



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2014년12월01일
(11) 등록번호 10-1465747
(24) 등록일자 2014년11월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

H04W 28/06 (2009.01)

(21) 출원번호 10-2013-0066743

(22) 출원일자 2013년06월11일

심사청구일자 2013년06월11일

(56) 선행기술조사문헌

KR1020120086023 A*

KR1020090025123 A

KR1020100021890 A

KR1020110110211 A

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

경희대학교 산학협력단

경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 국제캠퍼스 내 (서천동, 경희대학교)

(72) 발명자

송주빈

경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732

(74) 대리인

고영갑, 권정기, 임상엽

전체 청구항 수 : 총 10 항

심사관 : 이준석

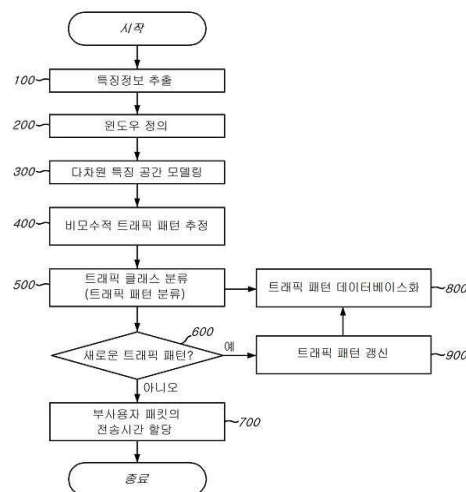
(54) 발명의 명칭 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법

(57) 요약

본 발명은 전파인지네트워크에서 채널을 검출하는 방법에 있어서, 특히 주사용자가 사용 중인 채널에서 주사용자의 트래픽 패턴을 적응적으로 분류하여 부사용자가 주사용자 채널을 최적으로 사용할 수 있게 해주는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법에 관한 것이다.

본 발명의 일 실시 예는 주사용자 채널의 패킷에서 응용계층에서 규정하는 서비스에 따라 고유한 특징들을 나타내는 특징정보를 추출하고, 상기 추출된 특징정보에 포함되는 상기 특징들을 각 차원의 파라미터로 적용하는 다차원 특징 공간을 모델링하고, 상기 모델링된 다차원 특징 공간에 기반하여 주사용자의 트래픽 패턴을 추정하고, 상기 추정된 트래픽 패턴에 기반하여 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류하고, 상기 분류된 트래픽 클래스 중 적어도 하나에 부사용자 패킷의 전송시간을 할당하는 것을 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



특허청구의 범위

청구항 1

주사용자 채널의 패킷에서 응용계층에서 규정하는 서비스에 따라 고유한 특징들을 나타내는 특징정보를 추출하고;

상기 추출된 특징정보에 포함되는 상기 특징들을 각 차원의 파라미터로 적용하는 다차원 특징 공간을 모델링하고;

상기 모델링된 다차원 특징 공간에 기반하여 주사용자의 트래픽 패턴을 추정하고;

상기 추정된 트래픽 패턴에 기반하여 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류하고; 및

상기 분류된 트래픽 클래스 중 적어도 하나에 부사용자 패킷의 전송시간을 할당하는 것을 포함하되,

상기 모델링된 특징 공간을 이용하는 비모수적 샘플링에 의해 상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 고유한 특징들은 패킷길이, 패킷도착간격, 및 패킷길이의 분산 중에서 적어도 하나를 포함하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 패킷길이와 상기 패킷도착간격과 상기 패킷길이의 분산을 각 차원의 파라미터로 적용하여 3차원 특징 공간을 모델링하는 것을 포함하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 4

제 2 항에 있어서,

상기 고유한 특징들 중 적어도 하나를 상기 주사용자 채널에서 패킷의 헤더로부터 추출하는 것을 포함하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 패킷은 상기 주사용자 채널의 매체접속제어(MAC) 패킷인 것을 포함하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 다차원 특징 공간을 무한 가우시안 혼합 프로세스를 통해 모델링하는 것을 포함하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 7

삭제

청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류할 시에 디리치렛 혼합 프로세스(Dirichlet mixture process)를 더 적용하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 9

제 1 항에 있어서,

상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류한 결과를 데이터베이스화하는 것을 더 포함하는 분류하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류한 결과에서 새로운 트래픽 클래스가 확인되면, 상기 데이터베이스화된 이전 결과를 갱신하는 것을 더 포함하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

청구항 11

제 1 항에 있어서,

상기 부사용자 패킷의 전송시간을 할당할 시에 상기 분류된 트래픽 클래스 중에서 전송 기회 시간이 최대인 트래픽 클래스를 선택하고, 상기 선택된 트래픽 클래스의 채널을 상기 부사용자의 패킷 전송에 할당하는 것을 포함하는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법.

명세서

기술분야

[0001] 본 발명은 전파인지네트워크에서 채널을 검출하는 방법에 관한 것으로, 특히 주사용자가 사용 중인 채널에서 주사용자의 트래픽 패턴을 적응적으로 분류하여 부사용자가 주사용자 채널을 최적으로 사용할 수 있게 해주는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 무선통신을 위한 한정된 주파수 자원을 효율적으로 이용하기 위해 전파인지(Cognitive radio) 기술이 소개되었다.

[0003] 전파인지 기술은 주파수 자원에 대해 사용면허가 있는 주사용자(Primary user; 또는 면허사용자)가 해당 주파수 대역을 사용하지 않는 동안에 주파수 자원에 대해 사용면허가 없는 부사용자(Secondary user; 또는 2차사용자; 또는 비면허사용자)가 그 주파수 대역을 공유하는 기술이다. 이러한 전파인지 기술에서는 주사용자의 주파수 자원 사용을 최대한 보장해 주면서도 부사용자에게도 서비스 품질을 보장해 주는 것이 최적이라 할 수 있다.

[0004] 전파인지 기술에 기반하는 전파인지네트워크(Cognitive radio networks)에서 부사용자의 패킷 전송 전략을 최적화하기 위해서는 주사용자의 트래픽 패턴을 추정할 필요가 있다. 그러나, 전파인지네트워크에서 신호처리의 본질적인 특성으로 인해 부사용자가 주사용자의 대역 점유 상태 즉, 트래픽 패턴을 파악하기란 어려움이 많다.

[0005] 그럼에도 불구하고, 부사용자가 주사용자의 주파수 대역을 효율적으로 사용하게 하면서 부사용자로 인한 치명적인 간섭으로부터 주사용자를 보호하기 위해서는 부사용자가 주사용자의 트래픽 패턴을 검출(Sensing)하는 것이 매우 중요하다.

[0006] 종래에 주사용자를 보호하면서 부사용자의 패킷 전송을 위한 최적 검출 기술은 몇몇 하드웨어를 이용하여 실현 가능하였으나 이는 많은 신호처리 부담과 충돌에 따른 비용이 발생하였다.

[0007] 또한 종래에는 주사용자의 주파수 대역을 부사용자가 적절하게 사용하는 방법이 제안된 바 있으나 주사용자의 트래픽 패턴 변화에 대응하여 주파수 점유기간(on)과 비점유기간(off)을 계속적으로 추정해야 했다. 그에 따라 트래픽 패턴의 변화가 심한 경우에는 점유기간(on)과 비점유기간(off)을 추정하는데 많은 시간을 사용해야 했기 때문에, 부사용자의 패킷 전송 시점을 결정하기 위한 시간이 결과적으로 많고 전송 시간이 짧아 결과적으로 부사용자의 스루풋(Throughput) 성능이 비효율적이었다.

[0008] 결국 부사용자가 패킷 전송 시점을 빠르게 결정할 수 있으면서 패킷 전송 기간을 최대한으로 사용할 수 있도록 해주는 방안이 요구되고 있는 실정이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명의 일 실시 예에 따른 목적은 상기한 점을 감안하여 안출한 것으로, 특히 주사용자의 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 패킷이 가지는 독특한 특징들에 기반하여 부사용자의 패킷 전송 기회를 최적화할 수 있도록 해주는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법을 제공하는 데 있다.

[0010] 본 발명의 다른 실시 예에 따른 목적은, 주사용자의 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 매체접속제어(Medium Access Control: MAC) 패킷의 송수신이 가지는 독특한 특징들에 기반하여 주사용자의 주파수 비점유기간에서 나타나는 긴 유휴시간뿐만 아니라 주파수 점유기간에서 나타나는 짧은 유휴시간도 부사용자의 패킷 전송에 활용할 수 있도록 해주는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법을 제공하는 데 있다.

[0011] 본 발명의 또 다른 실시 예에 따른 목적은, 주사용자의 트래픽 패턴을 적응적으로 빠르게 분류하고 주사용자의 유휴시간 분포를 특징하여 부사용자의 패킷 전송을 최적화할 수 있도록 해주는 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법을 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

[0012] 본 발명의 일 실시 예에 따른 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법은, 주사용자 채널의 패킷에서 응용계층에서 규정하는 서비스에 따라 고유한 특징들을 나타내는 특징정보를 추출하고, 상기 추출된 특징정보에 포함되는 상기 특징들을 각 차원의 파라미터로 적용하는 다차원 특징 공간을 모델링하고, 상기 모델링된 다차원 특징 공간에 기반하여 주사용자의 트래픽 패턴을 추정하고, 상기 추정된 트래픽 패턴에 기반하여 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류하고, 상기 분류된 트래픽 클래스 중 적어도 하나에 부사용자 패킷의 전송시간을 할당하는 것을 포함할 수 있다.

[0013] 바람직하게, 상기 고유한 특징들은 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산을 포함할 수 있다.

[0014] 보다 바람직하게, 상기 패킷길이와 상기 패킷도착간격과 상기 패킷길이의 분산을 각 차원의 파라미터로 적용하여 3차원 특징 공간을 모델링할 수 있다.

[0015] 보다 바람직하게, 상기 고유한 특징들 중 적어도 하나를 상기 주사용자 채널에서 패킷의 헤더로부터 추출할 수 있다. 여기서, 상기 패킷은 상기 주사용자 채널의 매체접속제어(MAC) 패킷일 수 있다.

[0016] 바람직하게, 상기 다차원 특징 공간을 무한 가우시안 혼합 프로세스를 통해 모델링하는 것을 포함할 수 있다.

[0017] 바람직하게, 상기 모델링된 특징 공간을 이용하는 비모수적 샘플링에 의해 상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류할 수 있다.

[0018] 보다 바람직하게, 상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류할 시에 디리치렛 혼합 프로세스(Dirichlet mixture process)를 더 적용할 수 있다.

[0019] 바람직하게, 상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류한 결과를 데이터베이스화할 수 있다.

[0020] 보다 바람직하게, 상기 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류한 결과에서 새로운 트래픽 클래스가 확인되면, 상기 데이터베이스화된 이전 결과를 갱신할 수 있다.

[0021] 바람직하게, 상기 부사용자 패킷의 전송시간을 할당할 시에 상기 분류된 트래픽 클래스 중에서 전송 기회 시간이 최대인 트래픽 클래스를 선택하고, 상기 선택된 트래픽 클래스의 채널을 상기 부사용자의 패킷 전송에 할당할 수 있다.

발명의 효과

[0022] 본 발명의 일 실시 예에 따르면 다음의 효과가 있다.

[0023] 첫 째, 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산과 같이 주사용자의 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 패킷이 가지는 독특한 특징들에 기반하여 다차원의 특징 공간(feature space)을 모델링하고, 그 모델링된 특징

공간을 이용하는 비모수적인 깁스 샘플링(Gibbs sampling)에 의해 주사용자의 트래픽 패턴을 명확히 분류할 수 있으므로, 부사용자의 패킷 전송 성공률을 높일 수 있으면서 주사용자와의 충돌 가능성도 최적으로 해결할 수 있다.

- [0024] 둘 째, 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산과 같이 주사용자의 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 패킷이 가지는 독특한 특징들에 기반하여 주사용자의 트래픽 패턴을 분류할 수 있으며, 이 때 비모수적(nonparametric) 추정을 적용하여 적응적으로 빠르게 트래픽 패턴을 분류할 수 있다. 그에 따라 주사용자의 긴 유희시간뿐만 아니라 짧은 유희시간도 부사용자의 패킷 전송에 활용할 수 있으므로, 부사용자의 패킷 전송 기회를 최적화 및 최대화할 수 있다.
- [0025] 셋 째, 비모수적 추정을 통해 트래픽 패턴을 분류함에 따라 분류 에러가 적고, 트래픽 패턴의 분류를 확정하기까지의 수렴속도가 빠르기 때문에, 부사용자를 위한 채널 검출 시간을 최소화할 수 있다.
- [0026] 넷 째, 주사용자의 유희시간 분포를 특정하여 부사용자의 패킷 전송을 최대화할 수 있다.
- [0027] 다섯 째, 불필요한 채널 검출 부담을 절약할 수 있으므로 부사용자는 패킷 전송 전략을 최적화할 수 있다.
- [0028] 여섯 째, 주사용자의 트래픽 패턴 변화에 적응적으로 대응할 수 있다.
- [0029] 일곱 째, 모수적인 트래픽 분류 방식과 다르게 비모수적인 트래픽 분류 방식을 적용하여 트래픽의 종류가 제한되지 않으므로, 새로운 트래픽의 종류가 사용될 지라도 부사용자는 이를 적응적으로 분류할 수 있는 장점이 있다. 따라서, 부사용자가 주사용자의 특징을 알 수 없는 전파인지 시스템에 실제로 적용하는 것이 매우 편리하다.

도면의 간단한 설명

- [0030] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법을 나타낸 흐름도;
- 도 2는 본 발명에서 긴 유희시간과 짧은 유희시간을 설명하기 위한 다이어그램;
- 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산을 각 차원의 파라미터로 사용하여 다차원 특징 공간을 모델링한 예를 나타낸 다이어그램; 및
- 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법과 기존 기술과의 트래픽 분류 에러를 비교한 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0031] 본 발명의 다른 목적, 특징 및 이점들은 첨부한 도면을 참조한 실시 예들의 상세한 설명을 통해 명백해질 것이다.
- [0032] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시 예의 구성과 그 작용을 설명하며, 도면에 도시되고 또 이것에 의해서 설명되는 본 발명의 구성과 작용은 적어도 하나의 실시 예로서 설명되는 것이며, 이것에 의해서 상기한 본 발명의 기술적 사상과 그 핵심 구성 및 작용이 제한되지는 않는다.
- [0033] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명에 따른 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법의 바람직한 실시 예들을 자세히 설명한다.
- [0034] 부사용자는 주사용자의 유희시간에만 전송할 수 있어서 스루풋(Throughput) 성능에 한계가 있는데, 본 발명의 일 실시 예에서는 부사용자의 스루풋(Throughput) 성능을 향상할 수 있다.
- [0035] 본 발명의 일 실시 예에서는 주사용자의 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 패킷이 가지는 독특한 특징들에 기반하여 다차원의 특징 공간(feature space)을 모델링하고, 그 모델링된 특징 공간을 이용하는 비모수적인 깁스 샘플링(Gibbs sampling)에 의해 주사용자의 트래픽 패턴을 명확히 분류할 수 있다. 여기서, 주사용자의 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 패킷이 가지는 독특한 특징들은 패킷길이(packet length)와 패킷도착간격(packets inter-arrival time)과 패킷길이의 분산(variance in packet length)을 포함할 수 있다.
- [0036] 패킷길이(packet length)는 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 다를 수 있다. 예를 들면, UDP(User Datagram Protocol) 트래픽의 패킷길이는 길고, 게임 트래픽의 패킷길이는 게임의 동적 변화에 따라 매우 가변적이다. VoIP(Voice over IP) 트래픽의 패킷 길이는 지터(Jitter)를 최소화하기 위해 비교적 짧은 패킷길이를 가질 수

있다. 패킷길이는 다음과 같이 수학적 식 1로 정의할 수 있다.

[수학적 식 1]

$$X=\{x_1, x_2, \dots, x_R\}$$

수학적 식 1에서 x_i 는 i 번째 패킷의 패킷길이를 나타내고, R 은 부사용자가 패킷 전송 시점을 결정하기 위해 관찰한 패킷 개수를 나타낸다.

패킷도착간격은 주사용자로부터 전송된 연속되는 패킷들의 도착 간격을 나타내는 시간이다. 그 패킷도착간격도 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 다를 수 있다. 예를 들면, VoIP의 패킷도착간격은 지터에 따른 영향을 줄이기 위하여 매우 짧게 요구된다. 패킷도착간격은 다음과 같이 수학적 식 2로 정의할 수 있다.

[수학적 식 2]

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_R\}$$

수학적 식 2에서 t_i 는 주사용자 채널을 통해 전송되는 연속되는 패킷들 중에서 i 번째 패킷의 도착간격이다. T 는 주사용자 채널을 통해 전송되는 연속되는 패킷들에 대한 패킷도착간격의 한 세트를 나타낸 것이다.

패킷길이의 분산은 통신 연결 동안에 현저하게 패킷길이가 변화하는 정도를 나타낸다. 예를 들어, 게임 트래픽을 실시간 추적을 통해 검사하면, 그의 패킷길이가 매우 많이 변화한다. 패킷길이의 분산 Δ 는 다음과 같이 수학적 식 3으로 정의할 수 있다.

[수학적 식 3]

$$\Delta = [\text{var}(\vec{x})]W_1, [\text{var}(\vec{x})]W_2, \dots, [\text{var}(\vec{x})]W_R,$$

수학적 식 3에서 $\text{var}(\vec{x})w_i$ 은 주사용자의 패킷들에 대한 관찰 범위를 나타내는 윈도우 중 $W_i=2$ 인 윈도우일 때 패킷길이의 분산이다.

본 발명의 일 실시 예에서는 전송되는 특징들 이외에도 업링크 대 다운링크의 전송비를 다차원의 특징 공간(feature space) 모델링에 더 적용할 수 있다.

도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법을 나타낸 흐름도로, 전파인지네트워크에서 사용자에게 채널을 할당하는 제어기가 실시하는 절차를 나타낸 것이다.

도 1을 참조하면, 제어기는 주사용자의 주파수 대역에서 각 채널을 통해 전송되는 패킷을 수신하고, 그 패킷으로부터 전송된 특징들을 포함하는 특징정보를 추출한다(100). 여기서, 특징정보는 주사용자의 응용계층에서 규정되는 서비스에 따라 고유한 특징들을 포함할 수 있다.

이어, 제어기는 주사용자의 트래픽 패턴을 분류하기 위해 주사용자의 패킷들에 대한 관찰 범위를 나타내는 윈도우(Window)를 정의한다(200). 여기서, 윈도우는 수학적 식 3과 같이 특징정보에 포함되는 패킷길이의 분산을 정의하는데 적용될 수 있다.

이어, 제어기는 추출한 특징정보 즉, 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산을 각 차원의 파라미터로 적용하는 다차원 특징 공간을 모델링한다(300). 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산을 각 차원의 파라미터로 사용하여 다차원 특징 공간을 모델링한 예를 나타낸 다이어그램으로, UDP 트래픽과 VoIP 트래픽과 게임 트래픽의 각 패킷들로부터 추출한 특징정보를 적용하여 3차원 특징 공간을 모델링한 예이다.

한편, 전송된 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산을 각 차원의 파라미터로 사용하여 다차원 특징 공간을 모델링함에 따라, 그 모델에는 응용계층에서 규정되는 서비스에 따른 독특한 특징들이 분류될 수 있다.

모델링된 특징 공간은 다음과 같이 수학적 식 4로 정의할 수 있으며, y_r 은 r 번째 관찰되는 주사용자의 트래픽 패턴에 대한 특징 공간을 벡터로 나타낸 것이다.

[0055] [수학식 4]

$$y_r = x_r, t_r, [\text{var}(\vec{x})]W_r$$

[0056]

[0057] [수학식 5]

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_R\}$$

[0059] 결국 주사용자의 패킷 헤더로부터 확인할 수 있는 관찰 매트릭스 Y는 상기한 수학식 5로 정의할 수 있다.

[0060] 본 발명의 일 실시 예에서는 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산을 각 차원의 파라미터로 사용하여 3차원 특징 공간을 모델링하는 것이 바람직하며, 특징 공간을 모델링하는데 무한 가우시안 혼합(Infinite Gaussian Mixture) 프로세스를 사용할 수 있다.

[0061] 이후에, 제어기는 모델링된 다차원 특징 공간에 기반하여 주사용자의 트래픽 패턴을 추정하고(400), 상기 추정된 트래픽 패턴에 기반하여 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류한다(500). 여기서, 트래픽 패턴은 비모수적 방식으로 추정할 수 있다. 또한, 주사용자의 채널을 서로 다른 트래픽 클래스로 분류하는 것은 모델링된 다차원 특징 공간을 이용하는 비모수적인 깁스 샘플링(Gibbs sampling)에 의해 주사용자의 트래픽 패턴을 분류하는 것으로, 비모수적인 깁스 샘플링을 통해 트래픽 패턴을 분류할 시에는 각 트래픽 패턴에서 유희시간을 비모수적으로 추정하고, 그에 따른 분포함수를 비모수적으로 산출할 수 있다.

[0062] 본 발명의 다른 실시 예에 따르면, 비모수적 방식으로 트래픽 패턴을 분류할 시에 디리치렛 혼합 프로세스(Dirichlet mixture process)를 적용한다. 그에 따라 분류된 트래픽 패턴이 실시간으로 변화하는 경우에도 확률 분포를 적응적으로 산출할 수 있다.

[0063] 이어, 제어기는 주사용자 트래픽 패턴을 특징 별로 분류한 결과를 데이터베이스화한다(800). 제어기는 데이터베이스화된 트래픽 패턴을 사용하여 트래픽 클래스 중 적어도 하나에 부사용자 패킷의 전송시간을 할당할 수 있다(700).

[0064] 선택적으로, 제어기는 주사용자 트래픽 패턴을 특징 별로 분류한 결과가 새로운 트래픽 패턴인지를 확인하며(600), 만약 새로운 트래픽 패턴으로 확인되면 데이터베이스화된 이전 트래픽 패턴을 갱신할 수 있다(900).

[0065] 이상에서 설명된 절차를 통해 주사용자의 긴 유희시간뿐만 아니라 짧은 유희시간도 부사용자의 패킷 전송에 활용할 수 있다. 여기서 긴 유희시간은 주사용자의 주파수 비점유기간으로 유희기간(Idle period)이고 짧은 유희시간은 주사용자의 주파수 점유기간 즉, 유효기간(Active period)에 연속되는 패킷 간의 유희 기회 시간이다.

[0066] 제어기가 부사용자 패킷의 전송시간을 할당할 시에는 분류된 트래픽 클래스 중에서 전송 기회 시간이 최대인 트래픽 클래스를 선택하고, 그 선택된 트래픽 클래스의 채널을 부사용자의 패킷 전송을 위해 할당한다. 그에 따라 부사용자는 할당된 채널을 통해 패킷을 전송할 수 있다.

[0067] 본 발명의 다른 실시 예에 따르면, 패킷길이와 패킷도착간격과 패킷길이의 분산을 적용하는 3차원 특징 공간을 모델링하는 것이 바람직하나 트래픽 패턴의 분류 에러를 줄이기 위해서 3차원 이상의 다차원 특징 공간으로 확대될 수 있다.

[0068] 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 전파인지네트워크의 최적 채널 검출 방법과 기존 기술과의 트래픽 분류 에러를 비교한 그래프로서, K-means나 mean shift 등과 같은 기존 기술에 비하여 트래픽 분류 에러가 현저히 낮음을 알 수 있다.

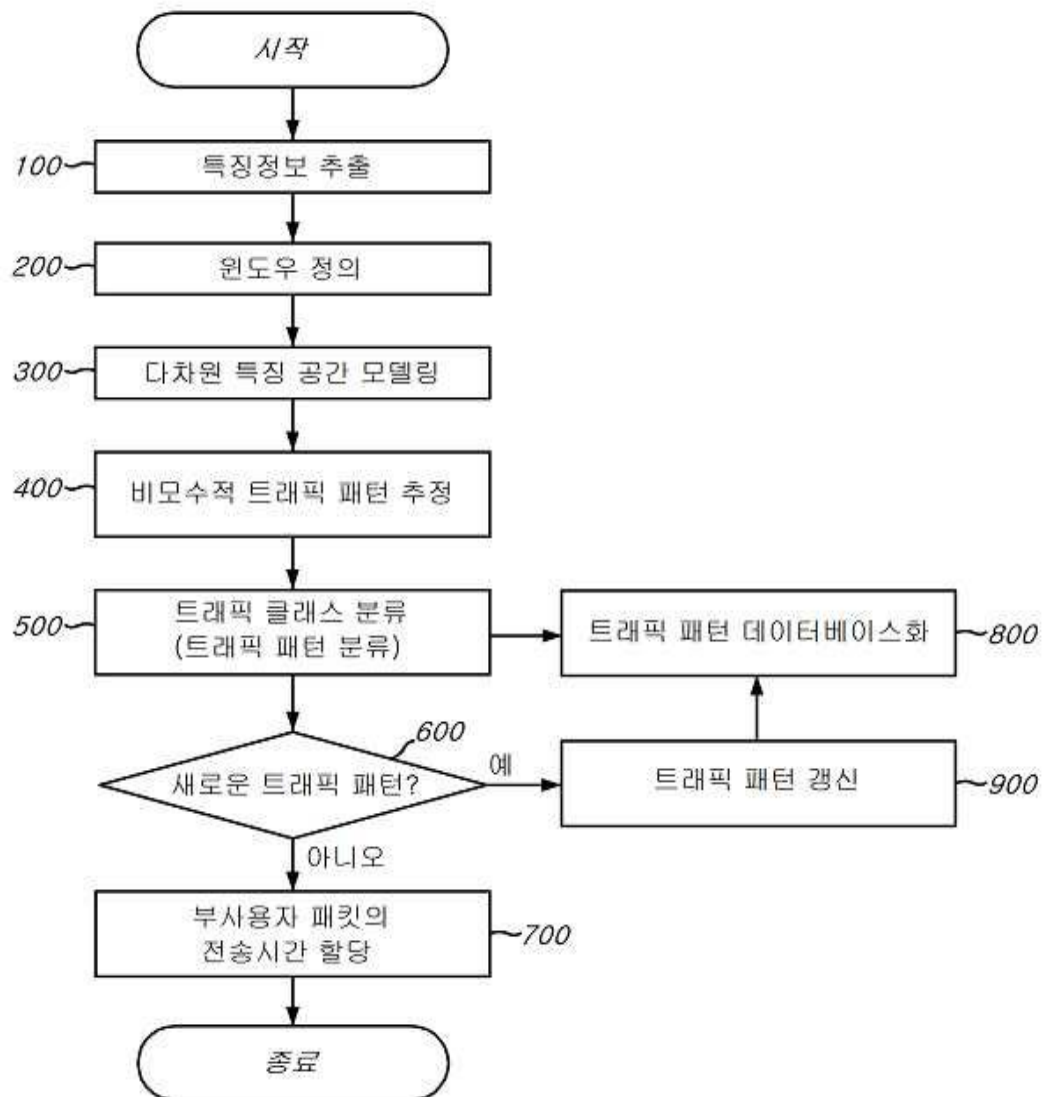
[0069] 도 4에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일 실시 예에서는 트래픽 분류 에러의 비교를 위해 KLD (Kullback-Leibler divergence) 에 따른 오류 알람(False alarm) 비율을 사용할 수 있다.

[0070] 지금까지 본 발명의 바람직한 실시 예에 대해 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 본질적인 특성을 벗어나지 않는 범위 내에서 변형된 형태로 구현할 수 있을 것이다.

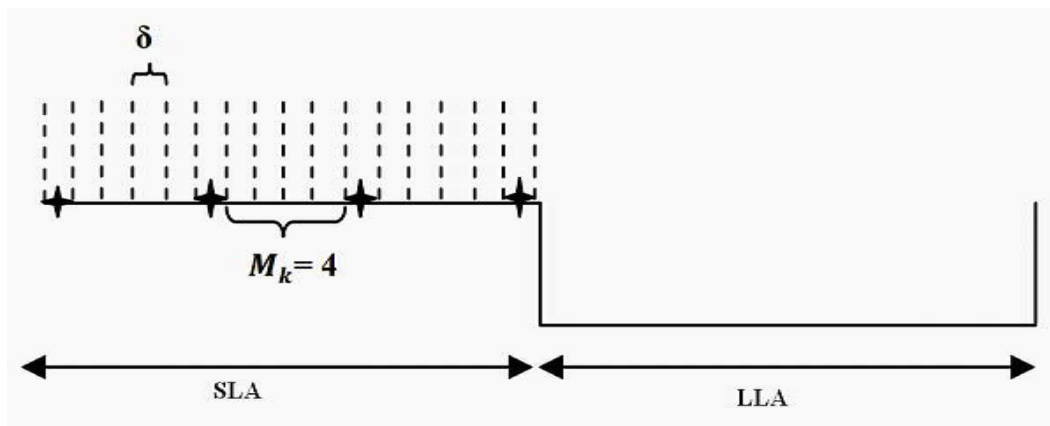
[0071] 그러므로 여기서 설명한 본 발명의 실시 예는 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 하고, 본 발명의 범위는 상술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

도면

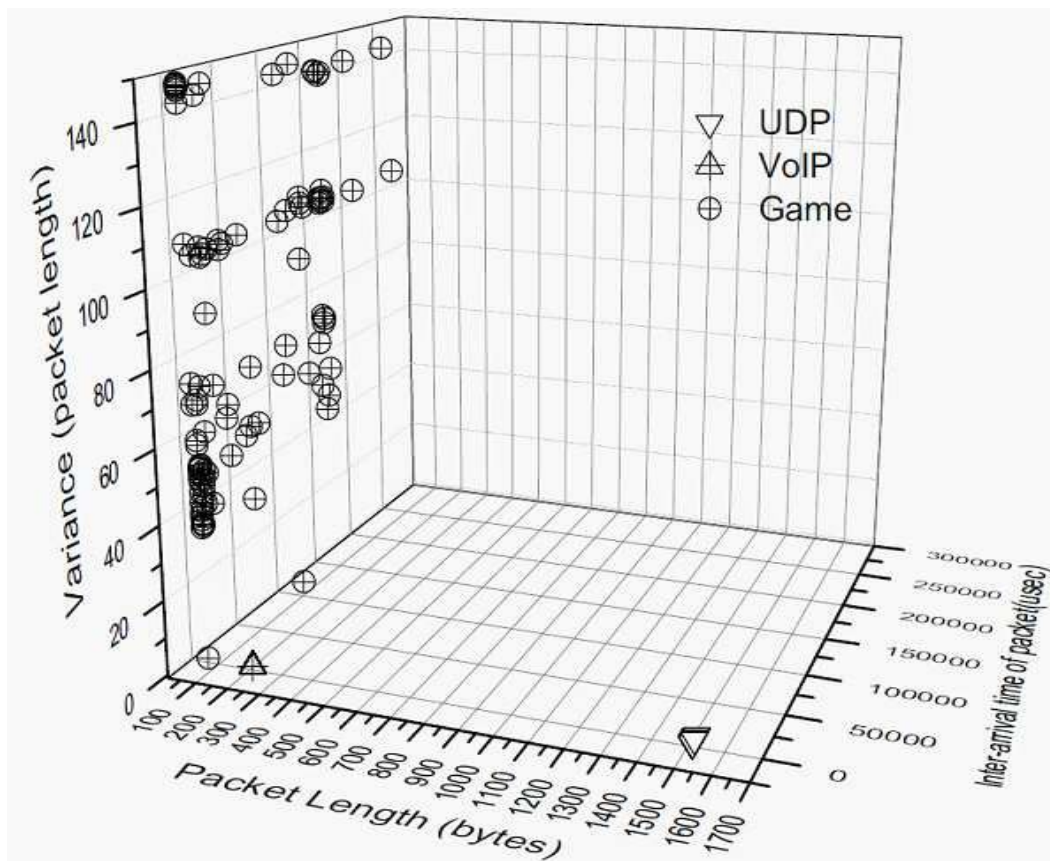
도면1



도면2



도면3



도면4

