

Recurrent Neural Network를 활용한 서비스 이벤트 관계 분석에 관한 연구

전우성* · 박영석* · 최정일**

The Study of Service Event Relation Analysis Using Recurrent Neural Network

Woosung Jeon* · Youngsuk Park* · Jeongil Choi**

■ Abstract ■

Enterprises need to monitor systems for reliable IT service operations to quickly detect and respond to events affecting the service, thereby preventing failures. Events in non-critical systems can be seen as a precursor to critical system incidents. Therefore, event relationship analysis in the operation of IT services can proactively recognize and prevent faults by identifying non-critical events and their relationships with incidents.

This study used the Recurrent Neural Network and Long Short Term Memory techniques to create a model to analyze event relationships in a system and to verify which models are suitable for analyzing event relationships. Verification has shown that both models are capable of analyzing event relationships and that RNN models are more suitable than LSTM models. Based on the pattern of events occurring, this model is expected to support the prediction of the next occurrence of events and help identify the root cause of incidents to help prevent failures and improve the quality of IT services.

Keyword : Event Correlation Analysis, IT Service, Long Short Term Memory, Recurrent Neural Network, Root Cause Analysis

1. 서 론

기업에서 IT 운영의 실패는 기업의 신뢰도와 매출에 지대한 영향을 미친다. 기업은 안정적인 IT 서비스 운영을 위해 시스템을 모니터링하여 서비스의 정상여부를 지속적으로 점검하고, 장애 예방을 위해 장애의 근본원인을 파악하여 장애가 발생하기 전 사전에 조치하는 것을 필요로 한다.

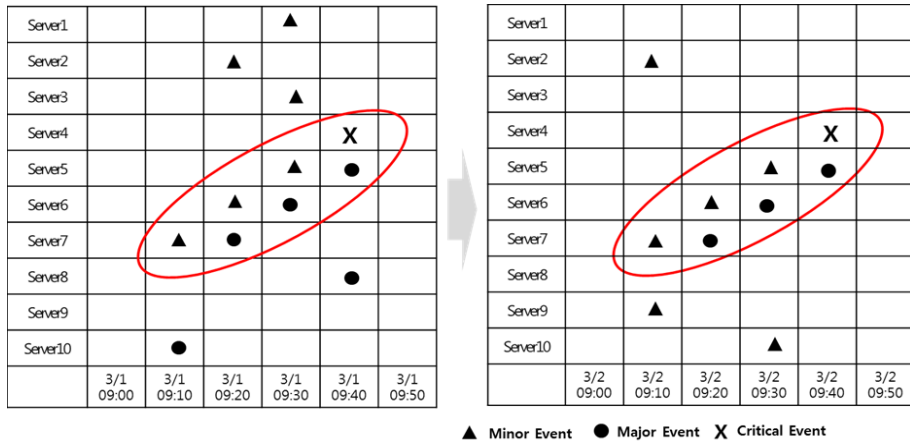
이를 위하여 기업은 Service Level Agreement (SLA)를 적용하여 서비스 수준을 관리하고(Kim and Park, 2017), 더불어 모니터링 툴을 도입하여 이벤트를 관리 한다. IT Infrastructure Library(ITIL)에서는 이벤트는 구성 항목(CD)이나 IT서비스 관리에 중요한 의미가 있는 모든 상태 변경으로 정의된다. 이벤트는 일반적으로 IT서비스, CI 또는 모니터링에 의해 생성된 알림을 통해 인지된다. 인시던트는 계획되지 않은 IT서비스 중단 또는 IT서비스 품질 저하. 아직 서비스에 영향을 미치지 않은 구성 항목의 오류로 정의된다(Steinberg, 2011).

중요하지 않은 시스템의 가벼운 이벤트는 중요한 시스템의 크리티컬(critical)한 인시던트의 징후로 나타날 수 있다. <Figure 1>은 서비스에서 발생할 수 있는 서버들의 이벤트 발생 예를 나타낸다. 3월 1일 Server 7에서 Minor 이벤트가 발생하고, 이어서 Server 6, Server 5에 이벤트들이 발생하고 최종

Server 4에 Critical 이벤트가 발생하였다. 3월 2일에도 Server 7에서 Minor 이벤트가 발생하여 동일한 패턴으로 Server 4의 Critical 이벤트가 발생하는 상황이 발생하였다면, Server 7, Server 6, Server 5, Server 4에서 발생한 이벤트는 연관이 있을 것이라고 예상할 수 있다. 이처럼 특정 이벤트와 다른 이벤트 사이에 관계가 있을 경우 이벤트는 유사한 순서로 발생되고, 발생 패턴을 찾아내면 인시던트의 원인이 되는 이벤트를 찾아서 조치할 수 있고, 해당 패턴이 발견될 때 다음에 발생할 인시던트를 예측하여 장애를 사전에 예방할 수 있다.

업무의 유사성을 가진 특정 서비스의 다양한 시스템에서 발생하는 이벤트나, 특정 네트워크의 소속된 서버에서 발생한 이벤트에 대해서는 전문가가 이벤트 규칙을 예상하고 검증할 수 있지만, 이벤트 발생 서비스 간의 관계가 복잡할 경우에는 관계 파악이 쉽지 않다.

복잡한 관계 분석에는 인공 신경망 기법을 사용할 수 있다. 이렇게 인공 신경망 기법을 이벤트 관계 분석에 적용하여 모델을 생성하면 전문가가 도메인 규칙을 작성할 필요 없이 이벤트 데이터에서 바로 관계를 분석할 수 있다. 또한 저 빈도로 발생된 입력데이터의 노이즈에 대해서는 신경망 기법의 특성에 따라 모델에 낮은 빈도로 반영되게 된다. 이는 학습된 신경망은 기존에 파악할 수 없는 이벤트를 분류 할 수



<Figure 1> Event Occurrence Example

있음을 의미한다. 모델 생성이 완료되면, 이벤트를 실시간으로 매우 빠르고 정확하게 높은 정밀도로 처리할 수 있다(Salah et al., 2013).

본 연구는 특정 서비스에서 발생한 이벤트의 선후 관계를 분석하여 이벤트 간의 관계를 파악한다. Recurrent Neural Network(RNN)은 입력으로 순차적인 데이터를 사용하는 인공 신경망 기법의 하나로써 입력데이터의 전후 관계가 출력데이터에 관련이 있을 때 높은 정확도를 보장하는 기법이다. RNN의 장기 의존성 문제를 해결하기 위해 Long Short Term Memory(LSTM) 기법을 활용할 수 있다.

본 연구에서는 RNN과 LSTM 기법을 적용하여 시스템에서 순차적으로 발생하는 이벤트를 분석하는 기법을 제시한다. 이 연구를 통하여 쉽게 이벤트 간의 관계를 분석하고, 인시던트를 예측하여 시스템 운영의 효율화와 품질 향상을 지원할 것이다.

2. 이론적 배경

2.1 시스템 이벤트 관련 기존 연구

최근의 시스템 이벤트와 관련된 연구는 오픈소스의 적용이나 및 클라우드 환경에 대한 모니터링 방안 등 시스템의 자원을 모니터링 하는 방법에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다.

Renita and Elizabeth(2017)는 오픈소스 모니터링 툴인 Nagios를 활용한 CPU 사용량, 메모리 사용량, I/O, 네트워크, 디스크 사용량, 대역폭 등과 같은 서버의 시스템 리소스를 모니터링 하는 방법에 대하여 연구하였고, Meera and Swamynathan(2013)은 IaaS 환경에서의 CPU와 메모리 사용량을 나타내는 에이전트 기반 자원 모니터링 시스템을 제안하였다. Tso et al.(2016)는 실제 서버의 사용 및 비용 효율성을 향상시키기 위해 가상 컴퓨터 할당, 관리를 포함한 서버, 네트워크 자원 관리에 대해 연구했다. Grati et al.(2015)는 복잡한 클라우드 상황에서 효과적이고 효율적인 모니터링을 위해 Cloud 모니터링에 충족하는 모니터링 툴에

대한 연구를 수행하였다. Bychkov et al.(2015)는 분산 컴퓨팅 환경에서 멀티 플랫폼 컴퓨팅 리소스로 구성된 이기종 분산 컴퓨팅 환경에서 에이전트 기반의 메타 모니터링 시스템 아키텍처를 제시했다.

2.2 이벤트 분석 관련 기존 연구

이벤트 관계 분석과 관련된 연구는 과거에는 이벤트 관계 분석 기법에 대한 연구가 주를 이루었던 반면 최근에는 대용량 환경에서의 관계분석 방법이 연구되고 있다.

Bouloutas et al.(1994)는 통신 네트워크에서 알람의 상관관계 및 오류 식별 문제를 해결하기 위한 방법론을 제시하였다. Kliger et al.(1995)은 코딩 기술을 기반으로 네트워크에서 이벤트 상관관계에 분석 방법을 제시하였고, Cheng et al.(2017)은 시간이 많이 소요되는 이벤트 로그 분석에 MapReduce 기반으로 분산 시스템에서 보다 효율적인 상관관계를 제공하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. Gardner and Harle(1996)은 다양한 알람 상관분석 기법 및 알람 상관 분석 시스템에 대해 연구하였다. Salah et al.(2013)은 상관관계 기술을 데이터 소스 수, 응용 타입, 상관관계 기법, 아키텍처 타입 등으로 구분하고, 상관관계 프로세스 모델에 대해 조사하였다. Jakobson and Weissman(1993)은 알람 상관 모델을 소개하고 알람 상관 작업을 위한 지능형 관리 플랫폼(Intelligent Management Platform for Alarm Correlation Tasks, IMPACT)을 제안하였다.

과거의 시스템 이벤트 관련 연구는 이벤트를 수집하는 방안이 초점이 맞춰져 있고, 이벤트 관계 분석과 관련된 연구는 이벤트를 분석하는 방법에 대한 연구에 초점이 맞춰져 있다. 현재 시스템에서 발생한 이벤트를 대상으로 RNN, LSTM 기반의 이벤트 관계 분석을 수행한 연구는 전무한 상태이다. 본 연구에서는 신경망 기법인 RNN 알고리즘이 가지고 있는 특성을 활용하여 IT서비스에 실제 발생한 이벤트의 관계를 분석하여 RNN을 통한 이벤트 분석의 유효성에 대해 검증한다.

3. 이벤트 분석 방안

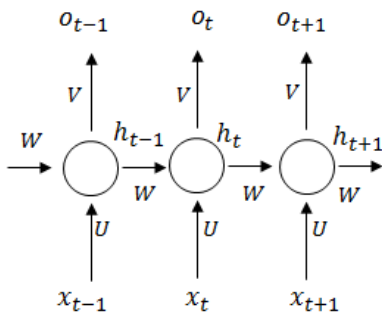
3.1 RNN 기법

인공 신경망 기법은 입력한 데이터를 신경망 노드와 활성화 함수의 가중치 통해 계산하고, 인공 신경망의 결과 값과 실제 정답의 차이를 비교하여 가중치를 조절하는 기법이다. RNN은 신경망의 결과 값이 다음 입력 값과 순환적으로 연결되어 새로운 입력 값이 이전의 출력 값에 관계를 맺게 된다. 이러한 구조로 인하여 선후 관계를 가진 데이터를 처리할 때 유용하게 사용할 수 있다(Gulli and Pal, 2017).

RNN의 순환적 구조는 아래 <Figure 2>와 같이 나타낼 수 있으며, x_{t-1} 에 가중치 U 가 계산되어 h_{t-1} 이 결정되고, h_{t-1} 은 가중치 V 가 계산되어 출력 값 O_{t-1} 이 계산되고, 가중치 W 가 고려되어 X_t 에 U 를 계산한 값과 더해져서 O_t 를 계산한다. 이것을 수식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned}
 x_t &= \text{input of time step } t \\
 h_t &= f(Ux_t + Wh_{t-1}) \\
 o_t &= \text{softmax}(Vh_t) \\
 o_t &= \text{output of time step } t
 \end{aligned}$$

활성함수 f 는 비선형 성을 가진 tanh 또는 ReLU를 사용한다. 또한 첫 번째 히든 스테이트(hidden state)를 계산하기 위한 h_{t-1} 은 일반적으로 0으로 초기화한다.



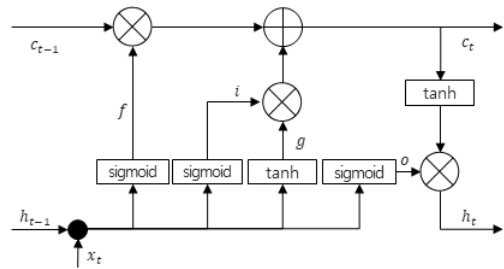
<Figure 2> RNN Structure

RNN의 경우 다른 인공신경망 기법과 동일하게 역전파 방식을 이용하는데, RNN에서는 모든 시간 단계에서 가중치를 공유하기 때문에 출력에 대한 기울기(gradient)는 현재 시간뿐만 아니라 이전 단계에도 영향을 미친다. 여러 시간에 걸친 역전파를 통해 기울기의 값이 0으로 수렴하는 기울기 소실(vanishing gradient)이 발생한다.

3.2 LSTM 기법

LSTM은 RNN의 장기 의존성문제를 해결할 수 있는 순환신경망 기법이다. <Figure 3>는 LSTM의 구조를 나타내며, 여기서 c 는 셀 상태인 내부 메모리를 의미한다. h 는 히든 스테이트이며, i 는 입력, f 는 망각, o 는 출력 게이트이며, g 는 내부 히든 스테이트를 나타낸다. 망각 게이트는 h_{t-1} 이 통과할 양을 정의하며, 입력 게이트는 현재 입력 x_t 에 대한 계산한 상태의 양을 정의하고, 출력게이트는 얼마나 많은 내부 상태를 다음 계층에 전달할지 정의한다. g 는 현재 입력인 x_t 와 이전 히든 스테이트 h_{t-1} 에 기반을 두고 계산한다. c_t 는 c_{t-1} 과 망각게이트의 곱에 입력 게이트와 g 의 출력 값의 곱에 더하여 계산한다. h_t 는 c_t 에 출력게이트를 곱하여 계산한다. 이를 수식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned}
 i &= \text{sigmoid}(W_i h_{t-1} + U_i x_t) \\
 f &= \text{sigmoid}(W_f h_{t-1} + U_f x_t) \\
 o &= \text{sigmoid}(W_o h_{t-1} + U_o x_t) \\
 g &= \tanh(W_g h_{t-1} + U_g x_t) \\
 c_t &= (c_{t-1} \otimes f) \oplus (g \otimes i) \\
 h_t &= \tanh(c_t) \otimes o
 \end{aligned}$$



<Figure 3> LSTM structure

따라서, RNN과 LSTM을 활용하면 과거의 이벤트 이력 데이터를 학습하여 이벤트의 관계 분석 모델을 생성할 수 있다. 생성된 모델은 이벤트에 대한 순서를 학습하게 되어, 이벤트 간의 관계를 분석할 수 있다.

3.3 데이터 구성방안

RNN과 LSTM을 활용하여 특정 시점의 이벤트를 입력값으로 사용하고, 해당 이벤트의 다음에 발생한 이벤트를 출력값으로 지정하여 모델을 생성할 경우 이 모델은 특정 이벤트를 입력받아, 다음에 발생할 확률이 가장 높은 이벤트를 출력하는 모델이 된다.

<Figure 4>는 입력데이터 구성을 나타낸다. 모델 생성을 위해 먼저 시스템에서 발생한 이벤트를 숫자로 변환한다. 변환된 이벤트를 시간 순서에 따라 입력값으로 나열하였고, 해당 이벤트의 다음에 발생할 이벤트를 출력 값으로 나열하였다.

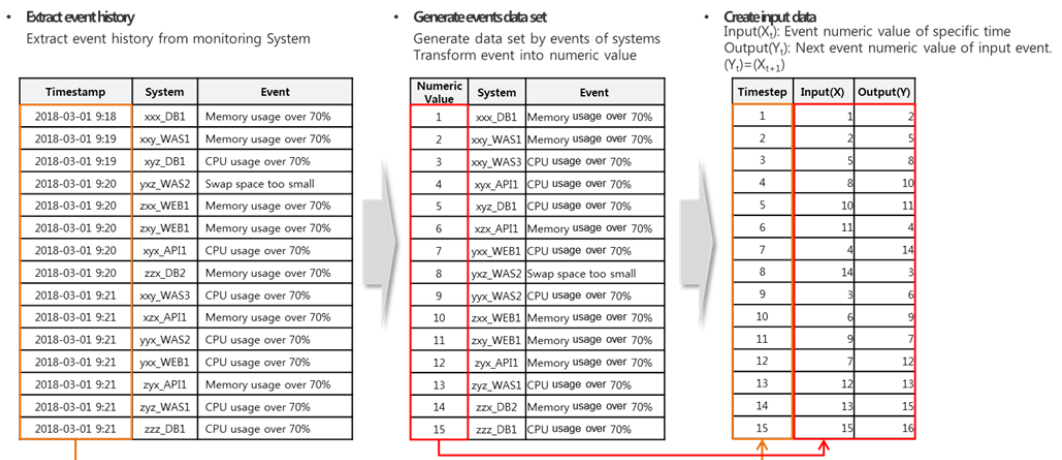
이런 데이터 구성에 따라 학습된 모형은 특정 이벤트가 발생하였을 때, 다음에 발생할 이벤트를 예측하게 될 것이며, 이전 값의 출력이 다음의 입력에 영향을 받는 순환 신경망의 특징으로 이전에 입력된 데이터가 다음 출력 예측의 정확도를 향상할 것이다.

4. 이벤트 관계 분석

이벤트 관계 분석을 위한 실험환경은 AWS의 GPU 인스턴스인 p2.xlarge를 활용하였다. p2.xlarge는 1개의 Tesla K80 GPU, vCPU 4core, 61GB의 메모리를 제공한다. 분석 모델 생성을 위한 프레임워크는 구글의 TensorFlow를 사용하였다. TensorFlow는 머신러닝 알고리즘을 실행하기 위한 라이브러리로 GPU 등의 분산 시스템에서 동작이 가능하다.

실험을 위한 이벤트 데이터는 A사의 서버 약 877대에서 2018년 3월 1일부터 2018년 3월 31일까지 발생한 이벤트 데이터를 사용하였다. 해당 기간 동안 발생한 총 이벤트는 123,272건으로, 이 데이터 중 운영자의 최적화되지 않은 임계치 사용으로 인하여 발생한 일일 발생건수 1,000건 이상의 이벤트에 대해서는 실험 결과의 정확도를 높이기 위하여 제거하고 57,656건의 이벤트를 대상으로 실험을 실시하였다.

대상 데이터의 80%인 46,124건을 학습데이터를 활용하였고, 나머지 20%인 11,532건을 테스트 데이터로 활용하였다. 신경망 기법은 RNN과 LSTM을 사용하였으며, 히든 레이어(Hidden Layer), 학습 횟수가 모델의 정확도에 미치는 영향을 파악하기 위해 히든 레이어를 2레이어와 4레이어로 나누어 모델을



<Figure 4> Input Data Creation

생성하였고 Epoch는 200회 400회로 각각 진행하였다. Learning rate는 0.002를 사용하였다. Sequence length는 10을 사용하였고, Loss function은 Sequence에 대한 Cross-entropy loss를 계산하는 Sequence loss를 사용하였다.

모델 생성결과는 결과는 2레이어 400 Epoch의 LSTM이 Loss값 2.685로 가장 낮은 Loss를 제공하는 것으로 확인되었다. 모델 생성 결과는 <Table 1>과 같다.

테스트는 각각의 생성된 모델에 테스트 데이터 11,532건을 발생 순서에 따라 모델에 입력하여, 출력된 데이터의 발생확률이 높은 10개의 이벤트 중 실제 다음에 발생된 이벤트가 있는지 여부를 판단하여 관계 분석수를 산출하였고, 분석률은 분석수를 전체 테스트 데이터 수 11,532를 나누어 산정하였다.

<Table 2>은 RNN, LSTM 모델을 기반으로 테스트를 한 수행 결과를 나타낸다. 테스트 결과는 신경망 기법과 히든 레이어 수에는 영향을 받지만, Epoch는 200회 이상의 경우 분석률에 크게 영향을 미치지 않는 것으로 확인되었다. 또한 히든 레이어 수가 4개로 설정된 경우 2개일 경우보다 4% 가량 분석률이 낮아지는 것으로 확인되었다. 최종 분석률은 LSTM 2레이어 모델이 가장 낮은 loss를 가지고 있음에도 불구하고, RNN 2레이어 모델이 가장 높은 관계 분석률을 보여주는 것으로 확인되었다.

가장 분석률이 높은 2레이어 400 Epoch의 경우, 46,124건이 학습된 모델에 11,532건의 입력 중에서 1,539개의 입력이 다음에 발생 될 이벤트의 발생 확률을 높게 예측하였다. 이는 학습데이터를 학습하는 과정에서 모델에 반영된 패턴이 기존에 학습되지 않은 테스트 데이터를 입력으로 사용하여 발견된 결과로, 1,539개의 다음에 발생될 것으로 예측된 이벤트는 해당 이벤트가 발생하기 전의 이벤트가 해당 이벤트의 발생에 영향을 주었을 수 있음을 의미한다. 따라서 전에 발생한 이벤트를 분석하면 다음에 발생될 이벤트의 원인이나 장애를 사전에 조치할 수 있다.

<Table 1> Model Creation Result

Neural Network	Epoch	hidden layer	Loss
RNN	200	2	4.900
RNN	400	2	4.890
RNN	200	4	5.681
RNN	400	4	5.669
LSTM	200	2	2.694
LSTM	400	2	2.685
LSTM	200	4	3.833
LSTM	400	4	3.822

<Table 2> Test Result

Neural Network	Epoch	hidden layer	Analysis result	result (%)
RNN	200	2	1,531	13.28%
RNN	400	2	1,539	13.35%
RNN	200	4	1,061	9.2%
RNN	400	4	1,073	9.3%
LSTM	200	2	1,497	12.98%
LSTM	400	2	1,500	13.01%
LSTM	200	4	1,104	9.57%
LSTM	400	4	1,097	9.51%

5. 결 론

기업은 기업의 신뢰도 확보를 위해 안정적인 IT 서비스 운영을 해야 한다. 하지만 비즈니스 환경이 급변함에 따라 IT서비스의 신속한 대응을 요구하고, 빈번한 비즈니스 변경에 기민하게 대응할 수 있는 클라우드, MSA(Micro Service Architecture), DEVOPS 등의 기술 등을 도입하고 있다. 클라우드의 자원을 분산하여 사용하고, MSA는 서비스를 분산해서 사용을 한다. 따라서 이러한 운용형태는 IT 운영자 입장에서의 운영 복잡도가 증가하게 되고, 장애의 원인을 파악하는 것이 어렵다.

기존의 연구에서는 대부분 상관관계 분석기법을 제시하였고, RNN, LSTM을 활용하여 실제 이벤트의 관계를 분석한 연구는 전무하다. 본 연구에서는 실증적으로 이벤트의 관계를 분석하여 중요한 사고(critical incident)가 발생했을 때, 해당 이벤트의

원인이 되는 이벤트를 분석하는 모델을 생성하였다. 특정 서비스의 시스템에서 발생한 이벤트에 대하여 RNN, LSTM 기법을 활용하여 관계분석을 실시하였다.

입력값으로 특정 시점에 발생한 이벤트를, 출력값으로 다음에 발생할 이벤트를 입력하여 데이터를 구성하였다. 이렇게 모델은 이벤트 발생 목록이 입력으로 주어졌을 때, 해당 이벤트 목록이 과거에 발생되고, 학습됐던 패턴과 일치할 경우, 그 다음에 발생할 이벤트를 예측하게 된다.

연구결과는 학습 시 Loss는 LSTM 2레이어 모델이 좋은 것으로 확인됐지만, 테스트 결과는 RNN 2레이어 모델이 높은 관계 분석률을 보여주는 것으로 확인되었다. 이는 LSTM이 학습데이터에 대한 과적합(Overfitting)으로 발생한 것으로 사료된다. 상세한 분석을 위해서는 training data에 대한 예측 결과를 비교한 분석이 필요하다.

이 모델을 통하여 다음에 발생할 이벤트를 예측할 수 있다. 이벤트 예측을 통하여 인시던트를 예방할 수 있다. 또한 입력으로 사용된 이벤트 목록의 출력으로 중요한 사고가 발생하였다면 입력으로 사용된 이벤트 목록이 중요한 사고를 야기한다고 볼 수 있다. 이벤트 목록에 해당하는 이벤트들을 사전에 조치하여 중요한 사고가 발생하지 않도록 조치하고 장애를 사전에 예방하여 IT서비스의 품질을 향상시키는데 기여할 것으로 기대된다.

본 연구에서는 이벤트간의 발생 시간차에 대해서는 고려하지 않았다. 이벤트간의 발생 시간차를 입력으로 구성할 경우 분석률이 향상될 것으로 판단된다. 이와 함께 추가적인 파라미터 조정을 통해 분석률이 개선될 수 있을 것으로 기대된다.

References

- Bouloutas, A.T., S. Calo, and A. Finkel, "Alarm Correlation and Fault Identification in Communication Networks", In *IEEE Transactions on Communications, Communications*, Vol.42, No.234, 1994, 523-533.
- Bychkov, I., G. Oparin, A. Novopashin, and I. Sidorov, "Agent-Based Approach to Monitoring and Control of Distributed Computing Environment", In Malyskhin V.(eds) *Parallel Computing Technologies, PaCT 2015, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.9251, Springer, Cham, 2015, 253-257.
- Cheng, L., B.F. van Dongen, and W.M.P. van der Aalst, "Efficient Event Correlation over Distributed Systems", In *2017 17th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGRID)*, 14-17 May 2017, 1-10.
- Gardner, R.D. and D.A. Harle, "Methods and Systems for Alarm Correlation", In *Global Telecommunications Conference, GLOBECOM '96. Communications : The Key to Global Prosperity*, Vol.1, 18-28 November 1996, 136-140.
- Grati, R., K. Boukadi, and H. Ben-Abdallah, "Overview of IaaS Monitoring Tools", In *2015 IEEE/ACS 12th International Conference of Computer Systems and Applications (AICCSA)*, 2015, 1-7.
- Gulli, A. and S. Pal, *Deep Learning with Keras : Implement Neural Networks with Keras on Theano and Tensor Flow*, Packt Publishing, 2017.
- Jakobson, G. and M. Weissman, "Alarm Correlation", *IEEE Network*, Vol.7, No.6, 1993, 52-59.
- Kim, H.S. and S.A. Park, "An Empirical Study on Contract Model for IT Outsourcing Application Operation", *Journal of Information Technology Services*, Vol.16, No.2, 2017, 45-60.
- Kliger, S., S. Yemini, Y. Yemini, D. Ohsie, and S. Stolfo, "A Coding Approach to Event

- Correlation”, In : Sethi A.S., Raynaud Y., Faure-Vincent F.(eds) Integrated Network Management IV. IM 1995, The International Federation for Information Processing, Springer, Boston, MA, 1995, 266-277.
- Lee, S., K. Levanti, and H.S. Kim, “Network Monitoring : Present and Future”, *Computer Networks*, Vol.65, No.2, 2014, 84-98.
- Meera, A. and S. Swamynathan, “Agent based Resource Monitoring System in IaaS Cloud Environment”, *Procedia Technology*, Vol. 10, 2013, 200-207.
- Renita, J. and N.E. Elizabeth, “Network’s Server Monitoring and Analysis Using Nagios”, In *2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 2017, 1904-1909.
- Salah, S., G. Macia-Fernandez, and J.E. Diaz-Verdejo, “A Model-based Survey of Aert Correlation Techniques”, *Computer Networks*, Vol.57, No.5, 2013, 1289-1317.
- Steinberg, R.A., ITIL Service Operation, 2011, The Stationery Office.
- Tso, F.P., S. Jouet, and D.P. Pezaros, “Network and Server Resource Management Strategies for Data Centre Infrastructures : A Survey”, *Computer Networks*, Vol.106, 2016, 209-225.

◆ About the Authors ◆



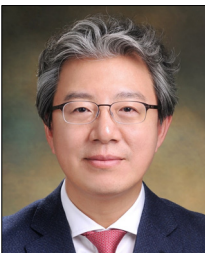
Woosung Jeon (woosung.jeon@kt.com)

Woosung Jeon is currently working at KT DS as an assistant manager. He received his Master of Engineering in Information Science and is currently a Ph.D. student of IT Policy and Management at Soongsil University. His research areas are IT infra operation, machine learning and open source architecture.



Youngsuk Park (gogodial1@naver.com)

Youngsuk Park, received his bachelor's degree of Mathematics Education in Sungkyunkwan University and master's degree of Engineering in Yonsei University. He is currently a Ph.D. student of IT Policy and Management at Soongsil University. He is the representative director of Maris Care Co., Ltd., His research areas are Internet of things and Big data-based adult medical care Service.



Jeongil Choi (jichoi@ssu.ac.kr)

Jeongil Choi is currently a professor of School of Business Administration, Soongsil University. He is also serving as president of the Korea Society of IT Services. He received his Ph.D. degree in Management from University of Nebraska-Lincoln in USA. He worked as an assistant professor at Merrimack College, North Andover, MA, USA and a senior research associate at Korean Information Society Development Institute. His research areas are focused on online business model, service operations management, and IT-based service adoption and diffusion.