



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0057835
(43) 공개일자 2020년05월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06Q 10/00 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
G06N 99/00 (2019.01) G06Q 10/04 (2012.01)
G06Q 10/06 (2012.01)

(52) CPC특허분류

G06Q 10/20 (2013.01)
G06N 20/00 (2019.01)

(21) 출원번호 10-2018-0140551

(22) 출원일자 2018년11월15일

심사청구일자 2018년11월15일

(71) 출원인

세종대학교산학협력단

서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)

(72) 발명자

유성준

서울특별시 광진구 능동로 209, 율곡관 402A호(군자동)

구영현

서울특별시 광진구 능동로 209, 율곡관 402A호(군자동)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

양성보

전체 청구항 수 : 총 15 항

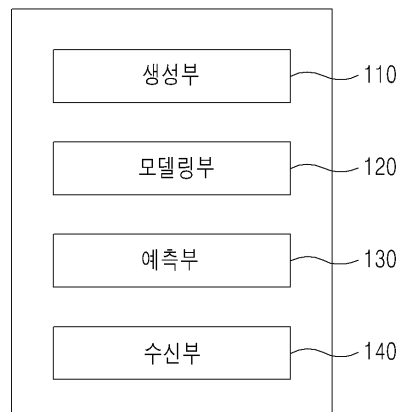
(54) 발명의 명칭 군장비 수리부속 품목 수요예측을 위한 수요패턴 별 클러스터링 시스템 및 방법

(57) 요약

군장비 수리부속 품목 수요예측을 위한 수요패턴 별 클러스터링 방법 및 시스템이 개시된다. 일 실시예에 따른 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법은, 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계; 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습하는 학습 모델을 모델링하는 단계; 및 새로운 데이터를 상기 모델링된 학습 모델에 기초하여 수요패턴과 관련된 품목을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1

100



(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2013.01)

G06Q 10/04 (2013.01)

G06Q 10/0631 (2013.01)

(72) 발명자

정다운

서울특별시 광진구 능동로 209, 율곡관 402A호(군자동)

정원희

서울특별시 광진구 능동로 209, 율곡관 402A호(군자동)

임혜진

서울특별시 광진구 능동로 209, 율곡관 402A호(군자동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711065154

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 ICT융합산업원천기술개발사업

연구과제명 머신러닝 기반 군 전력장비 수리부속/정비수요 예측시스템 기술 개발

기 여 율 1/1

주관기관 주식회사 위세아이텍

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법에 있어서,
 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계;
 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습하는 학습 모델을 모델링하는 단계; 및
 새로운 데이터를 상기 모델링된 학습 모델에 기초하여 수요패턴과 관련된 품목을 예측하는 단계
 를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계는,
 K-means 알고리즘을 사용하여 품목들을 복수 개의 수요패턴으로 클러스터링을 수행함에 따라 생성된 클러스터
 각각에 품목 데이터들을 포함하고, 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 하나로 결합하는 단계
 를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,
 상기 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계는,
 상기 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 0 내지 1 사이의 값으로 정규화하고, 상기 정규화된 각각
 의 데이터들을 통합하는 단계
 를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,
 상기 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계는,
 상기 품목 데이터의 이상값을 제거한 후, 품목 데이터간 수요를 표준화하기 위해 min-max scaling을 적용하는
 단계
 를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,
 상기 학습 모델을 모델링하는 단계는,
 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 머신러닝 알고리즘에 기초하여 학습을 수행한 결과 값을 획득하는 단계
 를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,
 상기 학습 모델을 모델링하는 단계는,

상기 클러스터링함에 따라 생성된 클러스터 및 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 통합한 통합 데이터를 학습하여 학습 모델을 생성하는 단계

를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 학습 모델을 모델링하는 단계는,

상기 학습을 수행함에 따라 획득된 결과 값을 기 설정된 값과 비교하여 학습 모델의 가중치를 조정하여 학습을 수행하는 단계

를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 품목을 예측하는 단계는,

새로운 품목 데이터가 입력됨을 수신하고, 상기 새로운 품목 데이터를 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터에 기반한 학습 모델에 기초하여 학습을 수행함에 따라 상기 새로운 품목 데이터에 대한 수요 수량을 예측하는 단계

를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법.

청구항 9

군장비 수리부속 품목 수요 예측 시스템에 있어서,

품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 생성부;

상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습하는 학습 모델을 모델링하는 모델링부; 및

새로운 데이터를 상기 모델링된 학습 모델에 기초하여 수요패턴과 관련된 품목을 예측하는 예측부

를 포함하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 생성부는,

K-means 알고리즘을 사용하여 품목들을 복수 개의 수요패턴으로 클러스터링을 수행함에 따라 생성된 클러스터 각각에 품목 데이터들을 포함하고, 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 하나로 결합하는

것을 특징으로 하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 생성부는,

상기 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 0 내지 1 사이의 값으로 정규화하고, 상기 정규화된 각각의 데이터들을 통합하는

것을 특징으로 하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 생성부는,

상기 품목 데이터의 이상값을 제거한 후, 품목 데이터간 수요를 표준화하기 위해 min-max scaling을 적용하는 것을 특징으로 하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치.

청구항 13

제9항에 있어서,

상기 모델링부는,

상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 머신러닝 알고리즘에 기초하여 학습을 수행한 결과 값을 획득하는 것을 특징으로 하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 모델링부는,

상기 클러스터링함에 따라 생성된 클러스터 및 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 통합한 통합 데이터를 학습하여 학습 모델을 생성하고, 상기 학습을 수행함에 따라 획득된 결과 값을 기 설정된 값과 비교하여 학습 모델의 가중치를 조정하여 학습을 수행하는

것을 특징으로 하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치.

청구항 15

제14항에 있어서,

새로운 품목 데이터가 입력됨을 수신하는 수신부를 더 포함하고,

상기 예측부는,

상기 새로운 품목 데이터를 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터에 기반한 학습 모델에 기초하여 학습을 수행함에 따라 상기 새로운 품목 데이터에 대한 수요 수량을 예측하는

것을 특징으로 하는 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 아래의 설명은 군장비 수리부속 품목 수요예측을 위한 수요패턴 별 클러스터링 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 현실에서 수요예측을 하기란 매우 어려운 문제이고 풀어야 할 과제이다. 모든 분야에서 활발히 연구되고 있지만 수요예측 정확도가 낮은 성능을 나타내고 있다. 해당 문제는 다양한 수요패턴에서 생기는 문제점이라 생각한다. 대표적인 수요패턴으로 간헐적인 품목과 주기적인 품목이 있다. 간헐적인 품목은 과거에 수요가 발생하지 않았지만 급격히 생기는 품목을 의미하며 주기적인 품목은 일정하게 수요가 발생하는 품목을 의미한다. 하지만 간헐적인 품목, 주기적인 품목으로 나누기엔 수요패턴이 매우 다양하다. 그렇기 때문에 수요예측을 하기 전 다양한 수요패턴에 대해서 파악한 후 각 수요패턴에 맞는 모델을 생성하는 기술이 요구된다.

[0004] 기존 군장비 수리부속 품목 수요예측은 군, 민간기업 등에서 많은 시도가 있었고 연구되고 있다. 그러나 기존의 군장비 수리부속 품목 수요예측 기술은 정확도가 낮아서 품목 수요산정을 할 때 실제로 사용하기엔 어려운 실정이다. 품목 수요산정을 할 때 오차가 크면 재정에 큰 손실을 줄 수 있기 때문에 정확도를 올리는 것은 매우 큰 숙제이다. 일정한 패턴으로 수요가 발생하는 것이 아닌 불규칙하고 다양한 패턴으로 수요가 발생하기 때

문에 하지만 정확도를 향상시키기 어렵다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0006] 다양한 패턴 별 모델을 생성하기 위해 수요패턴 별 품목 데이터들을 클러스터링하는 방법 및 시스템을 제공할 수 있다.
- [0007] 클러스터링함에 따라 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 학습하여 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 방법 및 시스템을 제공할 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0009] 군장비 수리부속 품목 수요 예측 방법은, 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계; 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습하는 학습 모델을 모델링하는 단계; 및 새로운 데이터를 상기 모델링된 학습 모델에 기초하여 수요패턴과 관련된 품목을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0010] 상기 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계는, K-means 알고리즘을 사용하여 품목들을 복수 개의 수요패턴으로 클러스터링을 수행함에 따라 생성된 클러스터 각각에 품목 데이터들을 포함하고, 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 하나로 결합하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계는, 상기 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 0 내지 1 사이의 값으로 정규화하고, 상기 정규화된 각각의 데이터들을 통합하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 상기 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 단계는, 상기 품목 데이터의 이상값을 제거한 후, 품목 데이터간 수요를 표준화하기 위해 min-max scaling을 적용하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 학습 모델을 모델링하는 단계는, 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 머신러닝 알고리즘에 기초하여 학습을 수행한 결과 값을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 상기 학습 모델을 모델링하는 단계는, 상기 클러스터링함에 따라 생성된 클러스터 및 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 통합한 통합 데이터를 학습하여 학습 모델을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 학습 모델을 모델링하는 단계는, 상기 학습을 수행함에 따라 획득된 결과 값을 기 설정된 값과 비교하여 학습 모델의 가중치를 조정하여 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0016] 상기 품목을 예측하는 단계는, 새로운 품목 데이터가 입력됨을 수신하고, 상기 새로운 품목 데이터를 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터에 기반한 학습 모델에 기초하여 학습을 수행함에 따라 상기 새로운 품목 데이터에 대한 수요 수량을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0017] 군장비 수리부속 품목 수요 예측 시스템은, 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성하는 생성부; 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습하는 학습 모델을 모델링하는 모델링부; 및 새로운 데이터를 상기 모델링된 학습 모델에 기초하여 수요패턴과 관련된 품목을 예측하는 예측부를 포함할 수 있다.
- [0018] 상기 생성부는, K-means 알고리즘을 사용하여 품목들을 복수 개의 수요패턴으로 클러스터링을 수행함에 따라 생성된 클러스터 각각에 품목 데이터들을 포함하고, 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 하나로 결합할 수 있다.
- [0019] 상기 생성부는, 상기 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 0 내지 1 사이의 값으로 정규화하고, 상기 정규화된 각각의 데이터들을 통합할 수 있다.
- [0020] 상기 생성부는, 상기 품목 데이터의 이상값을 제거한 후, 품목 데이터간 수요를 표준화하기 위해 min-max scaling을 적용할 수 있다.

- [0021] 상기 모델링부는, 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 머신러닝 알고리즘에 기초하여 학습을 수행한 결과 값을 획득할 수 있다.
- [0022] 상기 모델링부는, 상기 클러스터링함에 따라 생성된 클러스터 및 상기 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 통합한 통합 데이터를 학습하여 학습 모델을 생성하고, 상기 학습을 수행함에 따라 획득된 결과 값을 기 설정된 값과 비교하여 학습 모델의 가중치를 조정하여 학습을 수행할 수 있다.
- [0023] 상기 군장비 수리부속 품목 수요 예측 장치는, 새로운 품목 데이터가 입력됨을 수신하는 수신부를 더 포함하고, 상기 예측부는, 상기 새로운 품목 데이터를 상기 생성된 수요패턴 별 품목 데이터에 기반한 학습 모델에 기초하여 학습을 수행함에 따라 상기 새로운 품목 데이터에 대한 수요 수량을 예측할 수 있다.

발명의 효과

- [0025] 유사한 또는 동일한 수요패턴을 갖는 품목 데이터끼리 클러스터링함에 따라 생성된 클러스터 각각의 품목 데이터를 통합하여 학습시킴으로써 품목에 대한 수요 예측의 정확도를 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0027] 도 1은 일 실시예에 따른 예측 시스템의 구성을 설명하기 위한 블록도이다.
- 도 2는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- 도 3 내지 도 5는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 클러스터링한 결과를 나타낸 그래프이다.
- 도 6은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 최적 클러스터 개수를 통한 품목 데이터의 클러스터링을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 7은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 최적 클러스터링 결과를 나타낸 그래프이다.
- 도 8 내지 도 10은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 머신러닝 알고리즘에 기반한 학습 모델을 생성하는 것을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 11은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 수요 예측 결과를 비교한 것을 나타낸 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0028] 이하, 실시예를 첨부한 도면을 참조하여 상세히 설명한다.
- [0030] 도 1은 일 실시예에 따른 예측 시스템의 개괄적인 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- [0031] 예측 시스템(100)은 생성부(110), 모델링부(120), 예측부(130) 및 수신부(140)를 포함할 수 있다. 이러한 구성 요소들은 예측 시스템(100)에 저장된 프로그램 코드가 제공하는 제어 명령에 따라 프로세서에 의해 수행되는 서로 다른 기능들(different functions)의 표현들일 수 있다. 이때, 구성요소들은 메모리가 포함하는 운영체제의 코드와 적어도 하나의 프로그램의 코드에 따른 명령(instruction)을 실행하도록 구현될 수 있다.
- [0032] 생성부(110)는 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성할 수 있다. 생성부(110)는 K-means 알고리즘을 사용하여 품목들을 복수 개의 수요패턴으로 클러스터링을 수행함에 따라 생성된 클러스터 각각에 품목 데이터들을 포함하고, 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 하나로 결합할 수 있다. 생성부(110)는 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 0 내지 1 사이의 값으로 정규화하고, 정규화된 각각의 데이터들을 통합할 수 있다. 생성부(110)는 품목 데이터의 이상값을 제거한 후, 품목 데이터간 수요를 표준화하기 위해 min-max scaling을 적용할 수 있다.
- [0033] 모델링부(120)는 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습하는 학습 모델을 모델링할 수 있다. 모델링부(120)는 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 머신러닝 알고리즘에 기초하여 학습을 수행한 결과 값을 획득할 수 있다. 모델링부(120)는 클러스터링함에 따라 생성된 클러스터 및 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을

통합한 통합 데이터를 학습하여 학습 모델을 생성할 수 있다. 모델링부(120)는 학습을 수행함에 따라 획득된 결과 값을 기 설정된 값과 비교하여 학습 모델의 가중치를 조정하여 학습을 수행할 수 있다.

[0034] 예측부(130)는 새로운 데이터를 모델링된 학습 모델에 기초하여 수요패턴과 관련된 품목을 예측할 수 있다. 예측부(130)는 새로운 품목 데이터를 생성된 수요패턴 별 품목 데이터에 기반한 학습 모델에 기초하여 학습을 수행함에 따라 새로운 품목 데이터에 대한 수요 수량을 예측할 수 있다.

[0035] 수신부(130)는 새로운 품목 데이터가 입력됨을 수신할 수 있다. 이때, 새로운 품목 데이터는 군장비 수리부속과 관련된 품목 데이터일 수 있다.

[0036] 도 2는 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 군장비 수리부속 품목의 수요를 예측하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0037] 예측 시스템은 210 내지 230을 통하여 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링하여 수요패턴 별 품목 데이터를 생성할 수 있다. 구체적으로, 예측 시스템은 클러스터링 결과를 바탕으로 품목을 그룹핑할 수 있다(210). 예측 시스템은 복수 개의 수요패턴 별 학습 모델을 생성하기 위하여 품목들을 수요패턴에 따라 클러스터링함에 따라 적어도 하나 이상의 클러스터를 생성할 수 있다. 이때, 클러스터는 수요패턴에 기초하여 클러스터링되어 생성될 수 있다. 예를 들면, 예측 시스템은 모든 품목 데이터를 K-means 알고리즘을 사용하여 복수 개의 수요패턴으로 클러스터링하여 각각의 수요패턴에 포함되는 품목 데이터를 하나로 결합할 수 있다. 이때, 예측 시스템은 클러스터링을 수행함에 따라 획득된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터의 이상값을 제거할 수 있다. 실시예에서는 시계열 데이터를 입력 값으로 사용하여 수치 예측의 정확도를 높일 수 있다. 예측 시스템은 다른 도메인의 시계열 데이터를 사용하면 데이터의 문제점을 파악한 뒤 수치예측에 통합된 데이터를 사용할 수 있다.

[0038] 220에서 예측 시스템은 Min-Max 수치 정규화를 수행할 수 있다. 예측 시스템은 생성된 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 0 내지 1 사이의 값으로 정규화하고, 정규화된 각각의 데이터들을 통합할 수 있다. 예측 모든 품목 데이터의 값이 동일하지 않으며, 0~10,000 사이로 수치가 다르다. 이에 따라 예측 시스템은 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터의 값을 0 내지 1사이의 값으로 정규화할 수 있다.

[0039] 도 3을 참고하면, 클러스터링을 수행한 결과를 나타낸 것이다. 일례로, 임의의 12개의 클러스터(군집)로 품목 데이터들을 구분할 수 있다. 12개의 클러스터로 클러스터링함에 따른 클러스터링 결과 도 3과 같이 그래프의 왼쪽 하단에 클러스터들이 밀집되어 있는 것을 확인할 수 있다. 이로 인하여 품목에 대한 클러스터의 구분이 어렵다는 문제점이 발생할 수 있다.

[0040] 이러한 문제점을 해결하기 위하여 예측 시스템은 품목 데이터의 이상값을 제거한 후, 클러스터링을 수행할 수 있다. 도 4를 참고하면, 이상값을 제거한 후 클러스터링을 수행한 클러스터링 결과를 나타낸 그래프이다. 도 3에서와 같이 클러스터링을 수행한 클러스터링 결과의 어려움을 개선하기 위하여 이상값을 제거할 수 있다. 이상값은 기본 클러스터링 결과에서 도 3의 왼쪽 하단에 밀집되어 있는 품목들을 제외한 나머지 품목들을 의미하며 총 33개의 품목이 이상값에 해당될 수 있다. 이러한 이상값을 제거한 결과 도 4와 같이 개선된 클러스터링 결과를 확인할 수 있다. 이 또한, 33개의 유의미한 품목들이 제거될 수 있다는 문제점이 존재하며, 클러스터들이 밀집되어 있는 문제 역시 계속 존재한다.

[0041] 예측 시스템은 품목의 이상값을 제거한 후 품목간 수요를 표준화하기 위하여 min-max scaling을 적용할 수 있다. 품목 데이터의 수요를 0에서 1 사이의 값으로 표준화한 후 다시 클러스터링을 진행해 결과 도 5와 같이 나타낼 수 있으며, 클러스터들이 밀집되어 있는 문제를 해결할 수 있다.

[0042] 230에서 예측 시스템 정규화된 데이터를 생성할 수 있다. 예측 시스템은 정규화된 각각의 데이터들을 합쳐 정규화된 데이터를 생성할 수 있다. 예측 시스템은 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들에 대한 Min-Max 수치 정규화를 진행함에 따라 정규화된 데이터들을 하나의 데이터로 통합시킬 수 있다.

[0043] 도 6을 참고하면, 최적 클러스터 개수를 통한 품목 데이터를 클러스터링할 수 있다. 도 6의 그래프는 클러스터 관성값과 클러스터의 개수를 나타낸 그래프이다. 예를 들면, 공군 T-50 기종의 2991개의 품목을 26개의 클러스터로 구분하여 수요패턴을 구분한 결과, 수요량이 유사한 품목들끼리 하나의 클러스터를 구성할 수 있다. 이러한 클러스터링 결과를 통하여 수요패턴 별 수요예측을 위하여 데이터를 하나로 통합할 수 있다. 도 7은 최적 클러스터링 결과를 나타낸 그래프이다.

[0044] 예측 시스템은 240 및 250을 통하여 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습함에 따라 수요패턴과 관련된 품목을 예측할 수 있다. 예측 시스템은 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 사용하여 학습하는 학습 모델

을 모델링할 수 있다. 예측 시스템은 수요패턴에 따라 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 포함하는 클러스터 각각에 대한 학습 모델을 생성할 수 있고, 클러스터별로 학습 모델을 통하여 학습을 수행할 수 있다. 예측 시스템은 생성된 수요패턴 별 품목 데이터를 머신러닝 알고리즘에 기초하여 학습을 수행한 결과 값을 획득할 수 있다. 우선, 머신러닝 알고리즘에 대하여 설명하기로 한다. 예를 들면, RF(Random Forest), SVR(Support Vector Regression), GBR(Gradient Boosting) 등의 회귀분석 머신러닝 알고리즘이 사용될 수 있다. 예측 시스템은 수요패턴 별 클러스터링 및 정규화를 통하여 통합된 통합 데이터를 학습하여 수요패턴에 포함된 품목 데이터들을 예측할 수 있다. 상기 언급된 것 이외에도 다양한 머신러닝 알고리즘이 사용될 수 있다.

[0045] 도 8을 참고하면, RF(Random Forest)의 예이다. RF 알고리즘은 복수 개의 의사결정 트리를 사용하는 앙상블 방식의 알고리즘으로 복수 개의 트리가 하나의 숲을 이루는 형태를 띄고 있다. 서로 조금씩 다른 특성을 갖는 트리들로 이루어진 앙상블기법으로 학습한다. 결과적으로 일반화 성능을 향상시킬 뿐만 아니라 노이즈가 포함된 데이터에 대해서도 강인한 모델을 구축할 수 있다. RF 알고리즘은 분류 문제에도 사용되고 회귀분석으로도 사용된다.

[0046] 도 9를 참고하면, SVR의 예이다. SVR은 각 데이터 간 거리를 측정하여 두 데이터 간 중심을 구하고 최적의 초평면(hyper plane)을 구함으로써 두 카테고리를 나누는 방법을 학습할 수 있다. SVR은 실제 데이터 값, 실수로 결과 값을 도출해야 하기 때문에 초평면과 데이터 간의 거리에 오차 허용 범위를 적용할 수 있다.

[0047] 도 10을 참고하면, GBR의 예이다. GBR은 다수의 모델들을 결합해서 보다 정확하고 강력한 모델을 만드는 방법이다. 모델의 오류를 정량화하는 손실 함수(Loss Function)를 최소화하는 파라미터를 찾는다.

[0048] 수집패턴 별로 클러스터링된 품목 데이터들은 각 클러스터마다 최소 30개에서 최대 8000개 정도 클러스터링될 수 있다. 예측 시스템은 클러스터링된 품목 데이터들이 가지고 있는 변수들의 크기가 0~10000 사이의 값으로 서로 다른 수치를 가지고 있기 때문에 0 내지 1사이의 값으로 각 품목 데이터를 Min-Max Scaler를 이용해 치환한 뒤 하나의 데이터로 통합할 수 있다. 예측 시스템은 통합된 통합 데이터를 예측을 하고자 하는 값, 다시 말해서, 수요 수량을 예측하기 위한 학습 데이터로 사용할 수 있다. 수요 수량 값은 정수 값으로 품목의 수량을 의미한다. 통합 데이터는 각 머신러닝 알고리즘을 통해 학습을 진행할 수 있다. 다시 말해서, 예측 시스템은 클러스터 각각에 포함된 품목 데이터들을 통합한 통합 데이터를 각각의 클러스터에 대한 머신러닝 알고리즘에 기반한 학습 모델을 통하여 학습시킬 수 있다. 240에서 예측 시스템은 기 설정된 개수(예를 들면, 37 개)의 변수를 입력 값으로 사용하여 머신러닝 알고리즘에 기반한 학습 모델을 통과시킨 뒤 결과값을 정수로 나타내는 방식으로 학습을 수행할 수 있다. 예측 시스템은 결과값과 실제 값과의 차이점을 비교하여 학습 모델 내부의 가중치를 조정하면서 결과 값과 실제 값의 차이를 줄이면서 학습을 수행할 수 있다. 이때, 사용자에 의하여 차이가 조정될 수 있고, 예측 시스템에서 자동적으로 차이를 조정시킬 수 있다. 예측 시스템은 머신러닝 알고리즘에 기반하여 학습된 학습 모델을 획득할 수 있다. 다시 말해서, 수요패턴 별 데이터에 기반한 학습 모델을 모델링할 수 있다.

[0049] 250에서 예측 시스템은 학습된 학습 모델로 예측을 수행할 수 있다. 예측 시스템은 새로운 데이터가 입력됨을 수신할 수 있다. 예측 시스템은 새로운 데이터가 입력됨에 따라 학습 모델을 통하여 새로운 데이터에 대한 수요 수량이 필요한 개수를 예측할 수 있다. 예를 들면, 예측 시스템은 새로운 데이터를 0 내지 1 사이의 값으로 정규화할 수 있다. 이때, 예측 시스템은 정규화된 데이터를 복원하기 위하여 Min-Max 모델에 저장할 수 있다. 예측 시스템은 통합된 통합 데이터를 학습된 학습 모델로 예측을 진행한 후, 예측한 값을 복원시킬 수 있다. 예측 시스템은 Min-Max 모델에 저장된 크기로 예측한 값을 복원시킬 수 있다.

[0050] 예측 시스템은 하나의 품목 데이터를 사용하는 것이 아니라 유사한 수요패턴을 갖는 모든 품목 데이터를 하나의 데이터로 통합하여 사용함으로써 수요패턴 별 학습 모델을 생성하고, 동일한 수요패턴에 속하는 품목 데이터에 대한 예측을 진행할 수 있다.

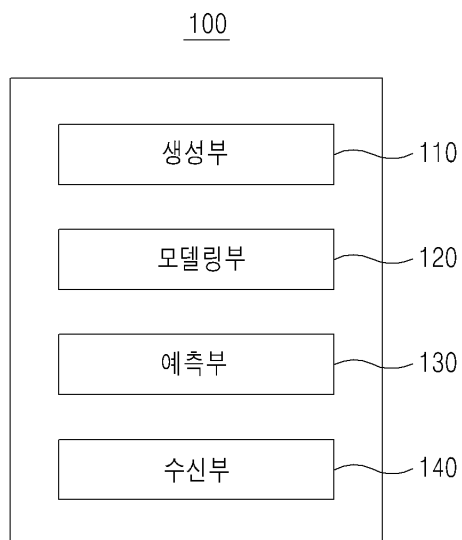
[0051] 도 11은 일 실시예에 따른 예측 시스템에서 수요 예측 결과를 비교한 것을 나타낸 그래프이다.

[0052] 예측 시스템은 클러스터링 데이터를 이용한 품목별 수요를 예측할 수 있다. 도 11을 참고하면, 실시예에서 제안한 방법으로 다양한 수요패턴 별 통합 데이터를 이용하여 학습한 뒤 기존의 수요 예측 기술과 성능을 비교한 그래프이다. 수요 예측의 정확도를 향상시키는 것은 매우 어려운 문제이다. 실시예에서는 클러스터링을 사용하여 유사한 수요패턴을 갖는 품목 데이터끼리 데이터를 통합한 후 머신러닝 알고리즘에 학습 데이터로 사용한 결과 수요 예측의 정확도가 큰 폭으로 상승하였음을 확인할 수 있다. 이러한 결과를 통하여 기존의 문제점인 데이터 부족 문제, 다양한 패턴에서 발생하는 성능 저하 문제를 보완할 수 있다.

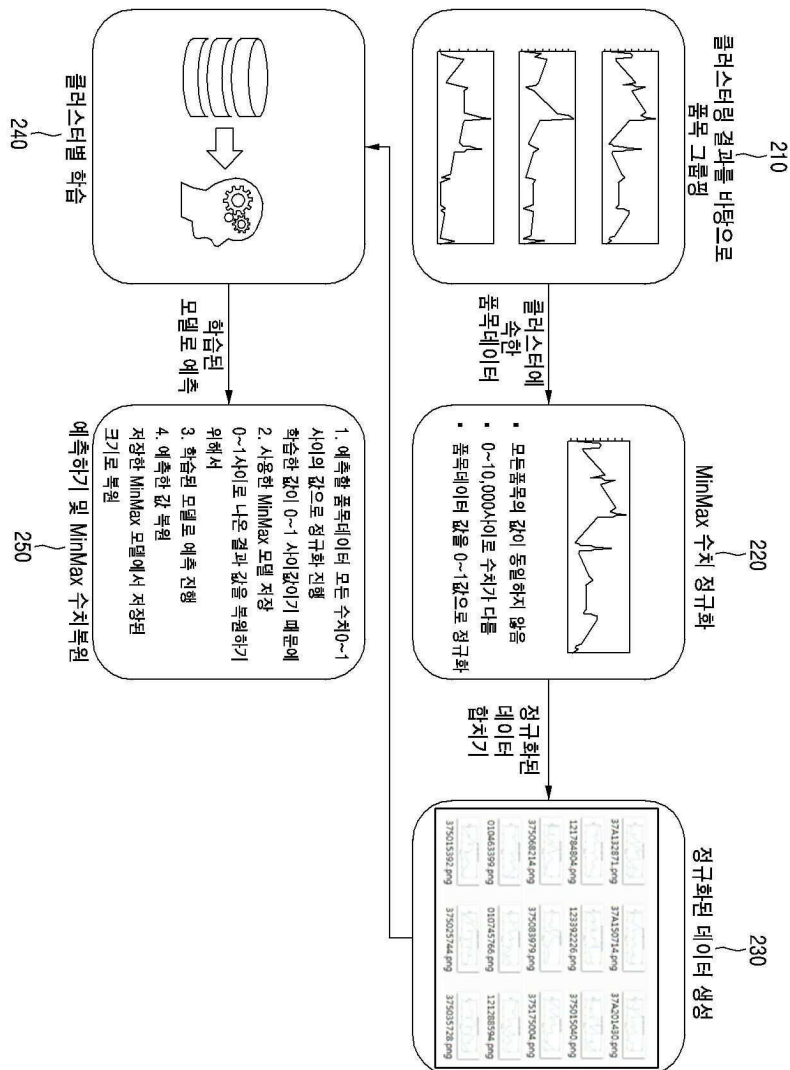
- [0053] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 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(configuration)도 가능하다.
- [0054] 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.
- [0055] 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.
- [0056] 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.
- [0057] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

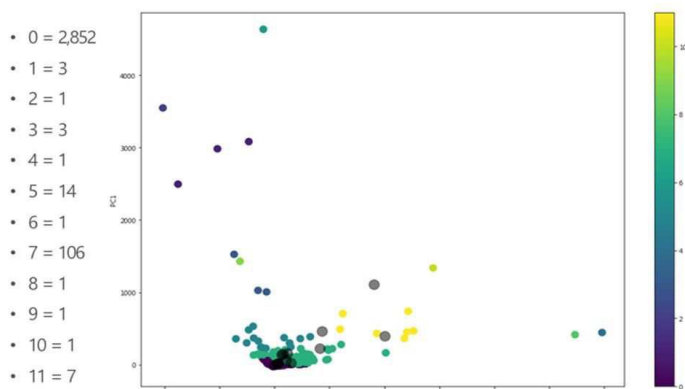
도면1



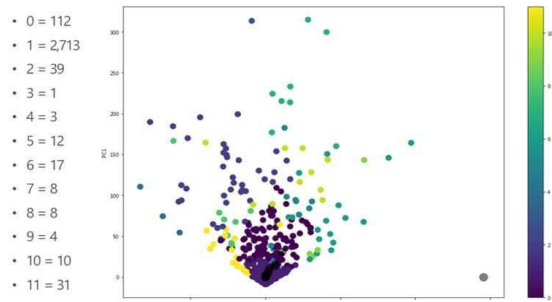
도면2



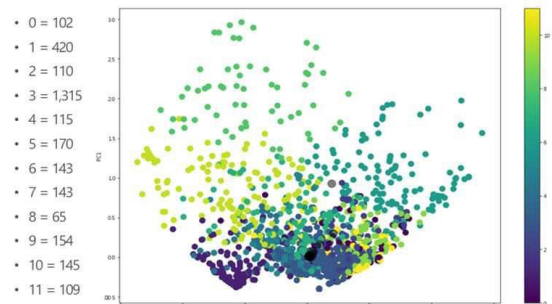
도면3



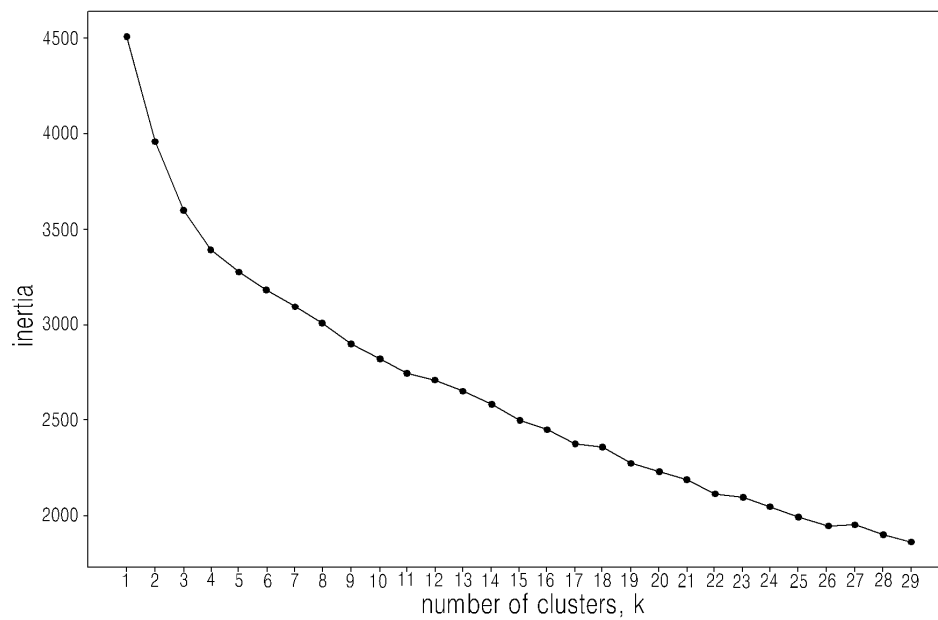
도면4



도면5

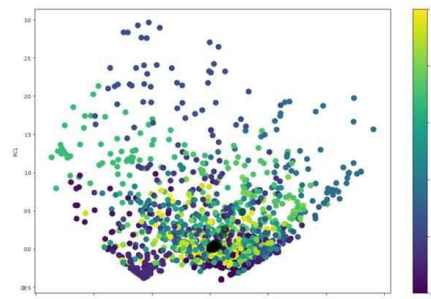


도면6

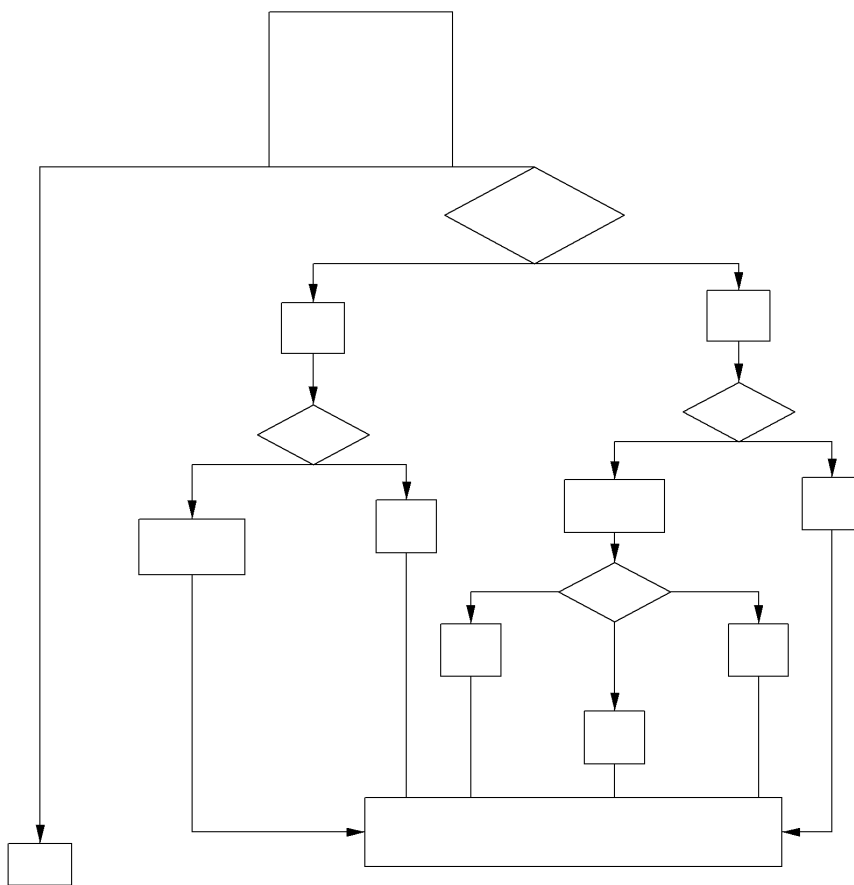


도면7

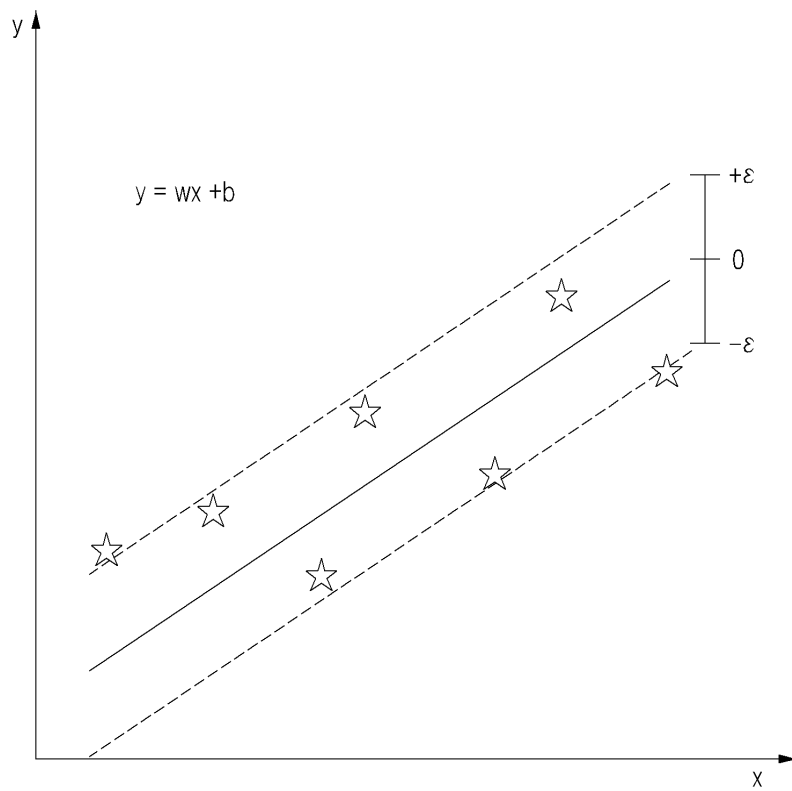
- 0 = 840
- 1 = 36
- 2 = 110
- 3 = 380
- 4 = 68
- 5 = 59
- 6 = 51
- 7 = 116
- 8 = 69
- 9 = 76
- 10 = 78
- 11 = 32
- 12 = 83
- 13 = 52
- 14 = 92
- 15 = 84
- 16 = 69
- 17 = 63
- 18 = 72
- 19 = 82
- 20 = 98
- 21 = 79
- 22 = 108
- 23 = 71
- 24 = 47
- 25 = 76



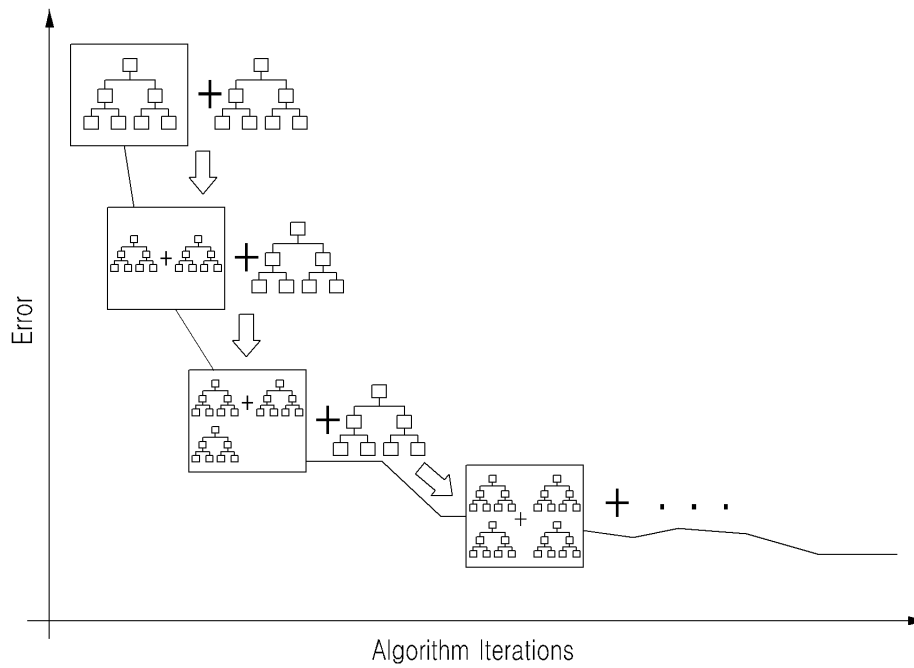
도면8



도면9



도면10



도면11

