



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2011-0034828  
(43) 공개일자 2011년04월06일

(51) Int. Cl.

G06F 19/00 (2011.01) G06F 17/00 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2009-0092277

(22) 출원일자 2009년09월29일

심사청구일자 2009년09월29일

(71) 출원인

경희대학교 산학협력단

경기도 용인시 기흥구 서천동 1 경희대학교 국제 캠퍼스내

(72) 발명자

이승룡

경기 성남시 분당구 구미동 250 삼환빌라 102동 102호

이영구

대전광역시 서구 월평동 무지개아파트 106-302

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

김삼수

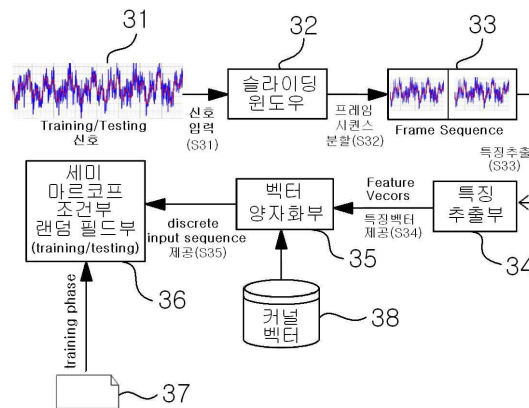
전체 청구항 수 : 총 5 항

## (54) 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법

### (57) 요약

본 발명은 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법에 관한 것으로서, 가속도계에서 측정되는 입력 신호를 분할하여 프레임 시퀀스로 출력하는 과정과, 상기 프레임 시퀀스에서 특징 벡터를 추출하는 과정과, 트레이닝 입력 신호를 하나의 프레임 셋 단위로 하여 특징을 추출한 후 이를 커널 벡터로서 취합하는 과정과, 상기 커널 벡터 중에서 상기 특징 벡터와 가장 유사한 커널 벡터를 이용하여 상기 특징 벡터를 양자화하여 이산 입력 시퀀스로 출력하는 과정과, 선형 체인 구조를 가진 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델이 상기 이산 입력 시퀀스를 입력받아 어느 라벨 상태( $s_i$ )의 시퀀스를 나타내는 상태 시퀀스의 확률( $P(S|X)$ )을 산출하는 과정을 포함한다.

대표도 - 도3



(72) 발명자

**라더빈**

경기도 용인시 기흥구 서천동 1번지 경희대학교 전  
자정보과 351

**르산홍**

경기도 용인시 기흥구 서천동 1번지 경희대학교 전  
자정보과 351

**노국홍**

경기도 용인시 기흥구 서천동 1번지 경희대학교 전  
자정보과 351

**김형일**

경기도 성남시 분당구 분당동 셋별마을우방아파트  
312-1405

**한만형**

경기도 고양시 일산서구 탄현동 탄현마을10단지아  
파트 1001-1502

## 특허청구의 범위

### 청구항 1

가속도계에서 측정되는 입력 신호를 분할하여 프레임 시퀀스로 출력하는 과정;

상기 프레임 시퀀스에서 특징 벡터를 추출하는 과정;

트레이닝 입력 신호를 하나의 프레임 셋 단위로 하여 특징을 추출한 후 이를 커널 벡터로서 취합하는 과정;

상기 커널 벡터 중에서 상기 특징 벡터와 가장 유사한 커널 벡터를 이용하여 상기 특징 벡터를 양자화하여 이산 입력 시퀀스로 출력하는 과정;

선형 체인 구조를 가진 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델이 상기 이산 입력 시퀀스를 입력받아 어느 특정 상태( $s_i$ )의 시퀀스를 나타내는 상태 시퀀스의 확률( $P(S | X)$ )을 산출하는 과정

을 포함하는 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서, 상기 입력 신호를 분할하는 것은, 해밍함수를 이용하여 입력 신호를 분할함을 특징으로 하는 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법.

### 청구항 3

제1항에 있어서, 상기 특정 상태( $s_i$ )는,  $y_i$ 가  $i$ 번째의 상태 정보와 관련된 파라미터이며,  $b_i$ 가  $i$ 번째의 시작 시간과 관련된 파라미터,  $e_i$ 가  $i$ 번째의 종료 시간과 관련된 파라미터이고, 상기  $b_i$ ,  $e_i$ 는  $0 < b_i \leq e_i$ ,  $e_i < b_{i+1}$ 의 조건을 충족할 때,  $s_i = (y_i, b_i, e_i)$ 로 정의됨을 특징으로 하는 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법.

### 청구항 4

제3항에 있어서, 상기 상태 시퀀스의 확률인  $P(S | X)$ 는,

$$P(S | X) = \frac{\prod_{i=1}^P \Psi(s_{i-1}, s_i, X)}{Z_X} \quad \text{에 의해 산출되며,}$$

이때,  $Z_X$ ,  $\Psi$  함수는,

$$Z_X = \sum_{s'} \prod_{i=1}^{P'} \Psi(s'_{i-1}, s'_i, X)$$

$$\Psi(s_{i-1}, s_i, X) = \begin{pmatrix} e^{Q^T(y_{i-1}, y_i)} \times \\ e^{Q^D(y_i, e_i - b_i + 1)} \times \\ e^{Q^O(y_i, b_i, e_i)} \times \\ e^{Q^O(LA, e_{i-1} + 1, b_i - 1)} \end{pmatrix}$$

$$Q^T(y', y) = w^T(y', y) \delta(y_{t-1} = y', y_t = y)$$

$$\delta(X) = \begin{cases} 1 & \text{if } X \text{ is true} \\ 0 & \text{if } X \text{ is false} \end{cases}$$

$$Q^D(y, d) = w^D(y) \frac{(d - m_y)^2}{2\sigma_y^2} \delta(y_t = y)$$

$$Q^O(y, t_1, t_2) = \sum_{t=t_1}^{t_2} \sum_o w^O(y, o) \delta(y_t = y, x_t = o)$$

$$Q^O(LA, t_1, t_2) = \sum_{t=t_1}^{t_2} \sum_o w^O(LA, o) \delta(y_t = LA, x_t = o)$$

에 의해 산출되며, 상기에서  $w^D$ 는 지속 기간(D;duration)의 가중치이고,  $w^T$ 는 행동 변화(T;transition)의 가중치이고,  $w^O$ 는 관측(O;observation)의 가중치이고,  $d$ 는 지속 기간 변수(duration variable),  $t_1$ 과  $t_2$ 는 시간 변수(time variable),  $LA$ 는 알 수 없는 행동들의 라벨들(label of unknown activities),  $m_y$ 는 평균 지속 기간(average duration),  $y$ 는 평균 지속 기간(average duration)인  $m_y$ 를 갖는 어떤 예상되는 행동의 라벨 값(label value)임을 특징으로 하는 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법.

#### 청구항 5

제4항에 있어서, 상기  $w^D$ ,  $w^T$ ,  $w^O$ 에 대한 기울기는,

$$\alpha(y, t) = \alpha(y, t-1)e^{Q^O(IA, t, t)} + \gamma(y, t)$$

$$\lambda(y, t) = \sum_{y'} \alpha(y', t)e^{Q^T(y', y)}$$

$$\gamma(y, t) = \sum_{d=1}^D \left( \begin{array}{l} \lambda(y, t-d)e^{G(y, t-d+1, t)} \\ +e^{Q^O(IA, 1, t-d)+G(y, t-d+1, t)} \end{array} \right)$$

$$\beta(y, t) = \beta(y, t+1)e^{Q^O(IA, t, t)} + \eta(y, t)$$

$$\eta(y, t) = \sum_{d=1}^D \left( \begin{array}{l} \zeta(y, t+d)e^{G(y, t, t+d-1)} \\ +e^{G(y, t, t+d-1)+Q^O(IA, t+d, T)} \end{array} \right)$$

$$\zeta(y, t) = \sum_{y'} \beta(y', t)e^{Q^T(y, y')}$$

라고 할 때,

상기 지속 기간 가중치( $W^D$ )의 기울기는,

$$\frac{dZ_X}{dw^T(y', y)} = \sum_{t=1}^T \gamma(y', t)\beta(y, t+1)e^{Q^T(y', y)}$$

에 의해 산출되며, 상기 행동 변화 가중치

( $W^T$ )의 기울기는,

$$\frac{dZ_X}{dw^D(y)} = \sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^T \theta(y, t, d), \text{ where}$$

$$\theta(y, t, d) = \left( \begin{array}{l} \lambda(y, t-1)\zeta(y, t+d)e^{G(y, t, t+d-1)} \\ +\zeta(y, t+d)e^{Q^O(IA, 1, t-1)+G(y, t, t+d-1)} \\ +\lambda(y, t-1)e^{G(y, t, t+d-1)+Q^O(IA, t+d, T)} \\ +e^{Q^O(IA, 1, t-1)+G(y, t, t+d-1)+Q^O(IA, t+d, T)} \end{array} \right)$$

$G(y, t, t+d-1) = Q^O(y, t, t+d-1)+Q^D(y, d)$ 에 의해 산출되며,

상기 관측 가중치( $W^O$ )의 기울기는,

$$\frac{dZ_X}{dw^O(y,o)} = \sum_{\substack{i,t,d \\ x_i=0 \\ i \in [t,t+d-1]}} \theta(y,t,d), \text{ and}$$

$$\frac{dZ_X}{dw^O(IA,o)} = \sum_{\substack{t=1 \\ x_t=0}}^T v(t), \text{ where}$$

$$v(t) = \left( \begin{array}{l} \sum_{y'} \sum_y \alpha(y',t-1) \beta(y,t+1) e^{Q^T(y',y) + Q^O(IA,t,t)} \\ + \alpha(y',t-1) e^{Q^O(IA,t,T)} \\ + \beta(y,t+1) e^{Q^O(IA,1,t)} \\ + e^{Q^O(IA,1,T)} \end{array} \right)$$

에 의해 산출됨을 특징으로

하는 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법.

## 명세서

### 발명의 상세한 설명

#### 기술분야

[0001] 본 발명은 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델 기반의 행동 인식 방법에 관한 것이다.

#### 배경기술

[0002] 일상의 생활 영역부터 산업 영역에 이르기까지 행동 인식이 많이 적용되고 있기 때문에, 오늘날 우리의 생활에서 행동 인식 분야가 점점 더 중요해지고 있다. 행동 인식은 여러 다른 센서들에 기반을 두어 접근이 많이 이루어지고 있는데, 이중에서 가속도계는 적은 비용과 적은 전력 소모 때문에 행동 측정을 하는데 있어서 효과적인 센서로 알려져 왔다.

[0003] 행동 인식의 알고리즘과 관련하여, 최근에, 조건부 랜덤 필드 모델(conditional random fields model)이 이용되어 유용한 결과를 내고 있다[John Lafferty 외 다수 2001].

[0004] 그러나, 이러한 종래의 조건부 랜덤 필드는 행동들의 지속 기간을 모델링할 수 없으며, 행동들 사이의 오랜 기간의 행동 변화를 이용할 수 없다.

[0005] 이러한 문제점을 극복하기 위하여, 조건부 랜덤 필드의 다양한 변형들[Sunita Sarawagi 외 다수 2004, D.L.Vail 외 다수 2001]이 소개되어 왔으나, 이러한 조건부 랜덤 필드의 변형들은 비현실적인 복잡성(complexity)을 가지거나 상기 문제점들을 완전히 해결하지 못하였다. 예를 들어, 2001년에 John Lafferty 외 다수에 의해 제시된 최초의 조건부 랜덤 필드는 마르코프 가정(Markov assumption) 때문에 상태의 양(陽)의 지속 기간을 모델링할 수 없었다.

[0006] 이를 극복하기 위하여 2004년에 Sunita Sarawagi 외 다수에 의해 제시된 내용은, 세미 조건부 랜덤 필드(semi conditional random field)를 이용하여 마르코프의 특성을 완화시키고자 하는 것이었다. 그러나, 그럼에도 불구하고, 행동 인식이 적용되는 동안, 어떤 두 예상 행동(expected activity) 사이나 두 목표 행동(target activity) 사이에서 알 수 없는 행동(unknown activity) 또는 무의미한 행동(null activity)이 나타나기 때문에, 세미 조건부 랜덤 필드 역시 오랜 기간의 행동 변화를 여전히 캡처할 수 없는 문제가 있었다.

- [0007] 참고문헌:
- [0008] 1. John Lafferty, Andrew McCallum, and Fernando Pereira.
- [0009] "Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data". In Proceeding of International Conference on Machine Learning (ICML), Williams College, Williamstown, MA, USA, June 28 - July 1, 2001. Morgan Kaufmann 2001, ISBN 1-55860-778-1.
- [0010] 2. Sunita Sarawagi and William Cohen.
- [0011] "Semi-markov conditional random fields for information extraction". In Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), MIT Press, Cambridge, MA, USA, December 2004.
- [0012] 3. D. L. Vail, M. M. Veloso, and J. D. Lafferty.
- [0013] "Conditional random fields for activity recognition". In Proceedings of the International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems 2007, ACM Press, New York, NY, USA, ISBN:978-81-904262-7-5.

## 발명의 내용

### 해결 하고자하는 과제

- [0014] 본 발명은 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델의 확장에 기반을 둔 해결책을 제시하여, 적절한 복잡성을 가지도록 하면서 종래의 문제점을 해결할 수 있도록 한다.

### 과제 해결수단

- [0015] 본 발명은 가속도계에서 측정되는 입력 신호를 분할하여 프레임 시퀀스로 출력하는 과정과, 상기 프레임 시퀀스에서 특징 벡터를 추출하는 과정과, 트레이닝 입력 신호를 하나의 프레임 셋 단위로 하여 특징을 추출한 후 이를 커널 벡터로서 취합하는 과정과, 상기 커널 벡터 중에서 상기 특징 벡터와 가장 유사한 커널 벡터를 이용하여 상기 특징 벡터를 양자화하여 이산 입력 시퀀스로 출력하는 과정과, 선형 체인 구조를 가진 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델이 상기 이산 입력 시퀀스를 입력받아 어느 특정 상태( $s_i$ )의 시퀀스를 나타내는 상태 시퀀스의 확률( $P(S | X)$ )을 산출하는 과정을 포함한다.

### 효 과

- [0016] 본 발명은 가속도계를 이용한 행동 인식에 있어서, 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드에서 트레이닝(training)과 추론(inference)을 동시에 진행함으로써, 오랜 지속 기간에서 행동 변화를 효과적으로 캡처할 수 있는 효과가 있다.

### 발명의 실시를 위한 구체적인 내용

- [0017] 이하, 본 발명의 실시 예들의 상세한 설명이 첨부된 도면들을 참조하여 설명될 것이다. 하기에 각 도면의 구성요소들에 참조부호를 부가함에 있어 동일한 구성요소들에 대해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 부호를 가지도록 하고 있음에 유의해야 한다.
- [0018] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드를 도시한 그림이다.
- [0019] 지금까지의 행동 인식 분야에서 마르코프 모델을 이용하는 해결책은, 행동들 사이의 상관성과 행동들의 지속 기간을 고려하지 않아서 높은 복잡성을 가지지 않았다.
- [0020] 본 발명은, 마르코프 모델에서 행동들의 상관성과 지속 기간을 고려하기 위하여, 트레이닝(training)과 추론(inference)을 동시에 빠르게 하는 알고리즘을 가진 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드의 모델이다.
- [0021] 결국, 본 발명은 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드를 확장하여, 종래의 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드의 지속 기간 모델링 성능을 이용하면서도, 오랜 기간의 행동 변화를 캡처할 수 있도록 한다.
- [0022] 이를 위하여 본 발명은 불연속 상태 시간을 가진 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드를 구성하는데, 도 1과 같이

선형 체인 구조의 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드를 가진다.

[0023]  $y_1, y_2, y_3, y_4$ 는 상태를 나타내고,  $x$ 는 입력 심볼 값을 나타낸다. 세미 마르코프 조건 랜덤 필드에서, 소정의 상태는  $s_i = (y_i, b_i, e_i)$ 로 표시되며,  $i$ 번째의 상태는  $y_i, b_i, e_i$  세 개의 파라미터로 정의된다.  $y_i$ 는  $i$ 번째의 상태 정보와 관련된 파라미터이며,  $b_i$ 는  $i$ 번째의 시작 시간과 관련된 파라미터,  $e_i$ 는  $i$ 번째의 종료 시간과 관련된 파라미터이다.

[0024] 행동의 시작 시간(beginning time)과 종료 시간(ending time)은 각각 별개로서 하기의 수식 1의 조건을 충족한다.

[0025] [수식 1]

[0026]  $0 < b_i \leq e_i$

[0027]  $e_i < b_{i+1}$

[0028] 입력 시퀀스  $X$ 에 의하여 나타날 상태 시퀀스  $S$ 의 확률인  $P(S | X)$ 은 하기 수식 2에 의하여 계산되어 진다.

[0029] [수식 2]

$$P(S | X) = \frac{\prod_{i=1}^P \Psi(s_{i-1}, s_i, X)}{Z_X}$$

$$Z_X = \sum_{S'} \prod_{i=1}^{P'} \Psi(s'_{i-1}, s'_i, X)$$

[0030]

[0031] 상기에서  $\Psi$ 는  $s_{i-1}$ 부터  $s_i$ 까지 행동 변화의 가능성을 부호화한 것이다.

[0032]  $\Psi$ 는 하기 수식 3에 의하여 산출된다.

[0033] [수식 3]

$$\Psi(s_{i-1}, s_i, X) = \begin{pmatrix} e^{Q^T(y_{i-1}, y_i)} \times \\ e^{Q^D(y_i, e_i - b_i + 1)} \times \\ e^{Q^O(y_i, b_i, e_i)} \times \\ e^{Q^O(IA, e_{i-1} + 1, b_i - 1)} \end{pmatrix}$$

[0034]

[0035] 상기 수식 3에서  $Q^T(y', y), Q^D(y, d), Q^O(y, t_1, t_2), Q^O(IA, t_1, t_2)$ 는 다음의 수식 4에 의해 구해질 수 있다.

[0036] [수식 4]

$$Q^T(y', y) = w^T(y', y) \delta(y_{t-1} = y', y_t = y)$$

$$\delta(X) = \begin{cases} 1 & \text{if } X \text{ is true} \\ 0 & \text{if } X \text{ is false} \end{cases}$$

$$Q^D(y, d) = w^D(y) \frac{(d - m_y)^2}{2\sigma_y^2} \delta(y_t = y)$$

$$Q^O(y, t_1, t_2) = \sum_{t=t_1}^{t_2} \sum_o w^O(y, o) \delta(y_t = y, x_t = o)$$

$$Q^O(IA, t_1, t_2) = \sum_{t=t_1}^{t_2} \sum_o w^O(IA, o) \delta(y_t = IA, x_t = o)$$

[0037]

[0038] 상기 수식 4에서  $W^D$ 는 지속 기간(D;duration)의 가중치이고,  $W^T$ 는 행동 변화(T;transition)의 가중치이고,  $W^O$ 는 관측(O;observation)의 가중치이다. 양함수의 지속 기간 정보는 상기 모델에서 적분될 수 있음은 명백하다.

[0039] 또한, 상기 수식 4에서  $d$ 는 지속 기간 변수(duration variable),  $t_1$ 과  $t_2$ 는 시간 변수(time variable),  $IA$ 는 알 수 없는 행동들의 라벨(label of unknown activities),  $m_y$ 는 평균 지속 기간(average duration),  $y$ 는 평균 지속 기간(average duration)인  $m_y$ 를 갖는 어떤 예상되는 행동의 라벨 값(label value)을 나타낸다.

[0040] 상기 수식에서 볼 수 있듯이, 본 발명에서는 지속 기간 모델링을 위해서 종 모양(bell shape)의 확률 함수를 이용한다. 상기 확률 함수의 형상은 도 2에 도시되어 있다. 도 2에 도시된 21, 22, 23 그래프는 서로 다른 지속 기간의 평균(mean)과 표준편차(sd;standard deviation) 값을 가진 확률 함수 형상 (15,1), (10,2), (5,2)을 각각 나타낸다.

[0041] 상기 모델의 정의와 더불어서, 파라미터 증감 측정은 하기의 수식 5, 수식 6, 수식 7을 이용하여 구한다.

[0042] [수식 5] 행동 변화 가중치의 기울기(Gradient of transition weights)

$$\frac{dZ_X}{dw^T(y', y)} = \sum_{t=1}^T \gamma(y', t) \beta(y, t+1) e^{Q^T(y', y)}$$

[0043]

[0044] [수식 6] 지속 기간 가중치의 기울기(Gradient of duration weights)

$$\frac{dZ_X}{dw^D(y)} = \sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^T \theta(y, t, d), \text{ where}$$

$$\theta(y, t, d) = \begin{pmatrix} \lambda(y, t-1) \zeta(y, t+d) e^{G(y, t, t+d-1)} \\ + \zeta(y, t+d) e^{Q^O(IA, 1, t-1) + G(y, t, t+d-1)} \\ + \lambda(y, t-1) e^{G(y, t, t+d-1) + Q^O(IA, t+d, T)} \\ + e^{Q^O(IA, 1, t-1) + G(y, t, t+d-1) + Q^O(IA, t+d, T)} \end{pmatrix}$$

[0045]

[0046]  $G(y, t, t+d-1) = Q^O(y, t, t+d-1) + Q^D(y, d)$

[0047] [수식 7] 관측 가중치의 기울기(Gradient of observation weights)

$$\frac{dZ_X}{dw^O(y, o)} = \sum_{\substack{i, t, d \\ x_i = o \\ i \in [t, t+d-1]}} \theta(y, t, d), \text{ and}$$

$$\frac{dZ_X}{dw^O(IA, o)} = \sum_{\substack{t=1 \\ x_t = o}}^T \nu(t), \text{ where}$$

$$\nu(t) = \begin{pmatrix} \sum_{y'} \sum_y \alpha(y', t-1) \beta(y, t+1) e^{Q^I(y', y) + Q^O(IA, t, t)} \\ + \alpha(y', t-1) e^{Q^O(IA, t, T)} \\ + \beta(y, t+1) e^{Q^O(IA, 1, t)} \\ + e^{Q^O(IA, 1, T)} \end{pmatrix}$$

[0048]

[0049] 상기 수식 5, 수식 6, 수식 7에서,  $\alpha$  함수,  $\lambda$  함수,  $\gamma$  함수,  $\beta$  함수,  $\eta$  함수,  $\xi$  함수는 하기 수식 8에 의해 구해질 수 있다.

[0050] [수식 8]

$$\begin{aligned}
\alpha(y, t) &= \alpha(y, t-1)e^{Q^O(IA, t, t)} + \gamma(y, t) \\
\lambda(y, t) &= \sum_{y'} \alpha(y', t)e^{Q^T(y', y)} \\
\gamma(y, t) &= \sum_{d=1}^D \left( \begin{array}{l} \lambda(y, t-d)e^{G(y, t-d+1, t)} \\ + e^{Q^O(IA, 1, t-d)+G(y, t-d+1, t)} \end{array} \right) \\
\beta(y, t) &= \beta(y, t+1)e^{Q^O(IA, t, t)} + \eta(y, t) \\
\eta(y, t) &= \sum_{d=1}^D \left( \begin{array}{l} \zeta(y, t+d)e^{G(y, t, t+d-1)} \\ + e^{G(y, t, t+d-1)+Q^O(IA, t+d, T)} \end{array} \right) \\
\zeta(y, t) &= \sum_{y'} \beta(y', t)e^{Q^T(y, y')}
\end{aligned}$$

[0051]

[0052] 도 3은 본 발명의 실시 예에 따라서 행동 인식하는데 있어 본 발명의 모델 적용한 예를 도시한 것이다.

[0053] 가속도계를 통해 측정된 트레이닝 또는 테스트 용도의 입력 신호(31)가 슬라이딩 윈도우(32)로 입력되면(S31), 슬라이딩 윈도우(32;sliding window)는 입력된 신호를 프레임 시퀀스(33)로 분할한다(S32). 상기 슬라이딩 윈도우는 해밍(hamming) 함수를 이용하여 입력 신호를 분할한다. 상기 해밍 함수는 필터 설계 시에 흔히 사용되는 함수로서, 개수로 된 인수를 입력받아 신호를 분할하는 기능을 수행한다.

[0054] 특징 추출부(34)는 상기 분할된 프레임 시퀀스(33)에서 특징 벡터(feature extraction)를 추출한다(S33). 추출된 특징 벡터는 벡터 양자화부에 제공된다(S34).

[0055] 벡터 양자화부(35)는 특징 벡터를 입력받아 이를 커널 벡터(38)를 결합하여 이산 입력 시퀀스(discrete input sequence)를 구성한다(S35). 이산 입력 시퀀스는 본 발명의 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드부에 제공된다. 참고로, 트레이닝 위상에서 수동 상태 라벨 셋트는 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드부(36)에 추가 입력이 있을 때 필요로 한다.

[0056] 본 발명의 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드부(36)는 벡터 양자화부(35)로부터 수신한 이산 입력 시퀀스를 바탕으로, 상기 수식 1 내지 수식 8에 의하여 행동 변화를 캡처하여 인식 결과를 출력할 수 있게 된다.

[0057] 한편, 벡터 양자화부(35)에 특징 벡터와 함께 입력되는 커널 벡터(38)는 별도의 과정을 통해 생성되는데 도 4와 함께 설명한다.

[0058] 트레이닝 입력 신호(41)가 슬라이딩 윈도우(32)에 입력되면, 슬라이딩 윈도우는 하나의 프레임 단위로서 생성하여 특징 추출부(34)에 제공한다. 특징 추출부는 프레임 단위의 신호들에서 특징 벡터들(42)을 추출한다.

[0059] 상기과 같이 추출된 특징 벡터들(42)은 클러스터링부(43;clustering)에 제공되며, 클러스터링부(43)는 입력되는 특징 벡터들을 취합하여 커널 벡터(38)로서 생성한다.

[0060] 이렇게 생성된 커널 벡터(38)는 도 3의 벡터 양자화부(35)에 제공되고, 벡터 양자화부에서 특징 벡터들은 가장

가까운 커널 벡터에 의해 양자화된다.

[0061] 결국, 본 발명은, 시퀀스의 특징 벡터들에 의한 추론(inference)과 커널 벡터들에 의한 트레이닝(training)를 동시에 빠르게 진행하여, 행동 변화 인식 결과를 출력할 수 있게 된다.

[0062] 도 5는 본 발명의 실시 예에 따라 수식 2의 Z를 산출하는 과정을 도시한 플로차트이다.

[0063] 라벨 상태 시퀀스의 확률인  $P(S | X)$ 는 상기 살펴본 바와 같이 수식 2에 의하여 산출될 수 있다. 수식 2를 참고한다.

$$P(S | X) = \frac{\prod_{i=1}^P \Psi(s_{i-1}, s_i, X)}{Z_X}$$

[0064]

[0065] 상기와 같이  $P(S | X)$  함수는  $Z_X$  함수를 필요로 하는데, 이러한  $Z_X$  함수는

$$Z_X = \sum_{S'} \prod_{i=1}^{P'} \Psi(s'_{i-1}, s'_i, X)$$

에 의해 구해진다.

[0066] 따라서 이러한  $Z_X$  함수를 상기 수식에 의해 산출해야 하는데, 이러한 산출 수식 과정을 플로우 흐름으로서 도 5에 참고 예로서 도시하였다.

[0067] 도 5를 참고하면, 현재 t 시간이 기준치인 T보다 클 경우 Z를 바로 계산한다. 반면에, 그렇지 않을 경우, 각 시간대별로  $\psi$  함수를 구하여 차례로  $\sum \Pi$  연산을 수행해야 하는 과정들을 가진다.

[0068] 이를 위하여, 우선, S501, S502, S504 단계에서 변수 t를 가진 루프를 생성한다. 또한, S506, S507, S510 단계에서는 변수 d를 가진 루프를 구성하며, S508, S512, S514 단계에서는 변수 y'을 가진 루프를 구성한다. S509, S513 단계에서는, 수식 8에 의한  $\alpha$  함수,  $\gamma$  함수,  $\lambda$  함수를 계산해내고, S515 단계에서 표준화된 팩터 Z를 계산해 낸다.

[0069] 상술한 본 발명의 설명에서는 구체적인 실시 예에 관해 설명하였으나, 여러 가지 변형이 본 발명의 범위에서 벗어나지 않고 실시될 수 있다. 따라서 본 발명의 특허 범위는 상기 설명된 실시 예에 의하여 정할 것이 아니고 특허청구범위뿐 아니라 균등 범위에도 미침은 자명할 것이다.

### 도면의 간단한 설명

[0070] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드를 도시한 그림이다.

[0071] 도 2는 본 발명의 실시 예에 따라 지속 기간 모델링을 위해서 종 모양(bell shape)의 확률 함수를 도시한 그림이다.

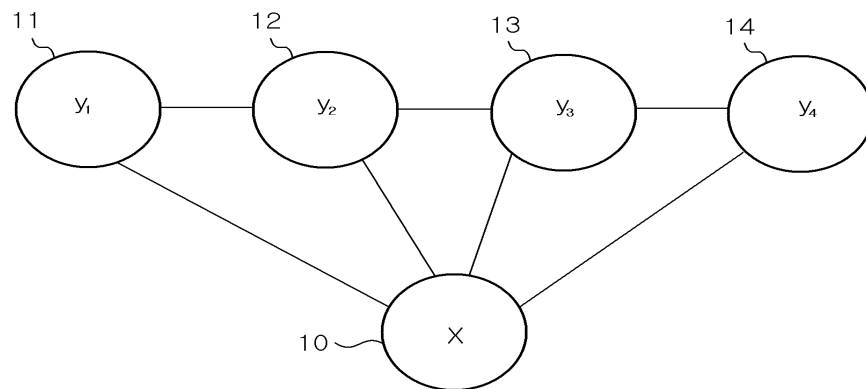
[0072] 도 3은 본 발명의 실시 예에 따라서 행동 인식하는데 있어서 본 발명의 세미 마르코프 조건부 랜덤 필드 모델을 적용한 예를 도시한 그림이다.

[0073] 도 4는 본 발명의 실시 예에 따라 커널 벡터를 생성하는 모습을 도시한 그림이다.

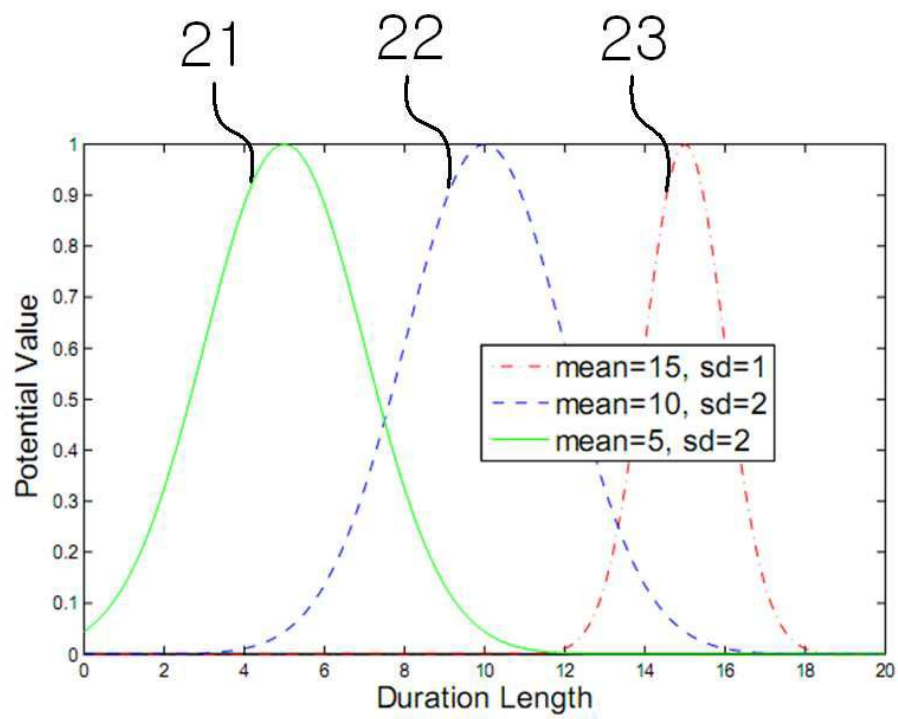
[0074] 도 5는 본 발명의 실시 예에 따라 Z를 산출하는 과정을 도시한 플로차트이다.

도면

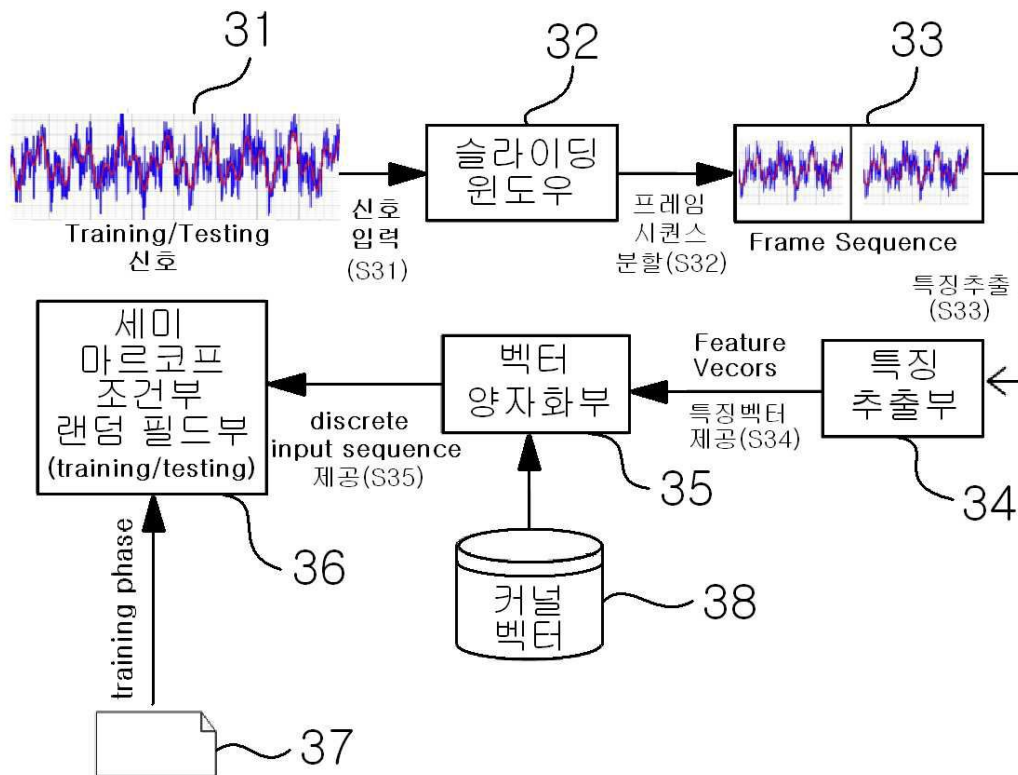
도면1



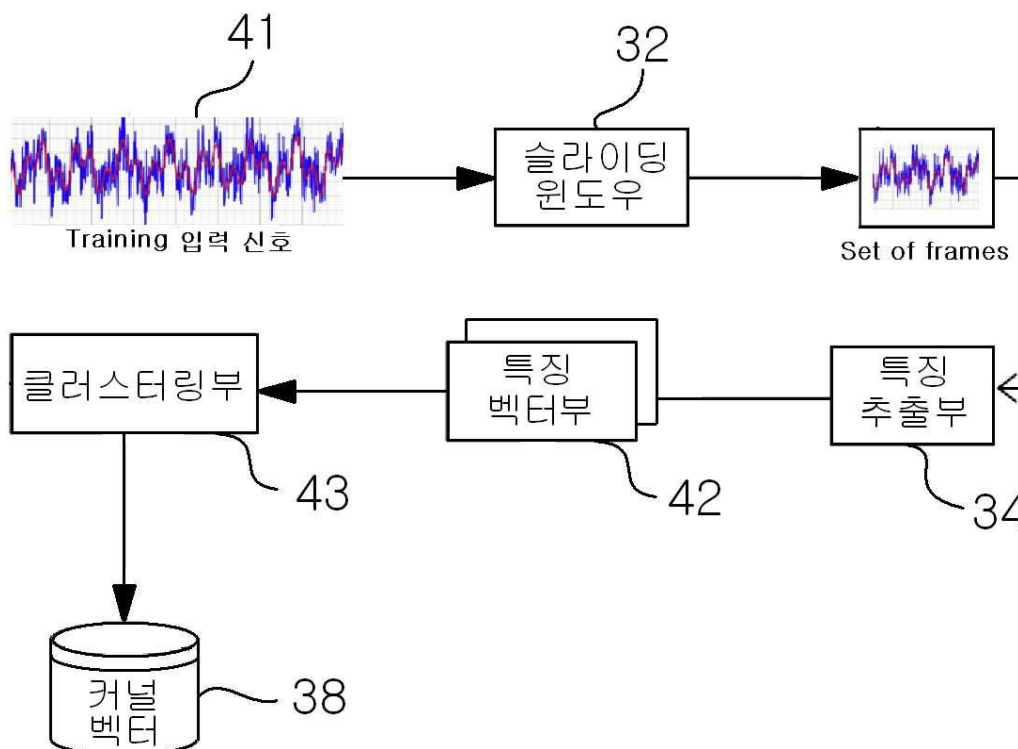
도면2



도면3



도면4



도면5

