



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0140558  
(43) 공개일자 2024년09월24일

- |                                                                                                                                                                                                                                                                                      |                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)<br/>H04L 41/147 (2022.01) G06N 20/00 (2019.01)<br/>H04L 41/0896 (2022.01) H04W 36/14 (2009.01)</p> <p>(52) CPC특허분류<br/>H04L 41/147 (2022.05)<br/>G06N 20/00 (2021.08)</p> <p>(21) 출원번호 10-2023-0035070<br/>(22) 출원일자 2023년03월17일<br/>심사청구일자 2023년03월17일</p> | <p>(71) 출원인<br/>국립창원대학교 산학협력단<br/>경상남도 창원시 의창구 창원대학로 20(퇴촌동)</p> <p>(72) 발명자<br/>안동혁<br/>경상남도 창원시 의창구 도계로 136, 205동 1004호 (명서동, 두산위브아파트)</p> <p>이현지<br/>경상남도 창원시 성산구 대암로 22, 106동 907호 (남양동, 우성아파트)</p> <p>곽민주<br/>경상남도 창원시 의창구 퇴촌로9번길 11, 201호 (사림동)</p> <p>(74) 대리인<br/>양성보</p> |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

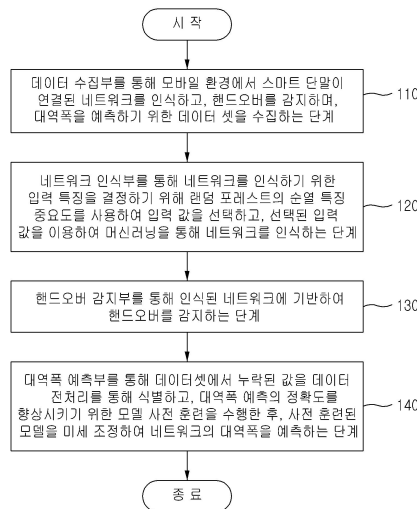
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법 및 시스템

(57) 요약

모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법 및 시스템이 제시된다. 본 발명에서 제안하는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법은 데이터 수집부를 통해 모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된 네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집하는 단계, 네트워크 인식부를 통해 네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식하는 단계, 핸드오버 감지부를 통해 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 단계 및 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

**H04L 41/0896** (2022.05)

**H04W 36/14** (2023.05)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|             |                                        |
|-------------|----------------------------------------|
| 과제고유번호      | 1711152569                             |
| 과제번호        | 2020-0-00974-003                       |
| 부처명         | 과학기술정보통신부                              |
| 과제관리(전문)기관명 | 정보통신기획평가원                              |
| 연구사업명       | 방송통신산업기술개발(R&D, 정보화)                   |
| 연구과제명       | 고신뢰·저지연 5G+ 코어 네트워크 및 5G-TSN 스위치 기술 개발 |
| 기 여 율       | 1/1                                    |
| 과제수행기관명     | 한국전자통신연구원                              |
| 연구기간        | 2022.01.01 ~ 2022.12.31                |

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

데이터 수집부를 통해 모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된 네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집하는 단계;

네트워크 인식부를 통해 네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식하는 단계;

핸드오버 감지부를 통해 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 단계; 및

대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계

를 포함하는 대역폭 예측 방법.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 핸드오버 감지부를 통해 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 단계는,

머신러닝 기반 네트워크 인식을 사용하여 현재 연결된 네트워크를 미리 정해진 주기에 따라 인식하고, 현재 사용 중인 네트워크가 아닌 또 다른 네트워크가 미리 정해진 임계값 이상으로 일관되게 인식되는 경우 핸드오버로 판단하는

대역폭 예측 방법.

#### 청구항 3

제1항에 있어서,

상기 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계는,

데이터 전처리를 통해 데이터셋에서 누락된 값을 식별하고, 결측값이 있는 경우 해당 결측값이 있는 데이터셋의 열은 0으로 채운 후, 정규화를 수행하여 데이터셋의 값을 0과 1 사이에 균일하게 분포시키는

대역폭 예측 방법.

#### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계는,

데이터 전처리를 수행한 후, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위해 연결된 네트워크에 관계없이 각 트래이스에 대한 모델을 훈련하는 모델 사전 훈련을 수행하는

대역폭 예측 방법.

#### 청구항 5

제4항에 있어서,

상기 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계는,

모델 사전 훈련을 수행한 후, 연결된 네트워크에 관계없이 상기 훈련된 모델을 통해 네트워크에 대한 미세 조정을 수행하고, 네트워크에 대한 손실을 줄이기 위해 학습 속도와 에포크(epoch)는 사전 훈련보다 적게 설정하며, 각 네트워크 모델은 가변 배치 크기로 미세 조정되고, 시간 단계, 드롭아웃 비율, 최적화기, 손실 함수를 포함하는 사전 훈련 모델의 하이퍼 파라미터가 미세 조정에 사용되는

대역폭 예측 방법.

## 청구항 6

모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된 네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집하는 데이터 수집부;

네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식하는 네트워크 인식부;

상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 핸드오버 감지부; 및

상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 대역폭 예측부

를 포함하는 대역폭 예측 시스템.

## 청구항 7

제6항에 있어서,

상기 핸드오버 감지부는,

머신러닝 기반 네트워크 인식을 사용하여 현재 연결된 네트워크를 미리 정해진 주기에 따라 인식하고, 현재 사용 중인 네트워크가 아닌 또 다른 네트워크가 미리 정해진 임계값 이상으로 일관되게 인식되는 경우 핸드오버로 판단하는

대역폭 예측 시스템.

## 청구항 8

제6항에 있어서,

상기 대역폭 예측부는,

데이터 전처리를 통해 데이터셋에서 누락된 값을 식별하고, 결측값이 있는 경우 해당 결측값이 있는 데이터셋의 열은 0으로 채운 후, 정규화를 수행하여 데이터셋의 값을 0과 1 사이에 균일하게 분포시키는

대역폭 예측 시스템.

## 청구항 9

제8항에 있어서,

상기 대역폭 예측부는,

데이터 전처리를 수행한 후, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위해 연결된 네트워크에 관계없이 각 트레이스에 대한 모델을 훈련하는 모델 사전 훈련을 수행하는

대역폭 예측 시스템.

## 청구항 10

제9항에 있어서,

상기 대역폭 예측부는,

모델 사전 훈련을 수행한 후, 연결된 네트워크에 관계없이 상기 훈련된 모델을 통해 네트워크에 대한 미세 조정을 수행하고, 네트워크에 대한 손실을 줄이기 위해 학습 속도와 에포크(epoch)는 사전 훈련보다 적게 설정하며, 각 네트워크 모델은 가변 배치 크기로 미세 조정되고, 시간 단계, 드롭아웃 비율, 최적화기, 손실 함수를 포함하는 사전 훈련 모델의 하이퍼 파라미터가 미세 조정에 사용되는

대역폭 예측 시스템.

## 발명의 설명

### 기술 분야

[0001] 본 발명은 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법 및 시스템에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 스마트 기기의 확산과 이동통신 기술의 발달로 모바일 트래픽이 빠르게 증가하고 있다. 2015년 1분기 31.16%에서 2022년 2분기 58.99%로 스마트 기기가 웹 사이트 트래픽에서 차지하는 비중이 증가했다. 스마트 기기 사용자들은 넷플릭스, 아마존 프라임 비디오와 같은 동영상 스트리밍 서비스를 자주 이용한다. 특히 라이브 비디오 스트리밍 서비스가 대중화되고 있으며 2025년에는 인터넷상의 라이브 비디오 트래픽이 전체 트래픽의 17%를 차지할 것으로 예상된다. 스마트 기기는 이동성이 높아 잦은 동적 네트워크 대역폭 변경이 라이브 비디오 스트리밍 서비스에 큰 영향을 미치기 때문에 안정적인 스트리밍 서비스를 제공하기 어렵습니다.

[0003] ABS(Adaptive Bitrate Streaming)는 동적 네트워크 환경에서 스트리밍 비디오에 활용된다. ABS 기술을 사용하여 비디오 스트리밍은 비디오 품질을 네트워크 용량의 변동에 맞게 조정할 수 있다. ABS는 네트워크 대역폭이 높을 때 고품질 비디오를 전송할 수 있지만 그렇지 않으면 비디오 품질이 낮아진다.

[0004] 하지만, ABS가 갑작스러운 대역폭 변화에 대응하는 것은 어렵다. ABS는 사용자 이동성으로 인해 대역폭 변화가 매우 큰 모바일 네트워크에서 대역폭을 예측하면 네트워크 환경 변화에 더 빠르게 대응할 수 있다. 5G, 4G, 3G 모바일 네트워크의 통신 특성이 다르기 때문에 현재 접속한 네트워크를 파악한 후 각 네트워크에 대한 대역폭을 추정해야 한다. 4G에서는 10ms의 지연 시간을 목표로 하고 5G에서는 1ms 미만의 지연 시간을 목표로 한다. 4G와 5G의 최대 데이터 속도는 각각 1Gbps와 20Gbps이며, 사용자 체감 데이터 속도는 기술별로 10Mbps와 100Mbps이다. XR(Extended Reality)은 지연 시간이 짧고 전송 신뢰도가 높은 실시간 서비스이므로 대역폭 예측을 통해 네트워크 QoS 변화에 미리 대비하는 것이 필수적이다.

## 선행기술문헌

### 비특허문헌

[0005] (비특허문헌 0001) [1] D. Raca et al., Beyond throughput, the next generation: a 5g dataset with channel and context metrics, Proceedings of the 11th ACM multimedia systems conference, 303- 308.

(비특허문헌 0002) [2] Ucc misl 5gdataset, <https://github.com/uccmisl/5Gdataset>. Accessed: 2022-10-25.

(비특허문헌 0003) [3] 3gpp ts 36.214 evolved universal terrestrial radio access (e-utra); physical layer; measurements (version 14.2.0 release 14), 3GPP (2017).

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0006] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 5G, 4G, 3G 네트워크와 같은 모바일 네트워크의 미래 대역폭을 예측하기 위한 방법 및 시스템을 제공하는데 있다. 본 발명은 머신러닝 기반 네트워크 인식 기법을 이용하여 데이터 셋에서 중요한 영향을 미치는 10개의 특징을 입력으로 선택하고, 8개의 기계 학습에 대해 네트워크 인식 성능을 평가하여, 성능 평가에 따라 네트워크 인식을 위해 GBM을 사용하였다. 또한, 수직 핸드오버 감지 알고리즘을 통

해 수직적 핸드오버를 인식하여 네트워크 변동을 처리하고자 한다.

### 과제의 해결 수단

- [0007] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법은 데이터 수집부를 통해 모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된 네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집하는 단계, 네트워크 인식부를 통해 네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식하는 단계, 핸드오버 감지부를 통해 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 단계 및 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계를 포함한다.
- [0008] 상기 핸드오버 감지부를 통해 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 단계는 머신러닝 기반 네트워크 인식을 사용하여 현재 연결된 네트워크를 미리 정해진 주기에 따라 인식하고, 현재 사용 중인 네트워크가 아닌 또 다른 네트워크가 미리 정해진 임계값 이상으로 일관되게 인식되는 경우 핸드오버로 판단한다.
- [0009] 상기 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계는 데이터 전처리를 통해 데이터셋에서 누락된 값을 식별하고, 결측값이 있는 경우 해당 결측값이 있는 데이터셋의 열은 0으로 채운 후, 정규화를 수행하여 데이터셋의 값을 0과 1 사이에 균일하게 분포시킨다.
- [0010] 상기 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계는 데이터 전처리를 수행한 후, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위해 연결된 네트워크에 관계없이 각 트레이스에 대한 모델을 훈련하는 모델 사전 훈련을 수행한다.
- [0011] 상기 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계는 모델 사전 훈련을 수행한 후, 연결된 네트워크에 관계없이 상기 훈련된 모델을 통해 네트워크에 대한 미세 조정을 수행하고, 네트워크에 대한 손실을 줄이기 위해 학습 속도와 에포크(epoch)는 사전 훈련보다 적게 설정하며, 각 네트워크 모델은 가변 배치 크기로 미세 조정되고, 시간 단계, 드롭아웃 비율, 최적화기, 손실 함수를 포함하는 사전 훈련 모델의 하이퍼 파라미터가 미세 조정에 사용된다.
- [0012] 본 발명에서 제안하는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템은 모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된 네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집하는 데이터 수집부, 네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식하는 네트워크 인식부, 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 핸드오버 감지부 및 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 대역폭 예측부를 포함한다.

### 발명의 효과

- [0013] 본 발명의 실시예들에 따르면 5G, 4G, 3G 네트워크와 같은 모바일 네트워크의 미래 대역폭을 예측할 수 있다. 본 발명은 머신러닝 기반 네트워크 인식 기법을 이용하여 데이터 셋에서 중요한 영향을 미치는 10개의 특징을 입력으로 선택하고, 8개의 기계 학습에 대해 네트워크 인식 성능을 평가하여, 성능 평가에 따라 GBM을 사용하여 네트워크 인식을 수행할 수 있다. 또한, 수직 핸드오버 감지 알고리즘을 통해 수직적 핸드오버를 인식하여 네트워크 변동을 처리할 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0014] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.  
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.  
 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 각 트레이스에 대한 다운로드 속도를 나타내는 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 사용시간의 측정결과를 나타내는 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 기술에 대한 네트워크 인식의 정확도를 나타내는 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 기술에 대한 네트워크 인식의 정밀도를 나타내는 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크 인식의 리콜을 나타내는 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 다양한 머신 러닝 기법을 이용한 네트워크 인식에 필요한 시간을 나타내는 도면이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 핸드오버 시나리오를 나타내는 도면이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 모바일 네트워크의 대역폭 예측을 위한 전처리 전후의 데이터를 나타내는 도면이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 모바일 네트워크 내 핸드오버에 대한 몇 가지 연구가 있다. 종래기술에서, UE(User Equipment)는 SINR(Signal to Interference plus Noise Ratio) 변경에 기초한 DNN을 활용하여 5G 네트워크에서 셀 간 핸드오버 여부를 결정한다. 또 다른 종래기술에서, LTE 네트워크에서 핸드오버 결정을 내리기 위해 SVM, MLP 등을 포함한 여러 머신 러닝 기술이 사용된다. 또 다른 종래기술에서는 수직 핸드오버 결정을 위해 Naive Bayes 알고리즘이 제안되었다. 네트워크 범위, 대역폭, RSS(Receive Side Scaling) 및 QoS는 모두 Naive Bayes 알고리즘에서 사용되는 입력이다. mmWave 네트워크와 LTE 네트워크 사이의 XGBoost 기반 핸드오버 실행 기술이 제안되었다. 핸드오버 성공률을 높이고 신호 오버헤드를 줄이기 위해 제안된 접근 방식은 핸드오버 메커니즘에 XGBoost를 통합한다. 핸드오버 의사 결정에 초점을 맞춘 종래기술과 달리, 본 발명은 머신 러닝을 사용하여 핸드오버를 감지한다. 또 다른 종래기술에서, 핸드오버 감지는 데이터 마이닝을 이용하여 수행된다. 데이터 마이닝은 객체의 미래 위치를 예측하기 위해 객체 이동 패턴을 분석하는 데 사용된다. 제안된 기술은 예상 위치를 사용하여 핸드오버를 인식한다. 그러나 이동 패턴이 다를 경우 핸드오버 감지가 올바르게 수행되지 않는다. 본 발명에서 제안하는 계획은 핸드오버 감지를 위해 네트워크의 몇 가지 기능을 활용한다.

[0016] 실시간 대역폭 예측을 위한 기법은 수년간 수행되어 왔다. 종래기술에서는 TCP 윈도우 크기에 기반한 패턴을 사용하여 TCP 처리량을 예측한다. 일치하는 패턴이 없는 경우 휴리스틱 알고리즘이 사용된다. 또 다른 종래기술에서는 이전 파일 전송 데이터를 기반으로 회귀 분석을 위한 SVM 접근 방식인 SVR(Support Vector Regression)을 사용하여 처리량을 예측하였다. 여러 종래기술에서 TCP 처리량을 예측하기 위해 공식을 사용한다. 또 다른 종래기술에서는 RTT 및 손실률에 기초한 처리량 모델을 처리량 예측에 활용하였다. 그러나, RTT와 손실률을 이용한 처리량 예측 정확도는 정확한 RTT와 손실률을 측정하기 어렵기 때문에 낮다. TCP 처리량 예측의 정확성을 향상시키기 위해, 또 다른 종래기술은 사용 가능한 대역폭 및 라우터 버퍼 크기에 기초한 처리량 모델을 제안한다. 그러나 이력 또는 공식에 기반한 처리량 예측 연구는 안정적인 통신 환경에서 작동하기 때문에 통신 환경이 동적으로 변화하는 경우 모바일 네트워크에서 사용할 수 없다.

[0017] 여러 종래기술에서 딥 러닝은 대역폭 예측에 사용된다. TRUST는 모바일 네트워크에서 TCP 처리량을 예측하기 위해 제안되었다. TRUST는 이동 패턴을 분석한 후 이동에 해당하는 LSTM 모델을 사용하여 처리량을 예측한다. 또 다른 종래기술에서, LSTM RNN 모델은 모바일 네트워크 상황에서 대역폭을 예측하기 위해 사용되었다. 온라인 대역폭 예측을 위해 사전 훈련된 LSTM 모델에서 최상의 모델을 선택하기 위해 모델 전환 및 베이지안 융합이 제안되었다. 종래기술에서 ALSTM은 버스 또는 열차와 같은 운송 형태에 따라 대역폭 변동이 다르기 때문에 각 이동 시나리오에 대해 대역폭 예측 모델을 사용한다. 대역폭을 예측하기 위해 ALSTM은 먼저 SVM을 사용하여 이동 시나리오를 식별한 다음 LSTM과 주의 메커니즘을 사용하여 대역폭을 예측한다. 그러나 종래기술에서는 HSDPA(High Speed Downlink Packet Access) 또는 LTE(Long Term Evolution)만을 사용하는 모바일 네트워크의 처리량을 예측한다. 본 발명에서는 3G, 4G(또는 LTE), 5G를 활용한 모바일 네트워크 시나리오에 대한 처리량 예측을 수행한다. 머신 러닝은 HPN(High-performance Networks)에서 효율적인 대용량 데이터 전송을 위한 대역폭 예측 및 네트워크 리소스 예약에 활용된다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0019] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0020] 제안하는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 방법은 데이터 수집부를 통해 모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된

네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집하는 단계(110), 네트워크 인식부를 통해 네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식하는 단계(120), 핸드오버 감지부를 통해 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지하는 단계(130) 및 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측하는 단계(140)를 포함한다.

[0021] 단계(110)에서, 데이터 수집부를 통해 모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된 네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집한다.

[0022] 본 발명의 실시예에 따르면, 네트워크 인식, 핸드오버 감지 및 대역폭 예측을 위한 데이터 셋을 수집한다. University College Cork[1, 2]에서 MISL이 수집한 데이터셋을 사용하였다. 데이터셋에는 83개의 트레이스(trace) 파일이 있으며 총 3142분 동안 측정되었다. 데이터셋에서 RSSI, 업링크 대역폭, 다운로드 대역폭을 포함하여 총 26개의 네트워크 속성이 매초 측정되었다. 데이터셋은 두 가지 유형의 이동성 패턴, 즉 정지 상태와 차량과 함께 이동으로 측정되었다. 대역폭은 파일 다운로드와 넷플릭스와 아마존 프라임과 같은 두 가지 스트리밍 서비스의 두 가지 애플리케이션을 사용하여 평가되었다. 5G 네트워크는 Irish 네트워크였고, 5G 기지국이 없는 지역에서는 4G 또는 3G 네트워크에 접근할 수 있다. 3G, 4G 및 5G와 같은 다른 네트워크를 사용하는 시나리오의 경우, 모바일 환경에서 데이터셋을 사용한다. 파일 다운로드에서 얻은 데이터셋은 네트워크 대역폭에 초점을 맞추기 위해 사용된다. 그 결과 이동 중에는 16개의 파일 다운로드 트레이스를 사용하였으며, 이들 트레이스의 측정시간은 27,607초이고, 총 측정시간이 20,008초인 트레이스 파일 12개를 훈련에 사용하였으며, 총 측정시간이 7,599초인 트레이스 파일 4개를 테스트에 사용하였다. 측정기간 동안 초당 데이터셋을 측정하여 총 27,607개의 기록을 수집하였으며, 20,008개의 기록을 훈련에 활용하고 7,599개의 기록을 테스트에 활용하였다.

[0023] 단계(120)에서, 네트워크 인식부를 통해 네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식한다.

[0024] 본 발명의 실시예에 따르면, 머신 러닝을 기반으로 한 네트워크 인식 기법을 제안한다. 스마트 기기가 현재 연결된 네트워크를 식별하기 위해 제안된 기법은 머신 러닝을 사용한다. 네트워크 인식을 위한 최상의 머신 러닝 기법을 결정하기 위해 로지스틱 회귀, naive bayes, SVM, 랜덤 포레스트, 의사결정 트리, K-NN(K-Nearest neighbor), GBM(Gradient Boosting Machine), AdaBoost 등 총 8가지 머신 러닝 방법의 네트워크 인식 성능을 평가한다.

[0025] 본 발명에서는 GBM 기법의 우수한 네트워크 인식 정확도, 정밀도 및 호출 성능과 15ms의 빠른 인식 시간 때문에 네트워크 인식을 위한 머신러닝 방법으로 사용하고 있다.

[0026] 단계(130)에서, 핸드오버 감지부를 통해 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지한다.

[0027] 본 발명의 실시예에 따르면, 머신러닝 기반 네트워크 인식을 사용하여 현재 연결된 네트워크를 미리 정해진 주기에 따라 인식하고, 현재 사용 중인 네트워크가 아닌 또 다른 네트워크가 미리 정해진 임계값 이상으로 일관되게 인식되는 경우 핸드오버로 판단한다.

[0028] 단계(140)에서, 대역폭 예측부를 통해 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측한다.

[0029] 먼저, 데이터 전처리를 통해 데이터셋에서 누락된 값을 식별하고, 결측값이 있는 경우 해당 결측값이 있는 데이터셋의 열은 0으로 채운 후, 정규화를 수행하여 데이터셋의 값을 0과 1 사이에 균일하게 분포시킨다.

[0030] 데이터 전처리를 수행한 후, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위해 연결된 네트워크에 관계없이 각 트레이스에 대한 모델을 훈련하는 모델 사전 훈련을 수행한다.

[0031] 모델 사전 훈련을 수행한 후, 연결된 네트워크에 관계없이 상기 훈련된 모델을 통해 네트워크에 대한 미세 조정을 수행한다. 네트워크에 대한 손실을 줄이기 위해 학습 속도와 에포크(epoch)는 사전 훈련보다 적게 설정하며, 각 네트워크 모델은 가변 배치 크기로 미세 조정된다. 본 발명의 실시예에 따르면, 시간 단계, 드롭아웃 비율, 최적화기, 손실 함수를 포함하는 사전 훈련 모델의 하이퍼 파라미터가 미세 조정에 사용된다.

- [0033] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.
- [0034] 본 실시예에 따른 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)은 프로세서(210), 버스(220), 네트워크 인터페이스(230), 메모리(240) 및 데이터베이스(250)를 포함할 수 있다. 메모리(240)는 운영체제(241) 및 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 루틴(242)을 포함할 수 있다. 프로세서(210)는 데이터 수집부(211), 네트워크 인식부(212), 핸드오버 감지부(213) 및 대역폭 예측부(214)를 포함할 수 있다. 다른 실시예들에서 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)은 도 2의 구성요소들보다 더 많은 구성요소들을 포함할 수도 있다. 그러나, 대부분의 종래기술적 구성요소들을 명확하게 도시할 필요성은 없다. 예를 들어, 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)은 디스플레이나 트랜시버(transceiver)와 같은 다른 구성요소들을 포함할 수도 있다.
- [0035] 메모리(240)는 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로서, RAM(random access memory), ROM(read only memory) 및 디스크 드라이브와 같은 비소멸성 대용량 기록장치(permanent mass storage device)를 포함할 수 있다. 또한, 메모리(240)에는 운영체제(241)와 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 루틴(242)을 위한 프로그램 코드가 저장될 수 있다. 이러한 소프트웨어 구성요소들은 드라이브 메커니즘(drive mechanism, 미도시)을 이용하여 메모리(240)와는 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로부터 로딩될 수 있다. 이러한 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체는 플로피 드라이브, 디스크, 테이프, DVD/CD-ROM 드라이브, 메모리 카드 등의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체(미도시)를 포함할 수 있다. 다른 실시예에서 소프트웨어 구성요소들은 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체가 아닌 네트워크 인터페이스(230)를 통해 메모리(240)에 로딩될 수도 있다.
- [0036] 버스(220)는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)의 구성요소들간의 통신 및 데이터 전송을 가능하게 할 수 있다. 버스(220)는 고속 시리얼 버스(high-speed serial bus), 병렬 버스(parallel bus), SAN(Storage Area Network) 및/또는 다른 적절한 통신 기술을 이용하여 구성될 수 있다.
- [0037] 네트워크 인터페이스(230)는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)을 컴퓨터 네트워크에 연결하기 위한 컴퓨터 하드웨어 구성요소일 수 있다. 네트워크 인터페이스(230)는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)을 무선 또는 유선 커넥션을 통해 컴퓨터 네트워크에 연결시킬 수 있다.
- [0038] 데이터베이스(250)는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측을 위해 필요한 모든 정보를 저장 및 유지하는 역할을 할 수 있다. 도 2에서는 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)의 내부에 데이터베이스(250)를 구축하여 포함하는 것으로 도시하고 있으나, 이에 한정되는 것은 아니며 시스템 구현 방식이나 환경 등에 따라 생략될 수 있고 혹은 전체 또는 일부의 데이터베이스가 별개의 다른 시스템 상에 구축된 외부 데이터베이스로서 존재하는 것 또한 가능하다.
- [0039] 프로세서(210)는 기본적인 산술, 로직 및 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)의 입출력 연산을 수행함으로써, 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리하도록 구성될 수 있다. 명령은 메모리(240) 또는 네트워크 인터페이스(230)에 의해, 그리고 버스(220)를 통해 프로세서(210)로 제공될 수 있다. 프로세서(210)는 데이터 수집부(211), 네트워크 인식부(212), 핸드오버 감지부(213) 및 대역폭 예측부(214)를 위한 프로그램 코드를 실행하도록 구성될 수 있다. 이러한 프로그램 코드는 메모리(240)와 같은 기록 장치에 저장될 수 있다.
- [0040] 데이터 수집부(211), 네트워크 인식부(212), 핸드오버 감지부(213) 및 대역폭 예측부(214)는 도 1의 단계들(110~140)을 수행하기 위해 구성될 수 있다.
- [0041] 모바일 네트워크 내 대역폭 예측 시스템(200)은 데이터 수집부(211), 네트워크 인식부(212), 핸드오버 감지부(213) 및 대역폭 예측부(214)를 포함할 수 있다.
- [0042] 데이터 수집부(211)는 모바일 환경에서 스마트 단말이 연결된 네트워크를 인식하고, 핸드오버를 감지하며, 대역폭을 예측하기 위한 데이터 셋을 수집한다.
- [0043] 네트워크 인식부(212)는 네트워크를 인식하기 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 입력 값을 선택하고, 선택된 입력 값을 이용하여 머신러닝을 통해 네트워크를 인식한다.
- [0044] 본 발명의 실시예에 따르면, 머신 러닝을 기반으로 한 네트워크 인식 기법을 제안한다. 스마트 기기가 현재 연결된 네트워크를 식별하기 위해 제안된 기법은 머신 러닝을 사용한다. 네트워크 인식을 위한 최상의 머신 러닝 기법을 결정하기 위해 로지스틱 회귀, naive bayes, SVM, 랜덤 포레스트, 의사결정 트리, K-NN(K-Nearest neighbor), GBM(Gradient Boosting Machine), AdaBoost 등 총 8가지 머신 러닝 방법의 네트워크 인식 성능을

평가한다.

- [0045] 본 발명에서는 GBM 기법의 우수한 네트워크 인식 정확도, 정밀도 및 호출 성능과 15ms의 빠른 인식 시간 때문에 네트워크 인식을 위한 머신러닝 방법으로 사용하고 있다.
- [0046] 핸드오버 감지부(213)는 상기 인식된 네트워크에 기반하여 핸드오버를 감지한다.
- [0047] 본 발명의 실시예에 따르면, 머신러닝 기반 네트워크 인식을 사용하여 현재 연결된 네트워크를 미리 정해진 주기에 따라 인식하고, 현재 사용 중인 네트워크가 아닌 또 다른 네트워크가 미리 정해진 임계값 이상으로 일관되게 인식되는 경우 핸드오버로 판단한다.
- [0048] 대역폭 예측부(214)는 상기 데이터셋에서 누락된 값을 데이터 전처리를 통해 식별하고, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위한 모델 사전 훈련을 수행한 후, 사전 훈련된 모델을 미세 조정하여 네트워크의 대역폭을 예측한다.
- [0049] 대역폭 예측부(214)는 먼저, 데이터 전처리를 통해 데이터셋에서 누락된 값을 식별하고, 결측값이 있는 경우 해당 결측값이 있는 데이터셋의 열은 0으로 채운 후, 정규화를 수행하여 데이터셋의 값을 0과 1 사이에 균일하게 분포시킨다.
- [0050] 대역폭 예측부(214)는 데이터 전처리를 수행한 후, 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위해 연결된 네트워크에 관계없이 각 트레이스에 대한 모델을 훈련하는 모델 사전 훈련을 수행한다.
- [0051] 대역폭 예측부(214)는 모델 사전 훈련을 수행한 후, 연결된 네트워크에 관계없이 상기 훈련된 모델을 통해 네트워크에 대한 미세 조정을 수행한다. 네트워크에 대한 손실을 줄이기 위해 학습 속도와 에포크(epoch)는 사전 훈련보다 적게 설정하며, 각 네트워크 모델은 가변 배치 크기로 미세 조정된다. 본 발명의 실시예에 따르면, 시간 단계, 드롭아웃 비율, 최적화기, 손실 함수를 포함하는 사전 훈련 모델의 하이퍼 파라미터가 미세 조정에 사용된다.
- [0053] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 각 트레이스에 대한 다운로드 속도를 나타내는 도면이다.
- [0054] 도 3을 참조하면, 시간은 x축에 표시되고 다운로드 속도는 y축에 표시된다. 파란색, 주황색, 녹색은 각각 5G, 4G, 3G 네트워크를 나타낸다. 도 3과 같이, 14개의 트레이스가 5G, 4G, 3G 중 2개 이상의 네트워크를 사용하고 있다. 3개 네트워크 중 평균 다운로드 속도가 5G, 4G, 3G 순으로 가장 빠르다. 각 트레이스에 대해 세 네트워크의 사용 시간은 다양하다.
- [0056] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 사용시간의 측정결과를 나타내는 도면이다.
- [0057] 3G 네트워크에 비해 5G 네트워크는 비교적 자주 사용된다. 결과적으로, 5G 네트워크는 3G 네트워크보다 전체적인 사용 시간이 길다. 그러나, 도 3 및 도 4에 도시된 바와 같이, 3G 네트워크의 접속은 5G 네트워크보다 범위가 크고 3G 네트워크보다 5G 네트워크의 접속이 더 자주 끊어지기 때문에, 3G 네트워크의 접속이 5G 네트워크보다 더 오래 지속된다.
- [0059] 본 발명의 실시예에 따르면, 머신 러닝을 기반으로 한 네트워크 인식 기법을 제안한다. 스마트 기기가 현재 연결된 네트워크를 식별하기 위해 제안된 기법은 머신 러닝을 사용한다. 네트워크 인식을 위한 최상의 머신 러닝 기법을 결정하기 위해 로지스틱 회귀, naive bayes, SVM, 랜덤 포레스트, 의사결정 트리, K-NN(K-Nearest neighbor), GBM(Gradient Boosting Machine), AdaBoost 등 총 8가지 머신 러닝 방법의 네트워크 인식 성능을 평가한다. 머신 러닝에서 효과적인 네트워크 인식을 위한 입력 특징을 결정하기 위해 랜덤 포레스트의 순열 특징 중요도를 사용하여 26개의 네트워크 특징 중 가장 중요한 변수를 선택했다. 표 1의 총 10개의 특징이 입력으로 사용되었다.

[0060] <표 1>

| Feature    | Description                        |
|------------|------------------------------------|
| DL bitrate | Downlink bandwidth (Mbps)          |
| UL bitrate | Uplink bandwidth (Mbps)            |
| NRxSRP     | RSRP of neighboring cell           |
| RSRP       | Reference Signals Received Power   |
| RSSI       | Received Signal Strength Indicator |
| NRxSRQ     | RSRQ of neighboring cell           |
| Speed      | movement speed                     |
| SNR        | Signal to Noise Ratio              |
| RSRQ       | Reference signal received quality  |
| CQI        | Channel Quality Indicator          |

[0062] 측정 기간 내내 특징이 주기적으로 수집되며 평균 및 표준 편차 값이 입력으로 사용된다. 예를 들어 RSRP 값은 측정 주기가 10초인 경우 10초 동안 초당 한 번 측정된다. 본 발명의 실시예에서는 10초 동안 측정된 10개 값의 평균과 표준 편차를 계산하여 머신 러닝 입력 값으로 사용한다.

[0063] 본 발명의 실시예에 따르면, 네트워크 인식 성능을 평가하기 위해 정확도, 정밀도, 리콜, 인식 시간을 측정했다. 모든 예측에서 정확한 반응의 백분율을 정확도라 한다. 정확도의 식은 다음과 같다.

$$[0064] \text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (1)$$

[0065] 여기서 TP, TN, FN, FP는 각각 true positive, true negative, false negative, false positive를 나타낸다. 정밀도는 기대 positive에 대한 true positive의 비율로 정의되며, 식은 다음과 같다.

$$[0066] \text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

[0067] 리콜은 정확한 예측과 정확한 사례의 비율이다. 리콜 식은 다음과 같다.

$$[0068] \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

[0069] 인식 시간은 머신 러닝이 네트워크를 식별하는 데 필요한 시간이다.

[0071] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 기술에 대한 네트워크 인식의 정확도를 나타내는 도면이다.

[0072] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 기술에 대한 네트워크 인식의 정밀도를 나타내는 도면이다.

[0073] 8개의 머신러닝 기술에 대한 네트워크 인식의 정확도 및 정밀도는 각각 도 5 및 도 6에 도시되어 있다. GBM은 88.5%의 네트워크 인식 정확도로 다른 머신 러닝 기술을 능가한다. 네트워크 인식 정밀도 측면에서 GBM과 랜덤 포레스트의 성능은 각각 91.9%, 91.6%다.

[0075] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크 인식의 리콜을 나타내는 도면이다.

[0076] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 다양한 머신 러닝 기법을 이용한 네트워크 인식에 필요한 시간을 나타내는 도면이다.

[0077] 도 7을 참조하면, GBM이 91.5%로 가장 우수한 성능을 보여준다.

[0078] 도 8에 도시된 바와 같이, 로지스틱 회귀 분석, naive bayes 및 의사 결정 트리 인식은 네트워크 인식 시간에서 가장 빠르다. 그러나 그들의 접근 방식은 정확성, 정밀도 및 리콜 측면에서 잘 수행되지 않는다. 본 발명에서는 GBM 기법의 우수한 네트워크 인식 정확도, 정밀도 및 호출 성능과 15ms의 빠른 인식 시간 때문에 네트워크 인식을 위한 머신러닝 방법으로 사용하고 있다.

[0079] 네트워크를 인식한 후, 네트워크 인식을 기반으로 한 핸드오버 감지 알고리즘을 통해 다음 세 가지 핸드오버 시나리오를 수행한다. 제안된 기법은 머신 러닝 기반 네트워크 인식 기술을 사용하여 연결된 네트워크를 주기적으로 식별한다. 현재 사용 중인 네트워크가 아닌 다른 네트워크가 임계값 이상으로 일관되게 식별되는 경우 핸드

오버가 인식된다. 예를 들어, 4G 네트워크가 지속적으로 임계값 이상으로 검출되고 기존 네트워크가 5G인 경우, 5G에서 4G로의 핸드오버가 발생한 것으로 판단된다.

[0080] 알고리즘 1은 제안된 핸드오버 감지 알고리즘을 설명한다.

#### Algorithm 1 Handover detection

```

1: current: current recognized network
2:
3: count = 0
4: base = temp = current
5:
6: procedure DETECT_HANOVER(current)
7:   if base != current then
8:     if temp == current then
9:       count++
10:    else if temp != current then
11:      count = 1
12:      temp = current
13:    end if
14:  else if base != temp then
15:    temp = base
16:  end if
17:
18:  if count == threshold then
19:    base = temp
20:    count = 0
21:    return true
22:  end if
23:
24:  return false
25: end procedure

```

[0081]

[0082] 스마트 기기가 활용하는 것으로 알려진 네트워크를 베이스(base) 변수라고 하며, 이제 막 인식되었지만 베이스와 구별되는 네트워크를 템프(temp) 변수라고 한다. 현재 변수는 제안된 네트워크 인식 방식에 의해 현재 식별된 네트워크를 의미한다. DETECT\_HANOVER 연산이 실행되면 현재 인식된 네트워크 값이라고도 하는 현재 값이 파라미터로 제공된다. 기본값과 현재 값이 다르면 기본 네트워크가 아닌 다른 네트워크가 감지되었음을 나타낸다. 템프 값과 현재 값이 동일하면 최근에 동일한 네트워크가 지속적으로 식별되었기 때문에 카운터가 증가한다. 카운터는 1로 설정되고 현재 값과 템프 값이 다른 경우에 대비하여 현재 값은 템프 변수로 유지되고 이는 새 네트워크 연결을 나타낸다. 베이스 값과 현재 값은 같지만 베이스 값과 템프 값이 다른 경우 다른 네트워크에 짧은 시간 동안 연결했거나 네트워크가 제대로 감지되지 않은 것이다. 따라서 템프 값이 베이스 값으로 초기화된다. 카운터가 임계치에 도달하면, 최근에 동일한 네트워크가 여러 번 확인되었기 때문에 핸드오버가 발생한 것으로 판단된다. 기본 변수가 온도 값으로 업데이트되고 핸드오버가 감지되면 카운터가 초기화된다.

[0084] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 핸드오버 시나리오를 나타내는 도면이다.

[0085] 5G 네트워크에서 4G 네트워크로의 제1 핸드오버는 도 9(a)에 도시되어 있다. 본 발명의 실시예에 따른 핸드오버 인식 임계값은 5이다. 베이스 변수, 템프 변수, 현재 변수는 시나리오 시간으로 표 2에 표시된다.

[0086] <표 2>

|         | $t_0$ | $t_1$ | $t_2$ | $t_3$ |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| base    | 5G    | 5G    | 5G    | 4G    |
| temp    | 5G    | 5G    | 4G    | 4G    |
| current | 5G    | 5G    | 4G    | 4G    |

[0087]

[0088] 베이스 값, 템프 값, 현재 값은 5G 네트워크에서  $t_0$ 부터  $t_1$ 까지 동일하다. 시간  $t_2$ 에서 4G 네트워크가 감지되고

템프 및 현재 값이 4G로 업데이트된다. t3에서 4G 네트워크는 5번 연속으로 식별된다. 결과적으로, 핸드오버 감지 알고리즘은 핸드오버를 인식하고 베이스 값을 4G로 전환한다.

[0089] 도 9(b)는 제2 핸드오버 시나리오를 보여준다. 도 9(b)는 5G 네트워크에서 4G 네트워크로 전환한다. 5G 네트워크에 잠시 다시 연결한 후, 4G 네트워크에 대한 연결을 설정한다. 표 3과 같이 t0부터 t1까지의 시간 동안 베이스 값, 템프 값, 현재값은 각각 4G, 5G, 5G이며, t2에서 4G 네트워크를 인식하여 4G로 업데이트한다.

[0090] <표 3>

|         | $t_0$ | $t_1$ | $t_2$ | $t_3$ |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| base    | 4G    | 4G    | 4G    | 4G    |
| temp    | 5G    | 5G    | 4G    | 4G    |
| current | 5G    | 5G    | 4G    | 4G    |

[0091]

[0092] t3에서 4G 네트워크는 5회 연속으로 식별되지만, 기본값과 현재값이 동일하기 때문에 핸드오버로 간주되지 않는다.

[0093] 최종 핸드오버 시나리오는 도 9(c)에 도시되어 있다. 도 9(c)는 5G 네트워크에서 4G 네트워크로, 그리고 나서 4G 네트워크에서 3G 네트워크로 전환된다. 표 4는 t1부터 t4까지의 베이스 값, 템프 값, 현재 값을 나타낸다.

[0094] <표 4>

|         | $t_0$ | $t_1$ | $t_2$ | $t_3$ | $t_4$ |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|
| base    | 5G    | 5G    | 4G    | 4G    | 3G    |
| temp    | 5G    | 4G    | 4G    | 3G    | 3G    |
| current | 5G    | 4G    | 4G    | 3G    | 3G    |

[0095]

[0096] 4G 네트워크는 시간 t1에서 식별되며, 알고리즘은 시간 t2에서 5G 네트워크에서 4G 네트워크로의 핸드오버를 인식한다. t2 이후에는 5G 네트워크에 조인하지만 카운트가 임계값에 도달하기 전에 t3에서 3G 네트워크에 연결된다. t4에서 카운트는 5로 증가하고, 4G에서 3G 네트워크로의 핸드오버는 핸드오버 감지 알고리즘에 의해 감지된다. 이후, 모바일 네트워크의 대역폭 예측을 수행한다.

[0098] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 모바일 네트워크의 대역폭 예측을 위한 전처리 전후의 데이터를 나타내는 도면이다.

[0099] 제안된 방식의 모바일 네트워크의 대역폭 예측을 위한 세 가지 주요 구성 요소는 데이터 전처리, 딥 러닝 모델을 위한 사전 훈련, 사전 훈련된 모델의 미세 조정이다. 먼저, 데이터셋에서 누락된 값은 데이터 전처리 중에 식별된다. 결측값이 있으면 결측값이 들어 있는 열은 0으로 채워진다. 전처리 전후의 데이터는 도 10(a) 및 도 10(b)와 같다. 도 10(a)의 인덱스 11~13에는 RSSI 값이 없으므로 도 10(b)와 같이 해당 값이 0으로 변경된다. 그런 다음 정규화를 수행하여 데이터셋의 값을 0과 1 사이에 균일하게 분포시킨다. 본 발명의 실시예에 따른 정규화를 위해 minmax scaler를 사용한다.

[0100] 데이터셋은 5G, 4G, 3G 네트워크에서 빈번한 수직 핸드오버를 보여준다. 결과적으로, 각 네트워크의 평균 접속 시간은 짧다. 각 네트워크의 연결 기간이 짧을 때 시계열 데이터 처리 최적화 LSTM 모델은 대역폭 예측에 부정적인 영향을 미친다. 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위해 모바일 네트워크 유형에 관계없이 각 트레이스에 대한 모델을 훈련하는 사전 훈련이 수행된다. TD 모델과 함께 Bi-LSTM을 사용하여 사전 훈련을 수행한다. TD 모델이 적용된 Bi-LSTM은 LSTM 계층 2개, 드롭아웃 계층 3개, TD계층 1개, Bi-LSTM 계층 1개로 구성된다. 각 계층에는 48개의 유닛이 있다. 모델 훈련을 위한 하이퍼 파라미터 집합은 표 5에 표시되어 있다.

&lt;표 5&gt;

| Hyperparameter | Value  |
|----------------|--------|
| Time step      | 10     |
| Dropout rate   | 0.2    |
| Optimizer      | Adam   |
| Learning rate  | 0.0001 |
| Loss function  | MSE    |
| Epoch          | 1500   |
| Batch size     | 128    |

연결된 네트워크에 관계없이 사전 훈련 모델은 대역폭을 예측한다. 대역폭 예측의 정확도를 향상시키기 위해 사전 훈련 모델을 기반으로 각 네트워크에 대한 모델을 미세 조정한다. 예를 들어, 사전 훈련 모델은 5G 네트워크의 대역폭을 예측하기 위해 5G 네트워크의 데이터를 사용하여 훈련된다. 사전 훈련과 미세 조정은 모두 TD 모델과 함께 Bi-LSTM을 사용한다. 각 네트워크의 미세 조정에 사용되는 하이퍼 파라미터는 표 6에 나와 있다.

&lt;표 6&gt;

| Hyperparameter | Value   |         |         |
|----------------|---------|---------|---------|
|                | 5G      | 4G      | 3G      |
| Learning rate  | 0.00002 | 0.00001 | 0.00002 |
| Epoch          | 2       | 5       | 5       |
| Batch size     | 192     | 128     | 16      |

사전 훈련 모델에 대한 학습이 많아지면 미세 조정이 진행되기 때문에 각 네트워크에 대한 손실을 줄이기 위해 학습 속도와 에포크(epoch)는 사전 훈련보다 적게 설정되었다. 배치 크기가 모델 성능에 영향을 미치기 때문에, 각 네트워크 모델은 가변 배치 크기로 미세 조정된다. 시간 단계, 드롭아웃 비율, 최적화기, 손실 함수를 포함한 사전 훈련 모델의 하이퍼 파라미터도 미세 조정에 사용된다.

표 1에 나열된 10가지 특징은 TD 모델을 사용한 Bi-LSTM에 사용되는 입력이다. Shannon-Hartley 이론은 사용 가능한 대역폭이 할당된 자원 블록의 수에 비례하기 때문에 중요한 특징 중 하나가 자원 블록의 수라고 말한다.

$$RSRQ = \frac{N_{RB} \times RSRP}{RSSI} \quad (4)$$

RSRQ는 식 (4)는 종래기술[3]에 표시된 바와 같이 RSRP, RSSI, 리소스 블록 수를 사용하여 계산된다. 식(4)에서,  $N_{RB}$ 는 리소스 블록의 수이다. TD 모델을 사용하여 제안된 Bi-LSTM은 RSRQ, RSRP, RSSI를 입력으로 사용하기 때문에 리소스 블록의 수는 이미 제안된 모델에 사용되고 있으며 대역폭 예측에 활용되고 있다.

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(processing configuration)도 가능하다.

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.

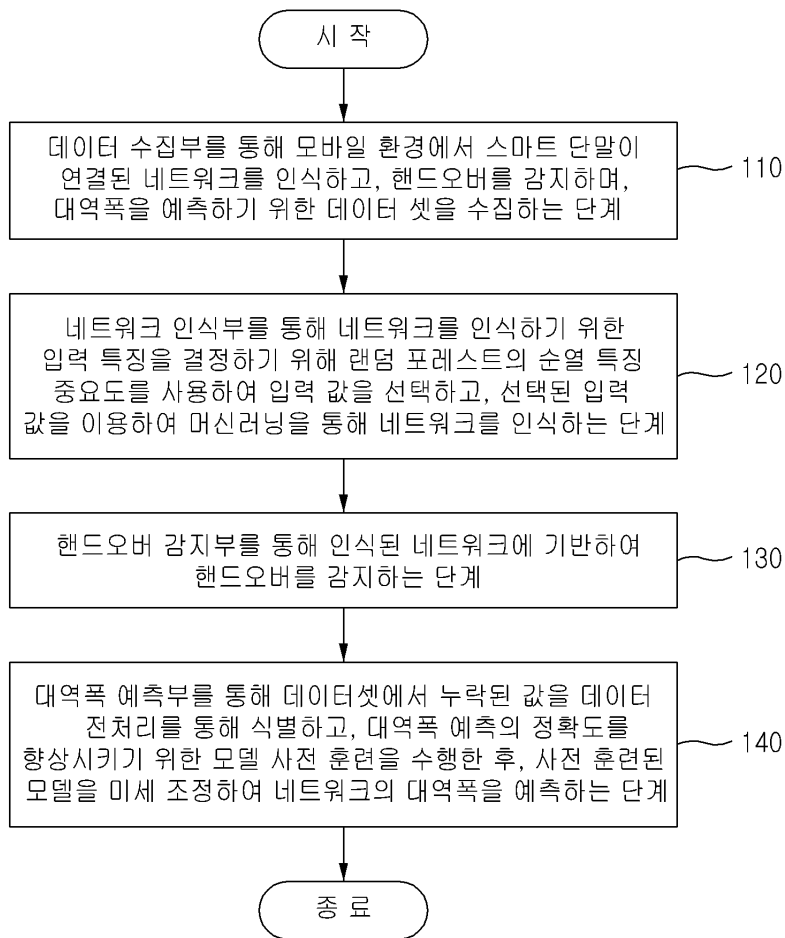
[0113] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic 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.

[0114] 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.

[0115] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

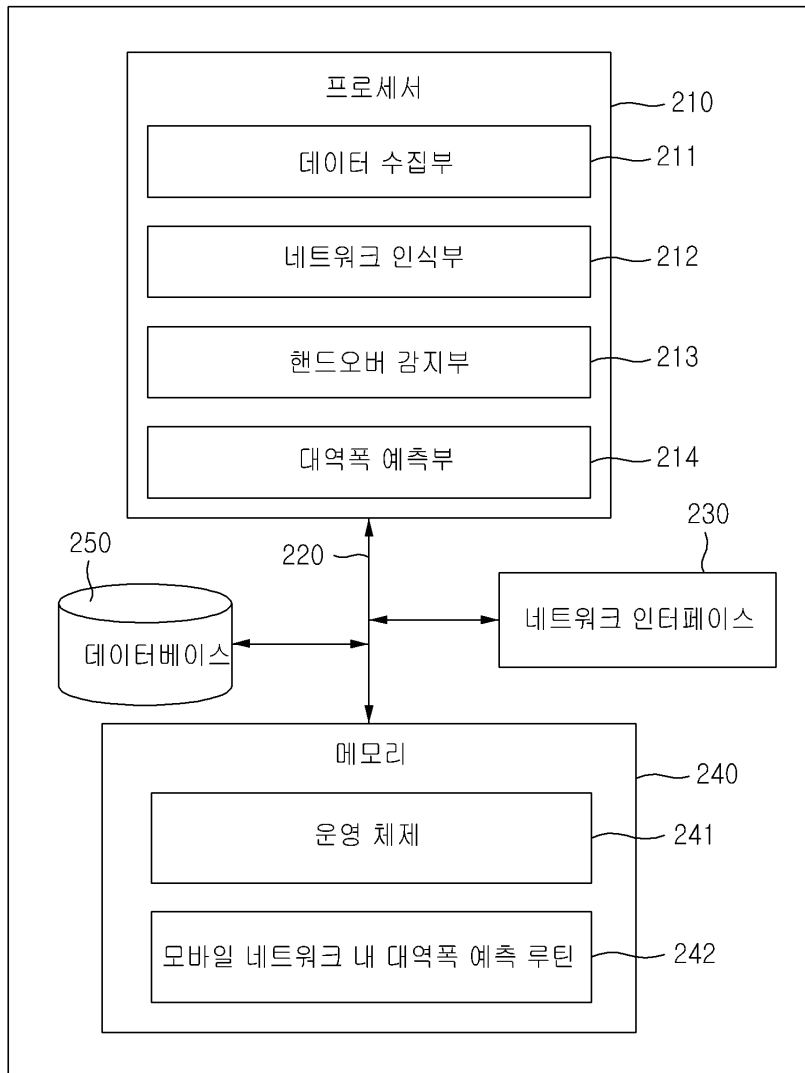
도면

도면1

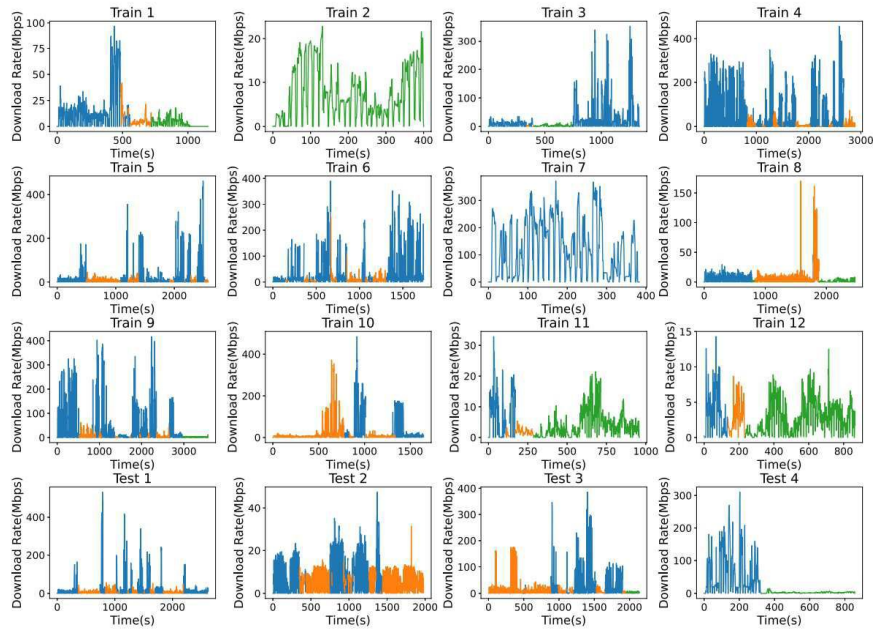


도면2

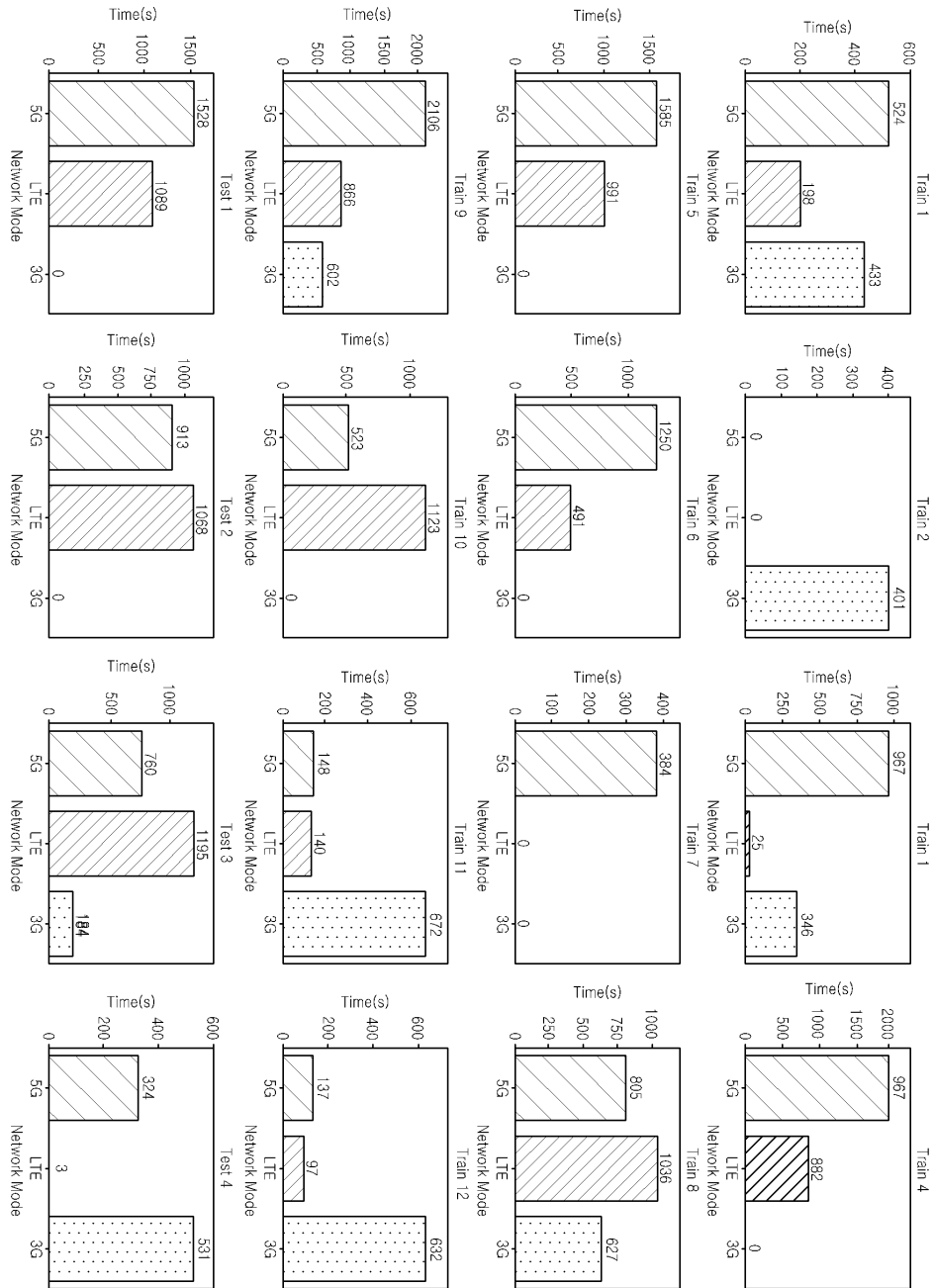
200



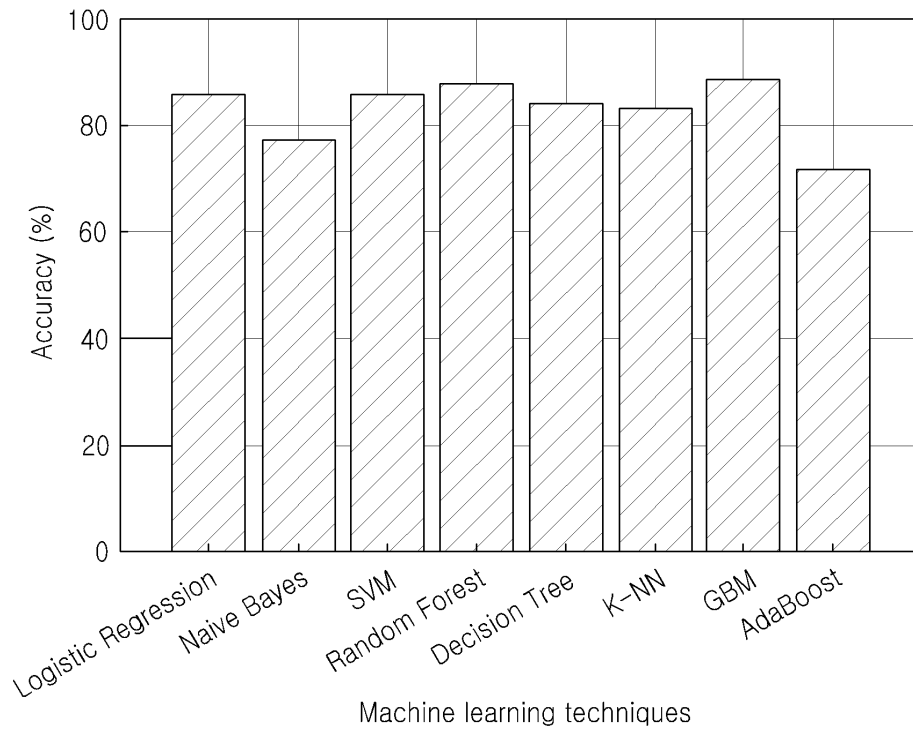
도면3



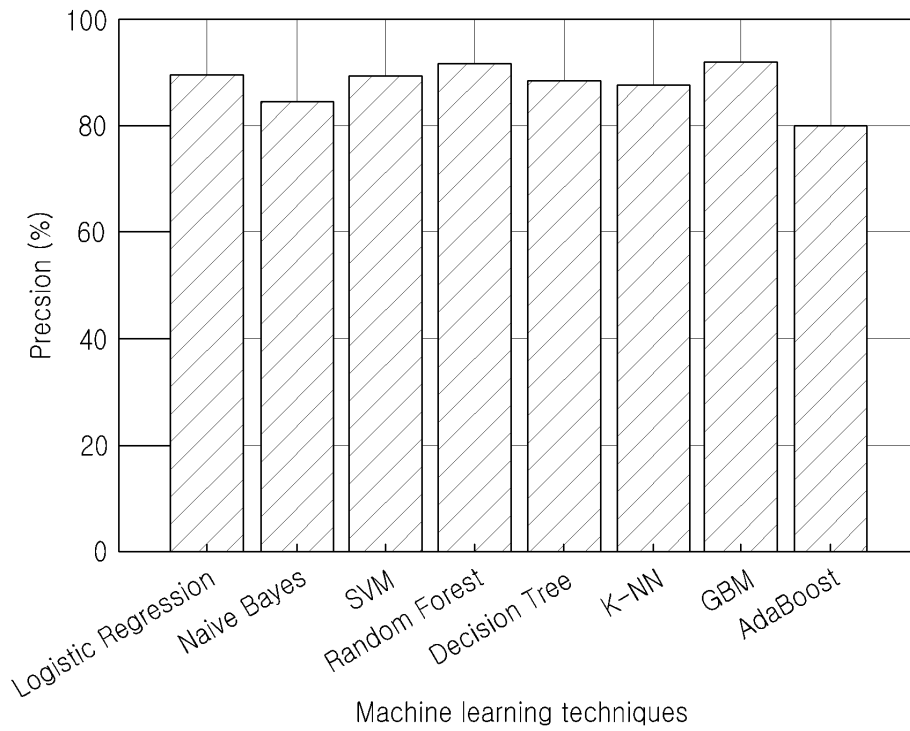
도면4



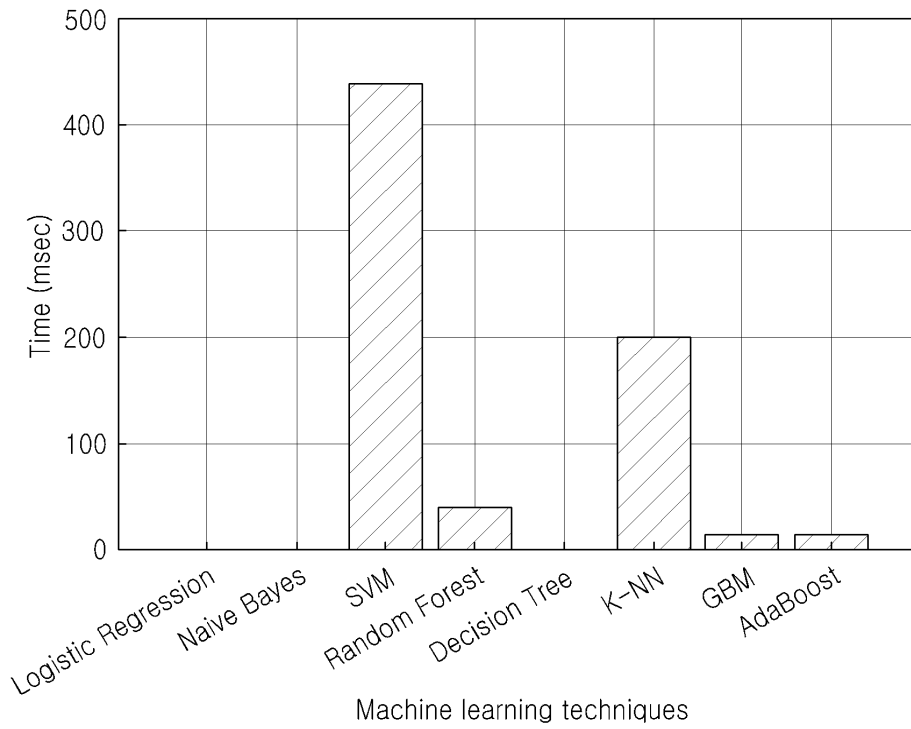
도면5



도면6



도면8



도면9a

|        | t <sub>0</sub> |    |    |    | t <sub>1</sub> |    | t <sub>2</sub> |    | t <sub>3</sub> |    |    |    |     |
|--------|----------------|----|----|----|----------------|----|----------------|----|----------------|----|----|----|-----|
| mode   | 5G             | 5G | 5G | 5G | 5G             | 5G | 4G             | 4G | 4G             | 4G | 4G | 4G | ... |
| count  | 0              | 0  | 0  | 0  | 0              | 0  | 1              | 2  | 3              | 4  | 0  | 0  | 0   |
| return | F              | F  | F  | F  | F              | F  | F              | F  | F              | F  | T  | F  | F   |

도면9b

|        | t <sub>0</sub> |    | t <sub>1</sub> |    | t <sub>2</sub> |    | t <sub>3</sub> |    |    |    |    |    |    |
|--------|----------------|----|----------------|----|----------------|----|----------------|----|----|----|----|----|----|
| mode   | 5G             | 5G | 4G             | 4G | 4G             | 4G | 4G             | 5G | 5G | 4G | 4G | 4G | 4G |
| count  | 0              | 0  | 1              | 2  | 3              | 4  | 0              | 1  | 2  | 2  | 2  | 2  | 2  |
| return | F              | F  | F              | F  | F              | F  | T              | F  | F  | F  | F  | F  | F  |

도면9c

|        | t <sub>0</sub> |    | t <sub>1</sub> |    | t <sub>2</sub> |    | t <sub>3</sub> |    |    |    |    |    |    |
|--------|----------------|----|----------------|----|----------------|----|----------------|----|----|----|----|----|----|
| mode   | 5G             | 5G | 4G             | 4G | 4G             | 4G | 4G             | 5G | 5G | 3G | 3G | 3G | 3G |
| count  | 0              | 0  | 1              | 2  | 3              | 4  | 0              | 1  | 2  | 1  | 2  | 3  | 4  |
| return | F              | F  | F              | F  | F              | F  | T              | F  | F  | F  | F  | F  | T  |

도면10a

|    | DL_bitrate | UL_bitrate | RSSI | RSRQ | RSRP | NRxRSRP | NRxRSRQ | SNR  | CQI | NetworkMode | Speed |
|----|------------|------------|------|------|------|---------|---------|------|-----|-------------|-------|
| 3  | 0          | 0          | -90  | -14  | -102 | -99.0   | -15.0   | 6.0  | 12  | 5G          | 1     |
| 4  | 9          | 12         | -90  | -14  | -102 | -99.0   | -15.0   | 6.0  | 12  | 5G          | 1     |
| 5  | 0          | 0          | -90  | -14  | -102 | -99.0   | -14.0   | 4.0  | 12  | 5G          | 1     |
| 6  | 0          | 0          | -90  | -14  | -102 | -99.0   | -14.0   | 4.0  | 12  | 5G          | 1     |
| 7  | 0          | 0          | -90  | -13  | -102 | -98.0   | -15.0   | 4.0  | 12  | 5G          | 1     |
| 8  | 0          | 0          | -90  | -13  | -102 | -98.0   | -15.0   | 4.0  | 12  | 5G          | 1     |
| 9  | 0          | 0          | -92  | -13  | -102 | -98.0   | -15.0   | 4.0  | 15  | 5G          | 1     |
| 10 | 149        | 15         | -90  | -15  | -103 | -99.0   | -13.0   | -6.0 | 10  | 5G          | 1     |
| 11 | 14316      | 227        | -    | -15  | -103 | -99.0   | -13.0   | -6.0 | 9   | 5G          | 1     |
| 12 | 10620      | 99         | -    | -12  | -102 | -97.0   | -13.0   | 6.0  | 9   | 5G          | 1     |
| 13 | 16739      | 119        | -    | -12  | -102 | -97.0   | -13.0   | 6.0  | 9   | 5G          | 1     |

도면10b

|    | DL_bitrate | UL_bitrate | RSSI  | RSRQ | RSRP | NRxRSRP | NRxRSRQ | SNR  | CQI  | Speed | NetworkMode |
|----|------------|------------|-------|------|------|---------|---------|------|------|-------|-------------|
| 3  | 0          | 0          | -90.0 | -14  | -102 | -99.0   | -15.0   | 6.0  | 12.0 | 1     | 5G          |
| 4  | 9          | 12         | -90.0 | -14  | -102 | -99.0   | -15.0   | 6.0  | 12.0 | 1     | 5G          |
| 5  | 0          | 0          | -90.0 | -14  | -102 | -99.0   | -14.0   | 4.0  | 12.0 | 1     | 5G          |
| 6  | 0          | 0          | -90.0 | -14  | -102 | -99.0   | -14.0   | 4.0  | 12.0 | 1     | 5G          |
| 7  | 0          | 0          | -90.0 | -13  | -102 | -98.0   | -15.0   | 4.0  | 12.0 | 1     | 5G          |
| 8  | 0          | 0          | -90.0 | -13  | -102 | -98.0   | -15.0   | 4.0  | 12.0 | 1     | 5G          |
| 9  | 0          | 0          | -92.0 | -13  | -102 | -98.0   | -15.0   | 4.0  | 15.0 | 1     | 5G          |
| 10 | 149        | 15         | -90.0 | -15  | -103 | -99.0   | -13.0   | -6.0 | 10.0 | 1     | 5G          |
| 11 | 14316      | 227        | -     | -15  | -103 | -99.0   | -13.0   | -6.0 | 9.0  | 1     | 5G          |
| 12 | 10620      | 99         | -     | -12  | -102 | -97.0   | -13.0   | 6.0  | 9.0  | 1     | 5G          |
| 13 | 16739      | 119        | -     | -12  | -102 | -97.0   | -13.0   | 6.0  | 9.0  | 1     | 5G          |