



**(19) 대한민국특허청(KR)**  
**(12) 공개특허공보(A)**

(11) 공개번호 10-2014-0043184  
 (43) 공개일자 2014년04월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
 G06F 19/00 (2011.01) G06Q 50/06 (2012.01)  
 (21) 출원번호 10-2012-0108638  
 (22) 출원일자 2012년09월28일  
 심사청구일자 없음

(71) 출원인  
 한국전자통신연구원  
 대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)  
 (72) 발명자  
 유재학  
 충북 옥천군 옥천읍 성왕로 1274, 101동 1304호  
 (옥향아파트)  
 이병복  
 대전 유성구 문화원로 13, 108동 201호 (장대동,  
 드림월드아파트)  
 (뒷면에 계속)  
 (74) 대리인  
 제일특허법인

전체 청구항 수 : 총 10 항

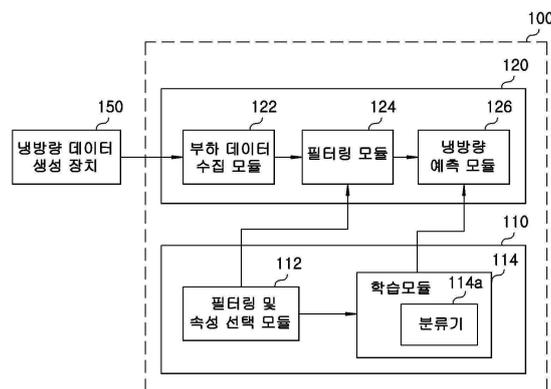
(54) 발명의 명칭 **에너지 소비량 예측 장치 및 방법**

**(57) 요약**

본 발명은 단일 클래스 SVM기반의 계층적 구조를 이용하여 다중 클래스를 생성하며, 생성된 다중 클래스 내 다수의 단일 클래스를 기반으로 에너지 소비량을 예측할 수 있는 장치 및 방법에 관한 것이다.

이를 위하여 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 장치는 다수의 에너지 부하 데이터를 생성하는 장치로부터 로우 레벨 데이터를 수집하는 부하 데이터 수집부와, 수집된 로우 레벨 데이터의 속성들 중 중복되거나 임의의 평균 이하로 이용되는 속성들을 제거하여 최적 속성 집합을 생성하는 필터링 및 속성 선택부와, 최적 속성 집합 각각을 포함하는 다수의 단일 클래스를 이용하여 적어도 둘 이상 단계로 이루어진 계층으로 결합된 형태의 다중 클래스를 생성하며, 생성된 다중 클래스를 기반으로 에너지 소비량 예측을 위한 학습 데이터를 생성하는 학습부와, 부하 데이터 수집부에서 실시간 로우 레벨 데이터를 수신하며, 수신된 실시간 로우 레벨 데이터와 다중 클래스 및 학습 데이터를 근거하여 에너지 소비 예측량을 산출하는 예측부를 포함할 수 있다.

**대표도** - 도1



(72) 발명자

**유윤식**

대전광역시 유성구 용산동 프르지오하임 106-403호

**방효찬**

대전 유성구 은구비남로 56, 902동 1401호 (노은동, 열매마을9단지)

---

## 특허청구의 범위

### 청구항 1

다수의 에너지 부하 데이터를 생성하는 장치로부터 로우 레벨 데이터를 수집하는 부하 데이터 수집부와,

상기 수집된 로우 레벨 데이터의 속성들 중 중복되거나 임의의 평균 이하로 이용되는 속성들을 제거하여 최적 속성 집합을 생성하는 필터링 및 속성 선택부와,

상기 최적 속성 집합 각각을 포함하는 다수의 단일 클래스를 이용하여 적어도 둘 이상 단계로 이루어진 계층으로 결합된 형태의 다중 클래스를 생성하며, 상기 생성된 다중 클래스를 기반으로 에너지 소비량 예측을 위한 학습 데이터를 생성하는 학습부와,

상기 부하 데이터 수집부에서 실시간 로우 레벨 데이터를 수신하며, 상기 수신된 실시간 로우 레벨 데이터와 상기 다중 클래스 및 상기 학습 데이터를 근거하여 에너지 소비 예측량을 산출하는 예측부를 포함하는

에너지 소비량 예측 장치.

### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 필터링 및 속성 선택부는,

상기 속성들의 엔트로피, 상기 속성을 포함하는 목표 클래스와 속성들간 피어슨 상관 계수 및 최적 우선 탐색 방법을 이용한 조건부 확률을 계산하여 상기 최적 속성 집합을 생성하는 것을 특징으로 하는

에너지 소비량 예측 장치.

### 청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 필터링 및 속성 선택부는,

상기 로우 레벨 데이터에 포함된 임의의 속성에 대한 엔트로피를 계산하며,

상기 임의의 속성과 다른 속성간의 조건부 확률을 계산하며,

상기 임의의 속성과 다른 속성 각각에 대한 정보 이익을 산출하며,

상기 정보 이익을 기반으로 상기 임의의 두 속성, 상기 임의의 속성과 상기 임의의 속성을 포함하는 목표 클래스와의 분포 및 피어슨 상관 계수를 이용하여 조건부 확률 상관 관계를 산출하며,

상기 조건부 확률 상관 관계를 기반으로 다수의 부분집합을 구성하며,

상기 다수의 부분집합 각각에 대한 메리트 함수 값을 산출한 후 상기 산출된 메리트 함수 값이 가장 큰 부분집합을 최적 속성 집합을 선택하는 것을 특징으로 하는

에너지 소비량 예측 장치.

### 청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 학습부는,

단일 클래스 생성을 위한 SVDD를 기반으로 상기 다중 클래스를 생성하는 것을 특징으로 하는

에너지 소비량 예측 장치.

**청구항 5**

제 1 항에 있어서,  
 상기 학습부는,  
 서로 독립되도록 결정 경계면을 갖는 상기 다중 클래스를 생성하는 것을 특징으로 하는  
 에너지 소비량 예측 장치.

**청구항 6**

제 1 항에 있어서,  
 상기 실시간 로우 레벨 데이터를 상기 최적 속성 집합을 이용하여 필터링하는 필터링부를 더 포함하며,  
 상기 예측부는,  
 상기 필터링된 데이터와 상기 학습 정보를 기반으로 상기 에너지 소비량을 예측하는 것을 특징으로 하는  
 에너지 소비량 예측 장치.

**청구항 7**

다수의 에너지 부하 데이터를 생성하는 장치로부터 기 설정된 시간 동안의 로우 레벨 데이터를 수집하는  
 단계와,  
 상기 수집된 로우 레벨 데이터의 속성들 중 중복되거나 임의의 평균 이하로 이용되는 속성들을 제거하여 최적  
 속성 집합을 생성하는 단계와,  
 상기 최적 속성 집합 각각을 포함하는 다수의 단일 클래스를 생성하는 단계와,  
 상기 다수의 단일 클래스를 적어도 둘 이상 단계로 이루진 계층으로 결합시켜 다중 클래스를 생성하는 단계와,  
 상기 생성된 다중 클래스를 기반으로 냉방량 예측을 위한 학습 정보를 생성하는 단계를 포함하는  
 에너지 소비량 예측 방법.

**청구항 8**

제 7 항에 있어서,  
 상기 최적 속성 집합을 생성하는 단계는,  
 상기 로우 레벨 데이터에 포함된 임의의 속성에 대한 엔트로피를 계산하는 단계와,  
 상기 임의의 속성과 다른 속성간의 조건부 확률을 계산하는 단계와,  
 상기 임의의 속성과 다른 속성 각각에 대한 정보 이익을 산출하는 단계와,  
 상기 정보 이익을 기반으로 상기 임의의 두 속성, 상기 임의의 속성과 상기 임의의 속성을 포함하는 목표 클레  
 스와의 분포 및 피어슨 상관 계수를 이용하여 조건부 확률 상관 관계를 산출하는 단계와,  
 상기 조건부 확률 상관 관계를 기반으로 다수의 부분집합을 구성하는 단계와,  
 상기 다수의 부분집합 각각에 대한 메리트 함수 값을 산출한 후 상기 산출된 메리트 함수 값이 가장 큰 부분집  
 합을 최적 속성 집합을 선택하는 단계를 포함하는

에너지 소비량 예측 방법.

**청구항 9**

제 7 항에 있어서,  
 상기 다수의 단일 클래스를 생성하는 단계는,  
 상기 다수의 단일 클래스 각각이 서로 독립되도록 상기 다수의 단일 클래스 각각의 결정 경계면을 생성하는 단계와,  
 상기 최적 속성 집합이 포함된 구체 크기를 계산하는 단계와,  
 상기 계산된 구체 크기와 상기 결정 경계면을 기반으로 상기 다수의 단일 클래스를 생성하는 단계를 포함하는  
 에너지 소비량 예측 방법.

**청구항 10**

제 7 항에 있어서,  
 실시간 로우 레벨 데이터를 수신하는 단계와,  
 상기 최적 속성 집합을 이용하여 상기 실시간 로우 데이터를 필터링하는 단계와,  
 상기 필터링된 데이터와 상기 학습 정보를 기반으로 상기 에너지 소비량을 예측하는 것을 특징으로 하는  
 에너지 소비량 예측 방법.

**명세서**

**기술분야**

[0001] 본 발명은 에너지 소비량 예측에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 다수의 단일 클래스를 2단계 이상의 계층적 구조로 결합된 다중 클래스를 생성하며, 생성된 다중 클래스를 기반으로 한 에너지 소비량을 예측할 수 있는 장치 및 방법에 관한 것이다.

**배경기술**

[0002] 건물의 전력사용량을 관리하기 위해서는 효율적인 부하 사용이 필수적인 요소로 작용하며, 미래의 부하에 대한 예측이 중요하다. 특히 냉난방과 관련된 공조설비에 대한 사용이 큰 비중을 차지하고 있으므로, 건물의 냉난방 에너지를 절감하는 것은 국가적으로 매우 중요한 과제한 과제이다. 또한 이를 위해서 기존의 터보와 흡수식 냉동기 외에 빙축열, 수축열, 지열, 지역냉방과 같은 환경 친화적이고, 에너지 절약적인 냉방시스템이 건물의 냉방에 적용되어 확산되고 있다. 이러한 냉방시스템들은 건물의 지리적 환경이나 에너지 수요 패턴에 따라 여러 장치가 조합된 형태로 구성되어 있고, 운전 전략도 다양하기 때문에 쾌적한 냉방조건과 에너지 절감을 동시에 달성하기 위한 효과적인 냉방 소비예측은 중요한 요소기술이다.

[0003] 냉방량 소비 예측에 대한 종래 기술을 살펴보면, 시계열 법, 회귀 분석법, 신경 회로망법 및 뉴로-피지 이론까지 다양한 방법이 시도되고 있으며, 이러한 방법들은 주로 과거 냉방량 소비 실적 등이 사용된다. 보다 상세하게 소비 예측 요소로는 사용자 카테고리(category), 온도, 습도, 풍속 등의 날씨 상태요소, 최근 사용한 소비 패턴, 하루에 대한 시간적 특성, 일주일 단위, 계절적 부하사용, 특정행사에 대한 이벤트, 완만한 냉방량 사용과 급속한 전력 사용 등의 부하분포, 수요측 관리계획 등에 의해 모델링이 달라질 수 있다. 예측된 냉방 소비량을 이용하여 전력 사용을 관리 할 수 있는 시스템을 설계하기 위해서는 실제 사용되는 패턴과 같은 모델이 필요하기 때문에 보다 많은 요소를 고려해야 한다는 단점을 가지고 있다.

**선행기술문헌**

**특허문헌**

[0004] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 공개번호 10-2004-0103390호, 공개일자 2004년 12월 08일 "소비 에너지 예측 장치 및 소비 에너지 예측 방법"에는 소비 에너지의 보간 정보를 이용하여 공조기의 소비 에너지 계산하는 기술에 대해 기재되어 있다.

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0005] 상기와 같은 문제점을 해결하기 위해 안출된 것으로서, 본 발명의 목적은 단일 클래스 SVM기반의 계층적 구조를 이용하여 다중 클래스를 생성하며, 생성된 다중 클래스 내 다수의 단일 클래스를 기반으로 에너지 소비량을 예측할 수 있는 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

**과제의 해결 수단**

[0006] 본 발명의 일 관점에 따르면, 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 장치는 다수의 에너지 부하 데이터를 생성하는 장치로부터 로우 레벨 데이터를 수집하는 부하 데이터 수집부와, 상기 수집된 로우 레벨 데이터의 속성들 중 중복되거나 임의의 평균 이하로 이용되는 속성들을 제거하여 최적 속성 집합을 생성하는 필터링 및 속성 선택부와, 상기 최적 속성 집합 각각을 포함하는 다수의 단일 클래스를 이용하여 적어도 둘 이상 단계로 이루어진 계층으로 결합된 형태의 다중 클래스를 생성하며, 상기 생성된 다중 클래스를 기반으로 에너지 소비량 예측을 위한 학습 데이터를 생성하는 학습부와, 상기 부하 데이터 수집부에서 실시간 로우 레벨 데이터를 수신하며, 상기 수신된 실시간 로우 레벨 데이터와 상기 다중 클래스 및 상기 학습 데이터를 근거하여 에너지 소비 예측량을 산출하는 예측부를 포함할 수 있다.

[0007] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 장치에서 상기 필터링 및 속성 선택부는, 상기 속성들의 엔트로피, 상기 속성을 포함하는 목표 클래스와 속성들간 피어슨 상관 계수 및 최적 우선 탐색 방법을 이용한 조건부 확률을 계산하여 상기 최적 속성 집합을 생성하는 것을 특징으로 한다.

[0008] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 장치에서 상기 필터링 및 속성 선택부는, 상기 로우 레벨 데이터에 포함된 임의의 속성에 대한 엔트로피를 계산하며, 상기 임의의 속성과 다른 속성간의 조건부 확률을 계산하며, 상기 임의의 속성과 다른 속성 각각에 대한 정보 이득을 산출하며, 상기 정보 이득을 기반으로 상기 임의의 두 속성, 상기 임의의 속성과 상기 임의의 속성을 포함하는 목표 클래스와의 분포 및 피어슨 상관 계수를 이용하여 조건부 확률 상관 관계를 산출하며, 상기 조건부 확률 상관 관계를 기반으로 다수의 부분집합을 구성하며, 상기 다수의 부분집합 각각에 대한 메리트 함수 값을 산출한 후 상기 산출된 메리트 함수 값이 가장 큰 부분집합을 최적 속성 집합을 선택하는 것을 특징으로 한다.

[0009] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 장치에서 상기 학습부는, 단일 클래스 생성을 위한 SVDD를 기반으로 상기 다중 클래스를 생성하는 것을 특징으로 한다.

[0010] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 장치에서 상기 학습부는, 서로 독립되도록 결정 경계면을 갖는 상기 다중 클래스를 생성하는 것을 특징으로 한다.

[0011] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 장치는 상기 실시간 로우 레벨 데이터를 상기 최적 속성 집합을 이용하여 필터링하는 필터링부를 더 포함하며, 상기 예측부는, 상기 필터링된 데이터와 상기 학습 정보를 기반으로 상기 에너지 소비량을 예측하는 것을 특징으로 한다.

[0012] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 방법은 다수의 에너지 부하 데이터를 생성하는 장치로부터 기 설정된 시간 동안의 로우 레벨 데이터를 수집하는 단계와, 상기 수집된 로우 레벨 데이터의 속성들 중 중복되거나 임의의 평균 이하로 이용되는 속성들을 제거하여 최적 속성 집합을 생성하는 단계와, 상기 최적 속성 집합 각각을 포함하는 다수의 단일 클래스를 생성하는 단계와, 상기 다수의 단일 클래스를 적어도 둘 이상 단계로 이루어진 계층으로 결합시켜 다중 클래스를 생성하는 단계와, 상기 생성된 다중 클레

스를 기반으로 냉방량 예측을 위한 학습 정보를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

- [0013] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 방법에서 상기 최적 속성 집합을 생성하는 단계는, 상기 로우 레벨 데이터에 포함된 임의의 속성에 대한 엔트로피를 계산하는 단계와, 상기 임의의 속성과 다른 속성간의 조건부 확률을 계산하는 단계와, 상기 임의의 속성과 다른 속성 각각에 대한 정보 이득을 산출하는 단계와, 상기 정보 이득을 기반으로 상기 임의의 두 속성, 상기 임의의 속성과 상기 임의의 속성을 포함하는 목표 클래스와의 분포 및 피어슨 상관 계수를 이용하여 조건부 확률 상관 관계를 산출하는 단계와, 상기 조건부 확률 상관 관계를 기반으로 다수의 부분집합을 구성하는 단계와, 상기 다수의 부분집합 각각에 대한 메리트 함수 값을 산출한 후 상기 산출된 메리트 함수 값이 가장 큰 부분집합을 최적 속성 집합을 선택하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 방법에서 상기 다수의 단일 클래스를 생성하는 단계는, 상기 다수의 단일 클래스 각각이 서로 독립되도록 상기 다수의 단일 클래스 각각의 결정 경계면을 생성하는 단계와, 상기 최적 속성 집합이 포함된 구체 크기를 계산하는 단계와, 상기 계산된 구체 크기와 상기 결정 경계면을 기반으로 상기 다수의 단일 클래스를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 본 발명의 실시 예에 에너지 소비량 예측 방법은 실시간 로우 레벨 데이터를 수신하는 단계와, 상기 최적 속성 집합을 이용하여 상기 실시간 로우 데이터를 필터링하는 단계와, 상기 필터링된 데이터와 상기 학습 정보를 기반으로 상기 에너지 소비량을 예측하는 것을 특징으로 한다.

**발명의 효과**

- [0016] 본 발명에 따르면, 종래의 에너지 소비량 사용 예측 등에 적극 활용된 통계적 방법의 대표적인 회귀분석 기반의 실제 에너지 소비량과 예측 에너지 소비량 사이의 오차범위 값을 제공하는 것과 달리 단일 클래스를 2단계 이상의 계층적 구조로 에너지 소비량의 사용 예측을 실시간으로 수행함으로써, 클래스별 에너지 소비량 예측이 가능한 장점이 있다.
- [0017] 또한, 본 발명에 따르면, 월, 주, 요일, 시간대별, 상세시간 등의 단계를 계층적으로 정의하고 에너지 소비량을 관리함으로써 추상화 정도(level of abstraction)에 따른 분석 및 예측이 가능한 장점이 있다.
- [0018] 본 발명은 다수의 클래스가 계층적으로 결합된 형태로 에너지 소비량을 예측함으로써, 새로운 계층 또는 새로운 계층에서의 새로운 클래스가 추가되더라도 전체 시스템을 재학습 시킬 필요 없이 새롭게 추가된 해당 클래스만 학습하기 때문에 에너지 소비량 예측 시스템의 점층적 갱신 및 확장성에서도 기여할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

- [0019] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 실시간 냉방량 사용 예측 시스템을 도시한 블록도,  
 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 냉방량 예측 장치에 정보를 제공하기 위한 개념도,  
 도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 단일 클래스 SVDD를 2단계의 계층적으로 결합한 다중 클래스의 예시도이다

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0020] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시 예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시 예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시 예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0021] 본 발명의 실시 예들을 설명함에 있어서 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다. 그리고 후술되는 용어들은 본 발명의 실시 예에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

- [0022] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 다중 클래스 기반으로 에너지 소비량을 예측할 수 있는 장치 및 방법에 대해 설명한다. 특히, 본 발명의 실시 예에서는 에너지 소비량 중 냉방량 사용 예측을 위한 장치 및 방법에 대해 설명하기로 한다.
- [0023] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 실시간 냉방량 사용 예측을 위한 장치 및 그 주변 구성을 도시한 블록도로서, 냉방량 예측 장치(100) 및 냉방량 데이터 생성 장치(150)로 구성될 수 있다. 여기에서, 냉방량 데이터 생성 장치(150)는 냉방량에 관련된 로우 레벨 데이터를 생성한 후 이를 냉방량 예측 장치(100)에 제공할 수 있다.
- [0024] 도 1에 도시된 바와 같이, 냉방량 예측 장치(100)는 크게 학습 처리부(110), 냉방량 예측부(120)로 구성될 수 있다. 여기에서, 학습 처리부(110)는 필터링 및 속성 선택 모듈(filtering and attribute selection, 112) 및 다중 클래스 SVDD 학습 모듈(multi-class SVDD training, 114)을 포함하며, 냉방량 예측부(120)는 부하 데이터 수집 모듈(load data collection, 122), 필터링 모듈(filtering, 124), 냉방량 예측 모듈(cooling load forecasting, 126)을 포함할 수 있다.
- [0025] 부하 데이터 수집 모듈(122)는 실시간으로 생성되는 로우 레벨 데이터 중 냉방량 관련 데이터를 저장하는 수단으로써, 그 예로서 하드디스크와 같은 스토리지를 들 수 있다.
- [0026] 또한, 부하 데이터 수집 모듈(122)는 로우 레벨 데이터를 필터링 및 속성 선택 모듈(112) 및 냉방량 예측 모듈(126)에 전달해준다.
- [0027] 필터링 및 속성 선택 모듈(112)은 냉방량 예측 및 분석을 위한 로우 레벨 데이터(low level data) 중 중복된 성질을 갖거나 예측의 성능에 저해되는 데이터들을 사전에 제거하며, 이를 통해 냉방량 예측을 위해 최적의 속성들만을 선택할 수 있다. 여기에서, 예측의 성능에 저해되는 데이터는 기 정의되어 있거나, 기 설정된 평균 이하로 사용되는 데이터일 수 있다.
- [0028] 즉, 필터링 및 속성 선택 모듈(112)은 데이터들 사전에 제거함으로써, 데이터의 차원을 줄일 수 있기 때문에 냉방량 예측 및 분류를 위한 수행 시간을 단축시킬 수 있을 뿐만 아니라 예측 성능을 향상시킬 수 있다. 이러한 필터링 및 속성 선택 모듈(112)은 최초의 속성 집합(D), 즉 로우 레벨 데이터에서 거의 사용되지 않거나 중복된 성질을 갖는 속성이 제거된 속성 부분 집합(d)을 찾는 것이다.
- [0029] 본 발명의 실시 예에서는 속성 부분 집합을 선택하는 방법 중 그 성능이 검증된 "Correlation-based feature selection for machine learning", PhD Diss. Department of Computer Science, Waikato University, Hamilton, NZ, 1998."을 사용하였으나, 이에 한정하지는 않는다.
- [0030] 본 발명의 실시 예에서 사용되는 방법은 최적우선탐색(best first search) 방법과 속성(attribute or feature) 값에 대한 엔트로피, 속성 Y을 포함하는 목표 클래스와 속성들간의 피어슨 상관 계수(Pearson's correlation coefficient)를 이용한 조건부 확률을 계산하여 전체 속성들의 확률 분포도를 가능한 가깝게 표현할 수 있는 최소 개수의 속성 집합, 즉 최적 속성 집합을 찾는 방법이다. 먼저 로우 레벨 데이터에 포함된 각각의 속성들에 대한 정보 이익(information gain)을 얻기 위해 임의의 속성 X에 대한 엔트로피를 아래의 수학식 1로 계산한다.

**수학식 1**

[0031] 
$$H(Y) = - \sum_{y \in Y} p(y) \log_2(p(y)).$$

[0032] 임의의 속성 X와 Y 사이의 관계는 X가 주어졌을 때 Y가 발생하는 조건부 확률로써 아래의 수학식 2로 계산된다.

**수학식 2**

[0033] 
$$H(Y|X) = - \sum_{x \in X} p(x) \sum_{y \in Y} p(y|x) \log_2(p(y|x))$$

[0034] 각 속성에 대한 정보 이익은 상기의 수학적 식 1과 2를 이용하여 수학적 식 3으로 정의될 수 있다.

**수학적 식 3**

[0035]  $Gain = H(Y) + H(X) - H(X, Y)$

[0036] 상기의 수학적 식 3에서 얻은 정보이익을 기반으로 아래의 수학적 식 4와 같은 symmetrical uncertainty를 이용하여 임의의 두 속성  $X$  와  $Y$  그리고 임의의 속성  $XX$  와 목표 클래스와의 분포 및 피어슨 상관 계수를 이용한 조건부 확률 상관 관계를 계산한다. 이때 속성  $X$  를 기준으로  $Y$  가 높은 분포와 상관관계를 보이면 전체 속성들을 효율적으로 표현할 수 있는 부분집합에 속성  $X$  는 포함되지만  $Y$  는 포함되지 않는다. 마찬가지로 목표 클래스와 속성들 간의 분포와 상관관계를 계산하여 부분집합을 구성한다.

**수학적 식 4**

[0037]  $Symmetrical\ uncertainty\ coefficient = 2.0 \times \left[ \frac{Gain}{H(Y) + H(X)} \right]$

[0038] 각각의  $F_s \subseteq F$  부분집합 가 전체 속성들을 얼마나 효율적으로 표현하는지를 평가하기 위하여 아래의 수학적 식 5와 같은 메리트 함수(merit function)를 사용한다.

**수학적 식 5**

[0039]  $Merit(F_s) = \frac{k\overline{r_{cf}}}{\sqrt{k + k(k-1)\overline{r_{ff}}}}$

[0040] 여기서, 상기의 수학적 식 5에서  $k$  는 부분집합  $F_s$  에서의 속성들의 개수를 의미하며,  $\overline{r_{cf}}$ 는  $F_s$ 에 포함된 속성의 평균 분포(contribution),  $\overline{r_{ff}}$ 는 속성의 평균 상관관계 값이다.

[0041] 또한, 상기의 수학적 식 5에서 메리트 함수의 값이 가장 큰 부분집합이 전체 속성들을 최적으로 표현할 수 있는 부분 집합으로 결정하며, 결정된 부분 집합은 최적 속성 집합으로 결정된다.

[0042] 상기와 같은 과정을 통해 결정된 최적 속성 집합은 필터링 모듈(124), 냉방량 예측 모듈(126) 및 학습 모듈(114)에 제공된다.

[0043] 학습 모듈(114)은 최적 속성 집합을 포함하는 다수의 단일 클래스를 적어도 둘 이상의 계층으로 결합된 형태의 다중 클래스를 생성하며, 생성된 다중 클래스를 기반으로 냉방량 예측을 위한 학습 데이터를 생성할 수 있다.

[0044] 계층적으로 결합된 형태의 다중 클래스에 대해 도 2 및 도 3을 참조하여 설명하면 아래와 같다.

[0045] 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 냉방량 예측 장치에 정보를 제공하기 위한 개념도이며, 도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 단일 클래스 SVDD를 2단계의 계층적으로 결합한 다중 클래스의 예시도이다.

[0046] 도 2에 도시된 바와 같이, 각각의 건물에 대한 년도별, 월별, 주별, 시간별 전력 사용에 대한 분석 및 예측 정보를 제공하기 위한 개념도이다. 즉, 관리자 냉방량 예측 및 분석 목적에 따라 다양한 레벨, 예컨대 년도별, 월별, 주별 등에 따라 상세한 정보를 제공할 수 있다. 도 2에 도시된 개념 계층의 레벨별 구조는 예시일 뿐, 상세한 확장과 통합 등의 구조를 내포할 수 있다.

[0047] 도 3에서는 단일 클래스 SVDD(Support Vector Data Description, 이하, 'SVDD'라고 함)를 2단계 계층으로 결합한 SVDD 기반의 계층적 냉방량 예측 구조가 나타낸다. 이러한 계층적 냉방량 예측 구조에서 첫번째 계층에서는 하루 중 냉방량 소비가 가장 많은 오전 9시부터 저녁 6:59분까지의 시간을 오전(9:00~11:59), 정오

(12:00~15:59), 오후 또는 저녁(16:00~18:59)의 3개의 클래스로 구분하여 냉방량 사용을 예측하는 계층이다. 두 번째 계층은 09:00시부터 18:59분까지를 1시간 단위로 구분하여 시간대별 냉방량 사용을 예측하여 보다 세부적인 냉방량 예측을 지원하는 계층이다.

[0048] 이러한 학습 모듈(114)은 다중 클래스를 생성할 때 단일 클래스만을 독립적으로 표현하는 결정 경계면을 갖는 단일 클래스들을 이용하여 다중 클래스를 생성한다. 예를 들어, 학습 모듈(114)은 해당 단일 클래스만을 독립적으로 표현하는 "one-class SVM"로 결정 경계면을 선택하며, 단일 클래스 SVM(Support Vector Machine, 이하, 'SVM'이라고 함) 생성을 위한 SVDD를 기반으로 다중 클래스 SVM을 생성할 수 있다.

[0049] 이러한 다중 클래스 SVM을 생성하는 과정에서 각 단일 클래스를 분류하기 위해 학습 모듈(114) 내에는 분류기(114a)를 구비할 수 있다.

[0050] 이러한 분류기(114a)는 각 단일 클래스의 학습 데이터를 포함하면서 체적을 최소화하는 구체를 정의하여 각 단일 클래스를 생성할 수 있다. 이에 대해 설명하면 아래와 같다.

[0051]  $d$ -차원의 입력공간상에 존재하는  $K$ -개의 데이터의 집합  $D_k = \{x_i^k \in R^d | i = 1, \dots, N_k\}; k = 1, \dots, K$  이 주어졌을 경우, 각  $k$ 의 단일 클래스를 분류하기 위한 분류기(112a)는 각 단일 클래스의 학습 데이터를 포함하면서 체적을 최소화하는 구체(sphere)를 구하는 문제로 정의되며, 다음의 최적화 문제를 통하여 아래의 수학적 식 6과 같이 표현될 수 있다.

**수학적 식 6**

$$\min L_o(R_k^2, \alpha_k, \xi_i^k) = R_k^2 + C \sum_{i=1}^{N_k} \xi_i^k$$

$$\text{s. t. } \|x_i^k - a_k\|^2 \leq R_k^2 + \xi_i^k, \quad \xi_i^k \geq 0, \forall i,$$

[0052]

[0053] 상기의 수학적 식 6에서,  $a_k$ 는  $k$ -번째 클래스를 표현하는 구체의 중심이며,  $R_k^2$ 은 구체의 반경의 제곱,  $\xi_i^k$ 는  $k$ -번째의 클래스에 속한  $i$ -번째 학습 데이터가 구체에서 벗어나는 정도를 나타내는 벌점 항이며,  $C$ 는 상대적 중요성을 조정하는 상수(trade-off constant)이다.

[0054] 상기의 수학적 식 6에 관한 쌍대 문제(dual problem)를 구하기 위하여 아래의 수학적 식 7과 같은 라그랑주 함수(Lagrange function)  $L$ 을 도입한다.

**수학적 식 7**

$$L(R_k^2, a_k, \xi_i^k, \alpha_k, \eta_i^k) = R_k^2 + C \sum_{i=1}^{N_k} \xi_i^k + C \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k [(x_i^k - a_k)^T (x_i^k - a_k) - R_k^2 - \xi_i^k] - \sum_{i=1}^{N_k} \eta_i^k \xi_i^k$$

$$\text{Where } \alpha_i^k \geq 0, \eta_i^k \geq 0, \forall i, k$$

[0055]

[0056] 상기의 수학적 식 7에서  $R_k^2, a_k, \xi_i^k$  변수에 대해서는 최소값을 변수  $\alpha_k, \eta_k$ 에 대해서는 최대값을 가져야함으로, 아래의 수학적 식 8과 같은 조건식을 만족해야 한다.

수학식 8

$$\frac{\partial L}{\partial R_k^2} = 0 : \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1.$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_k^2} = 0 : C - \alpha_i^k - \eta_i^k = 0 \quad \therefore \alpha_i^k \in [0, C], \forall_i.$$

$$\frac{\partial L}{\partial R_k^2} = 0 : a_k = \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k x_i^k$$

[0057]

[0058] 상기의 수학식 8을 수학식 7의 라그랑제 함수  $L$ 에 대입하면, 아래의 수학식 9와 같은 쌍대 문제를 얻는다.

수학식 9

$$\min \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k \langle x_i^k, x_j^k \rangle - \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k \langle x_i^k, x_i^k \rangle$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1, \alpha_i^k \in [0, C], \forall_i$$

[0059]

[0060] 입력 공간위에서 정의되는 구체는 매우 간단한 형태의 영역만을 나타낼 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 위하여 커널 함수(kernel function)  $k$ 를 통하여 정의되는 고차원의 특징 공간(feature space)  $F$  위에서 정의되는 구체를 사용하는 방향으로 확장될 수 있다. 각각의 클래스는 각자의 특징공간에서 자신의 경계를 보다 정확하게 표현할 수 있으므로, 시스템의 학습은 각각의 클래스들이 매핑되는 특징공간의 독립성을 고려하여 아래의 수학식 10에 해당되는 convex QP(quadratic problem) 문제의 해답을 얻음으로써 이루어진다.

수학식 10

$$\min \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_c(x_i^k, x_j^k) - \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k k_c(x_i^k, x_i^k)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1, \alpha_i^k \in [0, C], \forall_i.$$

[0061]

[0062] 특히 가우시안 커널(Gaussian kernel)을 사용할 경우,  $k(x, x) = 1$ 이 성립하기 때문에, 상기의 수학식 10은 아래의 수학식 11과 같이 단순화될 수 있다.

수학식 11

$$\min \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_k(x_i^k, x_j^k)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1, \alpha_i^k \in [0, c], \forall i.$$

[0063]

[0064] 학습 종료 후 적용 과정에서, 각각 클래스의 결정함수는 아래의 수학식 12와 같이 정의될 수 있다.

수학식 12

$$f_k(x) = R_k^2 - \left[ 1 - 2 \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k k_k(x_i^k, x) + \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_k(x_i^k, x_j^k) \right] \geq 0$$

[0065]

[0066] 서로 다른 특징 공간상에서 정의되는 단일 SVM의 출력  $f_k(x)$  값은 각 클래스의 특징 공간상의 경계로부터 해당 테스트 데이터와의 절대 거리를 의미함으로, 서로 다른 특징 공간상의 절대거리를 비교하여 소속 클래스를 결정하는 것은 바람직하지 않다.

[0067] 따라서 특징 공간상의 절대거리  $f_k(x)$  를 특징 공간상에서 정의되는 구형체의 반경  $R_k$ 로 나눔으로써 상대적 거리  $\hat{f}_k(x) = f_k(x) / R_k$ 를 계산하고, 상대거리가 가장 큰 클래스를 입력 데이터  $x$ 의 소속 클래스로 결정한다. 즉, 아래의 수학식 13을 토대로 입력 데이터x의 소속 클래스를 결정할 수 있다.

수학식 13

$$\text{Class of } x \equiv \arg \max_{k=1, \dots, K} f_k(x)$$

$$\equiv \arg \max_k \left[ \left\{ R_k^2 - \left( 1 - 2 \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k k_k(x_i^k, x) + \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_k(x_i^k, x_j^k) \right) \right\} / R_k \right]$$

[0068]

[0069] 학습 모듈(114)은 분류기(114a)를 이용하여 상기의 수학식 13을 기반으로 입력 데이터 각각에 대한 소속 클래스를 결정하며, 결정된 소속 클래스를 계층적으로 연결하여 다중 클래스를 생성할 수 있다.

[0070] 또한, 학습 모듈(114)은 다중 클래스를 기반으로 냉방량 예측을 위한 학습 정보를 생성한 후 이를 냉방량 예측 모듈(126)에 제공할 수 있다. 즉, 학습 모듈(114)은 단일 클래스별 학습 정보를 생성한 후 이를 냉방량 예측 모듈(126)에 제공할 수 있다.

[0071] 필터링 모듈(124)은 필터링 및 속성 선택 모듈(112)으로부터 제공받은 최적 속성 집합을 기반으로 로우 레벨 데이터를 필터링한 후 필터링된 데이터를 실시간으로 냉방량 예측 모듈(126)에 제공할 수 있다.

[0072] 냉방량 예측 모듈(126)은 학습 모듈(114)로부터 제공받은 학습 정보를 기반으로 실시간 냉방향을 예측한다. 즉, 냉방량 예측 모듈(126)은 단일 클래스별 학습 정보와 필터링된 데이터를 이용하여 해당 클래스에 대한 냉방 소비량을 예측할 수 있다.

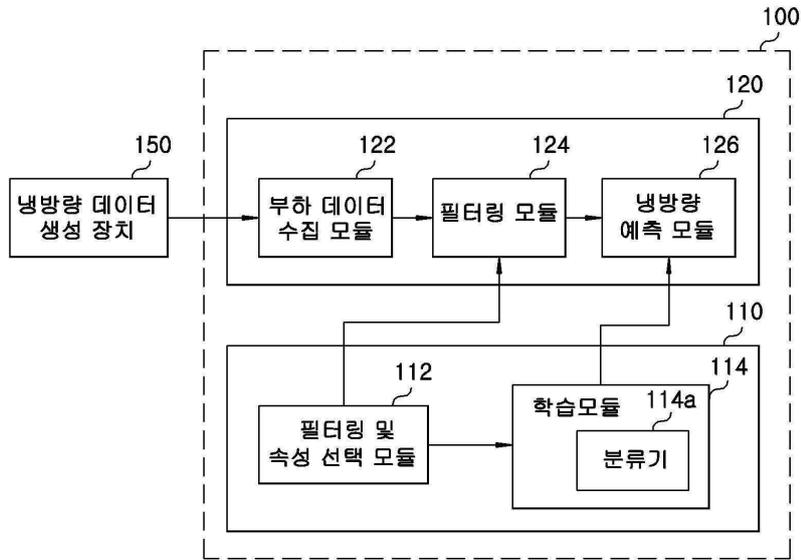
- [0073] 본 발명의 실시 예에서는 냉방량을 예로 들어 설명하였지만, 냉방량뿐만 아니라 전기 사용량, 수도 사용량, 난방 에너지 등과 같은 다양한 에너지 소비량 예측에 사용될 수 있다.
- [0074] 상술한 바와 같은 본 발명의 실시 예에 따른 냉방량 예측 장치(100)는 종래의 냉방량 사용 예측 등에 적극 활용된 통계적 방법의 대표적인 회귀분석 기반의 실제 냉방량과 예측 냉방량 사이의 오차범위 값을 제공하는 것과 달리 단일 클래스를 2단계 이상의 계층적 구조로 냉방량 사용 예측을 실시간으로 수행함으로써, 클래스별 냉방량 예측이 가능하다.
- [0075] 또한, 본 발명의 실시 예에 따른 냉방량 예측 장치(100)는 월, 주, 요일, 시간대별, 상세시간 등의 단계를 계층적으로 정의하고 냉방량을 관리함으로써 추상화 정도(level of abstraction)에 따른 분석 및 예측이 가능하다.
- [0076] 본 발명의 실시 예에 따른 냉방량 예측 장치(100)는 새로운 계층 또는 계층에서의 새로운 클래스가 추가되더라도 전체 시스템을 재학습 시킬 필요 없이 새롭게 추가된 해당 클래스만 학습하기 때문에 냉방량 예측 시스템의 점증적 갱신 및 확장성에서도 기여할 수 있다.
- [0077] 한편 상술한 본 발명의 설명에서는 구체적인 실시 예에 관해 설명하였으나, 여러 가지 변형이 본 발명의 범위에 속 벗어나지 않고 실시될 수 있다. 따라서 발명의 범위는 설명된 실시 예에 의하여 정할 것이 아니고 특허청구 범위에 의해 정하여져야 한다.

**부호의 설명**

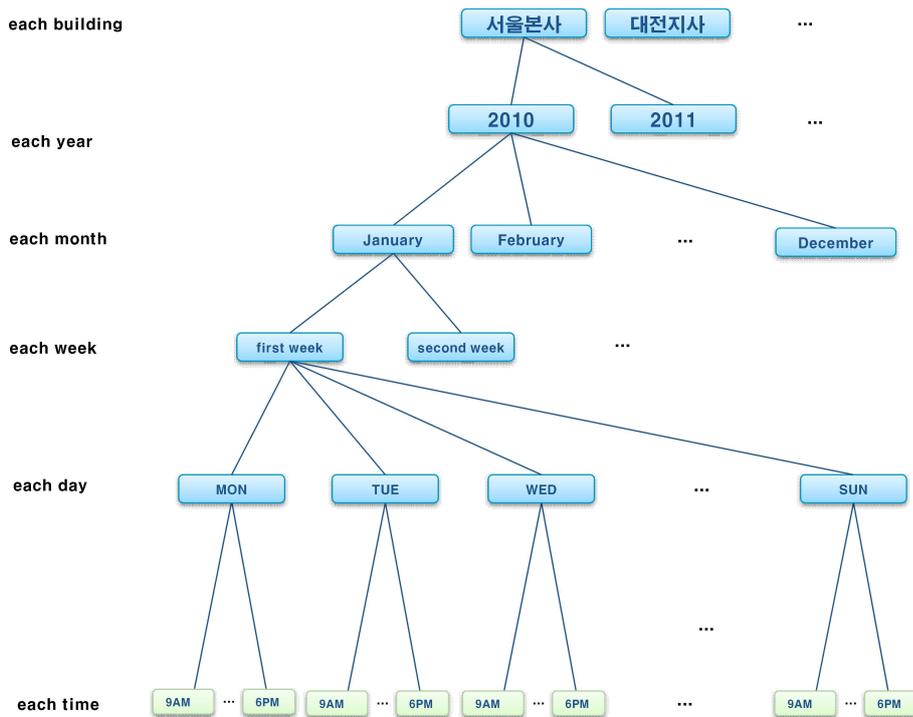
- [0078] 100 : 냉방량 예측 장치
- 110 : 학습 처리부
- 112 : 필터링 및 속성 선택 모듈
- 114 : 학습 모듈
- 114a : 분류기
- 120 : 냉방량 예측부
- 122 : 부하 데이터 수집 모듈
- 124 : 필터링 모듈
- 126 : 냉방량 예측 모듈

도면

도면1



도면2



도면3

