



5G時代のモバイルネットワークにおける機械学習活用の可能性

ノキアソリューションズアンドネットワークス合同会社
ソフトウェア営業本部プリセールス部 シニアソリューションコンサルタント

やなぎばし たつ や
柳橋 達也



1. はじめに

2019年は次世代の携帯通信システムである5Gの元年となった。4月に韓国や米国で相次いで商用の5Gサービスが開始されており、国内においても4月に総務省による携帯事業者に対する周波数の割当てが発表され、商用サービスに向けた本格的な準備段階に入っている。

5Gでは、4Gまでの携帯通信システムで主体的であったコンシューマ向けサービスに加え、自動車や輸送、製造業の工場など、企業向けサービスへの本格的導入が期待されている。ノキアとしては、このような用途の広がりには5Gを実現する通信システムアーキテクチャに以下のような変革が必要となると考えている。

- エンドツーエンドクラウドネイティブアーキテクチャの採用

- アナリティクス/機械学習技術の活用と自動化への応用

ノキアでは、このアーキテクチャ変革においてアナリティクス/機械学習技術の活用シナリオを検討し、以下のようなメリットと、200以上のユースケースを認識している。

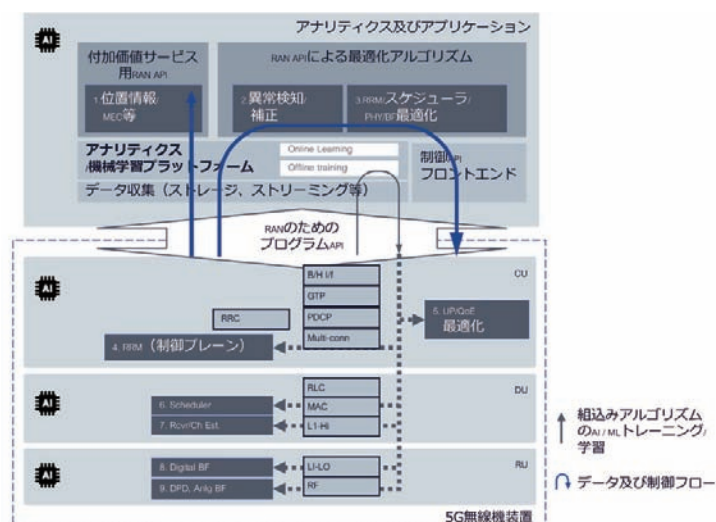
1. 付加価値サービスによる新たな収益源の創造
2. ネットワーク及び加入者のパフォーマンス改善
3. 複雑性の回避
4. 自動化によるR&Dコストの削減

本稿では、ノキアが考える5Gアーキテクチャのうち、無線アクセスの領域におけるアナリティクス/機械学習の活用の可能性と、海外での実証実験結果を紹介する。

2. 無線アクセスにおけるアナリティクス/機械学習技術の活用

複雑化する5G時代の無線アクセスには、多くの技術課題が存在する。従来の携帯システムとの比較において、5Gの大きな特徴の1つにMassive MIMO技術の採用がある。Massive MIMOは、導入初期の5Gサービスが利用可能な比較的高周波帯域を使って経済的かつ堅牢な電波制御を実現する上で、極めて重要な要素である。またMU MIMO (Multi User MIMO) 技術を組み合わせることで、時間・周波数空間における多重効果に加え、空間多重効果も利用可能となるが、より高度なBeamforming制御が求められる。

一方で無線アクセスの領域においても、インタフェースのオープン化や外部アプリケーションからのAPI制御といった要望が高まり、複雑化する無線アクセスの課題解決を目的としてこのプログラミングインタフェースを活用し、上位のアナリティクスアプリケーション層と連動するといったシナリオが望まれる可能性がある。以下に実現するアーキテクチャモデルを示す(図1参照)。



■ 図1. RANプログラミングインタフェースアーキテクチャ



3. RAN API

RAN APIは、5G無線機装置とアナリティクスアプリケーションを結合するプログラミングインタフェースであり、データや制御信号の送受信に用いられる。アナリティクス/機械学習プラットフォームは、クラウドRAN (CU-CP/CU-UP) と共にエッジクラウドに配置され、必要に応じて中央クラウド上のアナリティクス機能によって補完される。アナリティクスアプリケーションは大きく付加価値サービス、クローズドループRAN最適化アルゴリズムに大別される。

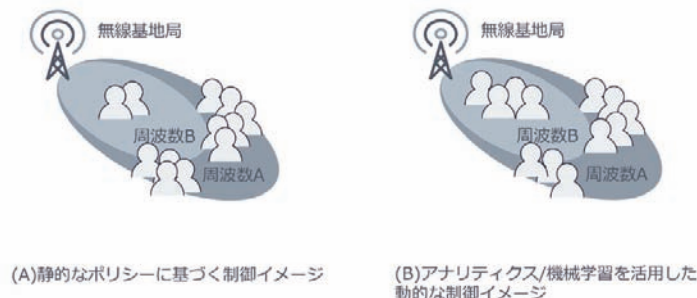
このうちRAN最適化アルゴリズムは、端末やベアラ、基地局セルなど非常に高速な判断が用いられる無線制御アルゴリズムの最適化を補うものとして期待されている。代表的な適用例は以下のとおりである。

1. 制御プレーン無線リソース管理 (CP-RRM) 最適化
 - ・ アドミッションコントロール
 - ・ 物理チャネルリソースのサイジング/割当て (PUCCH, SRS)
 - ・ 周波数間負荷分散

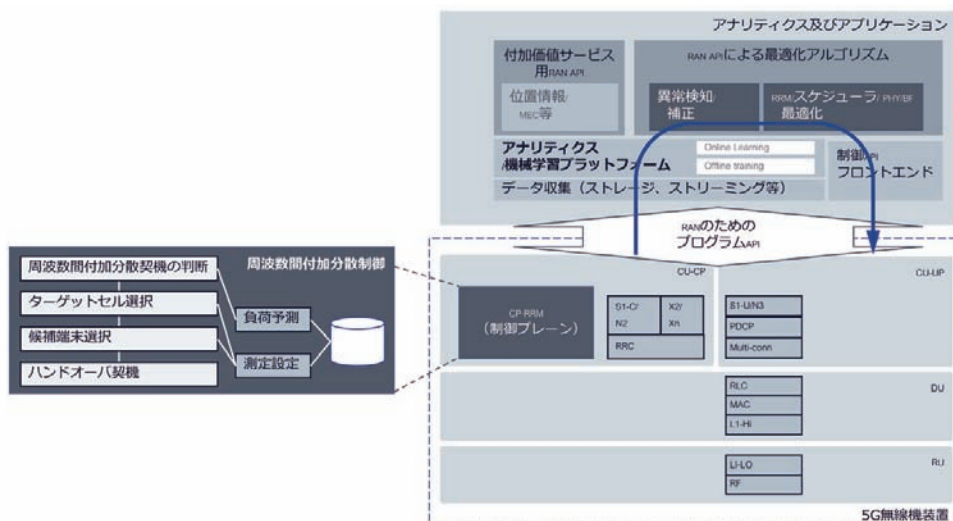
- ・ キャリアアグリゲーション時のアド/ドロップ
2. ユーザプレーンQoE最適化
 - ・ トラフィック管理、マルチコネクティビティ、ビデオ検出/最適化
 3. スケジューラ最適化
 - ・ ビームセレクション
 - ・ アップリンクパワー制御

ここでは周波数間負荷分散を例に解説をしていく。周波数間負荷分散とは、複数の周波数を利用して無線アクセスを運用している環境下において、ユーザを適切な周波数の無線アクセスにオフロードすることで実現される。通常このオフロードは、静的な設定ポリシーに基づいて実現されているが (図2 (A))、イベント会場における利用など、トラフィック需要の予測が難しくかつ動的に変動する環境において、アナリティクス/機械学習によるアダプティブな最適化 (図2 (B)) が望まれる。

実現するアーキテクチャモデルを図3に示す。アナリティクス/機械学習による最適化の可能性は、無線基地局装置



■図2. 周波数間負荷分散制御の例



■図3. RANプログラミングインタフェースを用いた周波数間負荷分散制御アーキテクチャ



が行う周波数間負荷分散のトリガーやターゲットセルの選択、制御対象端末の選択など、制御判断に用いる基準やメトリックを動的に変更することである。

4. アナリティクス/機械学習プラットフォーム

無線基地局からアナリティクス/機械学習プラットフォームに送られるデータにはリアルタイム系と非リアルタイム系があり、また、多様なデータ形式に対応するためのデータ収集領域としてデータレークを用いたバッチ処理に対応する。

アナリティクス/機械学習プラットフォームはリアルタイム・非リアルタイムデータの処理に対応し、ニューラルネットワークと統計的処理のためのアナリティクス/機械学習ツールキットを具備することで、オフライン・オンライン学習によるモデル生成やそのアプリケーション、推定、予測などに対応する。

5. 海外における活用事例

多くの携帯事業者においては、アナリティクス/機械学習技術の実装はまだ検証レベルであり、これらの検証を通じてアナリティクス/機械学習に対する知見を深め、技術者を育成している段階である。ここでは、ノキアが海外の携帯事業者におけるこのような取組みの一環として実施した、無線基地局におけるバッテリー残量予測の事例を取り上げる。

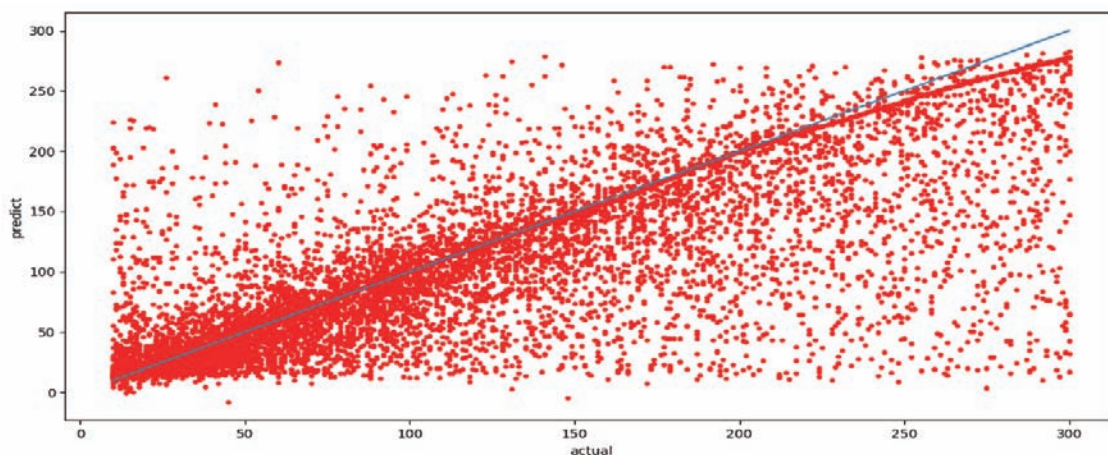
この携帯事業者の無線基地局サイトでは、高頻度で電源消失が発生し、予備電源としてバッテリーが利用されているが、電源消失の頻度が高いためにバッテリーへの充電

が十分でない場合が多く、予備電源としてのバッテリーの持続稼働時間を把握することが極めて難しかった。このケースにおいて、過去の電源消失や無線基地局サイトダウンのイベントに関するデータをアナリティクス/機械学習で解析することで、電源消失が発生し、その状態が継続するような状況においてバッテリーで稼働可能な時間を予測することが可能となった。これにより、複数の基地局サイトで同時に電源消失が発生した場合でも、ポータブル発電機をどの基地局サイトに対して優先的に使うのかという判断が下せるようになった。アナリティクス/機械学習による予測値と実測値の比較を図4に示す。

横軸は実測値に基づく次の基地局サイトダウンが発生するまでの時間（単位は分）、縦軸はバッテリー持続可能時間の予測値を表している。実測値と予測値に近いほどデータプロットは斜めの青い線に寄っていくことになるが、この実証実験からは実測値と予測値の差分の平均偏差が36.3分、標準偏差が39分程度という結果を得ることができた。

6. 将来的な展望

本稿では、無線アクセスネットワークを中心にアナリティクス/機械学習の活用の可能性や具体的な事例を取り上げたが、携帯システムにおける活用の領域は必ずしも無線アクセスにとどまるものではない。より複雑化する5Gシステム全体で、新たな付加価値の創造による収益源の模索や各種設定パラメータの最適化、自動化されるサービスのライフサイクルにおける品質の保証など、あらゆる運用の局面でアナリティクス/機械学習の適用が見込まれている。



■ 図4. アナリティクス/機械学習によるバッテリー稼働時間予測と実測値の比較