



Title	Knowledge Defined Networkingの研究動向
Author(s)	飯田, 勝吉
Citation	電子情報通信学会技術研究報告, 122(185), 21-25
Issue Date	2022-09-08
Doc URL	<a href="http://hdl.handle.net/2115/86961">http://hdl.handle.net/2115/86961</a>
Type	article
File Information	IA2022-18.pdf



[Instructions for use](#)

# Knowledge-Defined Networking の研究動向

飯田 勝吉<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 北海道大学 情報基盤センター  
〒 060-0811 札幌市北区北 11 条西 5 丁目  
E-mail: [iida@iic.hokudai.ac.jp](mailto:iida@iic.hokudai.ac.jp)

**あらまし** コンピュータネットワーク分野で機械学習技術を応用する研究が広範に行われている。本稿では、Knowledge-Defined Networking (KDN) という概念を概説する。KDN は、David Clark が 2003 年に提唱した Knowledge Plane という概念をもとに、SDN 技術登場後に発展させたものであり、近年幅広く研究されている概念である。具体的には、ネットワーク内で獲得した統計情報を分析し、その結果を用いて SDN コントローラにより制御する。本稿では、KDN の歴史、アーキテクチャ、応用事例を紹介するとともに、今後の研究課題を述べる。

**キーワード** 機械学習技術, Knowledge-Defined Networking (KDN), 知識プレーン, SDN.

## Literature survey about Knowledge-Defined Networking

Katsuyoshi IIDA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Information Initiative Center, Hokkaido University,  
Kita 11, Nishi 5, Kita-ku, Sapporo-shi, 060-0811, Japan.  
E-mail: [iida@iic.hokudai.ac.jp](mailto:iida@iic.hokudai.ac.jp)

**Abstract** There currently are many R&D efforts about AI/ML technologies within the computer networking field. In this paper, we introduce Knowledge-Defined Networking (KDN), which is a novel network architecture using AI/ML technologies.

**Key words** AI/ML, Knowledge-Defined Networking (KDN), Knowledge Plane, and SDN.

### 1. はじめに

機械学習技術が発展し、様々な分野で活用されている。情報ネットワーク分野においても、その設計、運用、応用などの目的のために盛んに研究されている。たとえば、情報ネットワーク分野のトップカンファレンス (IEEE INFOCOM, ACM SIGCOMM) で関連するセッションやワークショップが開催され [1, 2]、また、IEEE JSAC で複数の特集号が企画される [3, 4] など、情報ネットワークにおける機械学習技術の研究は国内外で大変ホットな研究領域と言える。

本稿では、機械学習技術の情報ネットワーク分野での研究概況を説明したのちに、Knowledge-Defined Networking (KDN) という概念を概説する。

### 2. 情報ネットワーク分野での機械学習技術の研究概況と課題

本節では [5] などにに基づき情報ネットワーク分野での機械学習技術の研究概況と課題を説明する。

#### 2.1 研究概況

文献 [5] によると、情報ネットワーク分野での機械学習技術に関する最初の提案は、1998 年ごろ、KTH Sweden の研究者らが提唱した Cognitive Network (認知ネットワーク) [6, 7] だとされている。認知ネットワークとは、ネットワーク内部で過去に起こった事象や現象を分析し、それによって、ネットワークをよりよく制御する仕組みであり、当初は、無線ネットワークの物理層の制御を対象としていた。

図 1 に Google Scholar で調査した 2022 年 8 月現在の関連文献数の変化を示す。Google Scholar での調査に使用したキーワードは

- machine learning networking
- artificial intelligence networking
- AI networking

の 3 種類である。図によると、いずれのキーワードも 2019 年までほぼ単調増加で文献数が増えている<sup>(注1)</sup>。さらに、artificial

(注1) : machine learning networking の文献数が 2020 年以降に低調になっ

intelligence networking, AI networking の2つは2021年まで増えており、約20年の歴史がある分野であるにも関わらず、文献数がここ数年でさらに増えていることがわかる。

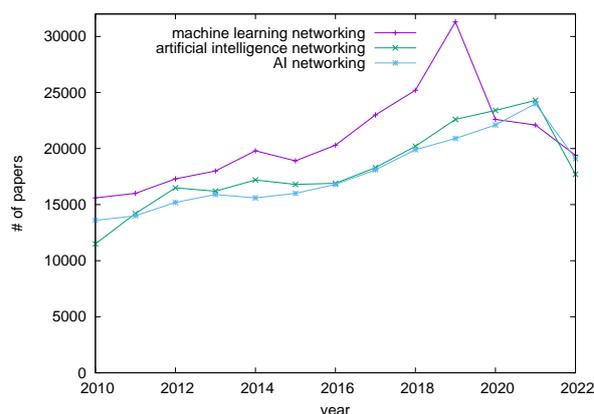


図1 Google Scholar の文献件数の推移

次に、具体的な研究分野を概説する。表1に特集号[4]の採択論文のテーマの分類と論文数を、表2にサーベイ論文[9]で紹介されている機械学習のユースケースを示す。分類としては「QoSと資源管理」に関する研究が多く(例[10,11])、また、セキュリティやプライバシーに関する研究(例[12,13])も多い。特徴的なユースケースとしては、「その他ネットワーク管理」分類のトラフィック分類(ネットワークセキュリティ分野と重複)やトラフィック予測がある。また、障害復旧や、最新のネットワークアーキテクチャであるエッジコンピューティング[14]に関するものも見受けられる。

日本においては、総務省SCOPEにおいて「革新的AIネットワーク統合基盤技術の研究開発」[15]が実施された。当該研究開発においては、

- I 「AIによるネットワーク運用技術」の実現
  - ア AIネットワーク基盤運用制御技術に関する研究開発
    - (1) AIネットワークアーキテクチャ技術(KDDI)
    - (2) AIサービスネットワーク基盤制御技術(NICT)
  - イ AIネットワーク状態分析技術に関する研究開発(KDDI)
- II 「AIによるネットワークサービス自動最適運用制御技術」

表1 JSAC 特集号[4]のテーマと論文数

分類	本数
トラフィックエンジニアリングとルーティング	2
トラフィック予測とスケジューリング	4
動画通信のQoE	2
モバイルエッジネットワーク	2
コンテンツキャッシュ管理	3
障害回復	1
分散学習(プライバシー)	3

ている理由としては、AIに比べてmachine learningという用語の利用頻度が下がったからなのか、それともGoogleによる文献の補足に時間がかかっているなどが想像できるが、よくわかっていない。

の実現

- ア AIネットワークリソース最適化技術(Hitachi)
- イ ネットワークサービス設計制御・更新技術(NEC)

という分担のもと、ネットワークの要件定義[16]、ネットワークの設計・構築[17]という運用前の段階で機械学習を利用する研究から、運用の段階において運用の自動化に関する研究[18,19]の研究が実施された。

以上のように、情報ネットワーク分野で機械学習技術を利用する研究は、20年以上の歴史があり、QoSと資源管理、ネットワークセキュリティ、ネットワークの自動設計、運用の自動化など、多様なテーマで幅広く研究されている。

## 2.2 課題

情報ネットワーク分野での機械学習の利用研究は20年以上の歴史があるにも関わらず、画像認識、音声認識、自然言語処理などに比べて、その成功は限定的と言える[5]。本節では[5]に記載に基づき、その理由の分析を述べる。

1. ネットワークで取得する統計データの複雑さ、多様性
2. 学習の一般化の困難さ
3. 教師あり学習のためのラベル付与の困難さ
4. 機械学習モデルの透明性の欠如
5. ネットワーク技術と機械学習技術の双方に精通した人材の欠如

1番の課題は、機械学習を利用するためには統計データを取得する必要があるが、その統計データの取り扱いの難しさが挙げられる。インターネットは、多様性に富む多数の「ネットワーク種別」、「プロトコル」、「アプリケーション」、「サービス」、「デバイス」、「利用者」の集合体であり、ある時間にある場所で取得された統計データの意味を解釈することが難しいことである。Googleの前のCEOのエリック・シュミットは、

The Internet is the first thing that humanity has built that humanity does not understand, the largest experiment in anarchy that we have ever had. (インターネットは、人類が作った人工物のなかで、人類が理解できない初めてのものである)

と述べている。以上をまとめると、インターネットの統計データは画像、音声などとは異なり、本質的に難しいことが根幹に

表2 サーベイ論文[9]のユースケース一覧

分類	ユースケース
QoSと資源管理	<ul style="list-style-type: none"> <li>・QoS/QoE管理</li> <li>・資源管理</li> <li>・輻輳制御</li> </ul>
障害管理	<ul style="list-style-type: none"> <li>・障害復旧</li> </ul>
ネットワークセキュリティ	<ul style="list-style-type: none"> <li>・トラフィック分類(重複)</li> <li>・侵入検知</li> <li>・振る舞い検知</li> </ul>
その他ネットワーク管理	<ul style="list-style-type: none"> <li>・トラフィック予測</li> <li>・トラフィック分類(重複)</li> <li>・経路制御</li> </ul>

あると考えられる。

次に、学習の一般化の困難さを挙げる。1 番の課題で述べた通り、ネットワークで取得する統計データは複雑で、多様性をもっているため、ある統計データやその統計データから作った学習モデルは、統計データを取得した環境でのみ利用可能であり、つまり一般化が非常に困難なことが課題となる。そのため、ネットワーク研究のための学習用データセットが機械学習の定量的な分析結果にどのような影響を与えるかを深く理解し、それに基づいた学習の一般化の研究を少しでも進展させる必要がある。

3 番目の課題は、教師あり学習のためのラベル付与の困難さをあげる。ネットワークで取得される統計データは大量であり、教師あり学習のために必要なラベル付与が困難である。そのため、人がラベル付けをした少量の統計データを用いた教師あり学習を用いるか、クラスタリングなどの教師無し学習を利用しかできないことも課題と言える。解決策としては、ネットワーク研究のための標準的なデータセットを作成し、研究者間で流通させることが挙げられる。そのための、研究コミュニティ全体の活動の活発化が求められる。

4 番目の課題は、深層学習 (Deep learning) では、作成した機械学習モデルの意味を理解することはできず、ブラックボックスとして利用することしかできないことである。この課題はネットワーク分野に限ったことではないが、他の分野と同様にネットワーク分野においても問題となる。

最後の課題は人材に関するもので、ネットワーク技術と機械学習技術の双方に精通した人材の欠如が挙げられる。片方の技術だけに精通した人材は多数いるが、双方に精通した人材は極端に少ない。今後の技術の発展のためには、技術者の養成が急務と言える。

### 3. 知識プレーンと Knowledge-Defined Networking

本節では、Knowledge-Defined Networking (KDN) [20] という概念を概説する。KDN は、David Clark らが 2003 年に提唱した Knowledge Plane [21] という概念をもとに、SDN 技術登場後に発展させたものであり、近年幅広く研究されている概念である。

#### 3.1 Knowledge Plane (知識プレーン)

David Clark らは 2003 年に Knowledge Plane (知識プレーン) という概念を提案した。知識プレーンは、インターネットの内部に知性 (intelligence) を設け、それにより自分自身の制御を行う概念である [21]。文献 [21] では、知識プレーンの概念を提案すると共に、知識プレーンが実現した際の利点、その要求仕様などをまとめている。

当該文献では、知識プレーンは以下のように定義されている。

... an approach to network design based on tools from AI and cognitive systems. (AI と認知システムに基づくあらたなネットワーク設計のアプローチ)

そのための、分散認知システム (distributed cognitive system) を構築することで知識プレーンを実現するとしていた。

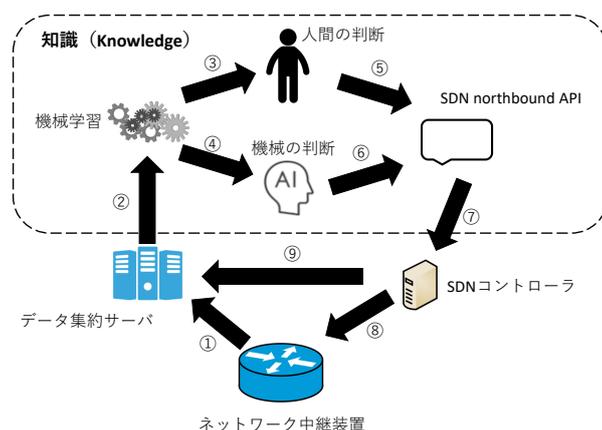


図 2 KDN の動作概念図 (文献 [20] の Fig. 1 を基に作画)

#### 3.2 Knowledge-Defined Networking (KDN)

2003 年に提案された知識プレーンは、先進的な概念ではあったが、時代が早すぎたためか、なかなかそのビジョンの実現には至らなかった。このような状況のなか、2017 年に Mestres らが知識プレーンを発展させた Knowledge-Defined Networking (KDN) という概念を発表した [21]。KDN は新しいネットワークアーキテクチャである Software-Defined Networking [22] を利用して知識プレーンを発展させている。SDN は集中制御型のネットワークアーキテクチャで、コントローラと呼ばれる集中制御ノードを利用して、ネットワーク内の全スイッチを制御する。KDN では、SDN の上位に知識 (Knowledge) を置き、知識が SDN コントローラに指示を出し、SDN コントローラはそれに従いネットワーク内のすべての中継装置を制御する。<sup>(注2)</sup>

KDN の動作概念図を図 2 に示す。KDN では、ネットワーク中継装置がデータ集約サーバに統計データを送信する (①)。データ集約サーバは網内の多数のネットワーク中継装置から集めた統計データを機械学習エンジンに送信する (②)。なお、機械学習エンジンは網外に存在する場合がある。その後、その結果を取りいれるかを人間が判断 (③⑤)、あるいは機械的判断 (④⑥) した結果を SDN のノースバウンドインタフェースに送信 (⑦) し、それを受け取った SDN コントローラが、網内のネットワーク中継装置を制御 (⑧) したり、データ集約サーバに対する指示を出す (⑨)。

このように、KDN では具体的なネットワーク制御方法が示されているため、知識プレーンに比べて現実感のあるネットワークアーキテクチャの構成が可能となっている。そのため、文献 [20] PDF 版の表紙の Public Review では、

... Clark's vision has yet to be fully realized in deployment. In this paper, the authors ask why this is, and whether recent developments in networked and distributed systems give cause to revisit KP. In

(注2) : KDN のオリジナルの定義は 「... to integrate behavioral models and reasoning processes oriented to decision making into an SDN network. (SDN 網の制御を、知識による意思決定に基づく振り舞いモデルと処理手順を統合するネットワーク)」とされている。

short, the authors argue the answer is yes. ... (現時点で Clark のビジョンは完全には達成されていない。そのため、本論文ではその理由を分析するとともに、それを乗り越えるための最新のネットワーク技術を用いた新たなネットワークアーキテクチャを構築することで、そのビジョンが達成できるとしている)

と評価されている。

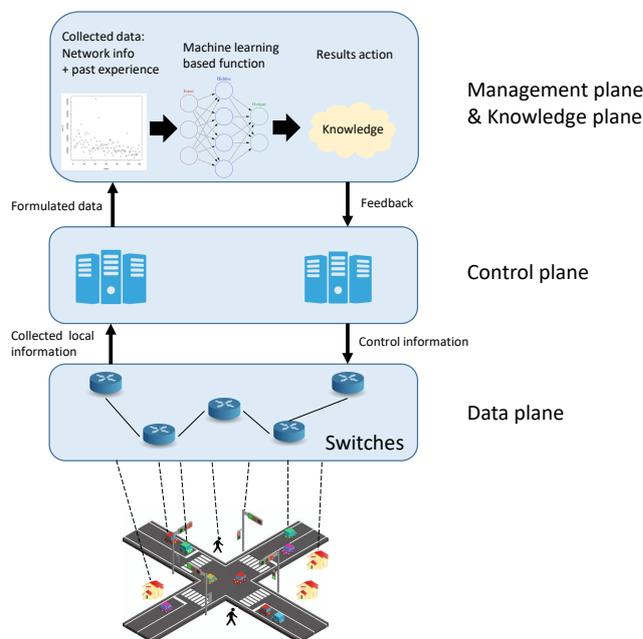


図3 KDN の概念図 ( [23] の Fig. 1 を基に作画)

KDN は 2017 年に提案された比較的新しい概念であるが、すでに網羅的<sup>(注3)</sup>なサーベイ論文 (主に無線網を対象) が出版されている [23]。以下では、当該サーベイ論文について紹介する。当該サーベイ論文では、図3の元になった Fig. 1 を使って KDN の概念を説明している。この図は、無線ネットワークを対象とした図で、ネットワーク (データプレーン) 内のローカル統計情報をコントロールプレーンで収集し、それを上位のマネジメントプレーン及び知識プレーンで機械学習を用いて分析し、その結果として得られる「知識」を用いたネットワークを制御する。制御にはコントロールプレーン (SDN コントローラ) を経由して、網内の全データ転送装置に指示を出す構成となる。

また、当該サーベイ論文は

- 1 節: Introduction to current future wireless networks
- 2 節: The road to knowledge-defined networking
- 3 節: SDN vs KDN
- 4 節: Southbound protocols
- 5 節: Machine learning technologies
- 6 節: **Application of machine learning for knowledge defined networking**

- 7 節: Terms and conditions associated with machine learning algorithms for generating knowledge
- 8 節: Motivations for applying knowledge-defined networking
- 9 節: **Challenges and open issues**
- 10 節: Conclusion

の 10 節の構成である。ここでは、6 節と 9 節を要約する。

6 節では無線網における KDN の応用例として

1. 資源管理
2. ネットワーク技術 (Networking)
3. 端末の移動管理
4. 端末の位置情報推定

が挙げられている。1. の資源管理は、表 2 の「QoS と資源管理」に近いものである。具体的には

- 無線スペクトラム割り当て (8 本)
- 無線出力管理 (7 本)
- QoS (2 本)
- 基地局切替 (5 本)
- コンテンツキャッシュ管理 (13 本)
- バックホール網管理 (3 本)

の論文が紹介されている。

2. のネットワーク技術 (表 2 の「その他ネットワーク技術」に対応) では、

- ルーティング (17 本)
- クラスタリング (8 本)
- ユーザアソシエーション (8 本)
- トラフィックとデータ集約 (2 本)

が紹介されている。

3. の端末の移動管理では、

- ユーザ移動予測 (4 本)
- ハンドオーバー管理 (15 本)

が、4. の端末の位置情報推定では、

- 室内位置推定 (12 本)

の論文が紹介されている。

最後の 9 節では、今後の研究課題がまとめられている。

1. 知識レイヤのアーキテクチャ的構成法の検討
2. **集中、分散、ハイブリッド知識レイヤ**
3. **「知識」の不確かさの検証と妥協**
4. **優先処理と知識の欠落**
5. 機械学習アルゴリズムの比較と有効性の評価
6. 標準データセットの策定

2. の集中、分散、ハイブリッドは、SDN や P4 などの集中制御コントローラを使う場合は集中となるが、マルチホップ無線などでは分散制御が必要になる場合があり、検討が必要と記さ

(注3) : 引用文献数 256, ページ数 48

れている。

3. の「知識」の不確かさの検証と妥協では、現在「知識」を構築する研究が多数存在するが、その不確かさに関する検証は不十分であるとしている。また、リアルタイムに確かさを検証したり、不確かなデータであることを理解した上で妥協して利用するなどの議論が必要としている。

4. 優先処理と知識の消滅は、プロアクティブ型の機械学習を対象に、リアルタイムに結論を出さなければならない場合に、一部の統計データを優先的処理をすることが求められていると記されている。また、部分的な統計データを用いたことにより、知識が部分的に欠落する場合があります、その対応が求められているとのことである。

#### 4. おわりに

機械学習技術の情報ネットワークの応用研究は、1998 年の認知ネットワーク、2003 年の知識プレーンから始まり、約 20 年の歴史がある。近年は、機械学習技術が注目されていることもあまって、国内外で研究が盛んに行われている。

本稿では、2 節で情報ネットワーク分野での機械学習技術の研究概況を述べたのちに、その課題として、ネットワークで取得する統計データの複雑さ、多様性の克服が求められていることなどを述べた。3 節では、2003 年に David Clark が発表した知識プレーンを概説したあと、SDN が登場したことにより、知識プレーンを発展させた Knowledge-Defined Networking (KDN) を紹介した。

KDN は、ネットワーク内の各中継装置から統計データを収集し、それを機械学習して「知識」を抽出する。抽出した「知識」を使って、SDN コントローラを経由してネットワークを制御する仕組みである。KDN の登場により Clark のビジョンの実現可能性が飛躍的に高まり、多数の研究論文が出版され、さらに網羅的なサーベイ論文 [23] が出版されている。本稿では、当該サーベイ論文の 6 節と 9 節を概説し、無線網を対象に、どのようなユースケースを対象とした研究が行われているかを紹介し、また、今後の課題を概説した。

#### 文 献

- [1] Workshop on AI/ML for Edge/Fog Networks (A4E) in conjunction with IEEE INFOCOM 2022, May 2022.
- [2] Technical Session 11: Networking for ML, ACM SIGCOMM2021, Aug. 2021.
- [3] P. Chemouil et al., “Special Issue on Artificial Intelligence and Machine Learning for Networking and Communications,” *IEEE J. Selected Areas in Commun.*, vol. 37, no. 6, pp. 1185–1191, June 2019. doi: 10.1109/JSAC.2019.2909076
- [4] P. Chemouil, P. Hui, W. Kellerer, N. Limam, R. Stadler, and Y. Wen, “Guest Editorial Special Issue on Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning for Networking,” *IEEE J. Selected Areas in Commun.*, vol. 38, no. 10, pp. 2229–2233, Oct. 2020. doi: 10.1109/JSAC.2020.3003065
- [5] P. Casas, “Two Decades of AI4NETS – AI/ML for Data Networks: Challenges & Research Directions,” *Proc. IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium (NOMS2020)*, Apr. 2020, pp. 1–6. doi: 10.1109/NOMS47738.2020.9110266
- [6] J. Mitola, *Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio*, Ph. D thesis, Royal Institute of Technology (KTH), May 2000.
- [7] R. Thomas, L. DaSilva, and A. MacKenzie, “Cognitive Networks,” *Proc. IEEE Int’l Symp. New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN 2005)*, Nov. 2005, pp. 352–360. doi: 10.1109/DYSPAN.2005.1542652
- [8] Google Scholar, <https://scholar.google.co.jp>, 2022 年 8 月 17 日アクセス.
- [9] R. Boutaba, et al., “A Comprehensive Survey on Machine Learning for Networking: Evolution, Applications and Research Opportunities,” *J. Internet Serv. & Appl.*, vol. 9, no. 16, 99 pages, June 2018. doi: 10.1186/s13174-018-0087-2
- [10] J. Zhang, M. Ye, Z. Guo, C.Y. Yen, and H.J. Chao, “CFR-RL: Traffic Engineering with Reinforcement Learning in SDN,” *IEEE J. Selected Areas in Commun.*, vol. 38, no. 10, pp. 2249–2259, Oct. 2020. doi: 10.1109/JSAC.2020.3000371
- [11] Y. Gao, X. Wei, and L. Zhou, “Personalized QoE Improvement for Networking Video Service,” *IEEE J. Selected Areas in Commun.*, vol. 38, no. 10, pp. 2311–2323, Oct. 2020. doi: 10.1109/JSAC.2020.3000395
- [12] D. Papamartzivanos, et al., “Introducing Deep Learning Self-Adaptive Misuse Network Intrusion Detection Systems,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 13546–13560, Jan. 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2893871
- [13] M. Song, et al., “Analyzing User-Level Privacy Attack Against Federated Learning,” *IEEE J. Selected Areas in Commun.*, vol. 38, no. 10, pp. 2430–2444, Oct. 2020. doi: 10.1109/JSAC.2020.3000372
- [14] 飯田勝吉, “エッジコンピューティング研究開発の現状と今後の課題,” 電子情報通信学会・技術研究報告, vol. 117, no. 187, IA2017-16, pp. 25–30, 2017 年 8 月. <https://ken.ieice.org/ken/paper/20170828abwM/>
- [15] 平成 30 年度総務省 SCOPE, “革新的 AI ネットワーク統合基盤技術の研究開発,” 2018~2020 年度実施.
- [16] 黒田貴之, 桑原拓也, 丸山貴志, 八鍬 豊, 田辺和輝, 福田達也, 里田浩三, 大崎隆夫, “ICT システムの設計に関する知識の機械学習による獲得,” 電子情報通信学会論文誌, vol. J104-B, no. 3, pp. 140–151, 2021 年 3 月. doi: 10.14923/transcomj.2020AII0001
- [17] 小河太郎, 牧野友和, 新井健二, “デジタルトランスフォーメーション時代における自律型ネットワークプロビジョニング,” 2021 年電子情報通信学会総合大会・予稿集, BI-5-5, 2 pages, 2021 年 3 月.
- [18] V.P. Kafle, P. Martinez-Julia and T. Miyazawa, “Automation of 5G Network Slice Control Functions with Machine Learning,” *IEEE Commun. Standards Mag.*, vol. 3, no. 3, pp. 54–62, Sept. 2019. doi: 10.1109/MCOM-STD.001.1900010
- [19] 大谷朋広, “AI を活用した運用支援システムの研究開発と標準化活動,” 超知性ネットワーキングに関する分野横断型研究会, 招待講演, 2021 年 11 月.
- [20] A. Mestres, et al., “Knowledge-Defined Networking,” *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 47, no. 3 pp. 2–10, July 2017. doi: 10.1145/3138808.3138810
- [21] D.D. Clark, C. Partridge, J.C. Ramming, and J.T. Wroclawski, “A Knowledge Plane for the Internet,” *Proc. ACM Conf. Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications (SIGCOMM’03)*, Aug. 2003, pp. 3–10. doi: 10.1145/863955.863957
- [22] K. Iida, “[Invited talk] Recent Research Trend in Networking: Software-Defined Networking and Network Functions Virtualisation,” *IEICE Tech. Rep.*, vol. 114, no. 286, IA2014-48, pp. 69–72, Nov. 2014. <https://ken.ieice.org/ken/paper/20141106GBth/eng/>
- [23] S. Ashtari, I. Zhou, M. Abolhasan, N. Shariati, J. Lipman, and W. Ni, “Knowledge-Defined Networking: Applications, Challenges and Future Work,” *Ar-ray*, vol. 14, Article 100136, 48 pages, Apr. 2022. doi: 10.1016/j.array.2022.100136