



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2012-0048356  
(43) 공개일자 2012년05월15일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G01S 11/06 (2006.01) G01R 29/26 (2006.01)  
(21) 출원번호 10-2010-0109953  
(22) 출원일자 2010년11월05일  
심사청구일자 2010년11월05일

(71) 출원인  
목포대학교산학협력단  
전라남도 무안군 청계면 영산로 1666  
(주)동하테크  
광주광역시 서구 천변좌하로 266 (치평동)  
(72) 발명자  
이장재  
광주광역시 서구 상일로14번길 5-10, 301호 (쌍촌동)  
문병대  
광주광역시 서구 상무민주로 120, 203동 702호 (쌍촌동, 우미아트빌)  
이성로  
광주광역시 서구 치평동 중흥파크맨션 104-1105  
(74) 대리인  
특허법인지명

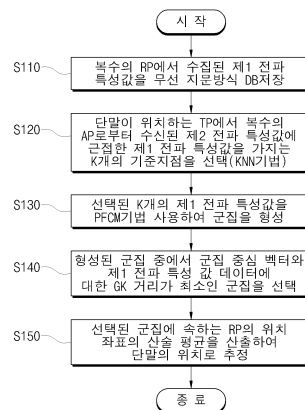
전체 청구항 수 : 총 2 항

(54) 발명의 명칭 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법

(57) 요약

본 발명은 WLAN에서 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법에 관한 것으로서, 본 발명의 일면에 따른 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법은, 무선 환경 하에서 복수의 각 기준 지점(Reference Point: RP)에서 수집된 제1 전파 특성 값 데이터를 무선 지문 방식으로 데이터베이스화 하여 저장하는 단계와, 단말이 위치한 테스트 지점(Test Point: TP)에서 복수의 AP(Access Point)로부터 수신된 제2 전파 특성 값에 대응되는 상기 제1 전파 특성 값 데이터를 가지는 상기 기준 지점을 KNN(k-Nearest Neighbor)/ GK방법을 이용한 PFCM(Possibilistic Fuzzy C-Mean) 혼합 기법을 사용하여 검색하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



## 특허청구의 범위

### 청구항 1

무선 환경 하에서 복수의 각 기준 지점(Reference Point: RP)에서 수집된 제1 전파 특성 값 데이터를 무선 지문 방식으로 데이터베이스화 하여 저장하는 단계; 및

단말이 위치한 테스트 지점(Test Point: TP)에서 복수의 AP(Access Point)로부터 수신된 제2 전파 특성 값에 대응되는 상기 제1 전파 특성 값 데이터를 가지는 상기 기준 지점을 KNN(k-Nearest Neighbor)/GK방법을 이용한 PFCM(Possibilistic Fuzzy C-Mean) 혼합 기법을 사용하여 검색하는 단계

를 포함하는 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서, 검색하는 단계는,

상기 제2 전파 특성 값에 근접한 상기 제1 전파 특성 값을 가지는 k개의 상기 기준 지점을 상기 KNN 기법을 사용하여 선택하는 단계;

선택된 k개의 상기 기준 지점의 상기 제 1 전파 특성 값 데이터를 상기 GK방법을 이용한 PFCM 기법을 사용하여 군집을 형성하는 단계;

형성된 상기 군집 중에서 군집 중심 벡터와 상기 제1 전파 특성 값 데이터에 대한 GK 거리가 최소인 군집을 선택하는 단계; 및

선택된 상기 군집에 속하는 상기 기준 지점들의 위치 좌표의 산술적인 평균을 산출하여 단말의 위치를 추정하는 단계를 포함하는 것

인 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법.

## 명세서

### 기술분야

[0001] 본 발명은 WLAN에서 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 AP로부터 수신된 신호 잡음비(SNR)에 의한 무선 지문(Finger print) 방식의 데이터베이스를 활용하여 신호 잡음비 데이터에 관한 KNN(k-Nearest Neighbor)과 GK(GUSTAFSON-KESSEKL)방법을 이용한 PFCM(Possibilistic Fuzzy C-Means) 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법에 관한 것이다.

### 배경기술

[0002] 위치기반 서비스에서 측위 기술은 핵심/기반 기술로 오늘날 GPS가 그 중심을 차지하고 있지만 실내와 같은 음영 지역에서는 새로운 방식의 측위 기술을 필요로 하고 있으며, 무선통신 인프라 기반의 측위 기술이 연구되어 오고 있다.

[0003] 실외에서는 CDMA 기반 무선 측위 기술, 실내에서는 WLAN, UWB, 적외선, 초음파, RFID 등의 인프라를 이용한 무선 측위 기술이 연구되고 부분적으로 상용화되고 있다.

[0004] 최근 미국, 유럽 등 많은 국가에서 무선 랜 실내 위치 측위에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 대표적으로 인텔(Intel)사에서 진행 중인 PlaceLab 프로젝트는 기본적으로 무선 랜 신호 값에 기반하여 위치를 측정한다.

[0005] 그리고 한 단계 더 나아가 GSM, 블루투스, RFID 등과 같은 최신 네트워크 인프라를 구축하여 보다 정확한 위치 추적 방법을 연구 중에 있다.

[0006] 유럽의 교통 약자들을 위한 ASK-IT 프로젝트에서는 홈 서비스, 실내 안내 등을 제공할 때 무선 랜 네트워크를 변형한 MOTE 센서 네트워크를 이용한 실내 위치 측정 방법을 연구하고 있다.

- [0007] 이외에도 무선 신호의 전파 모델(Propagation model)과 계산된 지점과 가장 가까운 곳을 선택하는 Nearest Neighbor 기법을 이용한 RADAR 시스템 등에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.
- [0008] 한편, 현재 상용화되어 판매 중인 시스템으로 Ekahau RTLS(Real-Time Location System), AeroScout Visibility System 등이 있다.
- [0009] 상기 설명한 연구들에서 제시된 구체적인 측위 방법으로는 GPS에서도 사용되고 있는 삼각 측량법과, Cellular망과 같이 격자 형태로 지역을 분할하여 셀(Cell)단위로 위치를 측정하는 무선 지문(Fingerprinting) 방식이 있다.
- [0010] 여기서, 무선 지문 방식은 확률론적 모델링에 의한 위치 추정 방법으로서, 노이즈 및 주위 환경 정보를 위치 추적을 위한 정보로 활용한다.
- [0011] 또한, 무선 랜을 이용한 위치 측위 결정을 위한 무선 지문 방식의 알고리즘은 K-NN 방법, 베이지안(Bayesian) 방법, 신경망, 판단 나무 방법 등에 의해 구현된다.
- [0012] Fuzzy C-Means(FCM) 군집화 방법은 하나의 클러스터에 속해져 있는 각각의 데이터들을 클러스터에 대한 데이터의 소속 정도에 따라 분류하는 데이터 분류 알고리즘으로 Bezdek에 의해 제안되었다.
- [0013] FCM은 여러 분야에서 성공적으로 적용되었지만 FCM은 하나의 포인트가 모든 클러스터에 속할 정도의 합이 1이 되도록 함으로써 때때로 직관적인 분할과는 다른 결과를 보여준다.
- [0014] 또한 이러한 제약 사항으로 인해 FCM은 잡음에 민감한 특성을 갖는다. 이러한 문제를 해결하기 위해 FCM의 제약을 제거한 Possibilistic C-Mean(PCM)가 제안되었다.
- [0015] PCM은 기존의 확률적인 방법이 아닌 가능성 이론을 사용하여 잡음이나 특이점(outlier)들이 어느 클러스터에도 소속되지 않도록 함으로써 잡음 민감성을 제거하였지만, 각각의 클러스터들이 서로 영향을 주지 않으므로 초기화에 민감하고 때때로 중복된 클러스터를 찾아내는 문제점이 있었다.
- [0016] 이러한 FCM의 잡음 민감성과 PCM의 중첩 클러스터 문제를 극복하기 위해 확률적 측도 또는 소속도와 가능성 측도 또는 전형성을 함께 사용하는 방안이 강구될 필요가 있다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

- [0017] 본 발명은 상술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위하여, 무선 환경 하에서 패턴 매칭 알고리즘을 위해 training 단계에서 여러 개의 AP(Access Point)로부터 수신된 신호 잡음비(Signal to Noise Ratio: SNR)를 측정하여 무선 지문(fingerprint) 방식의 데이터베이스를 만들어 활용하는 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.
- [0018] 본 발명의 다른 목적은 측위를 위한 특수 장비를 사용하지 않고, 기존에 설치된 AP를 이용한 신호 잡음비 데이터에 관한 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 제공하는 것이다.
- [0019] 본 발명의 목적은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 과제의 해결 수단

- [0020] 전술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일면에 따른 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법은, 무선 환경 하에서 복수의 각 기준 지점(Reference Point: RP)에서 수집된 제1 전파 특성 값 데이터를 무선 지문 방식으로 데이터베이스화 하여 저장하는 단계와, 단말이 위치한 테스트 지점(Test Point: TP)에서 복수의 AP(Access Point)로부터 수신된 제2 전파 특성 값 데이터를 가지는 상기 기준 지점을 KNN(k-Nearest Neighbor)/ GK방법을 이용한 PFCM(Possibilistic Fuzzy C-Mean) 혼합 기법을 사용하여 검색하는 단계를 포함한다.
- [0021] 여기서, 제2 전파 특성 값에 대응되는 제1 전파 값을 검색하는 것은 제2 전파 특성 값을 가지는 단말의 위치를 추정하기 위한 것으로서, 이를 위하여 본 발명에서는 수신된 제2 전파 특성 값에 근접한 제1 전파 특성 값을 가지는 기준 지점이 KNN 기법에 의해 선택되고, 선택된 k개의 기준 지점의 제 1 전파 특성 값 데이터는 GK방법을

이용한 PFCM 기법에 의해 군집화된다.

- [0022] 그리고 군집화된 복수의 군집 중에서 군집 중심 벡터와 제1 전파 특성 값 데이터에 대한 GK 거리가 최소인 군집이 선택되고, 선택된 군집에 속하는 기준 지점들의 위치 좌표의 산술적인 평균이 단말의 위치로 산출된다.

### 발명의 효과

- [0023] 본 발명에 따르면, 무선 환경 하에서 패킷 매칭 알고리즘을 위한 training 단계에서는 복수 개의 AP로부터 수신된 전파 특성 값(예를 들어, 신호 잡음비(SNR))를 측정되고, 이는 무선 지문(fingerprint) 방식의 데이터베이스화 되어, 측위를 위한 특수 장비를 전혀 사용하지 않고도 기존에 설치된 AP를 사용하면서 단말의 위치를 추정할 수 있는 KNN 기법과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기법 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 제안한다.
- [0024] 종래의 KNN 기법에 의하면 광범위하고 복잡한 실내 환경에서는 계산량이 많아지므로 단말의 최적 위치를 찾기 어려운 단점이 있었다. 본 발명에서는 이를 해결하기 위하여 KNN/ GK방법을 이용한 PFCM 혼합 알고리즘을 적용한다.
- [0025] 이와 같은 KNN/GK방법을 이용한 PFCM 혼합 알고리즘을 적용한 본 발명에 따르면 실내 측위 결정에 있어서 데이터베이스 검색 효율을 높일 수 있고, 검색의 정확도를 향상시킬 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 도시한 순서도이다.
- 도 2는 본 발명에 일 실시예에 따른 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법이 실행되는 장소의 일 예를 도시한 예시도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0027] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 것이며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하며, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다. 한편, 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다.
- [0028] 이하, 본 발명의 바람직한 실시예를 첨부된 도면들을 참조하여 상세히 설명한다. 우선 각 도면의 구성요소들에 참조부호를 부가함에 있어서, 동일한 구성요소들에 대해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가급적 동일한 부호를 부여하고 또한 본 발명을 설명함에 있어, 관련된 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있는 경우에는 그 상세한 설명은 생략한다.
- [0029] 도 1 및 도 2를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 설명한다. 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 도시한 순서도이고, 도 2는 본 발명에 일 실시예에 따른 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법이 실행되는 장소의 일 예를 도시한 예시도이다.
- [0030] 본 발명의 일 실시예에 따른 무선 지문(Fingerprint) 방식은 WLAN을 이용한 방식으로, 단말이 수신하는 RF 신호 강도(signal strength)를 측정하여 신호 감쇠로 인한 신호 전달 거리를 측정하여 위치를 계산할 수 있다.
- [0031] 이는 확률론적 모델링에 의한 위치 추정 방법으로서, 노이즈 및 주위 환경 정보를 위치 추적을 위한 정보로 활용한다.
- [0032] 본 발명에 따른 무선 실내 측위 방법을 실시하기 위한 시스템은 예를 들어, 실내 WLAN 신호를 수집하고 측위 모델(database)을 구성하여 이를 저장하는 역할을 수행하는 서버와, 클라이언트(또는, 단말)로 구성될 수 있다.
- [0033] 여기서, 서버는 PDA, PC, Handset 등 WLAN 인터페이스 기능을 가지는 클라이언트가 위치를 요청하면 저장된 측

위 모델에 근거하여 위치를 계산하여 이를 클라이언트로 회신한다.

[0034] 이하, 단말의 요청에 따라 추정된 단말의 위치를 회신하기 위하여 서버가 수행하는 KNN과 GK방법을 이용한 PFCM 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 설명한다.

[0035] 본 발명에 따라 무선 실내 측위를 수행하기 위해서는 먼저, 무선 환경 하에서 복수의 각 기준 지점(Reference Point: RP)에서 수집된 제1 전파 특성 값 데이터가 무선 지문 방식으로 데이터베이스화 되어 서버에 저장된다(S110).

[0036] 이를 위하여, 도 2에 도시된 바와 같이 위치 측위 대상이 되는 공간은 일정한 범위로 나뉘고, 각 RP(Reference Point)의 위치 값은 서버 데이터베이스에 저장된다.

[0037] 이후, 각 RP의 위치 값과 함께 AP(Access Point)로부터 단말(MU: Mobile Unit)에 도달한 신호 세기 측정 값으로부터 추출된 제1 전파 특성 값(예를 들어, 신호 잡음비: SNR)가 서버의 데이터베이스에 저장된다.

[0038] 이 과정은 측위 대상이 되는 공간의 모든 RP에 대한 측정이 완료될 때까지 반복적으로 수행된다.

[0039] 도 2에서는 총 길이 25m×4m인 복도에 1m 간격으로 63개의 RP와 40개의 TP(Test Point) 바둑판 모양으로 지정되었다. 여기서, RP는 검정색으로 본 발명의 성능을 평가하기 위한 TP 포인트는 빨간색으로 표시되고, 각 TP에서 단말은 2개의 AP로부터 신호를 수신한다.

[0040] 다음으로, 서버는 단말의 위치 요청 신호와 함께 수신되는 복수의 제2 전파 특성 값(예를 들어, 위치 요청 신호를 전송하는 장소에서 복수의 AP로부터 수신된 신호 잡음비)를 S110 단계에 의해 데이터베이스에 저장된 제1 전파 특성 값과 비교하여 위치 요청 신호를 전송한 단말의 위치와 가장 적합한 위치 데이터 정보를 결정한 후 그 위치 값을 단말에 제공한다.

[0041] 이를 위하여, 먼저 서버는 복수의 AP로부터 수신된 제2 전파 특성 값(이하, 신호 잡음비: SNR)에 근접한 k개의 제1 전파 특성 값 데이터를 KNN 기법을 사용하여 선택한다(S120).

[0042] 여기서, KNN(k-Nearest neighbor) 기법은 기억 기반 추론기법 중에 하나로 패턴 인식에 많이 활용된다.

[0043] KNN 기법에 따르면, 유사도 함수에 기반하여 제2 전파 특성 값에 근접한 k개의 제1 전파 특성 값을 서버 데이터베이스로부터 선택할 수 있다.

[0044] RP와 AP의 수를 각각 m과 n으로 가정하면, 수신된 제2 전파 특성 값과 제1 전파 특성 값 데이터 집합과의 유사도는 수학적 식 1에서 산출되는 거리를 이용하여 구할 수 있다.

[0045] [수학적 식 1]

$$D_{ij} = \left( \sum_{j=1}^n |s_j - S_{ij}|^q \right)^{1/q} \quad i = 1, 2, \dots, m$$

[0047] 여기서,  $D_{ij}$ 는 유사도를 구하기 위하여 산출되는 거리,  $S_{ij}$ 는 S110 단계에서 저장된 i번째 RP에서 j번째

AP에 대한 SNR 데이터,  $s_j$ 는 복수의 AP 중, j번째 AP로부터 수신된 SNR 데이터이다.

[0048] 이와 같은 KNN 기법은 수학적 식 1의 모수 k와 q에 따라 다양한 패턴 결과가 나타난다. 모수 k는 추정할 좌표에 대한 RP의 수이고, 모수 q는 거리 타입을 의미한다.

[0049] 일반적으로 모수 q가 1 일 때는 맨하탄 거리를 의미하고, 모수 q가 2 일 때는 유클리드 거리를 의미한다. KNN 기법의 복잡성과 위치 예측을 고려했을 때 일반적으로 모수 q는 1과 2를 사용한다.

[0050] 그리고 S120 단계에서 선택된 k개의 제 1 전파 특성 값 데이터는 GK방법을 이용한 PFCM(Possibilistic Fuzzy C-Means clustering) 기법에 의해 군집화된다(S130).

[0051] 이하, GK방법을 이용한 PFCM 기법을 보다 구체적으로 설명하기 위하여, FCM 기법 및 PCM 기법을 먼저 설명한다.

[0052] FCM 기법은 하나의 클러스터에 속해져 있는 각각의 데이터들을 클러스터에 대한 각 데이터의 소속 정도에 따라 분류하는 데이터 분류 알고리즘으로 Bezdek에 의해 제안되었다.

[0053] FCM 기법은  $n$ 개의 벡터의 집합을  $c$ 개의 퍼지 그룹으로 분할하고, 각각의 그룹 안에서 클러스터의 중심(예를 들어, 소속 정도 측정 비용함수가 최소가 되는 지점)을 찾는다.

[0054] FCM 기법은 소속 정도에 따라 0과 1사이에서 다른 값을 가지는 소속감(Membership) 정도(이하, 소속도 값)를 이용하여, 주어진 데이터 점이 몇 개의 그룹에 속할 수 있다는 퍼지분할을 사용한다.

[0055] 즉, 퍼지 분할을 적용하기 위해서 소속 함수  $U$ 는 0과 1 사이 값을 가지는 요소들을 가지며 데이터 집합에 대한 소속도 값의 합은 항상 1이다.

[0056] FCM에서 각 SNR 데이터 포인트  $\mathbf{x}_k$ 는 각 퍼지 부분집합 즉, 각 클러스터에 소속되는 정도를 가지며, 목적 함수는 수학식 2와 같이 주어진다.

[0057] [수학식 2]

[0058] 
$$J(u_{ik}, v_i) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2$$

[0059] 이때  $m$ 은 퍼지성(fuzziness) 정도를 나타내는 상수로 일반적으로 2로 설정된다.  $d_{ik}^2$ 는  $k$ 번째 SNR 데이터 포인트와  $i$ 번째 클러스터 중심 사이의 거리 제곱을 나타내며, 수학식 1의 마할라노비스 거리가 그 한 예에 해당한다.

[0060] 라그랑주(Lagrange)의 방법을 사용하여  $U$ 와  $V$ 는 각각 수학식 3, 4와 같이 구해지고, 일반적으로 AO(Alternating Optimization)방법을 통해 국부 최대값이 구해진다.

[0061] [수학식 3]

[0062] 
$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \frac{d_{ik}^2}{d_{jk}^2}}^{2/(m-1)}$$

[0063] [수학식 4]

[0064] 
$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

[0065] PCM 기법은 FCM 기법의 직관적이지 못한 소속도 값을 개선하기 위해 소속도 값의 합이 1되는 제약 사항을 제거한 것이다.

[0066] PCM 기법에서는 각 포인트가 클러스터(또는, 군집)에 속하는 정도를 표현하기 위해 소속도가 아닌 전형성(typicality)을 사용한다. PCM 기법의 목적 함수는 식5와 같으며, 수학식 5의 우항의 두 번째 항은 모든 값이 0이 되는 경우 목적 함수가 최소화되는 자명해(trivial solution)을 제거하기 위해 첨가된 항이다.



[0067] [수학식 5]

$$\mathcal{J}(t_{ik}, v_i) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n t_{ik}^m d_{ik}^2 + \sum_{i=1}^c \delta_i \sum_{k=1}^n (1 - t_{ik})^m$$

[0068]

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left( \sum_{j=1}^L (x_{kj} - v_{ij})^2 \right)^{1/2}$$

[0069] 여기서,

$$\delta_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2}{K^{\frac{m}{m-1}}}, K > 0$$

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{iL})$$

[0070]

[0071] 여기서,  $t_{ik}$ 는 0과 1 사이의 수적인 값으로 i번째 클러스터에 속해져 있는  $x_k$ 의 k번째 데이터의 전형성 정도를 나타낸다.  $v_i$ 는 i번째 클러스터의 중심 벡터이다.

[0072]  $\delta_i$ 는 각 클러스터의 부피를 나타내는 값으로 클러스터의 크기 추정과 특이점(outlier) 판별에 영향을 미친다.  $j(j=1, 2, \dots, L)$ 는 특성 공간상의 변수이다.

[0073] m은 전형성 함수의 퍼지성의 정도에 대한 영향을 나타내는 지수의 가중치이다. 이 값은 와 같은 범위를 가지고 있으며 분류 과정에서 퍼지성의 양을 제어하는 파라미터이다. 보통 m을 2로 설정한다.

[0074] PCM 역시 FCM과 같이 AO 방법을 통해 국부 최대값을 구하는 것이 일반적이며  $t_{ik}$ 값은 수학식 6과 같이 주어지고  $v_i$ 값은 수학식 7과 같다.

[0075] [수학식 6]

$$t_{ik} = \frac{1}{1 + \left( \frac{d_{ik}^2}{\delta_i} \right)^{1/(m-1)}}$$

[0076]

[0077] [수학식 7]

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n t_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n t_{ik}^m}$$

[0078]

[0079] 수학식 6은 수학식 3이 한 데이터 포인트와 모든 클러스터 중심 사이의 거리를 고려하는 것과 달리 한 데이터 포인트와 하나의 클러스터 중심 사이의 거리만을 고려한다.

[0080] 한편, 본 발명에 따라 S120 단계에서 선택된 k개의 제 1 전과 특성 값 데이터를 군집화하기 위한 GK방법을 이용

한 PFCM(Possibilistic Fuzzy C-Means clustering) 기법은 FCM과 PCM 기법의 단점을 보완하기 위하여 고안된 것으로서, PFCM 기법에 의한 목적 함수는 아래 수학적 식 8과 같다.

[수학적 식 8]

$$\mathcal{J}(t_{ik}, v_i) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (a u_{ik}^m + b t_{ik}^n) d_{ik}^2 + \sum_{i=1}^c \delta_i \sum_{k=1}^n (1 - t_{ik})^2$$

이때, a, b는 소속도와 전형성에 대한 가중치 상수이며,  $\eta$ 는 소속도에서 m과 동일한 역할을 전형성에서 하는 상수이다.

또한  $\delta_i$ 는 각 클러스터의 부피를 나타내는 값으로 수학적 식 5와 같이 계산되고, 클러스터의 크기 추정과 특이점(outlier) 판별에 영향을 미친다. 수학적 식 8에서의  $u_{ik}$ 는 수학적 식 3과 동일하게 계산되며  $t_{ik}$ 와  $v_i$ 는 각각 수학적 식 9, 수학적 식 10으로 계산된다.

[수학적 식 9]

$$t_{ik} = \frac{1}{1 + \left( \frac{b d_{ik}^2}{\delta_i} \right)^{1/(\eta-1)}}$$

[수학적 식 10]

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (a u_{ik}^m + b t_{ik}^n) x_k}{\sum_{k=1}^n (a u_{ik}^m + b t_{ik}^n)}$$

FCM 및 PCM 기법과 달리 PFCM은 클러스터 중심의 계산을 위해 상기 수학적 식 9 및 수학적 식 10과 같이 소속도와 전형성을 동시에 고려함으로써, FCM의 잡음 민감성을 완화하고, PCM의 중첩된 클러스터 문제를 해결한다.

이와 같이, PFCM 기법은 FCM 기법과 PCM 기법의 장점을 결합한 것이지만, 기본적으로 유클리드 거리를 사용함으로써 인해 몇 가지 문제점을 안고 있다. 유클리드 거리는 클러스터들이 서로 중첩되지 않고 구형을 이루며 각 클러스터에 속하는 데이터 포인트들의 개수가 비슷한 경우에 효과적이다.

따라서, 구형이 아닌 클러스터의 경우에는 문제가 발생할 수 있다. 이를 개선하기 위하여 타원형 클러스터를 찾아낼 수 있도록 본 발명에서는 PFCM 기법에 Gustafson-Kessel(이하, GK) 방법을 적용한다.

GK 방법은 퍼지 분산 행렬  $\Sigma_i$ 를 수학적 식 11과 같이 계산한다.

[수학적 식 11]

$$\Sigma_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

계산된 분산 행렬은 수학적 식 12에서 포인트와 클러스터 중심 사이의 거리를 구하기 위하여 사용된다.



[0096] [수학식 12]

$$d_{ik}^2 = (x_k - v_i)^T [\delta_i \det(\Sigma_i)^{1/n} \Sigma_i^{-1}] (x_k - v_i)$$

[0098] 여기서,  $\delta_i$  는 각 클러스터 부피를 나타내는 파라미터이다.

[0099] 이하, 거리척도의 한 방법인 GK 방법을 이용한 PFCM 군집화 알고리즘 구현 방법에 대해서 설명한다.

[0100] Step 1. (초기화 단계)

[0101] 클러스터 개수  $c(2 < c < n)$ 을 정하고 지수의 가중치  $m$ 을 선택한다. 초기 전형성 함수  $T^{(0)} V^{(0)}$  을 초기화한다.  
알고리즘 반복횟수를  $r(r=0, 1, 2, \dots)$ 로 표시한다.

[0102] Step 2. 상기 수학식 10을 이용하여 퍼지 클러스터의 중심  $v_i, i=1, \dots, c$  를 구한다.

[0103] Step 3. 상기 수학식 12을 이용하여 포인트와 클러스터 중심 사이의 거리를 구한다.

[0104] Step 4. 다음 수학식 13을 이용해 새로운 전형성 함수  $T^{(r+1)}$  을 계산한다.

[0105] [수학식 13]

$$\begin{cases} t_{ik}^{(r+1)} = \frac{1}{1 + \left( \frac{bd_{ik}^2}{\delta_i} \right)^{1/(n-1)}}, & I_k = 0 \\ t_{ik}^{(r+1)} = 0, & else \end{cases}$$

[0107] 여기서,  $i \in \bar{I}_k, I_k = \{i | 2 \leq c < n; d_k^{(r)} = 0\}$  이고,  $N, \bar{I}_k = 1, 2, \dots, c$  이다. 또한  $\sum_{i \in \bar{I}_k} t_{ik}^{(r+1)} = 1$  이다.

[0108] Step 5.

[0109] 수학식 14를 계산해서 포이면  $r=r+1$ 로 정의하고 Step 2 단계를 반복 수행, 그러지 않으면 종료한다. ( $\epsilon$ : 임계값)

[0110] [수학식 14]

$$\Delta = \|T^{(r+1)} - T^{(r)}\| = \max_{i,k} |t_{ik}^{(r+1)} - t_{ik}^{(r)}|$$

[0112] 다음으로, S130 단계에서 GK방법을 이용한 PFCM 기법에 의해 형성된 복수의 제1 전파 특성 값 데이터의 군집 중에서 군집 중심 벡터와 제1 전파 특성 값 데이터에 대한 GK 거리가 최소인 군집을 선택한다(S140).

[0113] SNR 데이터에 대한 GK 거리가 최소인 군집에 속한 RP는 TP에서 측정된 SNR 데이터와 가장 유사한 특징을 갖는다고 가정하면 선택된 RP를 사용하여 실내 위치 추정의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0114] 그리고 S140 단계에서 선택된 군집 중에서 단말에서 측정된 제2 전파 특성 값 데이터와 가장 적합한 군집을 선택한 후, 군집 내에 있는 RP들의 평균을 산출하여 단말의 위치를 추정한다(S150).

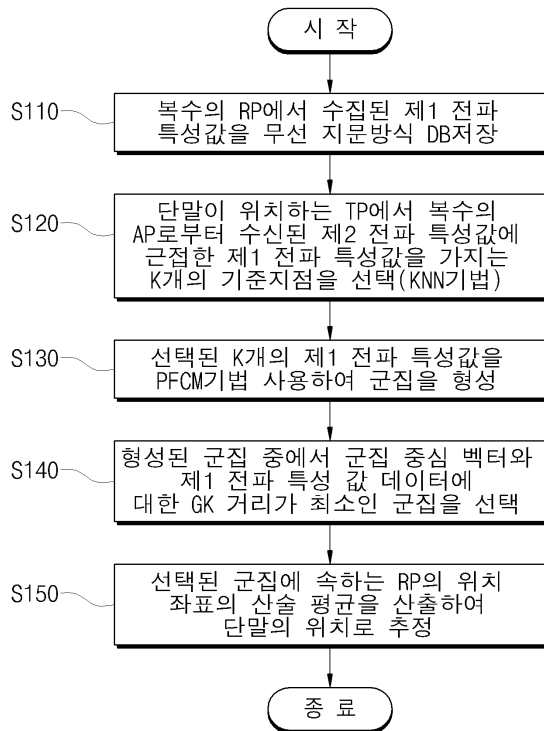
[0115] 여기서, RP들의 평균은 각각의 RP들의 위치 좌표 값의 산술 또는 기하 평균을 포함할 수 있다.

[0116] 이상, 본 발명의 바람직한 실시예를 통하여 본 발명의 구성을 상세히 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야

의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 본 명세서에 개시된 내용과는 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 본 발명의 보호범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구의 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

## 도면

### 도면1



### 도면2

