



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년05월25일

(11) 등록번호 10-2256447

(24) 등록일자 2021년05월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

H04L 12/841 (2013.01) H04L 12/24 (2006.01)

H04L 12/26 (2006.01) H04L 12/721 (2013.01)

(52) CPC특허분류

H04L 47/283 (2013.01)

H04L 41/147 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0019485

(22) 출원일자 2020년02월18일

심사청구일자 2020년02월18일

(56) 선행기술조사문헌

KR101959640 B1

KR1020180136605 A

KR1020180081204 A

KR101748750 B1

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

이재용

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 709호(신촌동, 연세대학교)

송승범

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 709호(신촌동, 연세대학교)

(74) 대리인

민영준

전체 청구항 수 : 총 13 항

심사관 : 김대성

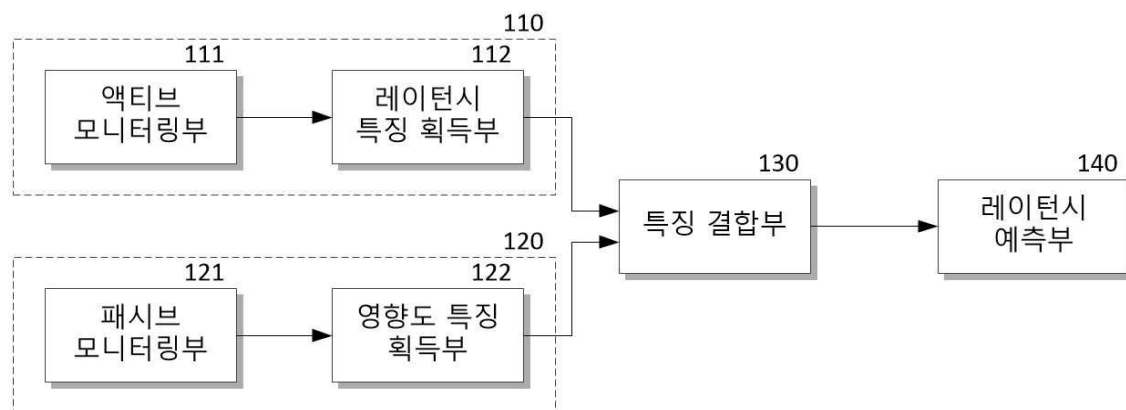
(54) 발명의 명칭 소프트웨어 정의 네트워크 환경에서 지연 민감 서비스를 위한 네트워크 관리 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 네트워크 상에서 레이턴시를 예측하고자 하는 타겟 링크와 타겟 링크에 의해 연결되는 2개의 타겟 노드 각각에 연결된 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 기지정된 기간 동안 모니터링하여 획득하고, 획득된 레이턴시를 기지정된 패턴의 매트릭스 형태로 배열하여 레이턴시 특징을 획득하는 링크 레이턴시 획득부, 타겟 노

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



드를 모니터링하여 포트 정보를 획득하고, 획득된 포트 정보로부터 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 사이의 상관도를 나타내는 상관도 행렬을 획득하며, 기지정된 기간 동안 획득된 상관도 행렬을 미리 지정된 형태로 변환 및 배열하여 영향도 특징을 획득하는 링크 영향도 계산부, 레이턴시 특징과 영향도 특징을 결합하여 하여 타겟 링크에 대한 링크 특징을 획득하는 특징 결합부 및 패턴 추정 방식이 미리 학습되어 링크 특징을 인가받아 타겟 링크의 다음 시점에서의 레이턴시를 추정하는 레이턴시 예측부를 포함하여, 타겟 링크의 레이턴시를 정확하게 예측할 수 있는 소프트웨어 정의 네트워크 환경에서 지연 민감 서비스를 위한 네트워크 관리 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

(52) CPC특허분류

H04L 41/20 (2013.01)

H04L 43/0852 (2013.01)

H04L 43/0876 (2013.01)

H04L 45/123 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711093135
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기술진흥센터
연구사업명	대학ICT연구센터육성지원사업
연구과제명	인터넷 인프라 시스템 기술 개발 및 전문 인력 양성
기 여 율	1/1
과제수행기관명	승실대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

네트워크 상에서 레이턴시를 예측하고자 하는 타겟 링크와 타겟 링크에 의해 연결되는 2개의 타겟 노드 각각에 연결된 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 기지정된 기간 동안 모니터링하여 획득하고, 획득된 레이턴시를 기지정된 패턴의 매트릭스 형태로 배열하여 레이턴시 특징을 획득하는 링크 레이턴시 획득부;

상기 타겟 노드를 모니터링하여 포트 정보를 획득하고, 획득된 포트 정보로부터 상기 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 사이의 상관도를 나타내는 상관도 행렬을 획득하며, 기지정된 기간 동안 획득된 상관도 행렬을 미리 지정된 형태로 변환 및 배열하여 영향도 특징을 획득하는 링크 영향도 계산부;

상기 레이턴시 특징과 상기 영향도 특징을 결합하여 하여 상기 타겟 링크에 대한 링크 특징을 획득하는 특징 결합부; 및

패턴 추정 방식이 미리 학습되어 상기 링크 특징을 인가받아 상기 타겟 링크의 다음 시점에서의 레이턴시를 추정하는 레이턴시 예측부를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 장치.

청구항 2

제1 항에 있어서, 상기 레이턴시 획득부는

상기 네트워크 상의 다수의 링크를 모니터링하여 상기 타겟 링크와 상기 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 획득하는 액티브 모니터링부; 및

획득된 상기 타겟 링크와 상기 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 누적하여 저장하고, 누적 저장된 타겟 링크의 레이턴시와 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시 각각을 구분하고 시간 순서로 배열하여 상기 레이턴시 특징을 획득하는 레이턴시 특징 획득부를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 장치.

청구항 3

제1 항에 있어서, 상기 링크 영향도 계산부는

소프트웨어 정의 네트워크의 오픈플로우 프로토콜을 이용하여 상기 네트워크의 다수의 노드 각각의 적어도 하나의 포트를 모니터링하여 송신 바이트, 수신 바이트, 송신 패킷, 수신 패킷 및 지속 시간 포트 정보를 획득하는 패시브 모니터링부; 및

상기 포트 정보를 이용하여 기지정된 방식으로 평균 패킷을 변화량과 평균 전송량 변화량을 계산하고, 계산된 평균 패킷을 변화량과 평균 전송량 변화량으로부터 데이터가 전송되는 플로우 방향별, 각 시점별 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 각각의 사이의 영향도를 나타내는 기지정된 개수의 상관값을 계산하며, 전체 주변 링크 각각에 대해 계산된 상관값 각각을 누적하여 획득되는 상관도를 원소로 하는 상관도 행렬을 획득하여 기지정된 형태로 배열하여 상기 영향도 특징을 획득하는 영향도 특징 획득부를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 장치.

청구항 4

삭제

청구항 5

삭제

청구항 6

삭제

청구항 7

제1 항에 있어서, 상기 레이턴시 예측부는

다수의 양방향 LSTM 셀을 포함하는 양방향 LSTM으로 구현되어, 상기 링크 특징에서 대응하는 시점의 레이턴시 특징과 인접한 양방향 LSTM 셀에서 인가되는 이전 시점에서의 순방향 레이턴시 및 다음 시점에서의 역방향 레이턴시로부터 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 대응하는 시점의 순방향 레이턴시와 역방향 레이턴시를 추정하는 레이턴시 추정부;

링크 특징의 각 시점별 레이턴시와 각 시점별 레이턴시의 직전 시점에서 추정된 전방향 레이턴시와 후방향 레이턴시 사이의 관계를 나타내는 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)을 획득하는 패턴 분석부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)으로부터 다음 시점에서의 관계값(a_{t+1})을 추정하는 관계값 추정부; 및

추정된 관계값(a_{t+1})과 현재 시점(t)에 대해 추정된 전방향 레이턴시(\vec{h}_t)와 후방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)를 이용하여 다음 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 계산하는 레이턴시 계산부를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 장치.

청구항 8

제7 항에 있어서, 상기 패턴 분석부는

시점(t)에서 링크 특징으로부터 확인된 레이턴시($d_{e_\tau}(t)$)와 이전 레이턴시 추정부(141)에서 이전 $t-1$ 시점에서 추정된 전방향 레이턴시(\vec{h}_{t-1})와 후방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_{t-1}) 사이에 수학식

$$h_t^* = \alpha_t(\overleftarrow{h}_{t-1}, \overrightarrow{h}_{t-1}) = (1 - \alpha_t) \cdot \overleftarrow{h}_{t-1} + \alpha_t \cdot \overrightarrow{h}_{t-1} = \tanh^{-1}(d_{e_\tau}(t))$$

을 만족하는 관계값(α_t)을 계산하여 획득하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 장치.

청구항 9

제8 항에 있어서, 상기 레이턴시 계산부는

추정된 관계값(a_{t+1})과 현재 시점(t)에 대해 추정된 전방향 레이턴시(\vec{h}_t)와 후방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)로부터 수학식

$$d_{e_\tau}(t+1) = \tanh(h_{t+1}^*) = \tanh(\alpha_{t+1}(\overrightarrow{h}_t, \overleftarrow{h}_t))$$

에 따라 상기 다음 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 계산하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 장치.

청구항 10

제7 항에 있어서, 상기 레이턴시 추정부 및 상기 관계값 추정부는

상기 링크 특징에 포함된 각 시점별 레이턴시를 학습 데이터로 이용하여 학습되는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 장치.

청구항 11

네트워크 상에서 레이턴시를 예측하고자 하는 타겟 링크와 타겟 링크에 의해 연결되는 2개의 타겟 노드 각각에 연결된 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 기지정된 기간 동안 모니터링하여 획득하고, 획득된 레이턴시를 기지정된 패턴의 매트릭스 형태로 배열하여 레이턴시 특징을 획득하는 단계;

상기 타겟 노드를 모니터링하여 포트 정보를 획득하고, 획득된 포트 정보로부터 상기 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 사이의 상관도를 나타내는 상관도 행렬을 획득하며, 기지정된 기간 동안 획득된 상관도 행렬을 미리 지정된 형태로 변환 및 배열하여 영향도 특징을 획득하는 단계;

상기 레이턴시 특징과 상기 영향도 특징을 결합하여 하여 상기 타겟 링크에 대한 링크 특징을 획득하는 단계; 및

패턴 추정 방식이 미리 학습되어 상기 링크 특징을 인가받아 상기 타겟 링크의 다음 시점에서의 레이턴시를 추정하는 단계를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 방법.

청구항 12

제11 항에 있어서, 상기 레이턴시 특징을 획득하는 단계는

상기 네트워크 상의 다수의 링크를 모니터링하여 상기 타겟 링크와 상기 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 획득하는 단계; 및

획득된 상기 타겟 링크와 상기 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 누적하여 저장하고, 누적 저장된 타겟 링크의 레이턴시와 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시 각각을 구분하고 시간 순서로 배열하여 상기 레이턴시 특징을 획득하는 단계를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 방법.

청구항 13

제11 항에 있어서, 상기 영향도 특징을 획득하는 단계는

소프트웨어 정의 네트워크의 오픈플로우 프로토콜을 이용하여 상기 네트워크의 다수의 노드 각각의 적어도 하나의 포트를 모니터링하여 송신 바이트, 수신 바이트, 송신 패킷, 수신 패킷 및 지속 시간 포트 정보를 획득하는 단계; 및

상기 포트 정보를 이용하여 기지정된 방식으로 평균 패킷율 변화량과 평균 전송량 변화량을 계산하는 단계;

계산된 평균 패킷율 변화량과 평균 전송량 변화량으로부터 데이터가 전송되는 플로우 방향별, 각 시점별 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 각각의 사이의 영향도를 나타내는 기지정된 개수의 상관값을 계산하는 단계;

전체 주변 링크 각각에 대해 계산된 상관값 각각을 누적하여 획득되는 상관도를 원소로 하는 상관도 행렬을 획득하는 단계; 및

획득된 상관도 행렬을 기지정된 형태로 배열하는 단계를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 방법.

청구항 14

삭제

청구항 15

삭제

청구항 16

삭제

청구항 17

제11 항에 있어서, 상기 레이턴시를 추정하는 단계는

패턴 추정 방식이 미리 학습된 다수의 양방향 LSTM 셀을 포함하는 양방향 LSTM에 상기 링크 특징에서 대응하는

시점의 레이턴시 특징과 인접한 양방향 LSTM 셀에서 출력된 이전 시점에서의 순방향 레이턴시 및 다음 시점에서의 역방향 레이턴시를 인가하여, 대응하는 시점의 순방향 레이턴시와 역방향 레이턴시를 추정하는 단계;

링크 특징의 각 시점별 레이턴시와 각 시점별 레이턴시의 직전 시점에서 추정된 전방향 레이턴시와 후방향 레이턴시 사이의 관계를 나타내는 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)을 획득하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)으로부터 다음 시점에서의 관계값(a_{t+1})을 추정하는 단계; 및

추정된 관계값(a_{t+1})과 현재 시점(t)에 대해 추정된 전방향 레이턴시(\vec{h}_t)와 후방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)를 이용하여 다음 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 계산하는 단계를 포함하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 방법.

청구항 18

제17 항에 있어서, 상기 시점별 관계값을 획득하는 단계는

시점(t)에서 링크 특징으로부터 확인된 레이턴시($d_{e_\tau}(t)$)와 이전 레이턴시 추정부(141)에서 이전 t-1 시점에서 추정된 전방향 레이턴시(\vec{h}_{t-1})와 후방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_{t-1}) 사이에 수학적

$$h_t^* = \alpha_t(\overleftarrow{h}_{t-1}, \vec{h}_{t-1}) = (1 - \alpha_t) \cdot \overleftarrow{h}_{t-1} + \alpha_t \cdot \vec{h}_{t-1} = \tanh^{-1}(d_{e_\tau}(t))$$

을 만족하는 관계값(a_t)을 계산하여 획득하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 방법.

청구항 19

제18 항에 있어서, 상기 레이턴시를 계산하는 단계는

추정된 관계값(a_{t+1})과 현재 시점(t)에 대해 추정된 전방향 레이턴시(\vec{h}_t)와 후방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)로부터 수학적

$$d_{e_\tau}(t+1) = \tanh(h_{t+1}^*) = \tanh(\alpha_{t+1}(\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t))$$

에 따라 상기 다음 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 계산하는 소프트웨어 정의 네트워크 환경의 네트워크 관리 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 네트워크 관리 장치 및 방법에 관한 것으로, 소프트웨어 정의 네트워크 환경에서 지연 민감 서비스를 위해 레이턴시를 예측할 수 있는 네트워크 관리 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 정보 통신 기술의 발전으로 인해 네트워크 트래픽이 폭발적으로 증가함에 따라 네트워크에 요구되는 데이터 처리 용량 또한 급격하게 증대되고 있으며, 이에 관리되어야 하는 네트워크 장비의 숫자 또한 크게 증가되고 있다. 그러나 기존에는 네트워크 상의 수많은 네트워크 장비들 각각을 개별적으로 관리해야 함에 따라 네트워

크 관리가 어렵다는 문제가 있으며 이로 인해 네트워크의 확장, 업데이트, 설정 변경 등이 용이하지 않다.

[0003] 이러한 한계를 극복하기 위해 물리 네트워크 인프라를 공용으로 이용하되, 이용 목적에 따라 독립된 가상의 네트워크 환경을 생성하여 제공하는 네트워크 가상화(network virtualization) 개념이 도입되었다. 특히 최근에는 소프트웨어 프로그래밍을 통해 네트워크를 제어할 수 있도록 하는 소프트웨어 정의 네트워킹(Software Defined networking: 이하 SDN)에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. SDN은 네트워크 제어 기능이 스위치나 라우터 등의 물리적 네트워크와 분리되어, 네트워크 자체를 소프트웨어적으로 프로그램 가능하게 함으로써 네트워크를 유연하게 구성할 수 있으며, 변경이 용이하다는 장점이 있다. 즉 SDN에서는 네트워크 관리자가 다수의 네트워크 스위치를 개별적으로 관리하지 않고, 소프트웨어적인 프로그래밍을 통해 다수의 네트워크 스위치의 제어 설정을 용이하게 변경할 수 있다.

[0004] 이와 같이 SDN을 이용하는 경우, 네트워크 상의 각종 장치들에 대한 동적 제어가 가능하여 빠른 네트워크 재설정이 가능하지만, 기존에는 서비스 수준 계약(Service Level Agreement: SLA)을 충족시키는 네트워크 경로를 설정하거나 대역폭을 할당하는 수준의 제어만을 수행하였으며, 이에 네트워크 관리자는 네트워크 상태에 대해 패시브(Passive) 모니터링만을 수행하였다.

[0005] 그러나 증강 현실(Augmented Reality: AR)이나 가상 현실(Virtual Reality: VR), 긴급 재난 통신 및 V2I(Vehicle to Infrastructure)과 같이, 속도가 매우 중요한 지연 민감 서비스(Delay critical service)의 수요가 높아지고 있다. 따라서 네트워크 관리자는 지연 민감 서비스를 안정적으로 제공하기 위해 데이터 전송 레이턴시(latency)를 미리 예측하여 데이터를 전송하는 것이 바람직하다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 한국 등록 특허 제10-1748750호 (2017.06.13 등록)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 목적은 인공 신경망을 이용하여 소프트웨어 정의 네트워크 환경에서 네트워크 노드 사이의 링크의 레이턴시를 정확하게 미리 예측할 수 있는 네트워크 관리 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

[0008] 본 발명의 다른 목적은 예측된 레이턴시를 기반으로 지연 민감 서비스를 안정적으로 제공할 수 있는 네트워크 관리 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크 관리 장치는 네트워크 상에서 레이턴시를 예측하고자 하는 타겟 링크와 타겟 링크에 의해 연결되는 2개의 타겟 노드 각각에 연결된 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 기지정된 기간 동안 모니터링하여 획득하고, 획득된 레이턴시를 기지정된 패턴의 매트릭스 형태로 배열하여 레이턴시 특징을 획득하는 링크 레이턴시 획득부; 상기 타겟 노드를 모니터링하여 포트 정보를 획득하고, 획득된 포트 정보로부터 상기 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 사이의 상관도를 나타내는 상관도 행렬을 획득하며, 기지정된 기간 동안 획득된 상관도 행렬을 미리 지정된 형태로 변환 및 배열하여 영향도 특징을 획득하는 링크 영향도 계산부; 상기 레이턴시 특징과 상기 영향도 특징을 결합하여 하여 상기 타겟 링크에 대한 링크 특징을 획득하는 특징 결합부; 및 패턴 추정 방식이 미리 학습되어 상기 링크 특징을 인가받아 상기 타겟 링크의 다음 시점에서의 레이턴시를 추정하는 레이턴시 예측부를 포함한다.

[0010] 상기 레이턴시 획득부는 상기 네트워크 상의 다수의 링크를 모니터링하여 상기 타겟 링크와 상기 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 획득하는 액티브 모니터링부; 및 획득된 상기 타겟 링크와 상기 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 누적하여 저장하고, 누적 저장된 타겟 링크의 레이턴시와 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시 각각을 구분하고 시간 순서로 배열하여 상기 레이턴시 특징을 획득하는 레이턴시 특징 획득부를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 링크 영향도 계산부는 소프트웨어 정의 네트워크의 오픈플로우 프로토콜을 이용하여 상기 네트워크의 다수

의 노드 각각의 적어도 하나의 포트를 모니터링하여 송신 바이트, 수신 바이트, 송신 패킷, 수신 패킷 및 지속 시간 포트 정보를 획득하는 패시브 모니터링부; 및 상기 포트 정보를 이용하여 기지정된 방식으로 평균 패킷을 변화량과 평균 전송량 변화량을 계산하고, 계산된 평균 패킷을 변화량과 평균 전송량 변화량으로부터 데이터가 전송되는 플로우 방향별, 각 시점별 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 각각의 사이의 영향도를 나타내는 기지정된 개수의 상관값을 계산하며, 전체 주변 링크 각각에 대해 계산된 상관값 각각을 누적하여 획득되는 상관도를 원소로 하는 상관도 행렬을 획득하여 기지정된 형태로 배열하여 상기 영향도 특징을 획득하는 영향도 특징 획득부를 포함할 수 있다.

[0012] 상기 영향도 특징 획득부는 플로우 방향(f)에 따른 상기 평균 패킷을 변화량($\Delta pr_{v\eta}$)과 상기 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v\eta}$)을 수학식

$$\rho_{t,\tau}^{\eta,\tau} = \frac{\text{corr}(f(e_\tau), f(e_\eta))}{\sqrt{|f(e_\tau)|^2 |f(e_\eta)|^2}} = \frac{\sum_{n=0}^k X[n]Y[n]}{\sqrt{\sum_{n=0}^k X^2[n] \sum_{n=0}^k Y^2[n]}}$$

[0013]

[0014] (여기서 n은 현재 시점(t)로부터 이전 기지정된 시점(t-k)까지의 시점 개수를 나타내고, X[]는 각각 타겟 링크(e_τ)를 통해 전송되는 평균 패킷을 변화량($\Delta pr_{v\eta}$) 또는 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v\eta}$)을 나타내며, Y[]는 주변 링크(e_η)를 통해 전송되는 평균 패킷을 변화량($\Delta pr_{v\eta}$) 또는 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v\eta}$)을 나타낸다.)에 대입하여 주변 링크(e_η)로부터 타겟 링크(e_τ)로의 플로우에서 평균 패킷을 변화량의 상관값($\rho(f(\Delta pr_{v\eta}))_{t^x}^{rx}$)과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v\eta}$)의 상관값($\rho(f(\Delta \Theta_{v\eta}))_{t^x}^{rx}$), 타겟 링크(e_τ)에서 주변 링크(e_η)로의 플로우에서 평균 패킷을 변화량의 상관값($\rho(f(\Delta pr_{v\eta}))_{t^x}^{tx}$) 및 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v\eta}$)의 상관값($\rho(f(\Delta \Theta_{v\eta}))_{t^x}^{tx}$)을 계산할 수 있다.

[0015] 상기 영향도 특징 획득부는 적어도 하나의 주변 링크 각각에 대해 계산된 4개의 상관값($\rho(f(\Delta pr_{v\eta}))_{t^x}^{rx}$, $\rho(f(\Delta pr_{v\eta}))_{t^x}^{tx}$, $\rho(f(\Delta \Theta_{v\eta}))_{t^x}^{rx}$, $\rho(f(\Delta \Theta_{v\eta}))_{t^x}^{tx}$) 각각을 전체 주변 링크에 대해 각각 개별적으로 누적합하여 4개의 상관도를 원소로 포함하는 상기 상관도 행렬을 획득할 수 있다.

[0016] 상기 영향도 특징 획득부는 이전 기지정된 기간 동안 획득된 다수의 상관도 행렬 각각을 전치하여 전치 상관도 행렬을 획득하고, 상기 전치 상관도 행렬을 행방향으로 배열하여 상기 영향도 특징을 획득할 수 있다.

[0017] 상기 영향도 특징 획득부는 이전 기지정된 기간 동안 획득된 다수의 상관도 행렬 각각을 전치하여 전치 상관도 행렬을 획득하고, 상기 전치 상관도 행렬을 행방향으로 배열하여 상기 영향도 특징을 획득할 수 있다.

[0018] 상기 레이턴시 예측부는 다수의 양방향 LSTM 셀을 포함하는 양방향 LSTM으로 구현되어, 상기 링크 특징에서 대응하는 시점의 레이턴시 특징과 인접한 양방향 LSTM 셀에서 인가되는 이전 시점에서의 순방향 레이턴시 및 다음 시점에서의 역방향 레이턴시로부터 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 대응하는 시점의 순방향 레이턴시와 역방향 레이턴시를 추정하는 레이턴시 추정부; 링크 특징의 각 시점별 레이턴시와 각 시점별 레이턴시의 직전 시점에서 추정된 전방향 레이턴시와 후방향 레이턴시 사이의 관계를 나타내는 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)을 획득하는 패턴 분석부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)으로부터 다음 시점에서의 관계값(a_{t+1})을 추정하는 관계값 추정부; 및 추정된 관계값(a_{t+1})과 현재 시점

(t)에 대해 추정된 전방향 레이턴시(\vec{h}_t)과 후방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)를 이용하여 다음 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_t}(t+1)$)를 계산하는 레이턴시 계산부를 포함할 수 있다.

[0019] 상기 패턴 분석부는 시점(t)에서 링크 특징으로부터 확인된 레이턴시($d_{e_r}(t)$)와 이전 레이턴시 추정부(141)에서 이전 t-1 시점에서 추정된 전방향 레이턴시($\overrightarrow{h_{t-1}}$)와 후방향 레이턴시($\overleftarrow{h_{t-1}}$) 사이에 수학적

$$h_t^* = \alpha_t(\overleftarrow{h_{t-1}}, \overrightarrow{h_{t-1}}) = (1 - \alpha_t) \cdot \overleftarrow{h_{t-1}} + \alpha_t \cdot \overrightarrow{h_{t-1}} = \tanh^{-1}(d_{e_r}(t))$$

[0021] 을 만족하는 관계값(α_t)을 계산하여 획득할 수 있다.

[0022] 상기 레이턴시 계산부는 추정된 관계값(α_{t+1})과 현재 시점(t)에 대해 추정된 전방향 레이턴시($\overrightarrow{h_t}$)와 후방향 레이턴시($\overleftarrow{h_t}$)로부터 수학적

$$d_{e_r}(t+1) = \tanh(h_{t+1}^*) = \tanh(\alpha_{t+1}(\overrightarrow{h_t}, \overleftarrow{h_t}))$$

[0024] 에 따라 상기 다음 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_r}(t+1)$)를 계산할 수 있다.

[0025] 상기 레이턴시 추정부 및 상기 관계값 추정부는 상기 링크 특징에 포함된 각 시점별 레이턴시를 학습 데이터로 이용하여 학습될 수 있다.

[0026] 상기 다른 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 네트워크 관리 방법은 네트워크 상에서 레이턴시를 예측하고자 하는 타겟 링크와 타겟 링크에 의해 연결되는 2개의 타겟 노드 각각에 연결된 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 기지정된 기간 동안 모니터링하여 획득하고, 획득된 레이턴시를 기지정된 패턴의 매트릭스 형태로 배열하여 레이턴시 특징을 획득하는 단계; 상기 타겟 노드를 모니터링하여 포트 정보를 획득하고, 획득된 포트 정보로부터 상기 타겟 링크와 적어도 하나의 주변 링크 사이의 상관도를 나타내는 상관도 행렬을 획득하며, 기지정된 기간 동안 획득된 상관도 행렬을 미리 지정된 형태로 변환 및 배열하여 영향도 특징을 획득하는 단계; 상기 레이턴시 특징과 상기 영향도 특징을 결합하여 하여 상기 타겟 링크에 대한 링크 특징을 획득하는 단계; 및 패턴 추정 방식이 미리 학습되어 상기 링크 특징을 인가받아 상기 타겟 링크의 다음 시점에서의 레이턴시를 추정하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0027] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 네트워크 관리 장치 및 방법은 SDN 환경에서 네트워크 노드 사이의 타겟 링크의 레이턴시를 이전 측정된 타겟 링크와 주변 링크의 레이턴시 및 SDN의 오픈플로우 프로토콜을 통해 획득되는 타겟 링크와 주변 링크 사이의 영향도를 기반으로 인공 신경망을 통해 획득할 수 있다. 그러므로 SDN이 획득된 타겟 링크의 레이턴시를 이용하여 지연 민감 서비스를 안정적으로 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0028] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크 관리 장치의 개략적 구조를 나타낸다.

도 2는 네트워크에서 타겟 링크와 주변 노드와 주변 링크의 일 예를 나타낸다.

도 3은 오픈플로우 프로토콜을 이용하여 획득되는 포트 정보를 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 도 1의 레이턴시 예측부의 상세 구조의 일 예를 나타낸다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크 관리 방법을 나타낸다.

도 6은 도 5의 본 발명의 레이턴시 예측 단계의 일 예를 상세하게 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0029] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시예에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.

- [0030] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 설명함으로써, 본 발명을 상세히 설명한다. 그러나, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 설명하는 실시예에 한정되는 것이 아니다. 그리고, 본 발명을 명확하게 설명하기 위하여 설명과 관계없는 부분은 생략되며, 도면의 동일한 참조부호는 동일한 부재를 나타낸다.
- [0031] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라, 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "...기", "모듈", "블록" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0032] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크 관리 장치의 개략적 구조를 나타내고, 도 2는 네트워크에서 타겟 링크와 주변 노드와 주변 링크의 일 예를 나타내며, 도 3은 오픈플로우 프로토콜을 이용하여 획득되는 포트 정보를 설명하기 위한 도면이다.
- [0033] 도 1을 참조하면, 본 실시예에 따른 네트워크 관리 장치는 링크 레이턴시 획득부(110), 링크 영향도 계산부(120), 특정 결합부(130) 및 레이턴시 예측부(140)를 포함할 수 있다.
- [0034] 링크 레이턴시 획득부(110)는 네트워크 상의 다수의 노드 사이에서 데이터를 송신 또는 수신할 수 있도록 유선 또는 무선으로 연결하는 다수의 링크 중 레이턴시를 예측하고자 하는 타겟 링크와 타겟 링크에 의해 연결되는 2개의 타겟 노드 각각에 연결된 적어도 하나의 주변 링크의 레이턴시를 액티브 모니터링하고, 이전 기지정된 기간 동안 모니터링된 레이턴시를 이용하여 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_t}}$)을 획득한다.
- [0035] 링크 레이턴시 획득부(110)는 액티브 모니터링부(111)와 레이턴시 특징 획득부(112)를 포함할 수 있다. 액티브 모니터링부(111)는 타겟 링크(e_t)와 주변 링크($e_n = \{e_1, e_2, \dots, e_\delta\}$)의 레이턴시를 모니터링하여 획득한다.
- [0036] 도 2를 참조하면, 액티브 모니터링부(111)는 레이턴시가 예측되어야 하는 타겟 링크(e_t)와 타겟 링크(e_t)를 통해 서로 데이터를 송수신하는 2개의 타겟 노드(v_7, v_8) 및 2개의 타겟 노드(v_7, v_8)와 다른 노드들($v_1 \sim v_6$)을 연결하는 적어도 하나의 주변 링크($e_1 \sim e_6$)를 동적으로 모니터링하여 타겟 링크(e_t)와 적어도 하나의 주변 링크($e_1 \sim e_6$) 각각의 레이턴시를 획득한다.
- [0037] 도 2에서는 설명의 편의를 위하여 타겟 링크(e_t)와 타겟 링크(e_t)를 기준으로 하는 6개의 주변 링크($e_1 \sim e_6$)만을 도시하였으나, 액티브 모니터링부(111)는 네트워크 상의 모든 링크에 대해 레이턴시를 모니터링할 수 있다.
- [0038] 그리고 레이턴시 특징 획득부(112)는 액티브 모니터링부(111)가 네트워크의 각 링크를 모니터링하여 획득한 이전 기지정된 기간 동안의 타겟 링크(e_t)와 주변 링크($e_1 \sim e_6$)의 레이턴시를 누적하고, 누적된 레이턴시를 기지정된 패턴의 매트릭스 형태로 배열하여 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_t}}$)을 획득한다.
- [0039] 레이턴시 특징 획득부(112)는 우선 타겟 링크(e_t)의 이전 기지정된 k 시점($t-k$)부터 현재 시점(또는 스택)(t)까지 레이턴시($d_{e_t}(t-k) \sim d_{e_t}(t)$)를 누적하여 획득하고, 누적 획득된 타겟 링크(e_t)의 레이턴시($d_{e_t}(t-k) \sim d_{e_t}(t)$)를 기지정된 패턴으로 배열한다. 레이턴시 특징 획득부(112)는 일 예로 획득된 타겟 링크(e_t)의 레이턴시($d_{e_t}(t-k) \sim d_{e_t}(t)$)를 시간의 순서에 따라 1행에 순차적으로 배열할 수 있다.
- [0040] 그리고 레이턴시 특징 획득부(112)는 타겟 링크(e_t)를 중심으로 하는 δ 개의 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$) 각각에 대한 이전 기지정된 k 시점($t-k$)부터 현재 시점(t)까지의 레이턴시($(d_{e_1}(t-k) \sim d_{e_1}(t), \dots, (d_{e_\delta}(t-k) \sim d_{e_\delta}(t)))$)를 누적하여 획득하고, 행 방향으로 배열된 타겟 링크(e_t)의 레이턴시($d_{e_t}(t-k) \sim d_{e_t}(t)$)와 마찬가지로, 획득된 δ 개의 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$)의 레이턴시($(d_{e_1}(t-k) \sim d_{e_1}(t), \dots, (d_{e_\delta}(t-k) \sim d_{e_\delta}(t)))$)를 각각 행단위로 시간의 순서에 따라 순차적으로 배열할 수 있다.

[0041] 즉 레이턴시 특징 획득부(112)는 타겟 링크(e_τ)와 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$) 각각을 행으로 구분하고, 이전 기지정된 k 시점($t-k$)부터 현재 시점(t)까지의 각 시점을 열로 구분하여, 타겟 링크(e_τ)와 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$) 각각의 누적된 레이턴시를 $((d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)), (d_{e_1}(t-k) \sim d_{e_1}(t)), \dots, (d_{e_\delta}(t-k) \sim d_{e_\delta}(t)))$ 를 매트릭스 형태로 배열함으로써 수학적 식 1에 나타난 바와 같이 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_\tau}}$)을 획득할 수 있다.

수학적 식 1

$$X_{-d_t^{e_\tau}} = \begin{matrix} & t-k & t-(k-1) & \dots & t-1 & t & \\ \begin{bmatrix} d_{e_\tau}(t-k) & d_{e_\tau}(t-(k-1)) & \dots & d_{e_\tau}(t-1) & d_{e_\tau}(t) \\ d_{e_1}(t-k) & d_{e_1}(t-(k-1)) & \dots & d_{e_1}(t-1) & d_{e_1}(t) \\ d_{e_2}(t-k) & d_{e_2}(t-(k-1)) & \dots & d_{e_2}(t-1) & d_{e_2}(t) \\ d_{e_3}(t-k) & d_{e_3}(t-(k-1)) & \dots & d_{e_3}(t-1) & d_{e_3}(t) \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots & \vdots \\ d_{e_{\delta-1}}(t-k) & d_{e_{\delta-1}}(t-(k-1)) & \dots & d_{e_{\delta-1}}(t-1) & d_{e_{\delta-1}}(t) \\ d_{e_\delta}(t-k) & d_{e_\delta}(t-(k-1)) & \dots & d_{e_\delta}(t-1) & d_{e_\delta}(t) \end{bmatrix} & \begin{matrix} e_\tau \\ e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ \vdots \\ e_{\delta-1} \\ e_\delta \end{matrix} \end{matrix}$$

[0042]

[0043] 수학적 식 1에 나타난 바와 같이, 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_\tau}}$)은 타겟 링크(e_τ)의 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$)의 개수가 δ 개이고, 레이턴시가 이전 k 시점($t-k$)으로부터 현재 시점(t)까지 누적되는 경우, $(\delta+1) \times (k+1)$ 크기의 매트릭스로 획득될 수 있다.

[0044] 수학적 식 1에서는 일 예로 타겟 링크(e_τ)와 δ 개의 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$) 각각을 행으로 구분하고, 이전 기지정된 k 시점($t-k$)부터 현재 시점(t)까지의 각 시점을 열로 구분하였으나, 본 실시 예는 이에 한정되지 않는다. 즉 타겟 링크(e_τ)와 δ 개의 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$) 각각을 열로 구분하고, 이전 기지정된 k 시점($t-k$)부터 현재 시점(t)까지의 각 시점을 행으로 구분하여 배열할 수도 있다. 또한 타겟 링크(e_τ)의 레이턴시($d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)$)가 제1 행에 배열되는 것으로 가정하였으나, 타겟 링크(e_τ)의 레이턴시($d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)$)의 배열 위치 또한 가변될 수 있다. 일예로 타겟 링크(e_τ)의 레이턴시($d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)$)는 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_\tau}}$)에서 가장 마지막 행에 배치될 수도 있다.

[0045] 여기서 레이턴시 특징 획득부(112)가 누적하는 타겟 링크(e_τ)와 적어도 하나의 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$)의 레이턴시($((d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)), (d_{e_1}(t-k) \sim d_{e_1}(t)), \dots, (d_{e_\delta}(t-k) \sim d_{e_\delta}(t)))$)는 타겟 링크(e_τ)에서 데이터가 전송되는 방향, 즉 플로우 방향에 따라 획득된 단방향 레이턴시일 수 있다. 2개의 타겟 노드(v_7, v_8) 사이에 연결되는 타겟 링크(e_τ)에서는 네트워크 상태에 따라 제1 타겟 노드(v_7)로부터 제2 타겟 노드(v_8)로 데이터가 전달되는 제1 플로우 방향의 레이턴시와 제2 타겟 노드(v_8)로부터 제1 타겟 노드(v_7)로 데이터가 전달되는 제2 플로우 방향의 레이턴시가 동일하지 않은 경우가 빈번하게 발생한다. 즉 하나의 타겟 링크(e_τ)에서도 플로우 방향에 따라 레이턴시가 서로 상이할 수 있다. 그리고 네트워크 관리 장치는 2개의 타겟 노드(v_7, v_8) 중 타겟 링크(e_τ)를 통해 데이터를 전송할 타겟 노드를 미리 확인할 수 있다. 그러므로 타겟 링크(e_τ)에서 2개의 플로우 방향 각각에 대한 레이턴시를 모두 예측하는 것은 불필요하다.

[0046] 이에 본 실시예에서 레이턴시 특징 획득부(112)는 액티브 모니터링부(111)에서 획득된 다수의 링크 각각의 레이턴시 중 타겟 링크(e_τ)와 δ 개의 주변 링크($e_1 \sim e_\delta$)의 데이터가 전송되는 플로우 방향에 따른 단방향 레이턴시를 누적하고 배열하여 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_\tau}}$)을 획득할 수 있다.

- [0047] 한편, 링크 영향도 계산부(120)는 네트워크의 타겟 노드(v_7, v_8)를 패시브 모니터링하여 포트 정보를 획득하고, 패시브 모니터링된 포트 정보를 기반으로 타겟 링크(e_7)와 주변 링크($e_1 \sim e_8$) 사이의 영향도를 미리 지정된 방식으로 계산하고, 계산된 영향도를 이용하여 영향도 특징($X_{-F_t^{e_\tau}}$)을 획득한다.
- [0048] 링크 영향도 계산부(120)는 패시브 모니터링부(121)와 영향도 특징 획득부(122)를 포함할 수 있다.
- [0049] 패시브 모니터링부(121)는 SDN의 오픈플로우 프로토콜을 이용하여 네트워크의 다수의 노드 각각의 적어도 하나의 포트 각각을 모니터링하여 포트 정보를 획득한다. 여기서 포트 정보에는 송신 바이트(Transmitted Bytes), 수신 바이트(Received Byte), 송신 패킷(Transmitted Packets), 수신 패킷(Received packets) 및 지속 시간(Duration Time) 등이 포함될 수 있다.
- [0050] 영향도 특징 획득부(122)는 패시브 모니터링부(121)에서 획득된 포트 정보를 이용하여 평균 패킷율(average packet rate)의 변화량(Δpr)과 평균 전송량(average throughput)의 변화량($\Delta \Theta$)을 계산하고, 계산된 평균 패킷율 변화량(Δpr)과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta$)으로부터 링크간 영향도를 계산한다.
- [0051] 평균 패킷율 변화량(Δpr_{v_η})과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)은 포트 정보에 포함된 송신 바이트, 수신 바이트, 송신 패킷, 수신 패킷 및 지속 시간으로부터 계산될 수 있으며, 평균 패킷율 변화량(Δpr_{v_η})과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)을 계산하는 기법은 공지된 기술이므로 여기서는 상세하게 설명하지 않는다.
- [0052] 영향도 특징 획득부(122)는 도 3에 도시된 바와 같이, 네트워크의 적어도 하나의 링크(e_n)에 연결된 적어도 하나의 노드(v)를 기준으로 포트 정보를 이용하여 평균 패킷율 변화량(Δpr_{v_η})과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)를 계산할 수 있다. 도 3에서 $\Delta \Theta_{v_\eta}^{rx}$ 는 링크(e_n)를 통해 노드(v)로 전달되는 데이터의 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)을 나타내고, $\Delta \Theta_{v_\tau}^{tx}$ 는 노드(v)로부터 링크(e_τ)를 통해 전달되는 데이터의 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)을 나타낸다.
- [0053] 영향도 특징 획득부(122)는 특정 노드(v)에서 평균 패킷율 변화량(Δpr_{v_η})과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)이 정규 분포(normal distribution)를 따른다는 가정하에서 특정 시점(t)에서 플로우 방향에 따른 영향도를 나타내는 4개의 상관값들($\rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{rx}$, $\rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{tx}$, $\rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{rx}$, $\rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{tx}$)을 각각 계산할 수 있다.
- [0054] 여기서 $\rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{rx}$ 는 노드(v)에서 데이터가 전달되는 플로우가 링크(e_n)로부터 링크(e_τ) 방향인 경우의 평균 패킷율 변화량의 상관값을 나타내고, $\rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{tx}$ 는 링크(e_τ)로부터 링크(e_n)로 데이터가 전달되는 플로우에서 평균 패킷율 변화량의 상관값을 나타낸다. 그리고 $\rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{rx}$ 는 링크(e_n)로부터 링크(e_τ)로 데이터가 전달되는 플로우에서 평균 전송량 변화량의 상관값을 나타내고, $\rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{tx}$ 는 링크(e_τ)로부터 링크(e_n)로 데이터가 전달되는 플로우에서의 평균 전송량 변화량의 상관값을 나타낸다.
- [0055] 여기서 $f()$ 는 플로우 방향을 나타내고, ρ 는 영향도를 계산하기 위한 상관 함수로서 링크(e_τ)와 링크(e_n) 사이의 플로우 방향에 따라 수학적 2와 같이 계산될 수 있다.

수학식 2

$$\rho_t^{\eta, \tau} = \frac{\text{corr}(f(e_\tau), f(e_\eta))}{\sqrt{|f(e_\tau)|^2 |f(e_\eta)|^2}} = \frac{\sum_{n=0}^k X[n]Y[n]}{\sqrt{\sum_{n=0}^k X^2[n] \sum_{n=0}^k Y^2[n]}}$$

[0056]

[0057]

여기서 n 은 현재 시점(t)로부터 이전 기지정된 시점까지의 시점 개수를 나타내고, $X[]$ 는 각각 링크(e_τ)를 통해 전송되는 평균 패킷율 변화량(Δpr_{v_η}) 또는 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)을 나타내며, $Y[]$ 는 링크(e_n)를 통해 전송되는 평균 패킷율 변화량(Δpr_{v_η}) 또는 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta_{v_\eta}$)을 나타낸다.

[0058]

영향도 특징 획득부(122)가 네트워크 상의 모든 링크에 대한 링크간 영향도를 계산하는 것은 비효율적이므로, 네트워크 상의 다수의 링크 중 타겟 링크(e_τ)와 주변 링크(e_n) 사이의 4개의 상관값들($\rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{rx}$, $\rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{tx}$, $\rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{rx}$, $\rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{tx}$)을 수학식 2에 기반으로 수학식 3과 같이 계산하여 4개의 상관도($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$)를 원소로 포함하는 상관도 행렬($\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4\}$)을 획득한다.

수학식 3

$$\lambda_1 = \sum_{\eta=0}^{\delta} \rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{rx} \quad \lambda_3 = \sum_{\eta=0}^{\delta} \rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{rx}$$

$$\lambda_2 = \sum_{\eta=0}^{\delta} \rho(f(\Delta pr_{v_\eta}))_t^{tx} \quad \lambda_4 = \sum_{\eta=0}^{\delta} \rho(f(\Delta \Theta_{v_\eta}))_t^{tx}$$

[0059]

[0060]

수학식 3은 시점(t)에서의 상관도 행렬($\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4\}$)이며, 영향도 특징 획득부(122)는 이전 k 시점($t-k$)으로부터 현재 시점(t)까지 각 시점에서 4개의 상관도($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$)를 각각 계산하여 $k+1$ 개의 상관도 행렬을 획득한다. 각 시점에서의 상관도 행렬($\lambda(t-k), \lambda(t-(k-1)), \dots, \lambda(t-1), \lambda(t)$)은 1×4 행렬 형태로 획득되므로, 각 시점에서의 상관도 행렬($\lambda(t-k), \lambda(t-(k-1)), \dots, \lambda(t-1), \lambda(t)$) 각각을 전치하여 4×1 행렬 형태의 전치 상관도 행렬($\lambda^T(t-k), \lambda^T(t-(k-1)), \dots, \lambda^T(t-1), \lambda^T(t)$)을 획득하고, $k+1$ 개의 전치 상관도 행렬($\lambda^T(t-k), \lambda^T(t-(k-1)), \dots, \lambda^T(t-1), \lambda^T(t)$)을 수학식 4와 같이 행방향으로 나열하여 영향도 특징($X_{-F_t}^{e_\tau}$)을 획득할 수 있다.

수학식 4

$$X_{-F_t}^{e_\tau} = [\lambda^T(t-k) \quad \lambda^T(t-(k-1)) \quad \dots \quad \lambda^T(t-1) \quad \lambda^T(t)]$$

[0061]

[0062]

링크 레이턴시 획득부(110)에서 레이턴시 특징($X_{-d_t}^{e_\tau}$)이 획득되고, 링크 영향도 계산부(120)에서 영향도 특징($X_{-F_t}^{e_\tau}$)이 획득되면, 특징 결합부(130)는 레이턴시 특징($X_{-d_t}^{e_\tau}$)과 영향도 특징($X_{-F_t}^{e_\tau}$)을 인가받아 수학식 5

와 같이 결합(concatenate)하여 타겟 링크(e_τ)에 대한 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)을 획득하여, 레이턴시 예측부(140)로 인가한다.

수학식 5

$$\begin{aligned}
 X_{d_t^{e_\tau}} &= \begin{bmatrix} d_{e_\tau}(t-k) & d_{e_\tau}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_\tau}(t-1) & d_{e_\tau}(t) \\ d_{e_1}(t-k) & d_{e_1}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_1}(t-1) & d_{e_1}(t) \\ d_{e_2}(t-k) & d_{e_2}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_2}(t-1) & d_{e_2}(t) \\ d_{e_3}(t-k) & d_{e_3}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_3}(t-1) & d_{e_3}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ d_{e_{\delta-1}}(t-k) & d_{e_{\delta-1}}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_{\delta-1}}(t-1) & d_{e_{\delta-1}}(t) \\ d_{e_\delta}(t-k) & d_{e_\delta}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_\delta}(t-1) & d_{e_\delta}(t) \end{bmatrix} \begin{matrix} e_\tau \\ e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ \vdots \\ e_{\delta-1} \\ e_\delta \end{matrix} \\
 + \\
 X_{F_t^{e_\tau}} &= [\lambda^T(t-k) \quad \lambda^T(t-(k-1)) \quad \cdots \quad \lambda^T(t-1) \quad \lambda^T(t)] \\
 \\
 X_t^{e_\tau} &= \begin{bmatrix} d_{e_\tau}(t-k) & d_{e_\tau}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_\tau}(t-1) & d_{e_\tau}(t) \\ d_{e_1}(t-k) & d_{e_1}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_1}(t-1) & d_{e_1}(t) \\ d_{e_2}(t-k) & d_{e_2}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_2}(t-1) & d_{e_2}(t) \\ d_{e_3}(t-k) & d_{e_3}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_3}(t-1) & d_{e_3}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ d_{e_{\delta-1}}(t-k) & d_{e_{\delta-1}}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_{\delta-1}}(t-1) & d_{e_{\delta-1}}(t) \\ d_{e_\delta}(t-k) & d_{e_\delta}(t-(k-1)) & \cdots & d_{e_\delta}(t-1) & d_{e_\delta}(t) \\ \lambda^T(t-k) & \lambda^T(t-(k-1)) & \cdots & \lambda^T(t-1) & \lambda^T(t) \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

[0063]

[0064]

레이턴시 예측부(140)는 패턴 추정 방식이 학습된 신경망으로 구현되어 특징 결합부(130)에서 인가되는 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)의 패턴을 추정하여, 다음 시점($t+1$)에서 타겟 링크(e_τ)를 통해 전달되는 데이터의 레이턴시($d_{e_\tau}(t+1)$)를 예측한다. 이때, 레이턴시 예측부(140)는 데이터가 전달되는 플로우 방향에 따라 제1 타겟 노드(v_7)로부터 제2 타겟 노드(v_8)로 타겟 링크(e_τ)에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 예측할 수 있다.

[0065]

레이턴시 예측부(140)는 일 예로 미리 학습된 LSTM(Long Short Term Memory)으로 구현되어 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)을 인가받고, 인가된 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)의 패턴을 추정하여, 레이턴시(y_{t+1}^*)를 예측할 수 있다. 그러나 본 실시예에서 레이턴시 예측부(140)는 레이턴시(y_{t+1}^*)를 더욱 정확하게 예측할 수 있도록 도 4와 같은 구성의 인공 신경망으로 구현될 수도 있다.

[0066]

도 4는 도 1의 레이턴시 예측부의 상세 구조의 일 예를 나타낸다.

[0067]

도 4를 참조하면, 레이턴시 예측부(140)는 레이턴시 추정부(141), 추정 패턴 분석부(142), 관계값 추정부(143) 및 레이턴시 계산부(144)를 포함할 수 있다.

[0068]

레이턴시 추정부(141)는 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)을 인가받고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)의 패턴을 추정하여 타겟 링크(e_τ)의 이전 레이턴시를 추정한다. 이때 레이턴시 추정부(141)는 일 예로 양방향 LSTM(Bidirectional-LSTM: 이하 B-LSTM)으로 구현되어, 타겟 링크(e_τ)의 양방향 플로우에 각각에 대한 레이턴

시($\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t$)를 추정한다.

[0069] 도 4에 도시된 바와 같이, B-LSTM은 다수의 양방향 LSTM 셀(1410 ~ 141k)를 포함한다. 그리고 다수의 양방향 LSTM 셀(1410 ~ 141k) 각각은 기능적으로 2개의 LSTM 레이어(LSTML1, LSTML2)를 포함하는 것으로 볼 수 있다. 여기서 다수의 양방향 LSTM 셀(1410 ~ 141k) 각각에 포함되는 2개의 LSTM 레이어(LSTML1, LSTML2)은 실제 2개의 LSTM 레이어(LSTML1, LSTML2)로 구현될 수도 있으나, 일반적으로 소프트웨어적으로 구현되는 인공 신경망에서 연산 처리의 플로우에 따라 구분된 기능 블록일 수 있다.

[0070] 그리고 양방향 LSTM 셀(1410 ~ 141k)에서 제1 LSTM 레이어(LSTML1)는 시간에 기초하여 순방향(Forward)으로 정보를 전달하여 처리하는 순방향 LSTM 셀이고, 제2 LSTM 레이어(LSTML2)는 역방향(Backward)으로 정보를 전달하여 처리하는 역방향 LSTM 셀로 볼 수 있다.

[0071] 이에 B-LSTM으로 구현되는 레이턴시 추정부(141)에서 다수의 양방향 LSTM 셀(1410 ~ 141k)의 제1 LSTM 레이어(LSTML1)는 각각 이전 k-t 시점으로부터 t시점까지 획득된 레이턴시 특징($X_{(t-k)}, X_{(t-k-1)}, \dots, X_{(t-1)}, X_t$) 중 대응하는 시점의 레이턴시 특징을 인가받고, 이전 시점의 제1 LSTM 레이어(LSTML1)에서 출력되는 순방향 상태 정

보와 함께 학습된 가중치에 따른 연산을 수행하여 순방향 레이턴시(\vec{h}_t)을 출력한다. 한편 제2 LSTM 레이어(LSTML2)는 각각 이전 k-t 시점으로부터 t시점까지 획득된 레이턴시 특징($X_{(t-k)}, X_{(t-k-1)}, \dots, X_{(t-1)}, X_t$) 중 대응하는 시점의 레이턴시 특징을 인가받고, 다음 시점의 제2 LSTM 레이어(LSTML2)에서 출력되는 역방향 상태 정
보와 함께 패턴을 추정하여 역방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)를 출력한다.

[0072] 일례로 다수의 양방향 LSTM 셀(1410 ~ 141k) 중 t시점에 대한 양방향 LSTM 셀(1410)의 경우, 순방향 레이턴시(\vec{h}_t)와 역방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)를 각각 수학적 식 6 및 7에 따라 계산할 수 있다.

수학적 식 6

$$\vec{h}_t = \sigma(W_{x\vec{h}}x_t + W_{\vec{h}\vec{h}}\vec{h}_{t-1} + b_{\vec{h}})$$

[0073]

수학적 식 7

$$\overleftarrow{h}_t = \sigma(W_{x\overleftarrow{h}}x_t + W_{\overleftarrow{h}\overleftarrow{h}}\overleftarrow{h}_{t+1} + b_{\overleftarrow{h}})$$

[0074]

[0075] 여기서 $W_{x\vec{h}}, W_{\vec{h}\vec{h}}, W_{x\overleftarrow{h}}, W_{\overleftarrow{h}\overleftarrow{h}}$ 는 학습에 의해 획득된 B-LSTM의 순방향, 역방향 및 출력 가중치이고, $b_{\vec{h}}, b_{\overleftarrow{h}}$ 는 순방향, 역방향 및 출력 바이어스 값이며, σ 는 활성화 함수(activation function)로서 시그모이드(sigmoid) 함수가 이용될 수 있다.

[0076] 수학적 식 6 내지 7의 계산 방식은 B-LTSM에 대한 일반적인 계산 방식으로 공지되어 있으므로 여기서는 상세하게 설명하지 않는다.

[0077] 레이턴시 추정부(141)에서 k-t부터 t까지 각 시점에 대한 순방향 레이턴시와 역방향 레이턴시가 각각 획득되면, 추정 패턴 분석부(142)는 각 시점에서의 순방향 레이턴시 및 역방향 레이턴시와 링크 특징(X_t^{et})으로부터 k-t부터 t까지 각 시점까지 각 시점에서 실제 모니터링된 레이턴시를 이용하여 추정된 레이턴시를 분석하여, 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)을 획득한다.

[0078] 일예로 추정 패턴 분석부(142)는 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)으로부터 t시점에서 측정된 레이턴시($d_{e_\tau}(t)$)를 확인하고, 확인된 레이턴시($d_{e_\tau}(t)$)와 레이턴시 추정부(141)에서 이전 t-1 시점에서 추정된 순방향 레이턴시($\overrightarrow{h_{t-1}}$)와 역방향 레이턴시($\overleftarrow{h_{t-1}}$) 사이의 관계를 나타내는 관계값(α_t)을 수학적 식 8에 따라 계산할 수 있다.

수학적 식 8

[0079]
$$h_t^* = \alpha_t (\overleftarrow{h_{t-1}}, \overrightarrow{h_{t-1}}) = (1 - \alpha_t) \cdot \overleftarrow{h_{t-1}} + \alpha_t \cdot \overrightarrow{h_{t-1}} = \tanh^{-1}(d_{e_\tau}(t))$$

[0080] 수학적 식 8에서 $\tanh^{-1}()$ 은 측정된 레이턴시를 활성화 함수를 적용하는 LSTM의 출력값의 형태로 역변환하기 위한 함수이다. 즉 추정 패턴 분석부(142)는 이전 t-1 시점에서 추정된 순방향 레이턴시($\overrightarrow{h_{t-1}}$) 및 역방향 레이턴시($\overleftarrow{h_{t-1}}$)와 실제 측정된 레이턴시($d_{e_\tau}(t)$) 사이의 관계를 나타내는 관계값(α_t)을 도출할 수 있다.

[0081] 그리고 각 시점에서 도출된 관계값($\alpha_{t-k}, \alpha_{t-k-1}, \dots, \alpha_{t-1}, \alpha_t$)을 관계값 추정부(143)로 전달한다.

[0082] 관계값 추정부(143)는 다수의 LSTM 레이어(LSTML)를 포함하는 LSTM으로 구현될 수 있으며, 다수의 LSTM 레이어(LSTML) 각각은 관계값($\alpha_{t-k}, \alpha_{t-k-1}, \dots, \alpha_{t-1}, \alpha_t$) 중 대응하는 관계값을 인가받는다. 그리고 다수의 LSTM 레이어(LSTML) 중 최종단의 LSTM 레이어(LSTML)는 관계값($\alpha_{t-k}, \alpha_{t-k-1}, \dots, \alpha_{t-1}, \alpha_t$)의 패턴에 따라 t+1 시점에서의 관계값(α_{t+1})을 출력할 수 있다.

[0083] 레이턴시 계산부(144)는 관계값 추정부(143)에서 추정된 관계값(α_{t+1})과 레이턴시 추정부(141)에서 추정된 순방향 레이턴시($\overrightarrow{h_t}$)와 역방향 레이턴시($\overleftarrow{h_t}$)를 수학적 식 8을 변형한 수학적 식 9에 적용함으로써, 타겟 링크(e_τ)의 다음 t+1 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 예측한다.

수학적 식 9

[0084]
$$d_{e_\tau}(t+1) = \tanh(h_{t+1}^*) = \tanh(\alpha_{t+1}(\overrightarrow{h_t}, \overleftarrow{h_t}))$$

[0085] 여기서 레이턴시 예측부(140)의 인공 신경망은 링크 레이턴시 획득부(110)에서 획득된 타겟 링크(e_τ)의 레이턴시($d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)$)를 이용하여 미리 학습될 수 있다. 그러나 실시간으로 변화하는 네트워크 환경에 적응적으로 이용될 수 있도록, 링크 레이턴시 획득부(110)에서 획득된 타겟 링크(e_τ)의 레이턴시($d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)$)의 업데이트에 따라 실시간으로 반복적으로 학습될 수 있다.

[0086] 타겟 링크(e_τ)의 다음 시점(t+1)에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)가 예측되면, 네트워크 관리 장치는 타겟 노드(v_7, v_8) 사이의 타겟 링크(e_τ)를 통해 전송해야 하는 데이터가 존재하는 경우, 예측된 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 고려하여 데이터 전송 타이밍을 조절함으로써, SDN이 지연 민감 서비스를 안정적으로 제공할도록 할 수 있다.

[0087] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크 관리 방법을 나타낸다.

- [0088] 도 1 내지 도 3을 참조하여, 도 5의 네트워크 관리 방법을 설명하면, 우선 네트워크 상의 타겟 링크(e_τ)와 주변 링크($e_n = \{e_1, e_2, \dots, e_6\}$)의 레이턴시를 모니터링하여 획득한다(S11). 그리고 이전 기지정된 기간 동안의 타겟 링크(e_τ)와 주변 링크($e_1 \sim e_6$)의 레이턴시를 누적하고, 누적된 레이턴시를 기지정된 패턴의 매트릭스 형태로 배열하여 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_\tau}}$)을 획득한다(S12).
- [0089] 이와 함께, 네트워크에서 타겟 링크(e_τ)를 통해 연결되는 타겟 노드(v_7, v_8)를 패시브 모니터링하여 포트 정보를 획득한다(S21). 그리고 획득된 포트 정보로부터 타겟 링크(e_τ)와 적어도 하나의 주변 링크(e_n) 사이의 상관도를 나타내는 상관도 행렬을 획득한다(S22).
- [0090] 상관도 행렬을 획득하기 위해서는 우선 획득된 포트 정보로부터 평균 패킷을 변화량(Δpr)과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta$)을 기지정된 방식으로 계산하고, 계산된 평균 패킷을 변화량(Δpr)과 평균 전송량 변화량($\Delta \Theta$)이 정규 분포를 따른다는 가정하에 타겟 링크(e_τ)와 주변 링크(e_n) 사이의 플로우 방향에 따른 영향도를 나타내는 4개의 상관값($\lambda_1 = \rho(f(\Delta pr_{v_n}))_{t^{rx}}^{rx}$, $\lambda_2 = \rho(f(\Delta pr_{v_n}))_{t^{tx}}^{tx}$, $\lambda_3 = \rho(f(\Delta \Theta_{v_n}))_{t^{rx}}^{rx}$, $\lambda_4 = \rho(f(\Delta \Theta_{v_n}))_{t^{tx}}^{tx}$)을 수학적 2에 따라 계산한다(S22). 그리고 타겟 노드(v_7, v_8)에 연결되는 모든 주변 링크(e_n)와 타겟 링크(e_τ) 사이의 상관값을 누적하여, 4개의 상관도($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$)를 계산한다. 4개의 상관도($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$)이 계산되면, 4개의 상관도($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$)를 원소로 포함하는 상관도 행렬($\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4\}$)을 획득한다.
- [0091] 이전 기지정된 기간 동안 각 시점에서의 상관도 행렬($\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4\}$)이 획득되면, 획득된 다수의 상관도 행렬 각각을 전치하여 전치 상관도 행렬($\lambda^T(t-k), \lambda^T(t-(k-1)), \dots, \lambda^T(t-1), \lambda^T(t)$)로 변환하고, 배열하여 영향도 특징($X_{-F_t^{e_\tau}}$)을 획득한다(S23).
- [0092] 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_\tau}}$)과 영향도 특징($X_{-F_t^{e_\tau}}$)이 획득되면, 획득된 레이턴시 특징($X_{-d_t^{e_\tau}}$)과 영향도 특징($X_{-F_t^{e_\tau}}$)을 결합하여 하여 타겟 링크(e_τ)에 대한 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)을 획득한다(S30).
- [0093] 그리고 획득된 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)을 이전 획득된 타겟 링크(e_τ)의 레이턴시($d_{e_\tau}(t-k) \sim d_{e_\tau}(t)$)를 학습 데이터로 이용하여 미리 학습된 인공 신경망의 입력으로 인가함으로써, 타겟 링크(e_τ)의 다음 시점($t+1$)에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 예측한다(S40).
- [0094] 도 6은 도 5의 본 발명의 레이턴시 예측 단계의 일 예를 상세하게 나타낸다.
- [0095] 상기한 바와 같이, 본 실시예에서는 LSTM 등으로 구현되는 단일 인공 신경망에 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)을 입력하여 타겟 링크(e_τ)의 다음 시점($t+1$)에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 예측할 수 있으나, 더욱 정확한 레이턴시 예측을 위해서는 다수의 인공 신경망을 이용하여 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 예측할 수도 있다.
- [0096] 이 경우, 우선 B-LSTM으로 구현된 인공 신경망에 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)을 입력하여, 각 시점별 순방향 레이턴시와 역방향 레이턴시를 추정한다(S41). 그리고 링크 특징($X_t^{e_\tau}$)으로부터 각 시점에서 측정된 레이턴시와 측정된 레이턴시 직전 시점에서 추정된 순방향 레이턴시와 역방향 레이턴시 사이의 관계를 나타내는 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)을 수학적 8에 따라 각 시점별로 계산한다(S42).
- [0097] 각 시점별 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)이 계산되면, 계산된 관계값($a_{t-k}, a_{t-k-1}, \dots, a_{t-1}, a_t$)을 LSTM으로 구현되는 인공 신경망에 인가하여, 다음 시점($t+1$)에서의 관계값(a_{t+1})을 추정한다(S43).

[0098] 다음 시점($t+1$)에서의 관계값(a_{t+1})이 추정되면, 추정된 관계값(a_{t+1})과 현재 시점(t)에 대해 추정된 순방향 레이턴시(\vec{h}_t)와 역방향 레이턴시(\overleftarrow{h}_t)를 수학적 식 8에 적용하여 타겟 링크(e_τ)의 다음 $t+1$ 시점에서의 레이턴시($y_{t+1}^* = d_{e_\tau}(t+1)$)를 계산한다(S44).

[0099] 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행시키기 위한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다. 여기서 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스 될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 또한 컴퓨터 저장 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함하며, ROM(판독 전용 메모리), RAM(랜덤 액세스 메모리), CD(컴팩트 디스크)-ROM, DVD(디지털 비디오 디스크)-ROM, 자기 테이프, 플로피 디스크, 광데이터 저장장치 등을 포함할 수 있다.

[0100] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다.

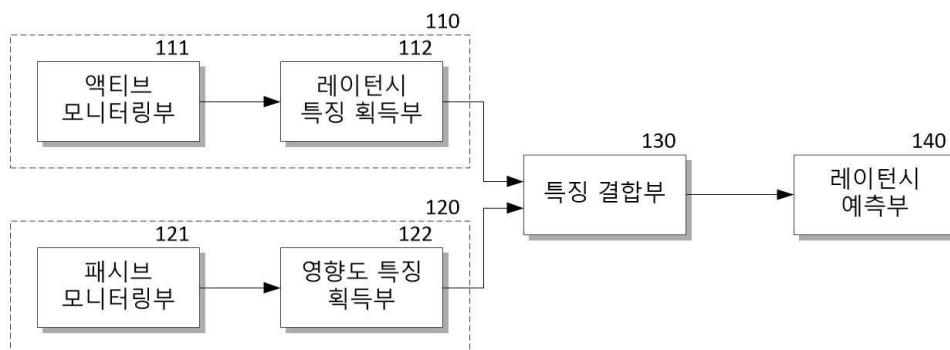
[0101] 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

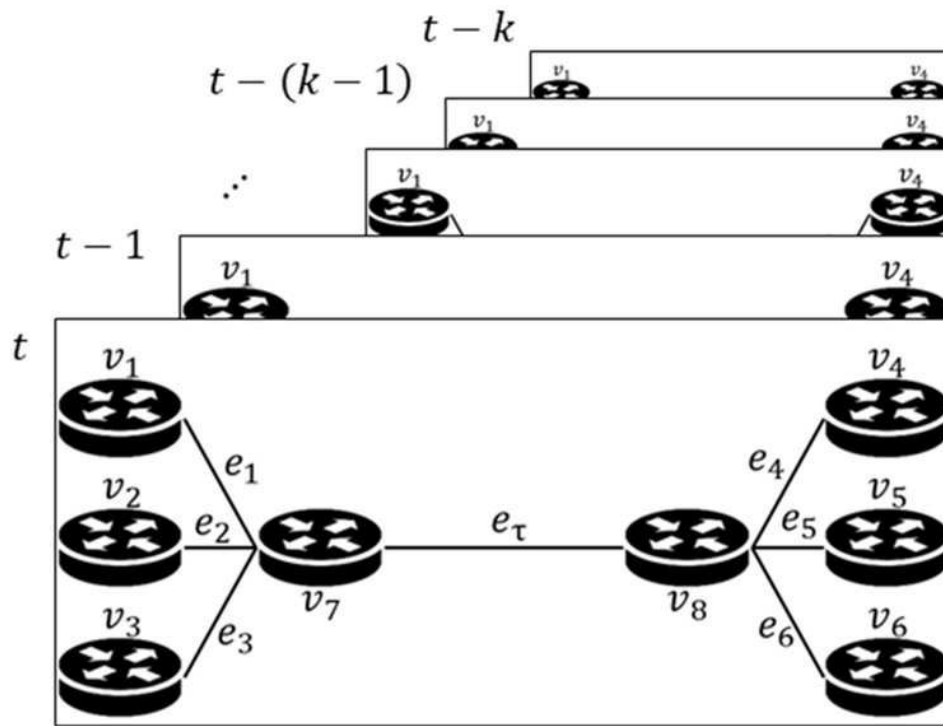
[0102]	110: 링크 레이턴시 획득부	111: 액티브 모니터링부
	112: 레이턴시 특징 획득부	120: 링크 영향도 계산부
	121: 패시브 모니터링부	122: 영향도 특징 획득부
	130: 특징 결합부	140: 레이턴시 예측부
	141: 레이턴시 추정부	142: 추정 패턴 분석부
	143: 관계값 추정부	144: 레이턴시 계산부

도면

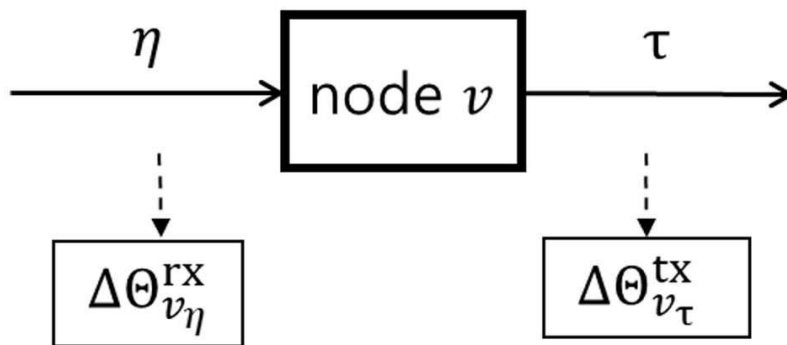
도면1



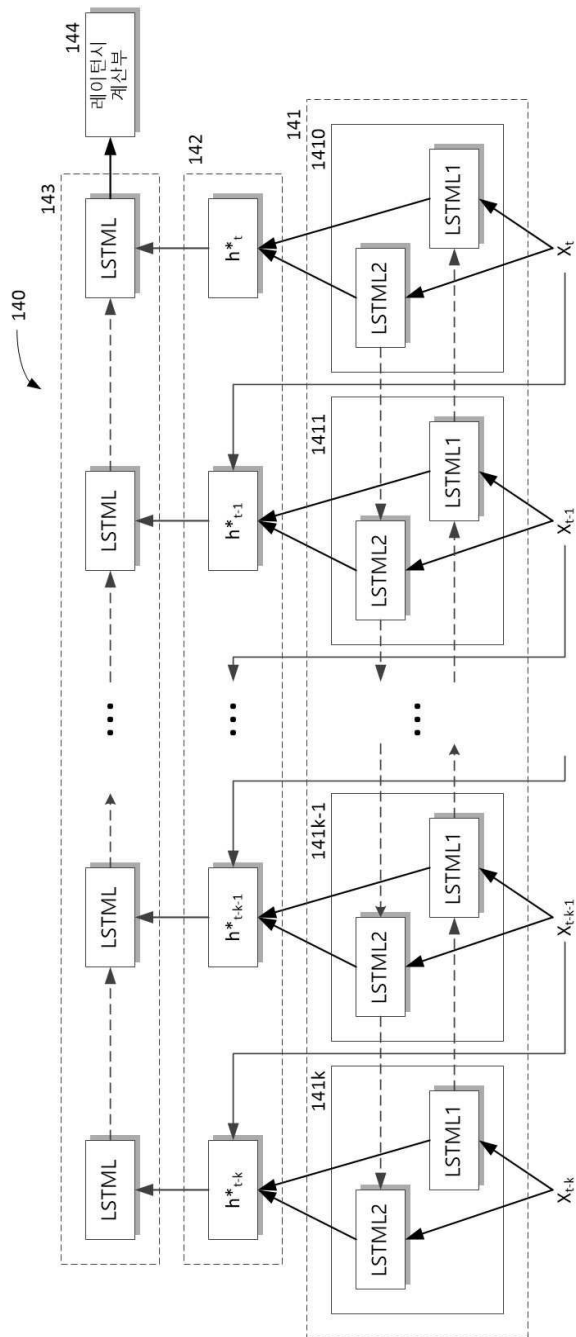
도면2



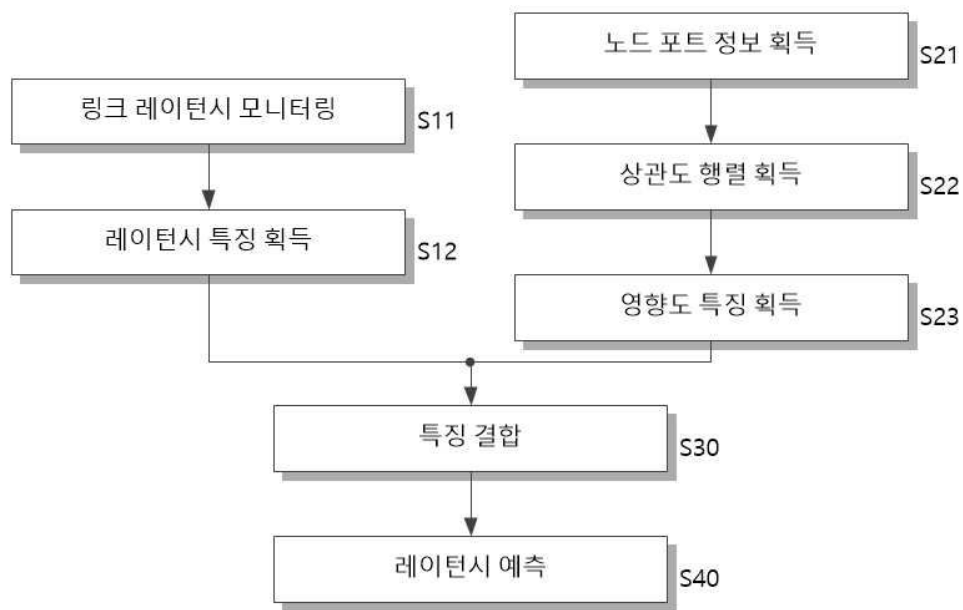
도면3



도면4



도면5



도면6

