높은 일부 시간 변수를 추출하며, 추출된 시간 변수의 주기 등에 대한 보정 동작을 수행한다. 이에 따라, 태양광 발전량과 상관관계가 높은 최적의 시간 데이터가 입력 변수로 학습 모델에 제공될 수 있다. 따라서, 태양광 발전량 예측의 정확도가 향상됨은 물론, 연산량 감소로 인하여 학습 모델의 연산 속도가 개선될 수 있다.

[0047] 도 3은 도 2의 시간 변수 변환부(221) 동작의 일 예를 보여주는 도면이다.

[0048] 도 3을 참조하면, 시간 변수 변환부(221)는 주기성을 반영하도록 1차원의 시간 데이터를 2차원 시간 변수로 변환한다. 예를 들어, 변환된 2차원 시간 변수는 다음과 같이 6개의 주기 함수 형태로 표현될 수 있다.

[0049]
$$Month_{x,y} = \sin, \cos(month \times (2\pi/12))$$
$$Day_{x,y} = \sin, \cos(day \times (2\pi/DoM))$$
$$Hour_{x,y} = \sin, \cos(hour \times (2\pi/24))$$

[0050] 여기서, DoM은 해당 월의 일 수(Day of the Monty)를 의미할 수 있다.

[0051] 월(Month)를 예로 들어 좀 더 자세히 설명하면, 월(Month)의 길이인 12의 주기를 갖는 사인과 코사인함수가 각각 생성된다. 이 때 두 개의 삼각함수 값을 통해 월(Month) 값을 2차원으로 표현하는 이유는, 주기가 12인 하나의 삼각함수 값을 통해 표현할 경우에는 두 개의 x값에 대해서 같은 y값이 결정되며, 이 경우에 y값만으로 시기를 특정하기 어렵다는 문제가 생기기 때문이다. 따라서, 동일한 x값이라도 서로 다른 y값을 갖는 두 개의 삼각함수를 사용함으로써, 이러한 문제가 해결될 수 있다. 위에서, 월(Month)는 주기가 12인 함수, 일(Day)는 '달

월의 일수를 주기로 갖는 함수, 시(Hour)는 주기가 24인 함수로 표현된다. 다만, 이는 예시적인 것이며, 본 출원의 기술적 사상은 이에 한정되지 않음이 이해될 것이다.

[0052] 도 4는 도 2의 시간 변수 선택부(222)를 좀 더 자세히 보여주는 블록도이고, 도 5는 시간 변수 선택부(222)에 의하여 추출된 시간 변수를 좀 더 자세히 보여주는 도면이다.

[0053] 도 4를 참조하면, 시간 변수 선택부(222)는 상관관계 분석부(222_1) 및 시간 변수 추출부(222_2)를 포함한다.

[0054] 상관관계 분석부(222_1)는 복수의 2차원 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계를 분석한다. 예를 들어, 2차원 시간 변수가 월(month)-사인(sin), 월(month)-코사인(cos), 일(day)-사인, 일(day)-코사인(cos), 시(hour)-사인(sin), 시(hour)-코사인(cos)으로 총 6개인 경우, 상관관계 분석부(222_1)는 6개의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계를 분석할 수 있다.

[0055] 예를 들어, 도 5를 참조하면, 피어슨 상관관계를 이용하여 6개의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계가 분석될 수 있다. 다만, 이는 예시적인 것이며, 피어슨 상관관계 이외의 연산을 통하여, 6개의 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계가 분석될 수도 있다.

[0056] 시간 변수 추출부(222_2)는 분석된 상관관계에 기초하여, 복수의 2차원 시간 변수 중에서 높은 상관관계를 갖는 시간 변수만을 추출할 수 있다. 예를 들어, 시간 변수 추출부(222_2)는 복수의 2차원 시간 변수 중 상관관계가 높은 상위 N(여기서, N은 자연수)개의 시간 변수를 추출할 수 있다. 다른 예로, 시간 변수 추출부(222_2)는 복수의 2차원 시간 변수 중 상관관계의 값이 미리 정해진 기준 값보다 높은 시간 변수를 추출할 수도 있다.

[0057] 예를 들어, 도 5를 참조하면, 피어슨 상관관계의 절대값의 크기가 미리 정해진 기준 값인 '0.1'보다 큰 월-코사인 시간 변수 및 시-코사인 시간 변수가 추출될 수 있다. 다만, 이는 예시적인 것이며, 기준 값은 학습 모델의 설계자에 따라 다양하게 설정될 수 있다.

[0058] 도 6은 도 2의 시간 변수 보정부(223)의 동작을 좀 더 자세히 보여주기 위한 도면이다.

[0059] 시간 변수 보정부(223)는 시간 변수 선택부(222)에서 선택된 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계 값이 좀 더 높은 상관관계 값을 갖도록, 선택된 시간 변수에 대한 함수의 식을 변형할 수 있다.

[0060] 예를 들어, 시간 변수 보정부(223)는 주기를 12시간부터 2시간 간격으로 24시간까지 조정하면서 상관관계 값을 연산할 수 있다. 다른 예로, 시간 변수 조정부(223)는 각 주기에 대한 함수를 시간 축으로 0시부터 1시간 간격으로 12시까지 이동시키면서 상관관계 값을 연산할 수 있다.

[0061] 이러한 과정을 통하여, 시간 변수 보정부(223)는 가장 높은 피어슨 상관관계 값을 갖도록, 월-코사인 시간 변수와 시-코사인 시간 변수를 변형할 수 있다. 예를 들어, 시간 변수 보정부(223)는 이하와 같이 월-코사인 시간 변수와 시-코사인 시간 변수를 조정할 수 있다.

[0062]
$$Month'_{\cos} = -\cos(month \times (2\pi/12))$$
$$Hour'_{\cos} = -\cos((hour - 7) \times (2\pi/12))$$

[0063] 위와 같이 조정하였을 경우에, 피어슨 상관관계 값은 월-코사인 시간 변수의 경우에는 '0.14'이고, 시-코사인 신간 변수의 경우에는 '0.74'가 된다.

[0064] 도 7은 도 2의 발전량 예측부(300)에 적용되는 학습 모델의 예시들 및 그 학습 결과를 예시적으로 보여주는 도면이다.

[0065] 예시적으로, 도 7에서는 신안군 태양광 발전소를 대상으로 실험한 예측 성능이 도시되어 있다.

[0066] 발전량 예측부(300)의 학습 모델로는 RF, AdaBoost, GBM, SVM, XGBoost, DB, LightGBM이 사용될 수 있다. 예측 정확도 평가를 위해, RMSE(Root Mean Square Error)와 MAE(Mean Absolute Error)가 사용될 수 있다.

[0067] 실험 결과, LightGBM이 학습 모델로 가장 우수한 성질을 갖는 것으로 조사되었으며, 따라서 발전량 예측부(300)로는 LightGBM이 사용될 수 있다. 다만, 이는 예시적인 것이며, 태양광 발전량 예측 모델로는 다양한 학습모델들이 적용될 수 있음이 이해될 것이다.

[0068] 도 8은 도 1의 태양광 발전량 예측 장치(10)의 동작을 보여주는 순서도이다.

[0069] S110 단계에서, 데이터 수집부(100)는 기상 데이터 및 시간 데이터를 수집할 수 있다. 예를 들어, 기상 데이터 수집부(110)는 외부로부터 과거, 현재, 미래에 관련된 기상 데이터를 수집하고, 시간 데이터 수집부(120)는 기상 데이터와 연관된 시간 데이터를 수집할 수 있다.

[0070] S120 단계에서, 데이터 전처리부(200)는 기상 데이터에 대한 전처리 동작을 수행할 수 있다. 예를 들어, 기상 데이터 전처리부(210)는 외부로부터 수신된 기상 데이터 중 태양광 발전량과 관계가 낮은 데이터를 제외하고, 남은 기상 데이터에 대한 정규화 동작을 수행할 수 있다.

[0071] S130 내지 S170 단계에서, 데이터 전처리부(200)는 시간 데이터에 대한 전처리 동작을 수행할 수 있다.

[0072] 구체적으로, S130 단계에서, 시간 데이터 전처리부(220)의 시간 변수 변환부(221)는 1차원의 시간 데이터를 주기성을 갖는 복수의 2차원 시간 변수로 변환할 수 있다. 예를 들어, 월(month)-사인(sin), 월(month)-코사인(cos), 일(day)-사인, 일(day)-코사인(cos), 시(hour)-사인(sin), 시(hour)-코사인(cos)의 6개의 시간 변수가 생성될 수 있다.

[0073] S140 단계에서, 시간 데이터 전처리부(220)의 시간 변수 선택부(222)는 복수의 2차원 시간 변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계를 분석할 수 있다. 예를 들어, 6개의 월(month)-사인(sin), 월(month)-코사인(cos), 일(day)-사인, 일(day)-코사인(cos), 시(hour)-사인(sin), 시(hour)-코사인(cos)의 시간변수와 태양광 발전량 사이의 상관관계가 분석될 수 있다.

[0074] S150 단계에서, 시간 변수 선택부(222)는 상관관계의 값이 미리 정해진 기준 값보다 큰 지의 여부를 판단할 수 있다.

[0075] 만약 상관관계의 값이 기준 값보다 크다면, 해당 시간 변수는 발전량 예측부(300)에 제공될 입력 변수로 선택되며, 선택된 시간 변수가 최적의 상관관계 값을 갖도록 함수 식에 대한 보정 동작이 수행될 수 있다(S160 단계).

[0076] 예를 들어, 시간 변수 선택부(222)는 피어슨 상관관계 값이 가장 높은 월-코사인 시간 변수와 시-코사인 시간 변수를 선택할 수 있다. 이후, 시간 변수 선택부(222)는 선택된 시간 변수의 주기를 변경하고 X축으로 이동시키는 방법을 통하여 가장 높은 상관관계 값을 갖도록 함수 식을 조정할 수 있다.

[0077] 만약 상관관계의 값이 기준 값보다 작다면, 해당 시간 변수는 발전량 예측부(300)에 제공될 입력 변수에서 제외될 수 있다(S170 단계).

[0078] S180 단계에서, 발전량 예측부(300)는 제공된 시간 변수를 이용하여 기계학습 기반의 태양광 발전량 예측 동작을 수행할 수 있다. 예를 들어, 발전량 예측부(300)는 LightGBM을 통하여 태양광 발전량 예측 동작을 수행할 수 있다.

[0079] 이상에서는 본 발명에 따른 바람직한 실시 예들에 대하여 도시하고 또한 설명하였다. 그러나 본 발명은 상술한 실시 예에 한정되지 아니하며, 특허 청구의 범위에서 첨부하는 본 발명의 요지를 벗어남이 없이 당해 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 누구든지 다양한 변형 실시가 가능할 것이다.

부호의 설명

[0081] 100: 데이터 수집부

110: 기상 데이터 수집부

120: 시간 데이터 수집부

200: 데이터 전처리부

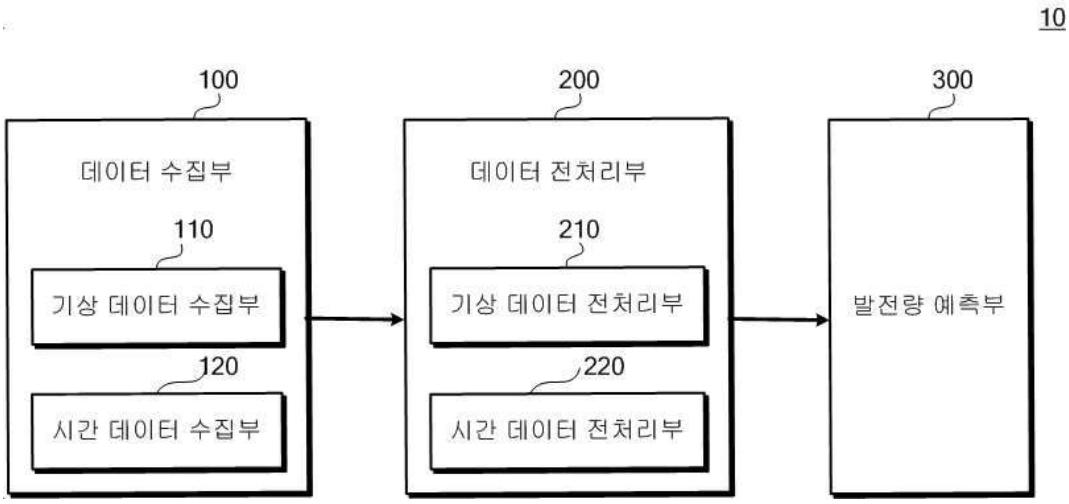
210: 기상 데이터 전처리부

220: 시간 데이터 전처리부

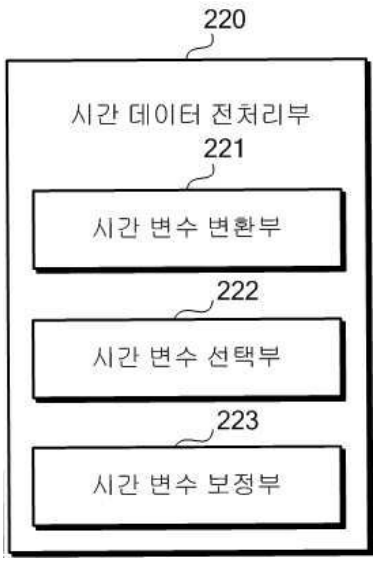
300: 발전량 예측부

도면

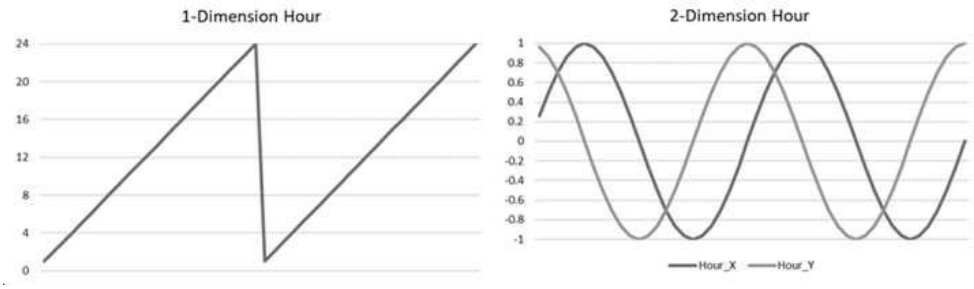
도면1



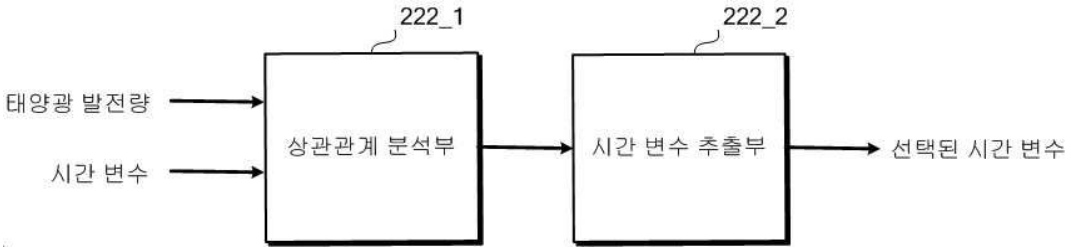
도면2



도면3



도면4



도면5

$Month_{sin}$	$Month_{cos}$	Day_{sin}	Day_{cos}	$Hour_{sin}$	$Hour_{cos}$
0.041	-0.14	-0.028	-0.0061	-0.064	-0.65

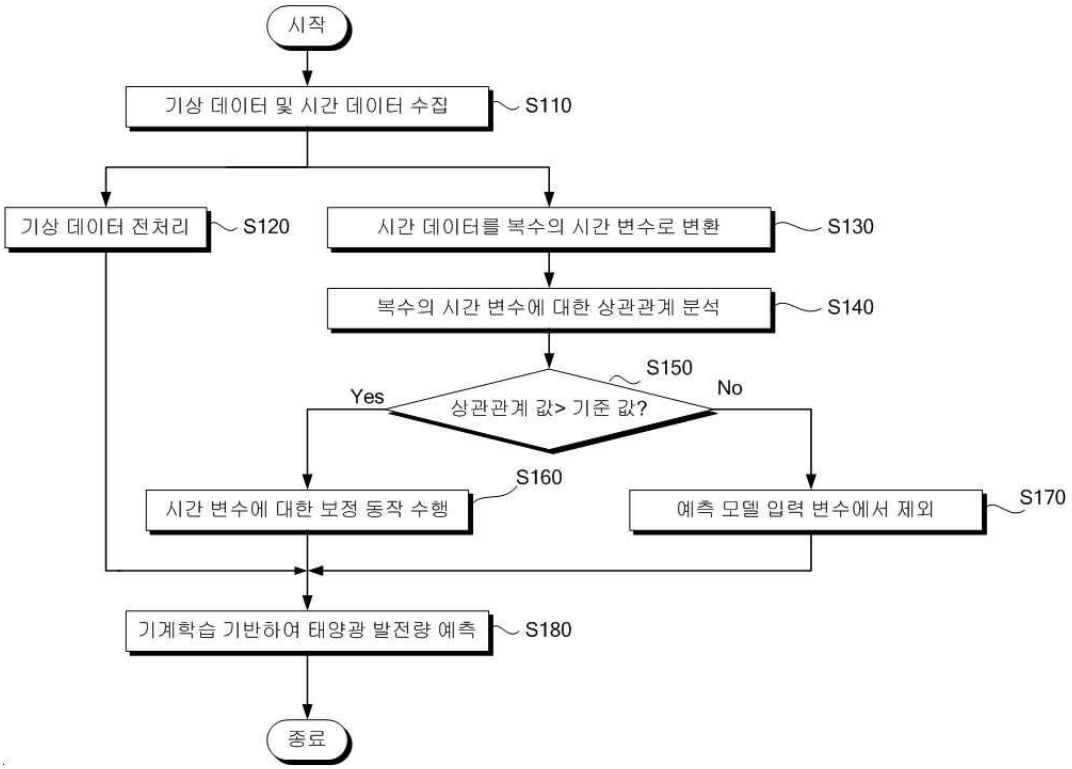
도면6

$Month'_{cos}$	$Hour'_{cos}$
0.14	0.74

도면7

Model	Daytime Train -Daytime Predict		All day Train -Daytime Predict	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
RF	46.00	23.00	62.62	40.41
AdaBoost	62.62	38.94	89.01	76.63
GBM	45.99	23.79	61.08	40.32
SVM	52.35	26.17	66.05	44.83
XGBoost	48.27	24.56	65.04	42.40
DT	50.84	26.17	68.08	44.39
LightGBM	**44.81**	**22.22**	**60.46**	**38.76**

도면8


시작
기상 데이터 및 시간 데이터 수집
S110
기상 데이터 전처리
S120
시간 데이터를 복수의 시간 변수로 변환
S130
복수의 시간 변수에 대한 상관관계 분석
S140
S150
Yes
No
상관관계 값> 기준 값?
S160
시간 변수에 대한 보정 동작 수행
예측 모델 입력 변수에서 제외
S170
기계학습 기반하여 태양광 발전량 예측
S180
종료