

2-6 光ネットワーク障害予兆検知技術

2-6 Predictive Fault Detection for Resilient Optical Networks

淡路 祥成 廣田 悠介 徐 蘇鋼

AWAJI Yoshinari, HIROTA Yusuke, and XU Sugang

ネットワーク・クラウドが不可欠な生命線である現代社会では、大規模輻輳^{ふくそう}や障害への迅速な対応、災害後の早期復旧が必須である。特に、膨大なトラフィックを支える光ネットワークの早期復旧は、通信サービスの継続性を確保するうえで不可欠である。しかし、現行の復旧手順とそれを支えるICT技術だけではその需要を十分に満たせない。そこで我々は、光ネットワークのレジリエンス強化を目指し、障害が顕在化する前にその予兆を捉えて対処するクローズドループ制御の要素技術を開発・実証した。さらに、機械学習モデルの精度向上に不可欠な学習データを機関を越えて集約できるよう、光テストベッド間でデータを安全に共有する基盤の研究開発を国際連携で進めている。

In modern society, where network and cloud infrastructures serve as critical lifelines, rapid responses to large-scale congestion and failures, as well as timely recovery from disasters, are of paramount importance. In particular, the early recovery of optical networks that carry massive volumes of traffic is indispensable for maintaining the continuity of communication services. Nevertheless, current recovery procedures and the ICT technologies that support them are insufficient to fully meet these requirements, resulting in a significant gap between operational needs and recovery capabilities. To enhance the resilience of optical networks, we have developed and demonstrated closed-loop control that detects the early signs of failures and responds before they escalate into service disruptions. Through international collaboration, we are also developing a platform that shares data across optical testbeds under controlled access, so that the learning data essential for accurate machine-learning models can be aggregated across institutions.

1 まえがき

光ファイバネットワークは、基盤通信技術としてユーザ間通信のみならず医療・行政など社会のあらゆる機能を支えるライフラインとなっており、その障害の影響は広範囲に波及する。とりわけ災害の多い我が国では、通信インフラを災害や障害に強いものとするのが重要な社会的課題である。災害や障害などにより光ファイバネットワークの状態や信号そのものの伝送品質が変化すると、瞬断やリンク途絶などの様々なネットワーク障害へとつながる。そのため、様々なレベルの障害を多面的・多層的に防ぐ仕組みが重要になる。そこで我々は、光ネットワーク内で障害を早期に検知・予測し、その影響が顕在化する前に対処する予防的な運用への転換の有効性について実証検討を進めている。あわせて、こうした機械学習に基づく障害予測の精度を高めるには、機関を越えて学習データを集

約できる仕組みが欠かせない。本稿では、(1) 障害の予兆を捉えて影響が顕在化する前に対処するクローズドループ制御と、(2) 光テストベッド間でデータを安全に共有する基盤(OTDS: Optical Testbed Data Space)という2つの取組を述べ、災害や障害に強い光ネットワークの実現に向けた道筋を示す。

2 光ネットワークの障害予兆検知とクローズドループ制御

ネットワークのレジリエンス向上は、障害が起こってから復旧するだけでなく、障害そのものを未然に抑えることから実現できる。そこで我々は、障害が顕在化する前の段階でその予兆を捉え、先んじて対処する予防的な運用への転換を目指している。そのためには、単一光ネットワーク内で障害を可能な限り早期に検知することが重要であり、障害の有無に加え、その

2 フェーズ1 自然災害に対する予測・検知

種類・発生箇所・影響範囲を限られた情報から特定したうえで、予兆の段階で影響が顕在化する前に対処することが求められる [1]。

光ネットワークの障害は、ファイバ切断のように物理的な原因で急に発生するハード障害と、フィルタの設定ずれや経年劣化、振動などにより伝送品質 (QoT) が緩やかに悪化するソフト障害に大別される [2]。このソフト障害の中でも対応が困難なのが、正常に見えていた通信が突然途絶する「サイレント障害」である。これは、伝送品質が悪化していてもエラー訂正 (前方誤り訂正、FEC) によって表面上は問題なく通信できている状態から、FECの訂正能力の限界を超えた瞬間に誤りが爆発的に増える「崖効果またはクリフエフェクト (cliff effect)」に至る現象である。訂正しきれずに通信品質が急激に低下するため、障害が発生してから対応では通信断を避けにくい。このため、急変に至る前の予兆を捉え、影響が顕在化する前に対処することが重要となる。

我々は、図1のように、光ネットワークの物理的な光信号情報など収集し、分析・障害予測し、障害を対処するクローズドループ型制御の要素技術を開発・実証した [3]。まず、商用の光ネットワーク機器を用いたテストベッド (16×16光スイッチと100 Gトランスポンダなどで構成) を構築 [4]し、エラー訂正によってサービス上は表面化しない伝送品質低下など、15パターンを超える模擬障害を人工的に再現した。次に、

正常・異常のラベルを付与しつつ、エラー訂正前のビット誤り率 (Pre-FEC BER) などのテレメトリデータを継続的に収集し、機械学習の学習用データセットとして整備した。

このデータを用いて、図2に示すように、時系列データの学習に用いられる3種類の機械学習モデル、

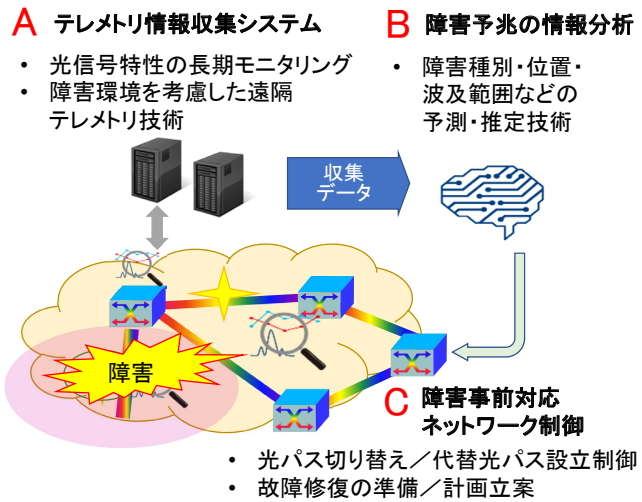


図1 テレメトリデータ収集・障害分析と予測・事前対応

表1 複数時間ホライズン予測の識別性能 (AUC)

予測時間	10秒	30秒	1分	2分	5分
訓練データ	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
テストデータ	0.67	0.69	0.78	0.86	0.88

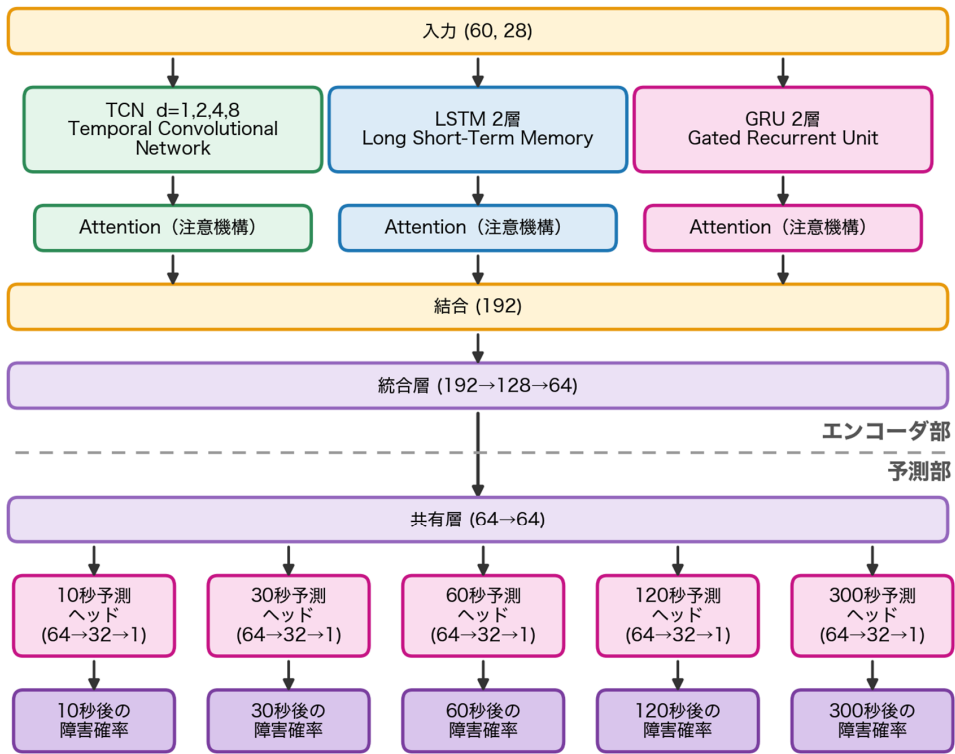


図2 提案するアンサンブルモデルの構成

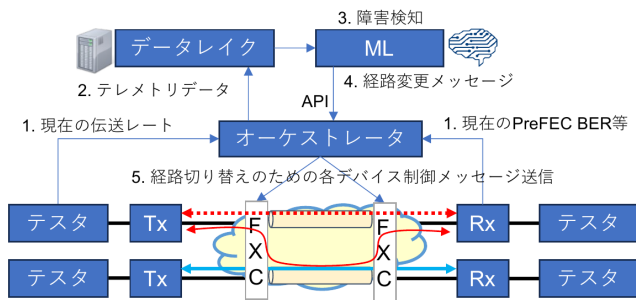


図3 障害予兆検知と自動経路切替の実証テストベッド

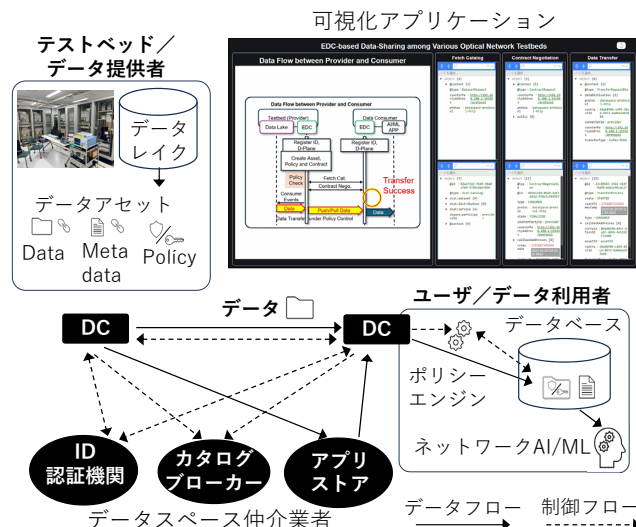


図4 光テストベッド・データスペース (OTDS) による国際テストベッド間データ共有

すなわち、長期的な時間変化を捉えるLSTM (Long Short-Term Memory)、LSTMを簡略化し少ないパラメータで同等の性能を得るGRU (Gated Recurrent Unit)、畳み込みにより時系列を並列かつ高速に処理するTCN (Temporal Convolutional Network) を組み合わせたアンサンブルモデルを開発した。複数のモデルの判断を束ねることで、単独のモデルより予測のばらつきを抑え、汎化性能を高めている。この手法では、10秒後・30秒後・1分後・2分後・5分後について、それぞれ障害が起きる確率を段階的に予測する。これにより、障害までの残り時間に応じた警報を出すことが可能となる。

テストベッドでの評価結果を表1に示す。予測する時間が長いほど識別性能が高まる傾向がみられ、最長の予測で、識別性能を表すAUC (どれだけ正しく見分けられるかを0から1の値で表す指標で、0.5はランダムな判別に相当し、一般に0.8以上で良好とされる。1に近いほど性能が高い) で0.88を達成した。これは、「10秒以内に障害が起きる」よりも「5分以内に障害が起きる」ほうが該当する事象が多く、予兆を捉えやすくなるためと考えられる。加えて、極端に短い時間先

の予測では品質の細かな変動の影響を受けやすいことも一因である。

さらに、この予兆検知のアラートメッセージを受けてオーケストレータ (ネットワーク全体の機器を統括して制御する管理装置) が光スイッチのポートを自動で切替え、あらかじめ用意した予備経路へ通信を退避させる一連の制御 (予兆検知から自動対処までを閉じたループとして行うクローズループ制御) を実証した。従来の固定しきい値による監視では障害発生後の対応に留まっていたのに対し、本方式は予兆の段階で対応できる点に利点がある (図3)。

予兆検知と自動対処を組み合わせることで、障害が通信に影響を及ぼす前に経路を切替える予防的な運用が可能になる。今後は、再現する模擬障害の種類を更に広げるとともに、実運用に近い環境での検証を重ね、人手を介さずネットワークが自ら障害を回避する自律的な運用の実現を目指す。

3 模擬障害データの公開と新たな共有の取組

こうした障害予兆検知の研究に加え、より多くの研究者がモデル開発に取り組めるよう、取得した模擬障害時データの一部を公開している [5]。一方で、個々の研究機関のテストベッドで得られるデータは、規模・トポロジ・観測期間・機器の多様性の点で実ネットワークの挙動を十分に表現できないことも多く、精度の高い機械学習モデルを得るには、機関を越えてデータを持ち寄れる仕組みが欠かせない。そこで我々は、複数の光ネットワークテストベッドの間でデータを安全に共有するための基盤として、光テストベッド・データスペース (Optical Testbed Data Space : OTDS) (図4) の研究開発を国際連携で進めている [6]。

現在までにOTDSでは、NICT (日本)、フラウンホーファー・ハインリッヒ・ヘルツ通信技術研究所 (ドイツ)、トリニティ・カレッジ・ダブリン (アイルランド) の3カ国の機関に、Adtran Networks SE (ドイツ) を加えた4者が、国境を越えてデータを共有する枠組みを実証している。ここで重要になるのがデータ主権 (各機関が自らのデータの扱いを自ら決められること) であり、その実現のために、機関の境界を越えたデータ流通を統制するコネクタ技術 (Eclipse Dataspace Components Connector : EDCC) を用いている。これにより、各機関は自らの規定や各国の規制に応じて共有の可否を規定し、条件を満たしたときにのみ自動的にデータが受け渡される。図5に、実験系を含む全体の構成を示す。研究室内に構築した実験系から取得したデータに、機器情報の匿名化やフィルタリングといった処理を施して共有用データを整え、

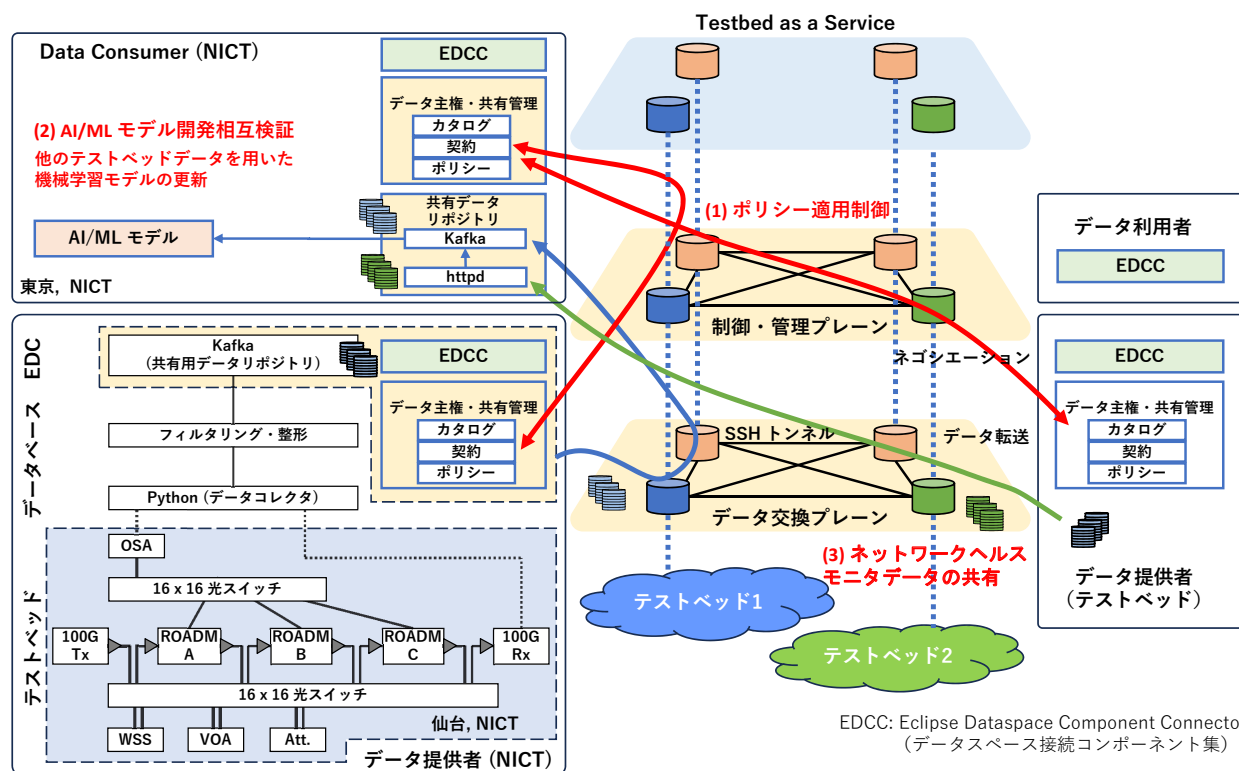


図5 OTDSにおけるポリシー制御とテストベッド間のML応用

EDCCを介してデータスペースへ登録・共有する。さらに、共有したデータを用いて機械学習モデルを更新することで、実験系で得たデータの価値向上とモデルの高度化の双方を図る。

共有の統制には、機器ベンダの身元を確認したうえで許可する「ベンダ検証」、機密につながる情報を除いてから渡す「匿名化」、あらかじめ定めた分析目的に利用を限定する「目的限定」という3種類のポリシーを用意した。例えば、機器を提供したベンダには実データへのより広い参照を許す一方で、機器ベンダの利益を保護すべき場合には匿名化したデータのみを共有する、といった使い分けを自動的に実行する。この基盤上で、ソフト障害の検知・箇所同定や、転移学習を用いた光増幅器(EDFA)の利得特性の予測[7]、稼働中ネットワークの予知保全といった機械学習の応用が、各機関の機密や規制を損なうことなく進められる。

機関を越えてデータを集約できる基盤が整えば、各機関のテストベッドで得られた知見を集約し、予兆検知をはじめとする機械学習モデルの精度を一段と高められる。今後は、共有するデータの種類や参加機関を広げ、相互に運用可能なデータ共有の枠組みへと発展させることを目指す。こうした取組を通じて、障害や災害に強い光ネットワークの実現に貢献していく。

4 今後の展望

AI／機械学習は今後更に高度化し、光ネットワークの制御にも様々なモデルが用いられるようになると考えられる。その精度を支えるのは学習に用いるデータであり、機関を越えてデータを集約できる基盤の整備が鍵となる。予兆検知については、再現する模擬障害の種類を更に広げるとともに、実運用に近い環境での検証を重ね、人手を介さずネットワークが自ら障害を回避する自律的な運用の実現を目指す。データ共有については、共有するデータの種類や参加機関を広げ、相互に運用可能な枠組みへと発展させる。これら2つの取組を通じて、災害や障害に強い光ネットワークの実現に貢献していく。

【参考文献】

- 1 F. Musumeci, C. Rottondi, G. Corani, S. Shahkarami, F. Cugini, and M. Tornatore, "A Tutorial on Machine Learning for Failure Management in Optical Networks," IEEE/OSA Journal of Lightwave Technology, vol.37, no.16, pp.4125–4139, 2019.
- 2 B. Shariati, A. P. Vela, M. Ruiz, and L. Velasco, "Monitoring and Data Analytics: Analyzing the Optical Spectrum for Soft-Failure Detection and Identification," Proc. ONDM, 2018.
- 3 廣田 悠介, 鈴木 大雅, 白岩 雅輝, 徐 蘇鋼, 淡路 祥成, "光ネットワークにおける異常予兆検知手法に関する一検討," 信学技報, vol.125, no.338, pp.81–85, 2026.
- 4 M. Shiraiwa, Y. Hirota, S. Xu, and Y. Awaji, "Autonomous Telemetry Data Accumulation Testbed with Emulated Failures in Optical Networks," IEICE Communications Express, vol.14, no.5, pp.181–184, 2025.

- 5 IEICE PN Dataset Repository,
https://www.ieice.org/~pn/jpn/pn_dataset_repository.html
- 6 A. Mitrovska, Y. Hirota, V. Karunakaran, A. Raj, S. Xu, T. Suzuki, A. Jafari, N. Dsilva, B. Shariati, Y. Yoshida, A. Autenrieth, M. Ruffini, P. Safari, J. K. Fischer, R. Freund, Y. Awaji, and T. Bauschert, "Scaling Optical Testbed Data Space for Data Sharing Across Vendor and Organizational Boundaries," Proc. OFC, M3Z.5, March 2026.
- 7 F. Musumeci, V. G. Venkata, Y. Hirota, Y. Awaji, S. Xu, M. Shiraiwa, B. Mukherjee, and M. Tornatore, "Transfer Learning across Different Lightpaths for Failure-Cause Identification in Optical Networks," Proc. ECOC, Mo2K-1, 2020.



淡路 祥成 (あわじ よしなり)

ネットワーク研究所
フォニクニックICT研究センター
センター長
博士(工学)
光通信ネットワーク
2020年 第65回前島密賞
2016年 フジサンケイ ビジネスアイ 第30回
先端技術大賞特別賞
2012年 第44回市村学術賞貢献賞



廣田 悠介 (ひろた ゆうすけ)

ネットワーク研究所
フォニクニックICT研究センター
フォトニックネットワーク研究室
主任研究員
博士(情報科学)
光通信ネットワーク
2018年 電子情報通信学会PN研究会
JPNデザインコンテスト優秀賞
2013年 電子情報通信学会 ICM研究賞



徐 蘇鋼 (じょ そこう)

ネットワーク研究所
フォニクニックICT研究センター
フォトニックネットワーク研究室
研究マネージャー
博士(工学)
光通信ネットワーク
2023年 ONDM2023 最優秀論文賞
2000年 APCC2000及びAPB最優秀論文賞