

AIによる保守業務高度化の実現

ドコモ・テクノロジー株式会社 ソリューションサービス事業部

ネットワーク開発部

サービス運営部

日本電信電話株式会社 ネットワーク基盤技術研究所

しおづ あきひろ きむら たつや
塩津 晃明 木村 竜也
よこた まさひろ
横田 将裕
やまもと こうじ
山本 浩司
やまぎし かずひさ
山岸 和久

モバイルネットワークは、ネットワーク仮想化や5Gなどの新たな技術の導入により、さらなる高度化が進んでいる。それに伴い、モバイルネットワークの保守業務量も肥大化し、従来実施しているリアクティブ（事後措置）な保守からの変革が求められている。そこで、スマートOPS構想のフェーズ3としてAI技術を適用した高度な分析が可能なシステム開発を行い、人手では難しかった予測に基づくプロアクティブ（事前措置）な保守業務の実現に取り組んだ。

1. まえがき

モバイルネットワークは、ネットワーク仮想化*1や5Gの導入により、今後、さらにサービスの多様化やネットワークの複雑化が進行すると想定される。そのような中、ネットワーク障害発生時の原因特定から復旧を行う保守運用業務（以下、オペレーション業務）も、従来型の人手でユーザーサービスの影響を

分析・特定する方法では、迅速かつ的確に分析することが困難となり、その係る作業量、作業時間の増大も明らかである。

そこで、アラーム検知後に行う従来型の事後措置（以下、リアクティブ）な保守からの変革を図るため、さまざまな分野で業務効率化が期待されるAIをオペレーション業務にも導入することとした。

本稿では、オペレーション業務にAI技術を活用

し、リアクティブな保守から事前措置（以下、プロアクティブ）な保守を実現する取組みについて解説する。

2. モバイルネットワークを取り巻く状況と業務上の課題

2.1 モバイルネットワークを取り巻く状況

これからのモバイルネットワークは、ネットワーク仮想化や5Gの導入およびIoT（Internet of Things）機器の急速な普及に伴い、低遅延・同時多数接続など、これまでの通信とは異なるトラフィック特性やネットワーク要件を必要とするさまざまなサービスでの利用へと変化を遂げようとしている。そして、これらのサービスを提供するシステムには、仮想化技術やネットワークスライシング*2など、新しい技術が導入されていく。これらのサービスを提供する論理網構成は仮想化された複数の論理リソースを用いた複雑な構成となり、オペレーション業務においても、人手で保守運用するとなると従来に比べ膨大な作業が必要となる。

2.2 オペレーション業務の現状

オペレーション業務は、24時間365日、ユーザーに快適なネットワークを提供するため、高いネットワーク通信品質の維持に必要となる業務であり、今後のサービスの多様化に伴い、今まで以上にネットワーク・オペレーション業務は複雑化することが予想される。加えて、ユーザーが快適さと先進性を享受できるネットワーク品質維持のため、問題が発生してから回復措置対応を実施するリアクティブな保守だけでなく、予兆、予測に基づくプロアクティブな保守への変革が必要である。

このようなプロアクティブな保守を実現していくには、ユーザー影響が発生しているにもかかわらずNE（Network Element）*3からはアラーム通知がな

いサイレント故障*4の検知や、ユーザ体感品質に基づくネットワーク品質の可視化、故障予兆の検知、故障発生時の故障箇所特定の迅速化、サービス回復の高速化など、オペレーション業務の高度化が必要となる。

オペレーション業務は大きく、監視、分析、措置の業務に分類される。各業務概要を以下に示す。

(1)監視業務

提供サービスやネットワークの運用状況を監視し、異常を検知する業務。主に、NEから通知・収集される警報情報、装置状態、トラフィック情報などに基づき監視する。

(2)分析業務

提供サービスやネットワークで異常が検出された場合に、原因特定を行い、故障NE／部位の特定を行う業務。

(3)措置業務

特定した原因に応じ、正常状態へ回復させるための措置を行う業務。NEの回復手順に従って、遠隔制御、現地交換作業などを実施する。

2.3 AIを活用した業務の効率化

AI技術は、現在、第3次ブームを迎えている。AIは「ビッグデータ」と呼ばれる大量のデータから、特定の基準に従って自動的にそのパターンとルールを学ぶ「マシンラーニング」が実用化され、さらに、特定の基準がなく、パターンとルールさえもAIが自ら学んで知識データとして積み重ねていく「ディープラーニング」が登場した。

総務省の平成28年版情報通信白書によると、AIが実際のサービスにおいて果たす機能には、大きくわけて「識別」「予測」「実行」という3種類があるとされている [1]。ドコモでは、AIの「識別」および「予測」機能をオペレーション業務の「監視業務」および「分析業務」に適用し、「実行」機能を「措置業務」へと適用することとした。このように

*2 ネットワークスライシング：ネットワークを仮想化し、ネットワークリソースを分割して、用途に応じたサービスを提供する技術を指す。

*3 NE：システムを構成する基地局、交換局および中継装置の総称。

*4 サイレント故障：障害検知部およびメインプロセッサ部の故障などに起因する障害が発生した場合に、通信装置自身が障害を認識できないため、故障が発生したことをオペレータが把握できない故障。

AIの活用により、オペレーション業務においても業務効率化が大きく期待されている。

3. AIを活用したオペレーション業務の高度化検討

増大するオペレーション業務のAI活用による高度化についても、対応順にそれぞれ、監視業務、分析業務、措置業務に大別し、検討していくこととした。高度化イメージを図1に示す。

(1)監視業務

オペレーション・システムは、ネットワークから収集可能な警報情報、装置状態、トラフィックなどの大量データを、マシンラーニングやディープラーニングなどのAI技術を用いることにより、人手ではできない装置故障の予兆や、予測されるサービスへの影響までも検知可能となる。検知された事象は、サービス品質^{*5}の劣化状態をエリアごとに地図画面上に表示したり、サービス警報をジャーナルとして表示する。

以下に、高度化の取組み実施例を紹介する。

①無線基地局における接続品質の異常検知

無線基地局における正常時のデータの傾向を

学習し、普段と違うデータの傾向を捉えることで、ユーザへのサービス影響が発生する事象の予兆を検知可能とする。

②ユーザ体感品質低下の検知

Webページの表示時間からユーザの体感品質（QoE：Quality of Experience）を数値化することで、QoEの低下を検知可能とする。

(2)分析業務

オペレーション・システムは、監視業務でサービス品質劣化が予測された際、複雑化した論理網構成から故障要因もしくはその被疑箇所をデータ分析に基づき推定する。また、過去に人手で対応した故障対応切分けノウハウを活用して、装置アラームをトリガとした最適な分析手順をオペレータにレコメンドするなどの作業支援を実現する。

(3)措置業務

オペレーション・システムは、分析業務で特定された故障要因に対して、自動的に復旧措置を講じる。例えば、イベント会場周辺など特定の場所、時間に人が多く集まる場合、周辺基地局のチルト角^{*6}の最適調整によるエリア化を実施し、ユーザへのサービス影響の発生を未然に防止可能とする。また、遠隔保守に限らず、現地保守作業に対しても、案件ごと

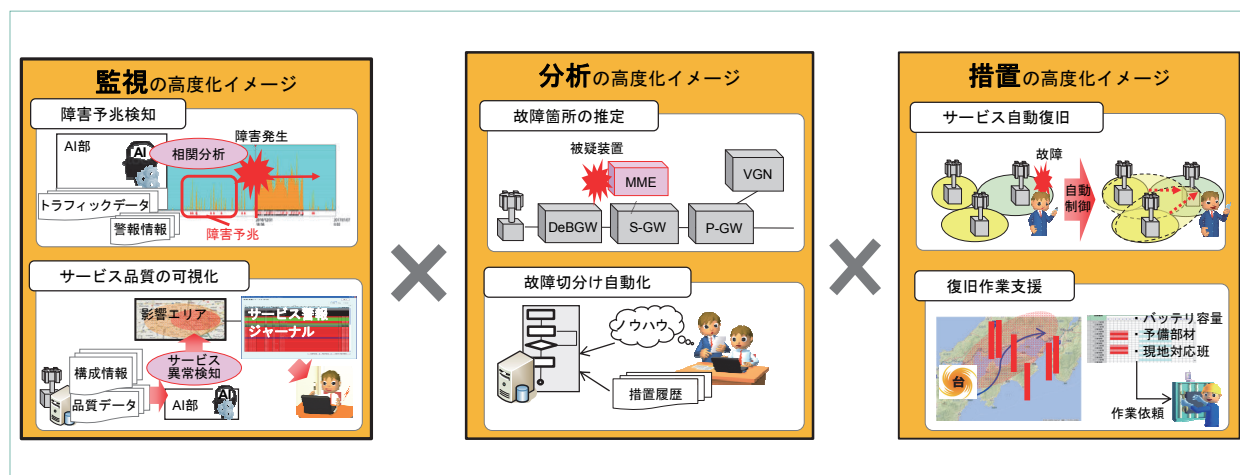


図1 AIによるオペレーション業務の高度化イメージ

*5 サービス品質：サービスごとに設定されるネットワーク上の品質。使用帯域の制御により遅延量や廃棄率などの制御が行われる。

*6 チルト角：アンテナから放射される電波の最大放射方向の垂直面内における傾き角。

に異なる必要な物品の提案や、複数の基地局で作業が必要な場合においては最適な対応順の案内などの作業支援も実現する。

4. システム構成とAI技術の業務適用事例

AI技術を用いてオペレーション業務の高度化を実現するシステム構成と、業務事例として無線基地局における接続品質の異常検知および、ユーザ体感品質低下の検知について解説する。

4.1 AI複数同時活用を可能とするシステム構成

本来、オペレーションではシステムログといったテキストデータを分析する業務、および、トラフィックといった数値データを分析する業務があり、

その業務に応じて利用するデータパターンが複数存在する。AI技術においてもテキストデータの分析、数値データの分析に秀でているアルゴリズムや製品が存在しているため、業務に応じた分析を行うことが求められる。

そのためには、さまざまなオペレーション業務に応じた多種多様なAI技術の複数同時実行が必要であり、ドコモはそれを可能とするシステムを開発した。システム構成図を図2に示す。

本システムはビッグデータを管理する「データ管理基盤部」、ビッグデータ分析を行う「AIエンジン機能部」、AIによる分析結果を表示する「画面表示部」から構成され、それぞれは独立している。そして複数のAIエンジンを採用するとともに、将来の新たなAI製品の導入や既存AI製品との入れ替えも容易に行うことを可能とした。

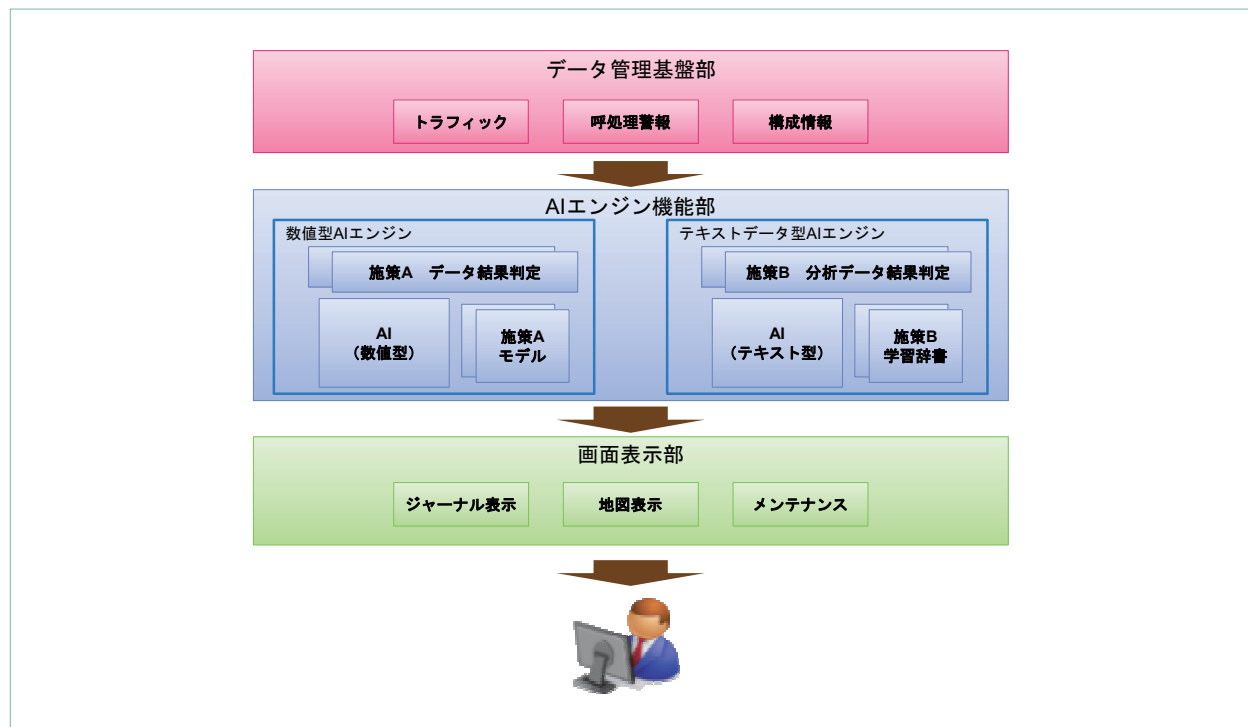


図2 システム構成図

4.2 無線基地局における接続品質の異常検知

(1)装置アラーム監視による接続品質の異常検知

従来の無線基地局の保守業務は、装置アラームをトリガとした分析・措置業務を実施することにより、無線基地局に関する詳細な知識をもたなくても、装置の異常発生に対応することが可能であった。一方、アラーム発生時点で装置の異常がユーザに与える影響は少なからずあり、それを回避するために、装置アラーム発生前に異常を検知し、必要な対処を実施することが求められる。

(2)AIによる接続品質異常検知

ドコモでは日々蓄積されるトラフィック、警報、ログなどのネットワークデータを基に、普段とは異なるデータの傾向を異常とみなすことで、無線基地局における異常発生の予兆を検知する技術（以下、接続品質異常検知）を開発した（図3）。

本技術は、ネットワークデータを基に正常な状態を学習する学習フェーズ（図4のSTEP①）と、学習モデルを用いて異常検知を行う分析フェーズ（図4のSTEP②～③）に分かれる。モデル学習や分析

に用いるネットワークデータは、無線基地局の稼働期間に占める異常発生時間がわずかであり、正常時と比較すると異常時のデータが圧倒的に少ない。そこで、正常時のデータからモデル学習ができ、近年、異常検知にしばしば利用されるAE（AutoEncoder）^{*7}を採用した。AEによって正常時の入力データを再現できるよう学習し、学習モデルでは再現できない入力データが表れた場合に異常と判断することで、異常検知を実現する。

(a)学習フェーズ

学習フェーズでは、正常時におけるネットワークデータを入力しAEのモデルを生成する。本技術では、モバイル通信の接続処理における警報情報の一種である呼処理警報データと各無線基地局で取得可能なトラフィックデータを採用した。装置故障など、あらかじめ異常と判断された期間を除いた呼処理警報データとトラフィックデータを正常時の学習用データとし、学習用データを忠実に再現できるようモデル学習を実施する。

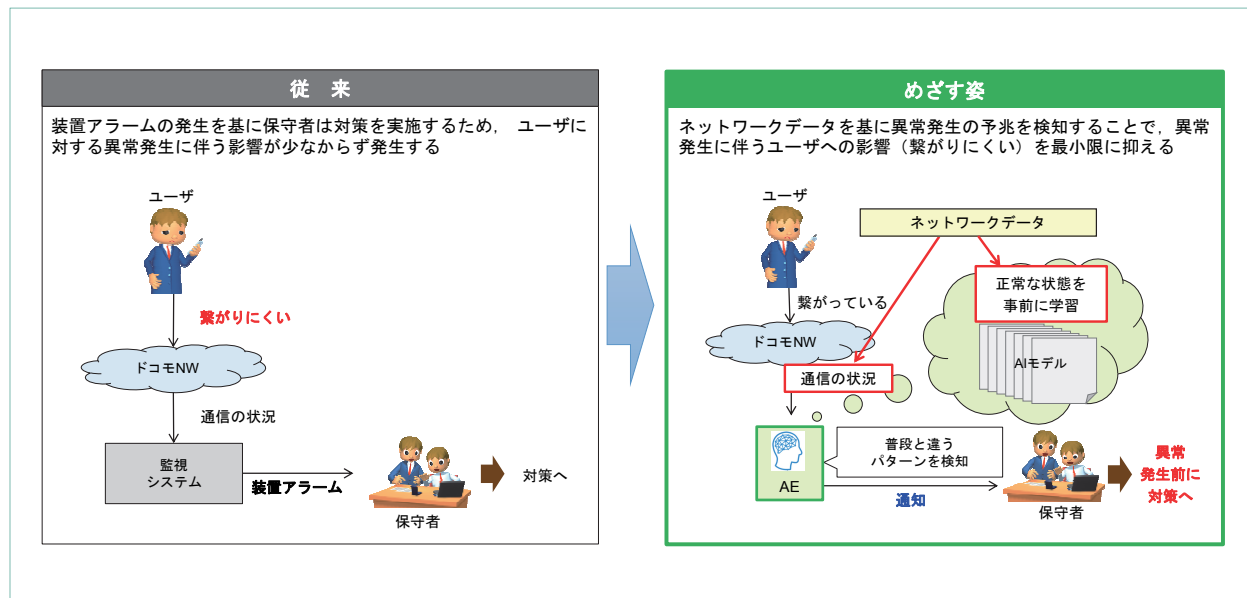


図3 AI技術による接続品質の異常検知

*7 AE：機械学習におけるニューラルネットワークを用いた次元圧縮を目的とするアルゴリズムの一種。従来はディープラーニングの事前学習に用いられる。

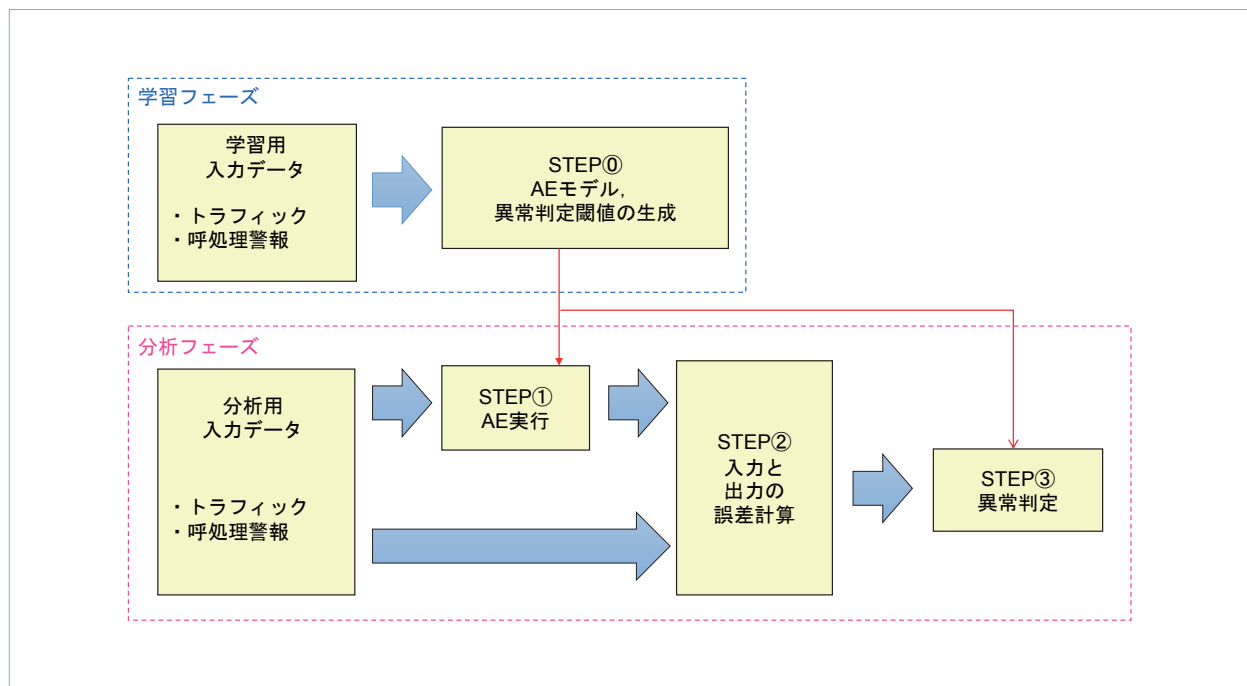


図4 AIによる接続品質異常検知の処理概要

(b)分析フェーズ

学習フェーズで生成したモデルに新たに取得したネットワークデータを入力データとして与え、モデルの出力結果と比較する。入力データが正常時に取得されたデータであれば、入力と出力に大きな違いは見られない。しかし、正常時には見られないデータを入力した場合、入力と出力に違いが生じる。そこで、入力と出力の残差平方和（RSS：Residual Sum of Squares）^{*8}を算出し、RSSが学習フェーズで算出したしきい値を超えた場合、異常と判断する。

装置アラームが発生した無線基地局を対象に本技術を適用した結果を図5に示す。

図5でプロットした赤色の点は、1回の分析フェーズによって算出したRSSを異常度としたものである。異常度がしきい値を超えた場合、異常と判定する（図5における赤点）。図5において、装置アラームに

よる異常期間の前の段階で、異常と判断される分析結果がいくつか検出されていることから、異常発生の予兆が本技術によって検知されているものと考えられる。

また、無作為に選出した無線基地局に対し、同様の検証を実施した結果、装置アラームの約6割において、その発生時期より前の段階で本システムが異常と判定していることから、異常検知について一定の効果があることを確認した。

4.3 ユーザ体感品質低下の検知

(1)現在のネットワーク監視の課題

現在のネットワーク監視では、装置アラームをトリガとして分析・措置を実施し、ネットワークへの重大な影響を未然に防いでいる。しかし、現状の監視では、集客イベントや主要ターミナル駅のような一部混雑する場所でユーザーが快適なWebブラウジングの利用、および映像配信サービスの視聴がで

*8 残差平方和（RSS）：残差（今回は入力値と出力値の差）を二乗して和をとった値。入力値とモデルの出力値との不一致を評価するための尺度。

きていない状況を検知することができない。

(2)課題解決に対するアプローチ

前述の「ユーザーが快適なネットワークを利用できていない状況が検知できない」という課題に対して、QoEを数値化して品質状況を可視化することで、QoEの低下をいち早く検知・改善し、ユーザーの快適なネットワーク利用を実現する。

(3)QoE可視化手法

ドコモはNEから収集されるトラフィックデータの特徴量*9を基にQoEを1~5の範囲を持つMOS (Mean Opinion Score)*10値として推定し、可視化する次のような手法を開発した(図6)。

- ①エリアごとのトラフィックデータをNEより取得
- ②取得したトラフィックデータを事前に構築した

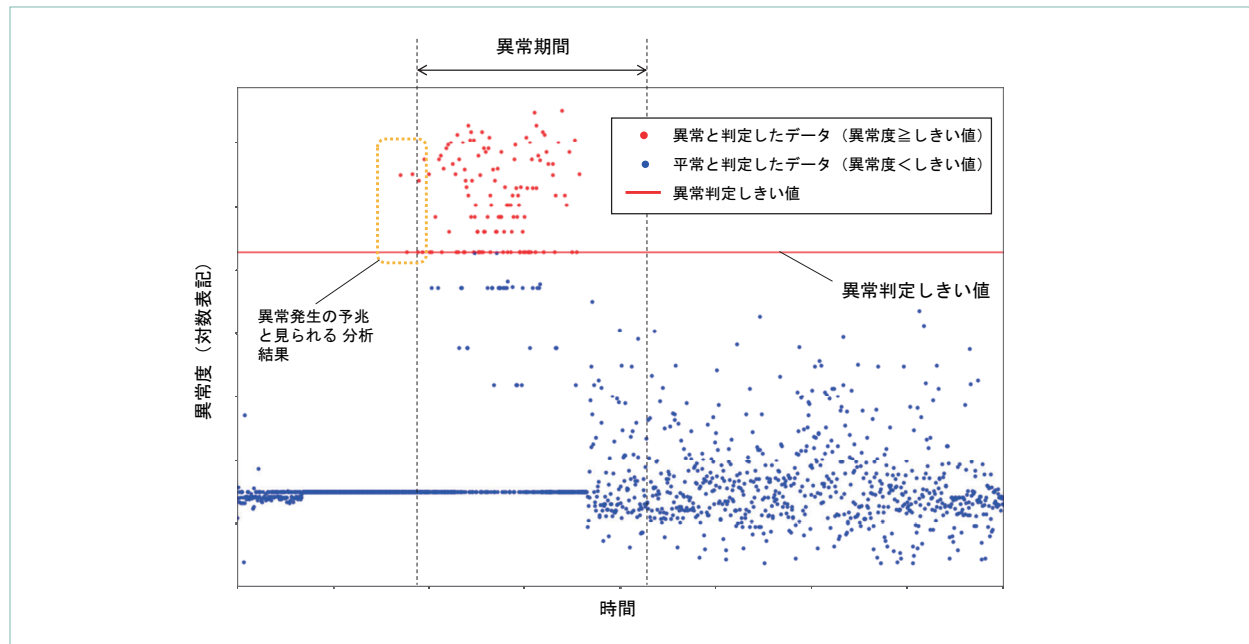


図5 接続品質異常検知の適用例

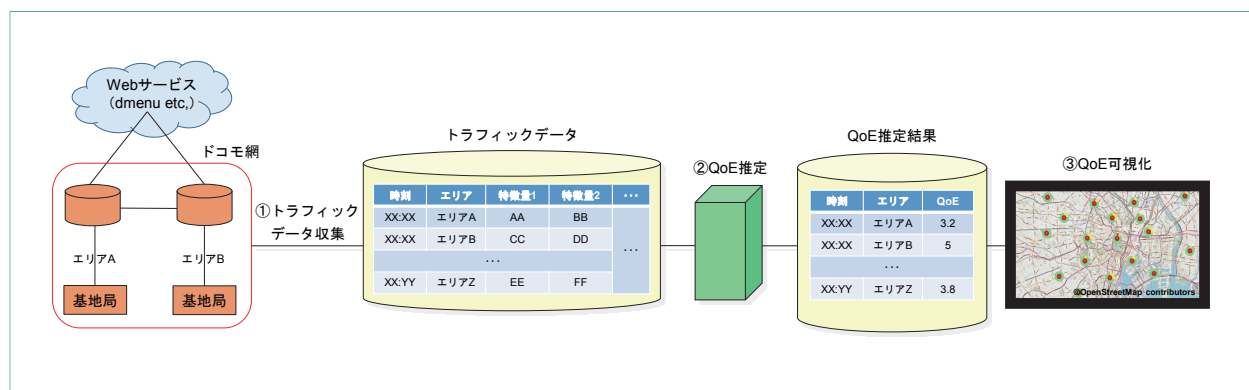


図6 QoE可視化手法概要

*9 特徴量：データから抽出される、そのデータの特徴づける量（数値）のこと。本稿における特徴量とはノードから取得される平均的なスループットなどを指す。
 *10 MOS：平均オピニオン評点。広く用いられる一般的な主観品質尺度の1つ。複数の被疑者による主観的な評価を平均した値。

QoE推定モデルに入力し、エリアの平均的なQoEを推定

- ③予測したQoE情報を時間・エリアごとに数値化し、オペレータがQoEの低下状況を確認

(4)QoE推定モデル

実際のユーザの利用状況を再現したQoE推定モデルを構築するために、さまざまなエリアでフィールド測定を実施し、端末で測定したQoEと該当エリアにおけるトラフィックデータの対応関係を分析した。また、NEで収集しているさまざまなトラフィックデータの特徴量とQoEの相関^{*11}関係を分析した結果、特に平均的なスループット^{*12}、および、ユーザ数の2つの特徴量がQoEに大きな影響を与えることを確認した。以上のことから、この2つのパラメータを基にQoEを推定するモデルを構築した。

次に、推定モデルの有効性を確認するために、フィールド測定データを活用して精度検証を実施した。複数台の試験端末で測定したQoEの平均値が2.5を下回った時をQoEが低下した状況と定義し、実際にQoE低下状況を本技術により推定できた割合

を評価したところ、82.5%の精度で低下状況を検出できることを確認し、QoE低下を十分に検出が可能なことを確認した。

5. あとがき

2019年3月末、ドコモはオペレーション業務において、AI技術を用いたシステムを導入した。今後は監視対象を継続して増加させていくとともに、新たに分析業務、措置業務についてオペレーション業務の高度化を段階的に実現し、プロアクティブな保守を実現していく。

文献

- [1] 総務省：“人工知能（AI）の現状と未来,” 平成28年版情報通信白書, 第1部, 第4章, 第2節.
- [2] 木村 竜也, 柴田 精司, 山本 浩司, 諸石 隆史, 古谷 雅典, 大谷 知行：“ネットワークオペレーションへのAI適用に関する一考察,” 信学技報, Vol.117, No.491, ICM2017-70, pp.85-90, Mar. 2018.

^{*11} 相関：2つの特徴量の関係を示す。一方の特徴量が増加した際に、もう一方の特徴量が同様の傾向で増加・減少した際に相関関係がありと言える。増加・減少傾向が異なる場合には無相関と言える。

^{*12} スループット：単位時間当りに、誤りなく伝送される実効的なデータ量。