

|                                                                                                                                               |                                    |                                                                                                                                                                                                                            |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|                                                              | (19) 대한민국특허청(KR)<br>(12) 공개특허공보(A) | (11) 공개번호 10-2014-0033570<br>(43) 공개일자 2014년03월19일                                                                                                                                                                         |
| (51) 국제특허분류(Int. Cl.)<br>G10L 15/14 (2006.01) G06K 9/00 (2006.01)<br>(21) 출원번호 10-2012-0097339<br>(22) 출원일자 2012년09월03일<br>심사청구일자 2012년09월03일 |                                    | (71) 출원인<br>경희대학교 산학협력단<br>경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 국제캠퍼스 내 (서천동, 경희대학교)<br>(72) 발명자<br>이승룡<br>경기 성남시 분당구 구미로144번길 25, 102동 102호 (구미동, 삼환빌라)<br>라더빈<br>경기 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 전자정보대학 351호 (서천동, 경희대학교)<br>(74) 대리인<br>특허법인 신지 |

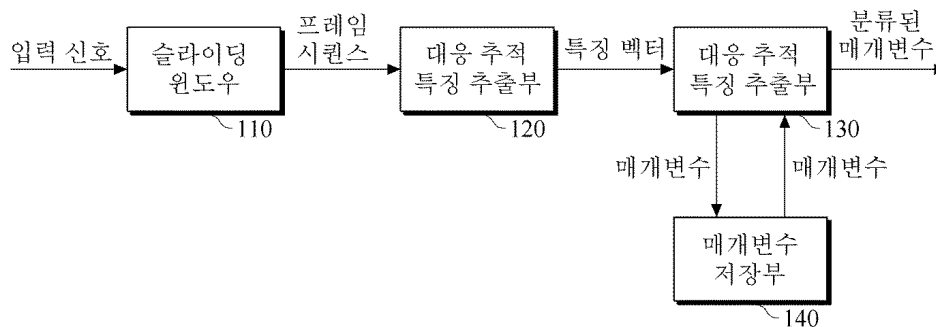
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 대응 추적 알고리즘을 적용한 패턴 인식 장치 및 방법

### (57) 요약

본 발명은 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 사용하여 패턴을 인식하기 위한 장치 및 방법을 제공한다. 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치에 있어서, 슬라이딩 윈도우는 수신된 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할하여 전달한다. 대응 추적 특징 추출부는 수신된 프레임 시퀀스로부터 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 이용하여 특징 벡터를 추출하여 전달하고, 매개변수 저장부는 수신된 매개변수를 저장하고, 수신된 요청에 따라 저장된 매개변수를 전달한다. 특징 분류부는 수신된 특징 벡터 및 매개변수 저장부로부터 수신된 저장된 매개변수에 기초하여 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model)을 이용하여 입력 신호의 매개변수를 생성하고, 생성된 매개변수에 데이터 라벨을 부착하여 구별한다.

대 표 도 - 도1



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|        |                                           |
|--------|-------------------------------------------|
| 과제고유번호 | 1415123336                                |
| 부처명    | 지식경제부                                     |
| 연구사업명  | 대학 IT 연구센터 육성지원                           |
| 연구과제명  | 동서신의학 u-라이프케어연구센터                         |
| 기 여 율  | 1/2                                       |
| 주관기관   | 경희대학교산학협력단                                |
| 연구기간   | 2012.01.01 ~ 2012.12.31이 발명을 지원한 국가연구개발사업 |
| 과제고유번호 | 2011-0030823                              |
| 부처명    | 교육과학기술부                                   |
| 연구사업명  | 선도연구센터지원사업                                |
| 연구과제명  | 디지털로그휴먼미디어 감성인지 기술연구개발                    |
| 기 여 율  | 1/2                                       |
| 주관기관   | 경희대학교산학협력단                                |
| 연구기간   | 2012.09.01 ~ 2013.08.31                   |

---

## 특허청구의 범위

### 청구항 1

수신된 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할하여 전달하는 슬라이딩 윈도우;

수신된 상기 프레임 시퀀스로부터 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 이용하여 특징 벡터를 추출하여 전달하는 대응 추적 특징 추출부;

수신된 매개변수를 저장하고, 수신된 요청에 따라 상기 저장된 매개변수를 전달하는 매개변수 저장부; 및

수신된 특징 벡터 및 상기 매개변수 저장부로부터 수신된 상기 저장된 매개변수에 기초하여 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model)을 이용하여 상기 입력 신호의 매개변수를 생성하고, 상기 생성된 매개변수에 데이터 라벨을 부착하여 구별하는 특징 분류부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치.

### 청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 대응 추적 알고리즘은,

$D = \{g_\gamma \mid \forall \gamma = (s, u, \omega, \theta)\}$ 에 의해 산출되는 사전(Dictionary)를 포함하고, 상기 D는 대응 추적의 가보 원자를 포함하는 사전이고,

상기 가보 원자는,

$$g_\gamma(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(2\pi\omega(t-u) + \theta)$$

에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치.

### 청구항 3

제 2항에 있어서,

$n = \arg \max_{n=1,2,\dots,D} |\langle Rf_n, g_{\gamma_n} \rangle|$ 에 의해 산출되고,

가중치 인자는,

$a_n \leftarrow \langle Rf_n, g_{\gamma_n} \rangle$ 에 의해 산출되고,

$$Rf_{n+1} \leftarrow Rf_n - a_n g_{\gamma_n}$$

$n \leftarrow n+1$ 에 의해 산출되고,

상기  $Rf_n$ 은 n번째 레지듀이고,  $g_{\gamma_n}$ 은 원자(Atom)이고,  $a_n$ 은 가중치 인자인 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치.

### 청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 대응 추적 알고리즘의 원자 파라미터의 세트는,

$\{a_n, s_n, u_n, \omega_n, \theta_n\}, n=1..N$ 에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치.

#### 청구항 5

제 4항에 있어서,

진폭의 평균은,

$$\mu_a = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a_n$$

에 의해 산출되고,

진폭의 표준편차는,

$$\sigma_a = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (a_n - \mu_a)^2}$$

에 의해 산출되고,

스케일(Scale)의 평균은,

$$\mu_s = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N s_n$$

에 의해 산출되고,

스케일의 표준편차는,

$$\sigma_s = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (s_n - \mu_s)^2}$$

에 의해 산출되고,

포지션(Position)의 평균은,

$$\mu_u = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u_n$$

에 의해 되고,

포지션의 표준편차는,

$$\sigma_u = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (u_n - \mu_u)^2}$$

에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치.

#### 청구항 6

제 4항에 있어서,

주파수의 평균은,

$$\mu_\omega = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \omega_n$$

에 의해 산출되고,

주파수의 표준편차는,

$$\sigma_\omega = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (\omega_n - \mu_\omega)^2}$$

에 의해 산출되고,

위상(Phase)의 평균은,

$$\mu_{\theta} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \theta_n$$

에 의해 산출되고,

위상의 표준편차는,

$$\sigma_{\theta} = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (\theta_n - \mu_{\theta})^2}$$

에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치.

#### 청구항 7

트레이닝 입력 신호를 통해 데이터 라벨이 부착된 트레이닝 매개변수를 생성하는 단계;

수신된 입력 신호로부터 매개변수를 생성하는 단계; 및

상기 생성된 매개변수를 분류하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법.

#### 청구항 8

제 7항에 있어서,

트레이닝 입력 신호를 통해 데이터 라벨이 부착된 트레이닝 매개변수를 생성하는 단계는,

상기 트레이닝 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할하는 단계;

상기 분할된 프레임 시퀀스에서 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 이용하여 특징 벡터 (Feature Vector)를 추출하는 단계;

상기 특징 벡터로부터 트레이닝 매개변수를 생성하는 단계; 및

상기 트레이닝 매개변수에 각각을 식별하기 위한 데이터 라벨을 상기 매개변수에 부착하여 저장하는 단계

를 포함하는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법.

#### 청구항 9

제 7항에 있어서,

수신된 입력 신호로부터 매개변수를 생성하는 단계는,

수신된 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할하는 단계;

상기 분할된 프레임 시퀀스에서 대응 추적 알고리즘을 이용하여 특징 벡터를 추출하는 단계; 및

상기 특징 벡터에 기초하여 매개변수를 생성하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법.

#### 청구항 10

제 7항에 있어서,

상기 생성된 매개변수를 분류하는 단계는,

상기 데이터 라벨이 부착된 상기 트레이닝 매개변수와 상기 매개변수에 기초하여 분류하는 것을 특징으로 하는 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법.

명세서

## 기술분야

[0001] 본 발명은 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 적용한 패턴인식 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

## 배경기술

[0002] 산업 영역에서 이제에는 일상의 생활 영역에까지 다양한 패턴 인식이 적용되고 있기 때문에 그 중요성과 활용도가 점점 더 높아지고 있다.

[0003] 패턴을 인식하는 알고리즘과 관련하여, 조건부 랜덤 필드 모델(conditional random fields model)을 자주 사용하고 있다. [John Lafferty 외 다수 2001].

[0004] 하지만, 종래의 조건부 랜덤 필드는 지속적이고 오랜 기간들의 패턴들을 모델링 할 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 다양한 연구가 진행되고, 조건부 랜덤 필드의 다양한 변화들[Sunita Sarawagi 외 다수 2004, D.L.Vail 외 다수 2001]등이 발표되었지만, 이와 같은 조건부 랜덤 필드의 여러 변형물들은 과도한 복잡성을 가지거나 상기 명시 된 문제점을 완전하게 해결하지 못하였다. 한 예로, 2001년 John Lafferty 외 다수에 의해 제시된 최초의 조건부 랜덤 필드는 마르코프 가정(Markov assumption) 때문에 상태의 양의 지속 기간을 모델링 할 수 없다.

[0005] 마르코프 연쇄 은닉 조건부 랜덤 필드 모델(Markov chain hidden random fields model)은 특히 말이나 비디오 영상과 같은 순차적인 데이터에 대한 뛰어난 분류 방법임이 입증되었다. 지난 십 수년간 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model)은 음성 인식, 영상 분류와 유전자 분류와 같은 많은 패턴 인식 관련 어플리케이션들에 널리 사용되었다.

[0006] 하지만 최근 생성적 본성과 상태와 관측 사이의 독립적인 가정에서 은닉 마르코프 모델의 한계가 드러났다 [A.Gunawardana 외 다수, 2005; S.B.Wang 외 다수, 2006]. 최대 엔트로피 마르코프 모델(Maximum Entropy Markov Model:MEMM)은 은닉 마르코프 모델의 한계를 극복하고 특히 언어의 품사를 구분하는 작업[A. Ratnaparkhi, 1996]과 자동 음성 인식(ASR)[H.K.J. Kuo 외 다수, 2006], 정보 추출[A. McCallum, 2000]등의 분야에서 뛰어난 결과를 보여주고 있다. 그렇지만 최대 엔트로피 마르코프 모델은 라벨 바이어스 문제에 취약하다고 알려져 있다.

[0007] 마르코프 연쇄 은닉 조건부 랜덤 필드 모델(Markov chain hidden conditional random fields model)은 최대 엔트로피 마르코프 모델의 장점을 전부 가지고 있으며 라벨 바이어스 문제를 해결하였다. 마르코프 연쇄 은닉 조건부 랜덤 필드 모델은 마르코프 은닉 모델이나 최대 엔트로피 마르코프 모델보다 가중치를 허용한 더 넓은 파라미터 공간을 만들 수 있다. 그러나 마르코프 연쇄 은닉 조건부 랜덤 필드 모델에는 가우스 밀도 함수의 전체 공분산 조합을 활용할 수 있는 도구가 없다.

[0008] 그리고 대한민국 공개특허 제10-2011-0034828호는 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법에 대해 기재되어 있다. 하지만 이 기술은 입력된 신호의 프레임 시퀀스로부터 특징 벡터를 추출하는 구체적인 방법이 기술되어 있지 않다.

[0009] 특징 벡터를 추출하는 방법으로 푸리에 변환에 기반한 인식 방법이 일반적으로 사용되고 있으나 이는 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 푸리에 변환에 기반하여 추출된 일반적인 스펙트럼의 특징은 비구조적 사운드를 나타내는데 한계가 존재한다. 왜냐하면 푸리에 변환 원리는 시간에 국한된 빈약한 함수의 표현을 제공하기 때문이다 [S. Mallat et al, 1993].

## 선행기술문헌

[0010] (특허문헌 1) 대한민국 공개특허 제10-2011-0034828호

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0011] 본 발명에서 해결하고자 하는 다양한 행위들을 인식하기 위한 패턴 인식 기술에 있어서, 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 사용하여 비구조적 소리(Unstructured Sound)의 패턴을 인식하기 위한 장치

및 방법을 제공하는 것이다.

### 과제의 해결 수단

- [0012] 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치는 슬라이딩 윈도우, 대응 추적 특징 추출부, 매개변수 저장부 및 특징 분류부를 포함한다.
- [0013] 슬라이딩 윈도우는 수신된 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할하여 전달한다. 대응 추적 특징 추출부는 수신된 프레임 시퀀스로부터 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 이용하여 특징 벡터를 추출하여 전달하고, 매개변수 저장부는 수신된 매개변수를 저장하고, 수신된 요청에 따라 저장된 매개변수를 전달한다. 특징 분류부는 수신된 특징 벡터 및 매개변수 저장부로부터 수신된 저장된 매개변수에 기초하여 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model)을 이용하여 입력 신호의 매개변수를 생성하고, 생성된 매개변수에 데이터 라벨을 부착하여 구별한다.
- [0014] 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법은 먼저, 트레이닝 입력 신호를 통해 데이터 라벨이 부착된 트레이닝 매개변수를 생성하고, 트레이닝 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할한다. 그리고 분할된 프레임 시퀀스에서 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 이용하여 특징 벡터(Feature Vector)를 추출하고, 특징 벡터로부터 트레이닝 매개변수를 생성한다. 다음으로 트레이닝 매개변수에 각각을 식별하기 위한 데이터 라벨을 부착하여 저장한다.
- [0015] 수신된 입력 신호로부터 매개변수를 생성하는 단계는 수신된 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할하고, 분할된 프레임 시퀀스에서 대응 추적 알고리즘을 이용하여 특징 벡터를 추출하고, 특징 벡터에 기초하여 매개변수를 생성한다.
- [0016] 상기 생성된 매개변수를 분류하는 단계는 데이터 라벨이 부착된 트레이닝 매개변수와 매개변수에 기초하여 분류하는 것을 특징으로 한다.

### 발명의 효과

- [0017] 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치 및 방법을 적용하면, 종래의 푸리에 변환을 이용하는 것과 비교하여 연산량을 줄일 수 있으므로, 패턴 인식을 하는데 필요한 노력과 시간을 절약할 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0018] 도 1은 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치를 나타내는 구성도이다.
- 도 2는 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치의 트레이닝 단계를 나타내는 도면이다.
- 도 3은 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치의 분류 단계를 나타내는 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법의 흐름도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0019] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세하게 설명한다. 본 명세서에서 사용되는 용어는 실시예에서의 기능 및 효과를 고려하여 선택된 용어들로서, 그 용어의 의미는 사용자 또는 운용자의 의도 또는 업계의 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 따라서 후술하는 실시예들에서 사용된 용어의 의미는, 본 명세서에 구체적으로 명시된 경우에는 명시된 정의에 따르며, 구체적으로 명시하지 않는 경우, 당업자들이 일반적으로 인식하는 의미로 해석되어야 할 것이다.
- [0020] 도 1은 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치를 나타내는 구성도이다.
- [0021] 도 1을 참조하면, 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치는 슬라이딩 윈도우(110), 대응 추적 특징 추출부(120), 특징 분류부(130) 및 매개변수 저장부(140)를 포함한다.
- [0022] 슬라이딩 윈도우(110)는 수신된 신호를 짧은 프레임(Short-frame)의 프레임 시퀀스(Frame Sequence)로 분할하고, 분할된 프레임 시퀀스를 대응 추적 특징 추출부(120)로 전달한다. 슬라이딩 윈도우는 해밍 함수를 이용하여 입력 신호를 분할 할 수 있다. 해밍 함수는 필터 설계에 흔히 사용되는 함수로서, 개수로 된 인수를 분

할하는 기능을 수행한다.

[0023] 대응 추적 특징 추출부(104)는 슬라이딩 윈도우(102)로부터 수신된 프레임 시퀀스에서 벡터를 추출하고, 추출된 특징 벡터를 특징 분류부(105)로 전달한다.

[0024] 대응 추적 특징 추출부(104)는 대응 추적 알고리즘(Matching Pursuit Algorithm)을 이용하여 프레임 시퀀스에서 특징 벡터를 추출한다. 이를 위해 가보 원자(Gabor Atom)의 세트를 사용한다. 가보 원자의 세트 또는 가보 원자의 사전(Dictionary)는 수학식 1과 같이 정의 된다.

### 수학식 1

[0025] 
$$D = \{g_\gamma \mid \forall \gamma = (s, u, \omega, \theta)\}$$

[0026] 수학식 1에서 D는 대응 추적의 가보 원자를 포함하는 사전(Dictionary)이고,

[0027] 그리고 가보 원자는 수학식 2와 같이 정의된다.

### 수학식 2

[0028] 
$$g_\gamma(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(2\pi\omega(t-u) + \theta)$$

[0029] 슬라이딩 윈도우(102)에 의해 생성된 입력 오디오 신호의 프레임인  $f(t)$ 가 주어지면, 대응 추적 분해 알고리즘은 수학식 3과 같이 정의 된다.

### 수학식 3

- Step 1:

$$Rf_1 \leftarrow f(t)$$

$$n \leftarrow 1$$

$$\varepsilon \leftarrow 0.01$$

- Step 2:

$$n = \arg \max_{n=1,2,\dots,|D|} |\langle Rf_n, g_{\gamma_n} \rangle|$$

- Step 3:

$$a_n \leftarrow \langle Rf_n, g_{\gamma_n} \rangle$$

$$Rf_{n+1} \leftarrow Rf_n - a_n g_{\gamma_n}$$

$$n \leftarrow n + 1$$

- Step 4:

$$\text{Repeat 2, 3 until } \|Rf_n\| < \varepsilon$$

- Step 5:

$$N = n$$

[0030]

[0031] 수학식 3에서  $f(t)$ 는 슬라이딩 윈도우(120)에 의해 생성된 입력 신호의 프레임이고,  $Rf_n$ 은 n번째 레지듀(residue)이고,  $g_{\gamma_n}$ 은 원자(Atom)이고,  $a_n$ 은 가중치 인자이고,

[0032] 입력 신호  $f(t)$ 가 주어질 때, 대응 추적 분해 출력은 수학식 4에 따른 원자 파라미터의 세트와 같다.

#### 수학식 4

[0033] 
$$\{a_n, s_n, u_n, \omega_n, \theta_n\}, n=1..N$$

[0034] 수학식 4에 따른 파라미터들은 신호 표현의 구성요소 이다. 따라서 원자 파라미터는 트레이닝 알고리즘 성능을 위한 뛰어난 특징들이다. 수학식 4를 이용하여 신호 특징 추출을 위한 방법은 아래와 같다.

#### 수학식 5

[0035] 
$$\mu_a = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a_n$$

[0036] 수학식 5는 진폭의 평균을 나타낸다.

#### 수학식 6

[0037] 
$$\sigma_a = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (a_n - \mu_a)^2}$$

[0038] 수학식 6은 진폭의 표준편차를 나타낸다.

#### 수학식 7

[0039] 
$$\mu_s = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N s_n$$

[0040] 수학식 7은 스케일의 평균을 나타낸다.

#### 수학식 8

[0041] 
$$\sigma_s = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (s_n - \mu_s)^2}$$

[0042] 수학식 8은 스케일의 표준 편차를 나타낸다.

#### 수학식 9

[0043] 
$$\mu_u = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u_n$$

[0044] 수학식 9는 포지션의 평균을 나타낸다.

### 수학식 10

$$\sigma_u = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (u_n - \mu_u)^2}$$

[0045]

[0046]

수학식 10은 포지션의 표준 편차를 나타낸다.

### 수학식 11

$$\mu_\omega = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \omega_n$$

[0047]

[0048]

수학식 11은 주파수의 평균을 나타낸다.

### 수학식 12

$$\sigma_\omega = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (\omega_n - \mu_\omega)^2}$$

[0049]

[0050]

수학식 12는 주파수의 표준 편차를 나타낸다.

### 수학식 13

$$\mu_\theta = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \theta_n$$

[0051]

[0052]

수학식 13은 위상(phase)의 평균을 나타낸다.

### 수학식 14

$$\sigma_\theta = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{n=1}^N (\theta_n - \mu_\theta)^2}$$

[0053]

[0054]

수학식 14는 위상의 표준 편차를 나타낸다.

[0055]

특징 분류부(130)는 트레이닝 단계에 있어서, 대응 추적 특징 추출부(120)로부터 수신된 특징 벡터와 수신된 매뉴얼 라벨에 기초하여 은닉 마르코프 모델(hidden Markov model classifier, 이하 HMM)을 이용해 모델의 매개변수를 생성하고, 생성된 매개변수에 매뉴얼 라벨(Manual Label)을 부착한다. 그리고 생성된 매개변수를 매개변수 저장부(140)로 전달한다. 매개변수에 부착된 매뉴얼 라벨은 각각의 매개변수를 구분하는 역할을 한다.

[0056]

또한 특징 분류부(130)는 분류 단계에 있어서, 수신된 특징 벡터와 매개변수 저장부(140)로부터 전달받은 모델의 매개변수에 기초하여 추론한다. 즉, 미리 설정된 매개변수의 데이터 라벨을 통해 각각의 매개변수의 종류를 파악하고 이를 통해 입력된 신호의 종류를 판별할 수 있다.

[0057]

매개변수 저장부(140)는 수신된 매개변수를 부착된 데이터 라벨에 따라 분류하여 저장하고, 특징 분류부(130)에

서 특징 벡터를 분류할 때, 추론을 위한 매개변수를 전달한다.

- [0058] 도 2는 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치의 트레이닝 단계를 나타내는 도면이다.
- [0059] 도 2를 참조하면, 본 발명에 따른 패턴 인식 방법에 있어서, 트레이닝 단계는 트레이닝 용도로 입력된 신호(101)가 슬라이딩 윈도우(110)로 입력되면 슬라이딩 윈도우(110)는 입력된 신호(101)를 프레임 시퀀스(103)로 분할한다.
- [0060] 대응 추적 특징 추출부(120)는 슬라이딩 윈도우(110)로부터 프레임 시퀀스(103)를 입력 받아 특징 벡터를 추출하고, 추출된 특징 벡터를 특징 분류부(130)로 전달한다.
- [0061] 특징 분류부(130)는 특징 벡터를 데이터 라벨(106)과 함께 입력 받아, 기울기 함수에 기반을 둔 트레이닝 알고리즘을 수행하여 모델의 매개변수를 생성하여 저장한다. 특징 분류부(130)는 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov model classifier, HMM)을 이용하여 수신된 특징 벡터를 분류한다. 그리고 특징 분류부(130)는 생성된 매개변수에 매뉴얼 라벨(Manual Label, 106)을 부착한다.
- [0062] 트레이닝 단계는 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치를 학습시키는 단계로서, 트레이닝을 위한 신호로부터 각각의 매개변수를 생성하고, 생성된 매개변수에 데이터 라벨을 부착하여 각 매개변수의 종류를 구별한다. 그리고 구별된 매개변수는 실제 패턴 인식을 위한 데이터가 입력 되었을 때, 데이터로부터 생성된 매개변수를 분류하는 역할을 수행한다.
- [0063] 도 3은 본 발명에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 장치의 분류 단계를 나타내는 도면이다.
- [0064] 도 3을 참조하면, 입력된 신호는 슬라이딩 윈도우(102)에 입력되고, 슬라이딩 윈도우(110)는 하나의 프레임 단위로 생성하여 대응 추적 특징 추출부(120)에 전달한다.
- [0065] 대응 추적 특징 추출부(130)는 상술한 대응 추적 알고리즘을 이용하여 수신된 시퀀스 프레임으로부터 모델의 특징을 나타내는 특징 벡터를 추출한다.
- [0066] 대응 추적 특징 추출부(130)는 수신된 프레임 단위의 신호들에서 특징 벡터들을 추출한다. 추출된 특징 벡터들은 모델의 매개변수에 기초하여 추론되어 분류된다.
- [0067] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법의 흐름도이다.
- [0068] 도 4를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 대응 추적 알고리즘을 이용한 패턴 인식 방법은 먼저, 프레임 시퀀스로 분할한다(401). 수신된 입력 신호를 짧은 프레임의 프레임 시퀀스로 분할한다. 일반적으로 해밍 함수를 이용하여 수신된 입력 신호를 프레임 시퀀스로 분할 할 수 있다.
- [0069] 다음으로 대응 추적 알고리즘을 이용하여 특징 벡터를 추출한다(402). 입력 신호를 분할하여 생성된 시퀀스 프레임에 대응 추적 알고리즘을 적용하여 모델의 특징을 나타내는 특징 벡터를 추출한다.
- [0070] 다음으로 추출된 특징 벡터를 은닉 마르코프 모델을 이용하여 분류한다(403). 추출된 특징 벡터와 트레이닝 단계에서 생성된 모델의 매개변수를 이용하여 특징 벡터를 분류한다. 트레이닝 단계에서 생성된 모델의 매개변수는 데이터 라벨이 부착되어 매개변수의 종류를 구별한다. 이러한 구별된 매개변수를 통해 입력된 신호의 매개변수를 분류할 수 있다.
- [0071] 이상 바람직한 실시 예를 들어 본 발명을 상세하게 설명하였으나, 본 발명은 전술한 실시 예에 한정되지 않고, 본 발명의 기술적 사상의 범위 내에서 당 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의하여 여러 가지 변형이 가능하다.

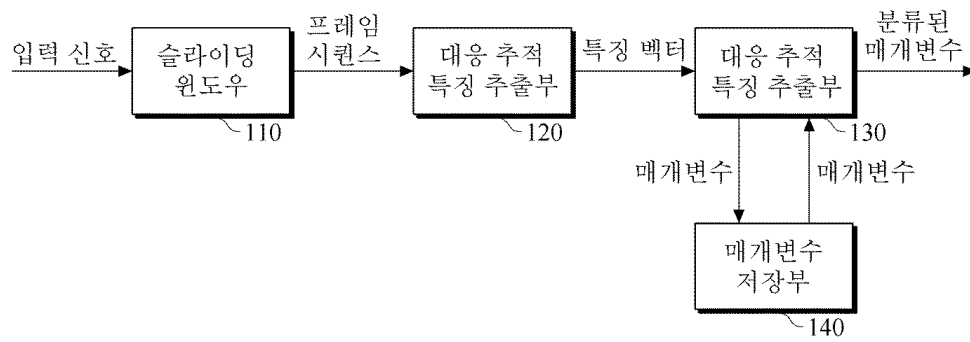
## 부호의 설명

- [0072] 101: 트레이닝 용도로 입력된 신호  
103: 프레임 시퀀스  
106: 매뉴얼 라벨  
110: 슬라이딩 윈도우

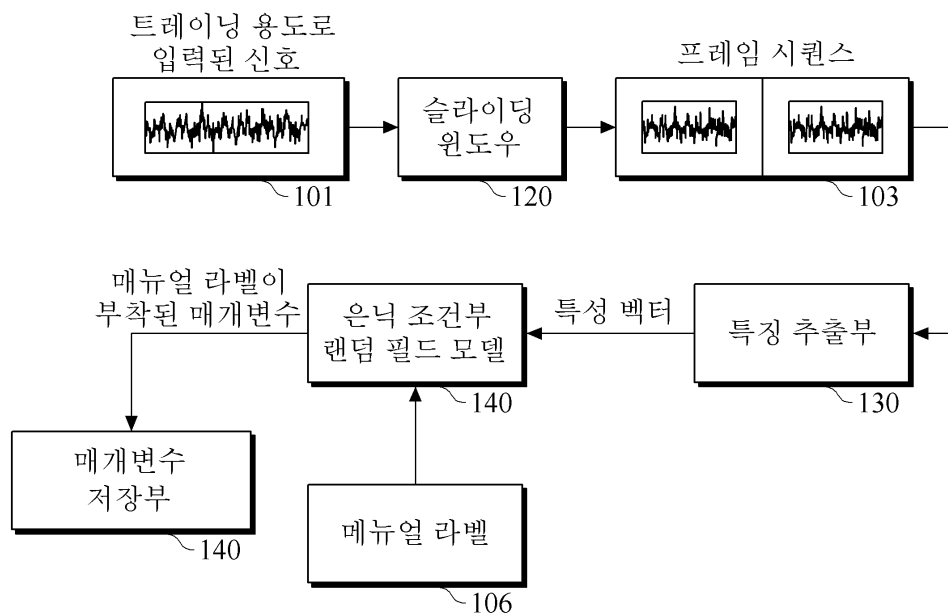
- 120: 대응 추적 특징 추출부
- 130: 특징 분류부
- 140: 매개변수 저장부
- 201: 입력 신호

## 도면

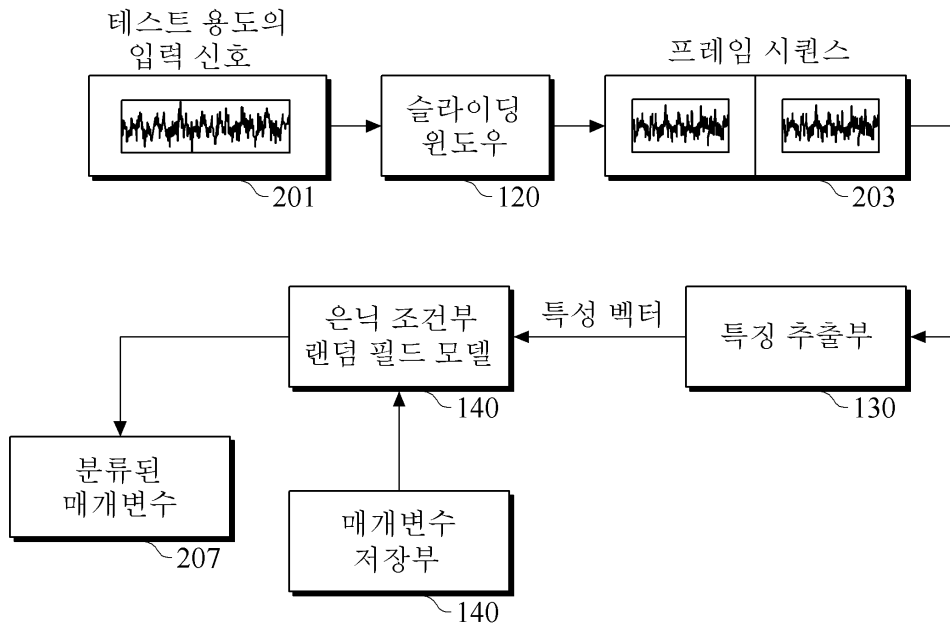
### 도면1



### 도면2



도면3



도면4

