

기계학습 기반 네트워크 지능화

한 연 회

한국기술교육대학교

I. 서 론

기계학습(machine learning)은 “환경과의 상호 작용에 기반한 경험적인 데이터로부터 스스로 성능을 향상시키는 시스템을 연구하는 과학과 기술”로 정의된다^[1]. 즉, 기계학습은 컴퓨터가 수행해야 할 작업을 여러 소스로부터 획득한 데이터를 스스로 배우도록 하는 방법론을 연구하는 학문분야이다. 최근 기계학습이 주목 받는 이유는 기계학습 기술이 학술적인 영역을 벗어나 다양한 응용 분야에서 상당한 성과를 보이며, 사람들의 일상생활과 산업 내용에 변화를 일으키고 있고, 앞으로 그 영향력이 더욱 커질 것으로 예상되기 때문이다.

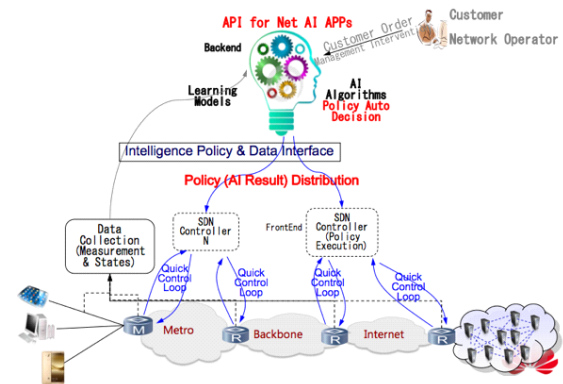
최근 기계학습 기술 발전을 이끄는 가장 중요한 기술은 심층학습(deep learning)이다^[2]. 심층 학습을 활용한 기계 학습 방법들은 최근 수 년 동안 다양한 응용분야에서 기존에 잘 알려진 SVM(Support Vector Machine) 등의 기계학습 방법들을 압도하는 주목할 만한 성능 개선을 보여왔다. 심층 학습은 많은 수의 계층으로 구성된 깊은 신경망(neural networks) 또는 특수한 목적으로 만들어진 계층 위주로 구성된 복잡한 신경망을 학습하기 위한 기술이다. 이와 대조적으로 과거에 사용되었던 신경망은 적은 수의 계층으로 단순하게 구성된 얇은 신경망으로 불리어진다. 얇은 신경망으로는 여러 산업계에서 풀고자 하는 문제를 풀기에는 그 성능이 절대적으로 부족하다.

과거에 깊은 신경망을 활용하지 못했던 가장 큰 이유는 1) 기존의 학습 알고리즘으로는 많은 계층으로 구성된 깊은 신경망을 학습하기 어려웠고, 2) 학습 데이터의 확보가 어려웠으며, 3) 컴퓨터 하드웨어 성능이 낮았기 때문이다. 그러나, 수년 전부터 깊은 신경망을 학습할 수 있는 새로운 기법들이 연구 개발되면서 존재하던 기술적 장벽이 극복되어 깊은 신경망들이 실용적인 응용분야에 널리 적용되었다. 게다가, 사회관계 네트워크(social network) 및 블로그(blog)를

비롯한 다양한 미디어 소스로부터 대량의 데이터 수집이 가능해지고, GPU와 같은 컴퓨터 하드웨어 성능의 발달 및 병렬/분산 처리 시스템의 발전으로 인하여 이러한 심층 학습의 성능은 더욱 높아지고 있다.

한편, 통신 및 네트워크 학계 및 산업계에서 주목받는 소프트웨어 정의 네트워크(SDN: Software Defined Network, 이하 SDN)는 소프트웨어 프로그래밍을 통해 네트워크 경로설정과 제어 및 복잡한 운용관리를 편리하게 처리할 수 있는 차세대 네트워킹 기술이다^[3]. 이를 위해 SDN에서는 네트워크의 데이터 평면(data plane)과 제어평면(control plane)을 분리하고, 이 사이에 표준화된 인터페이스를 제공하며, 네트워크 운용자가 여러 상황에 맞추어 제어 평면을 프로그래밍하여 데이터 평면에서 이루어지는 통신 기능을 다양한 방식으로 제어할 수 있다.

이러한 SDN 기술이 네트워크 관리 비용을 줄이기 위하여 사람보다는 소프트웨어에 의존적인 네트워크 기술이라면, 자연스럽게 이러한 소프트웨어가 고도로 발전하여 지능화된 소프트웨어에 의한 네트워크 관리 기술까지 고려해볼 수 있다. 2016년 11월에 있었던 97차 서울 IETF/IRTF 미팅에서는 Huawei에서 [그림 1]과 같은 지능 정의 네트워크



[그림 1] 지능 정의 네트워크(Intelligence-defined network) 개념도^[4]

(Intelligence-Defined Network) 기술 발표가 있었다⁴⁾. 지능 정의 네트워크는 기계 학습에 의하여 고도화된 지능을 지닌 시스템이 사람의 개입 없이 자율적으로 운영하는 네트워크를 일컫는다.

본 논문에서는 지능형 네트워크를 실현하기 위하여 기계 학습을 활용하는 연구 활동을 국제 표준화 단체, 특히 IETF/IRTF 및 ITU-T를 중심으로 살펴보고, 현 시점에 주목할 만한 지능형 네트워크 연구 사례들을 설명한다. 또한, 마지막으로 현재까지의 연구 결과를 토대로 향후 지능형 네트워크 실현 전망을 논한다.

II. 국제 표준화 단체 동향

2-1 IETF/IRTF의 기계 학습 기반 지능형 네트워크 관련 동향

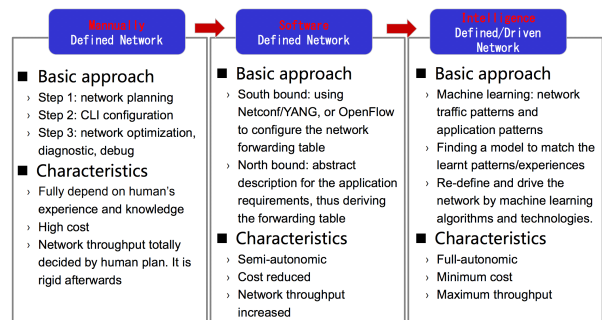
2016년 7월 96차 IETF 미팅(독일 베를린)에서도 이전에 개최되었던 IETF 회의에서와 마찬가지로 IRTF 회의가 함께 열렸다. IRTF는 Internet Research Task Force의 약자로서 인터넷 프로토콜, 인터넷 구조, 인터넷 응용과 관련된 장기 연구 주제를 발굴하고, 각 연구 주제별로 research group(RG)을 형성하여 해당 RG 내 논의를 거쳐 Information 성격의 RFC 표준 문서를 만드는 연구 중심의 국제 표준 조직이다. 특정 주제에 관한 RG를 구성할 계획이 있다면 먼저 RG를 IRTF 운영 조직에 제안하여 ‘Proposed RG’ 상태로 오프라인 미팅을 몇 차례 운영하면서 참가자들의 호응을 얻어 IRTF의 운영조직으로부터 승인을 얻어 정식 RG를 구성할 수 있다. 현재 몇몇 개의 ‘Proposed RG’들이 존재하고 있고, 이 중 96차 IETF 미팅에서 세 번째 미팅을 했던 NMLRG(Network Machine Learning Research Group)⁵⁾는 네트워크 관련 데이터를 기계 학습 알고리즘에 접목하여 네트워크 제어 및 관리를 지능적으로 운영하는 방안을 모색하는 연구 그룹이었다. 이 연구 그룹에서 표방하는 연구 주제는 다음과 같았다.

- 기존 네트워크에서 얻은 지식(knowledge)을 활용하여 새로운 네트워크 구성을 용이하게 하는 방안 연구
- 라우팅 최적화를 위하여 기계 학습 알고리즘을 활용하는 방안 연구

- 네트워크 상태를 예측하여 네트워크 관리를 용이하도록 만들기 위해 기계 학습 알고리즘을 활용하는 방안 연구
- 동적 자율(dynamic and autonomic) 네트워크 구성을 위하여 기계 학습 알고리즘을 활용하는 방안 연구
- 네트워크 고장(fault)에 관한 상황을 학습하고, 복구(recovery)를 자동화하는 방안 연구
- 네트워크 공격(attack) 행위를 학습하고, 네트워크 스스로 방어 체계를 갖추도록 하는 방안 연구
- 네트워크에서 교환되는 데이터 자료에 대한 표준 구조를 제시하여 네트워크 데이터를 기계 학습 알고리즘의 학습 데이터로서 활용을 용이하게 하는 방안 연구

IRTF NMLRG는 위와 같은 연구 주제에 관한 여러 가지 기법들에 대한 조사(survey)를 실시할 예정이었으며, 네트워크 기계 학습 제안 기법들에 대한 명세서(specification)를 만들고, 실제로 구현되어진 프로토타입 구현들로부터 제안 기법들의 활용 가능성을 검토하는 작업을 할 예정이었다. 특히, 이 연구 그룹에서 이루어진 Manually Defined Network으로부터 Software Defined Network으로 발전이 이루어지고 있는 상황에서 향후에는 Intelligence Defined Network으로 방향이 맞추어질 것이라는 주장은 크게 주목 받았다⁴⁾.

하지만, Proposed RG로 존재하였던 NMLRG는 2017년 초에 정식 RG로 승인받지 못하고 닫히게 되었다. 정식 RG로 승인받지 못한 주된 이유는 논의해야 할 아이템을 올바르게 정리하지 못하였기 때문이었다. 즉, 네트워크 기계 학습



[그림 2] 지능 정의 네트워크(Intelligence defined/driven network)의 발전 전개⁴⁾

이라는 주제에는 해결해야 할 문제(problem)들이 매우 많고, 이 문제들을 해결하기 위해 접근하기 위한 방법들도 많기 때문에, 어느 정도는 논의의 아이টে를 분명히 정리할 필요가 있었다. 하지만, 여러 가지 논의할 내용만 회의에서 마치 연구 내용 발표 형식으로 제시되기만 하였을 뿐, 정식 RG로 승인 받을 정도로 그러한 논의의 아이টে를 올바르게 정리하지 못한 것이 주된 이유가 되었다.

그래서, 2017년 99차 IETF 미팅에서는 정식 RG로 승인 받지 못한 기계 학습 기반 네트워킹이라는 주제를 향후 어떻게 다시 정리하여 앞으로 나아갈지 논의하는 IDNET(Intelligence-Defined Network)⁶⁾이라는 이름의 Bar BoF가 열렸다. Bar BoF는 비형식적으로 임의의 주제에 대해 관심 있는 사람들끼리 모여 향후 연구 및 표준화 방향에 대해 논의하는 모임을 일컫는다. 이 미팅은 주로 Huawei에서 준비한 발표 자료를 바탕으로 Network Monitoring, Network Prediction, QoS 등과 같은 전통적인 네트워크 기술들에 기계 학습과 같은 지능화 기술을 접목할 수 있다는 공감대를 다시 한번 확인하는 자리가 되었다.

이후 IDNET 모임은 주로 이메일을 통한 온라인 토론 형식으로 지금까지 계속해서 기계 학습 활용 네트워크 관리 사례를 모으고, 이를 통하여 향후 IETF/IRTF 내에 주요 연구 및 표준화 이슈로서 자리매김하기 위한 노력을 하고 있다.

2-2 ITU-T SG12의 지능형 네트워크 관련 동향

ITU-T SG12에서는 Y.INADF 아이টে 이름으로 “Framework for Intelligent Network Analytics and Diagnostics”의 표준화 아이টে를 올해 초에 채택하여 논의 중에 있다⁷⁾. 이 아이টে는 지능망 분석 및 진단 프레임워크에 관한 표준으로서 운영 네트워크 상에 특정 이상동작 파악 및 근원지 진단을 위한 목적을 지니며, 네트워크 위험도 평가 등에 활용될 수 있다. 즉, 네트워크로부터 수집한 데이터(네트워크 로그, 네트워크 설정 데이터, 서비스 플랫폼 데이터, 트래픽 통계 등)를 분석하여 평가할 수 있도록 전반적인 네트워크 상태 분석부터 특정 사용자 이슈까지 식별할 수 있는 프레임워크 제공을 목적으로 한다.

향후 이러한 프레임워크가 올바르게 구축된다면, 운영 네트워크의 지식 정보(knowledge) 및 도메인 규칙 등 데이

터 분석 기술을 통합하고, 통계 분석 및 데이터 마이닝 기술 레버리징(leveraging)을 통해 결함 관리(fault management), 설정 관리(configuration management), 성능 관리(performance management) 및 위험 측정(risk assessment) 지원이 지능적으로 수행되는 상황을 기대해볼 수 있다.

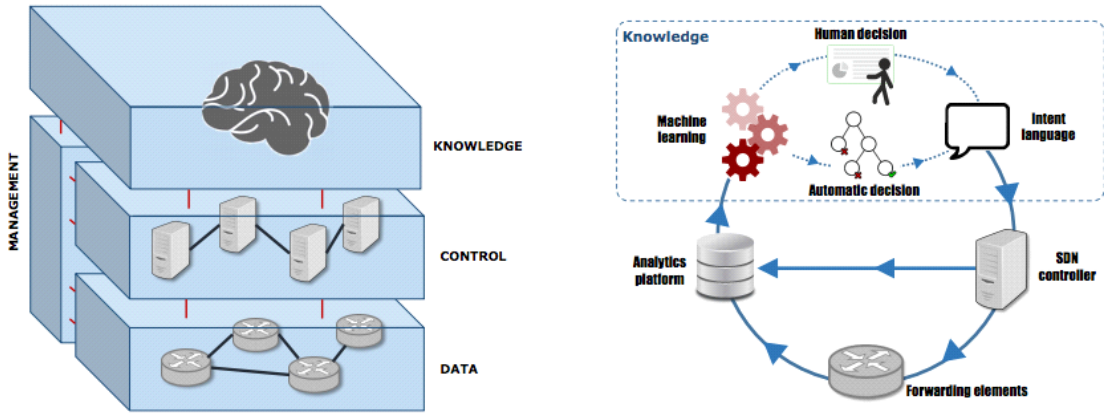
III. 지능형 네트워크 연구 사례

3-1 지능 정의 네트워크(Knowledge-Defined Networking)

최근 Intel, HP, Brocade, Cisco 등이 Universitat Politecnica de Catalunya 대학과 공동으로 연구하여 발표한 논문인 Knowledge-Defined Networking 이라는 논문에서 Knowledge-Defined Networking(KDN) 기술이라는 용어가 처음 등장하였다⁸⁾.

[그림 3]에서 볼 수 있듯이 KDN은 기본적으로 SDN을 가정하고 있으며, 전체적으로 Data, Control, Management, Knowledge의 4개 평면구조를 지니고 있다. Data 평면은 데이터 패킷의 저장, 전송, 처리의 역할을 담당하며, Control 평면은 Data 평면의 효율적인 운영을 위한 매핑 및 처리 규칙을 생성하고 교환한다. Management 평면은 장기간에 걸쳐서 네트워크의 운영 및 성능 상태를 감시하고, 네트워크 장비들의 설정을 핸들링하고, 네트워크의 연결 구조, 즉, 토폴로지(topology)를 정의한다. 마지막으로 Knowledge 평면이 가장 중요한 평면으로서 네트워크 행동 양식 모델(behavioral models)을 통합하고, SDN 네트워크로의 의사 결정(decision making)을 위한 추론을 담당한다.

또한, KDN은 네트워크의 운영 루프(operational loop)를 정하고 있다. 이 루프에 의하면 Knowledge 평면이 Analytics platform에서 각종 네트워크 정보를 받아 분석하여 여러 가지 네트워크 정책을 생성하고, 이를 SDN Controller에 전송하여 그러한 정책이 네트워크 장비에 전달되도록 한다. 단순히 네트워크 관리자가 한정된 정보를 얻어서 분석하는 것보다 이러한 루프 구조를 통해서 훨씬 많은 정보를 빨리 분석하여 더 좋은 네트워크 정책을 집행할 수 있다. 예를 들어, 네트워크 라우팅을 동적으로 설정하는 경우, 위와 같은 기술을 활용하면 동적으로 최적의 라우팅(Bandwidth를 최적화) 경로를 찾아낼 수 있다. 실제로 해당 연구에서는 이



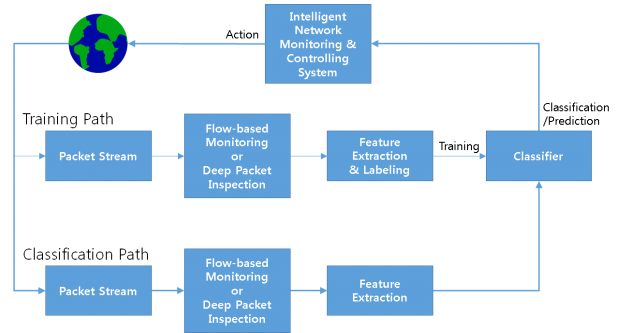
[그림 3] Knowledge-Defined Networking에서 정의하는 평면 구조 및 운영 루프^[8]

에 대한 간단한 검증을 수행하였으며, Neural Network, Polynomial Regression, SVM 등의 잘 알려진 기계 학습 기법을 이용하여 라우팅 경로를 찾는 것을 구현하였다.

3-2 네트워크 트래픽 분류 및 이를 통한 보안 감시

최근에 다양한 멀티미디어 응용 및 서비스가 등장하면서 네트워크 트래픽 볼륨(volume)이 방대해지고, 트래픽이 담고 있는 콘텐츠의 내용도 매우 다양해졌다. 이러한 네트워크 트래픽이 ISP 사업자가 운영하는 네트워크 성능 및 보안에 다양한 영향을 미치고 있으며, 특정 네트워크 요소에 장애를 일으키는 일이 빈번해지고 있다. 현재는 문제의 소지가 있는 네트워크 트래픽 패턴을 미리 정해두고, 이러한 패턴에 매칭되는 트래픽이 감지되면 상응하는 조치를 취하는 정도의 제어 및 관리를 적용하고 있다. 하지만, 트래픽의 특성이 다양해지면서 문제의 소지가 있는 트래픽 패턴을 일일이 관리자가 직접 생성하기가 힘들어지고, 또한 예상치 못한 새로운 형태의 트래픽이 네트워크로 들어오면 미리 만들어 놓은 패턴과 일치할 수 없기 때문에, 그러한 정적 트래픽 패턴 매칭으로는 올바른 조취를 취하기 어렵다. 이러한 이유 때문에 기계 학습을 적용한 네트워크 트래픽 관리가 필요하다는 주장이 제기되고 있다^[9].

네트워크 트래픽 관리에 기계 학습을 적용하는 절차는 [그림 4]와 같이 나타낼 수 있다. 우선 방대한 양의 과거 네트워크 트래픽에 대해 특징(feature) (예, 패킷 크기, 패킷 도착 시간 간격 등)을 추출하고, 해당 트래픽이 네트워크 성



[그림 4] 네트워크 머신 러닝을 이용한 닫힌 루프 시스템 (closed loop system)

능, 보안, 장애에 어떠한 영향을 미치고 있는지 레이블링(labeling)하여, 이를 학습 데이터(learning data)로 활용한다. 이러한 학습 데이터를 전통적인 기계 학습 알고리즘 등을 통해 학습을 하면 자동으로 트래픽 형태 및 영향에 따라 분류 작업을 하는 분류자(classifier)가 만들어진다. 이와 같은 기계 학습 이후 만들어지는 분류자는 실제 네트워크 트래픽이 발생할 때 이 트래픽이 네트워크에 어떠한 영향을 미칠지 예측(predict)하여 네트워크 제어 및 관리에 적용할 수 있다.

이러한 기계 학습 적용 절차는 전통적인 기계 학습 분류 중 지도 학습(supervised learning)에 해당한다. 여기서 주목할 것은 닫힌 루프 시스템(closed-loop system)의 구축이다. 실제 네트워크 트래픽에 분류자를 적용하여 네트워크 제어 및 관리가 이루어지면 이는 결국 실세계에 영향을 미친다. 예를

들어, 시스템에 심각한 영향을 미치기 위해 악의적으로 만들어진 트래픽들이 기계 학습에 의한 성능이 좋은 분류자에 의하여 네트워크 관리자의 통제하에 들어오면, 악의를 지닌 공격자들은 분류자에 의하여 올바르게 분류되기 힘든 새로운 형태의 트래픽을 만들어 내려고 노력할 것이다. 그러한 트래픽이 실제 네트워크에 흘러들어오고, 현재 운영되는 분류자에 의한 분류가 잘못된다면, 그러한 트래픽에 대한 특징 추출 및 레이블링 데이터를 구성하여 좀 더 지능적인 분류자를 구성하기 위한 학습데이터로서 다시 활용되어야 한다.

이러한 닫힌 루프 시스템은 관리자 등에 의하여 수동적으로 운영되는 것이 아니라, 다소 난이도가 있겠지만, 개발자들에 의하여 자동화 시스템으로 구축되어야 한다. 이상적인 자동화된 닫힌 루프 시스템에서는 실세계에서 발생하는 각종 네트워크 트래픽에 대해 분류자가 지속적으로 적응하면서 구성되어야 하며, 만약 실세계에서 발생하는 네트워크 트래픽의 특성들이 일정 기간 동안 비슷하게 유지된다면 분류자의 예측 성능이 최적화되어 결국 네트워크 관리 및 제어 작업도 최적으로 구성될 것이다.

한편, CNN(Convolutional Neural Network)과 같은 최신 딥러닝 기법을 활용한 표현 학습(representational learning) 기반 네트워크 트래픽 분류 연구가 주목받고 있다^[10]. 이 방법은 별도로 트래픽 분류를 위한 특징(feature)을 추출하지 않고, 패킷 그 자체의 표현 내용을 학습하는 방식이다. 즉, 패킷 데이터를 마치 이미지 데이터인양 취급하여 이미지 분류에 최고의 강점을 보이는 딥러닝 모델인 CNN을 활용하여 원하는 종류의 패킷 데이터 그 자체를 학습하는 방법이다. 이 방법은 관심 있게 분류하려는 패킷 데이터의 수집량이 많아야 분류의 정확도가 높아지는 한계가 있지만, 분류 규칙을 만들거나 트래픽 특징을 도출하는 등의 관리자의 개입이 전혀 없어도 네트워크 트래픽 분류 시스템을 구성할 수 있다는 장점이 있다.

3.3 강화 학습을 활용한 지능형 라우팅

강화 학습(reinforcement learning)은 어떤 환경(environment) 안에서 정의된 에이전트(agent)가 현재의 상태(state, observation)를 인식하여, 선택 가능한 행동(action)들 중 보상(reward)

을 최대화하는 행동을 선택하는 학습방법이다. 99차 IETF 미팅에서는 ETRI와 KoreaTech에서 기계 학습의 여러 가지 기법 중 강화 학습(reinforcement learning)을 네트워크 관리에 이용할 수 있도록 하는 분산 에이전트 프레임워크를 제안하였다^[11]. 특히, NDN(Named Data Networking)의 효율적인 라우팅을 위하여 강화 학습을 적용한 사례를 발표하였다. 아직은 초기 단계의 연구이지만, NDN 네트워크 전반을 강화 학습의 환경으로 두고, 여기저기 분산되어 있는 콘텐츠들 중 가장 가까운 곳에 존재하는 원하는 콘텐츠를 찾을 때 좋은 보상을 주는 방식으로 강화 학습을 라우팅에 접목하는 예가 소개되었다.

강화 학습을 라우팅에 접목하는 연구는 약 20여년 전 수행된 적이 있다^[12]. 그 당시에는 단순한 패킷 네트워크에서 학술적인 차원에서 강화 학습을 접목하였지만, 최근에는 SDN과 NDN 등의 새로운 방식의 네트워크가 등장하고 있고, 이러한 네트워크에서는 짧은 경로로만 패킷을 보내는 것이 아닌, 에너지 효율성 등과 같은 다양한 목적을 만족하는 라우팅이 필요하므로, 강화 학습을 통한 효율적인 라우팅 연구는 흥미로운 주제라고 생각된다.

IV. 결론 및 향후 전망

기계 학습은 그 역사가 오래되었지만, 네트워크 트래픽 데이터를 빅데이터로 취급하여 이를 지능적인 네트워크 관리 및 제어에 활용하는 네트워크 기계 학습은 이제 초기단계라고 볼 수 있다. 크게 보면, IETF/IRTF에서는 IDNET(Intelligence-Defined Network)이라는 이름으로, 학계에서는 KDN(Knowledge-Defined Networking)이라는 이름으로 관련 전문가들이 지능형 네트워크 연구를 시작했다고 볼 수 있다.

현 시점의 연구 결과들을 살펴보면 어느 정도 제한된 환경에서 연구 실험된 결과로는 의미 있는 결과를 보여주고 있지만, 실제 운영 중인 사업자 네트워크 환경에서 제대로 테스트된 연구 결과는 거의 없다. 사람인 네트워크 관리자가 직접 운영하는 현 시점의 운영자 네트워크에 대하여 전적으로 지능형 소프트웨어가 그러한 운영 관리를 하도록 맡긴다는 것은 꽤나 부담되는 결정이라고 볼 수 있다. 게다가

가 내재적으로 분산되고, 복잡한 네트워킹 요소들 모두를 종합적으로 분석하고, 처리하는 문제까지는 아직 올바른 연구를 못하고 있다.

예상하건데, 기계학습에 관한 초기 연구 결과는 최근 네트워크에서 많은 문제가 되고 있는 DDoS와 같은 보안 공격에 대한 대처 방법으로 우선 활용될 것이다. 특히, DDoS 공격 데이터의 양과 속도가 매우 많고, 빠르게 변화하여 그 패턴도 다양하기 때문에, 네트워크 관리자가 직접 모든 공격 패턴에 대해 대처하는 것은 매우 어렵다. 그러므로, DDoS 공격 대응과 같은 네트워크 보안 분야야 말로 자동화된 지능형 네트워크 운영 관리 기술이 매우 필요한 분야이다.

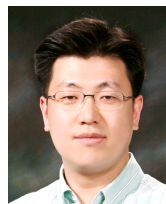
초연결 지능 사회로 나아가고 있는 현 시점에 기계학습 기술이 사회 곳곳에 실제로 접목 및 활용되고 있다. 이제 네트워크 운영 관리 분야에서도 기계 학습에 대한 연구 및 적용과 관련하여 많은 관심과 정책적, 재정적 지원이 집중적으로 이루어져야 한다고 생각한다.

참 고 문 헌

[1] 장병탁, "차세대 기계학습 기술", 정보과학회지 25(3), pp. 96-107, 2007년 3월.
 [2] Y. Bengio, "Learning deep architectures for AI", *Foundations and Trends in Machine Learning*, vol. 2, no. 1, pp. 1-127, 2009.
 [3] D. Kreutz, F. M. V. Ramos, P. E. Verissimo, C. E. Rothenberg, S. Azodolmolky, and S. Uhlig, "Software-defined networking: A comprehensive survey", *Proceedings of the IEEE*, vol. 103, no. 1, pp. 14-76, Dec. 2014.
 [4] NML(Network Machine Learning) RG, 97th IETF Seoul Meeting, <https://www.ietf.org/proceedings/97/slides/slides-97-nmlrg-intelligence-defined-network-01.pdf>, Nov. 2016.
 [5] Proposed Network Machine Learning Research Group (PNMLRG), IRTF, <https://datatracker.ietf.org/group/nmlrg/charter>.
 [6] IDNET Information Page, <https://www.ietf.org/mailman/listinfo/idnet>
 [7] <https://www.itu.int/md/T17-SG12-C-0053/en>

[8] A. Mestres et al., "Knowledge-Defined Networking", *arXiv 1606.06222v2*, Jun, 2016.
 [9] S. Jiang, B. Liu, P. Demestichas, J. Francois, G. M. Moura, and P. Barlet, "Applying machine learning mechanism with network traffic", *IETF Internet Draft (Work in progress)*, <https://tools.ietf.org/html/draft-jiang-nmlrg-traffic-machine-learning-00>, Dec. 2016.
 [10] W. W. M. Zhu, X. Zeng, X. Ye, and Y. Sheng, "Malware traffic classification using convolutional neural network for representation learning", *Proc. of International Conference on Information Networking (ICOIN)*, Jan. 2017.
 [11] M. S. Kim, Y. G. Hong, and Y. H. Han, "Intelligent management using collaborative reinforcement multi-agent system", *IETF Internet Draft(Work in progress)*, <https://tools.ietf.org/html/draft-kim-nmrg-rl-00>, July 2017.
 [12] J. A. Boyan, M. L. Littman, "Packet routing in dynamically changing networks: A reinforcement learning approach", *Proc. of the 6th International Conference on Neural Information Processing Systems(NIPS)*, pp. 671-678, Nov. 29-Dec. 02, 1993.

≡ 필자소개 ≡
한 연 희



2002년 고려대학교 컴퓨터학과(이학박사)
 2002년~2006년: 삼성종합기술원 전문연구원
 2006년~2012년: 한국기술교육대학교 조교수
 2012년~2016년: 한국기술교육대학교 부교수
 2013년~2014년: 뉴욕주립대(SUNY) 컴퓨터학과 방문교수

2017년~현재: 한국기술교육대학교 정교수

[주 관심분야] Intelligent-Defined Networks, Machine Learning, Social Networks, IoT, 5G