



〈特集：パネルディスカッション I（第31・32回合同年次学術集会より）〉

SRLラボにおけるロボット化、AI化戦略について ～エビデンスに基づくラボイノベーションのためのロボット、AIの活用～

小高 健之¹⁾、二田 晴彦¹⁾、山下 英俊¹⁾、小見 和也¹⁾

One strategy of Robotics and AI utilization in SRL laboratories -Effective utilization of robotics and AI technologies for innovative lab making based on data obtained from within the lab-

Takeyuki Kotaka¹⁾, Haruhiko Futada¹⁾, Hidetoshi Yamashita¹⁾, Kazuya Omi¹⁾

Summary Artificial intelligence (A.I.) and robotics technologies are being introduced in industries where securing and training human resources is difficult, including the clinical testing industry. Recently automated analyzers equipped with AI and automated transport lines equipped with robots were developed. At the H.U. Group Research Institute (HRI) we have been using AI technology and robot technology to automate image analysis, data analysis, and to automate diagnostic testing using robots. The accuracy control of testing results, the efficiency of testing processes, and labor requirements were all improved. These technologies have been implemented in the diagnostics field and in recent years we have started to construct a laboratory system that functions organically by composing these technologies in a complex manner. By analyzing and interpreting information from various channels in the lab in real time, it is possible to identify which processes could be optimized or experimental equipment could adopted for more efficiency and measuring the effect of changes to inform decision making. This enables the evaluation of measures to be completed in a short period of time. In this article, we will introduce an evidence-based approach for how to build a lab based on data obtained from within the lab.

Key words: Evidence-based laboratory making (EBLM), Robot, AI, Digital transformation (Dx), Automation

¹⁾合同会社H.U.グループ中央研究所
〒197-0833 東京都あきる野市湖上50番地 R&D棟
H.U. Bioness Complex

¹⁾H.U. Group Research Institute G.K.
Fundamental Research division
50 Fuchigami, Akiruno, Tokyo, 197-0833, Japan

連絡先：小高 健之
合同会社H.U.グループ中央研究所 基礎研究室
Tel: +81-50-2000-5697
E-mail: takeyuki.kotaka@hugp.com

I. はじめに

H.U.グループは2022年1月4日に東京都あきる野市において新たな検査拠点を稼働させた。新拠点AkirunoCubeの新セントラルラボトリーは、世界最大規模の最先端ラボであり、全自動化された一般検査をはじめ、最新機器・AI技術・ロボットを導入した体制で全国の臨床検査を担う。搬入された検体は、受付エリアを経由し、連結された自動化搬送ラインより随時検査エリアへと移送され、検査室は24時間稼働により、TATは大幅に短縮される。このような自動化・効率化により最大で1日30万件の受託検査能力を有するラボである。H.U.グループ中央研究所では、これまでも画像解析技術やデータ解析技術、ロボットを用いた検査の自動化に関する技術開発により、検査結果の精度管理や、検査工程の効率化・省人化に取り組んでいる。いくつかの技術については新セントラルラボトリーの検査現場にも導入、実装され稼働している。

近年、我々は、これらの技術を複合的に構成し、有機的に機能するラボシステムの構築に着手している。EBPM (Evidence Based Policy Making 証拠に基づく政策立案) という考え方が注目を集めている。これは、政策の企画・立案を従来のような選別された委員やアンケートなどの調査結果、有識者の意見に頼るのではなく、政策目的を明確化したうえで合理的根拠(エビデンス)に基づくものとするという考え方、政策立案方法である。政策効果の測定に重要な関連を持つ情報や統計等のデータを活用したEBPMの推進は、政策の有効性を高め、国民の

行政への信頼確保に資するものと考えられ、行政機関を中心に、EBPMを推進するべく、様々な取組みが進められている。EBPMを推進するにあたって重要な要素が情報である。近年ICT (Information and Communication Technology 情報通信技術) の進歩により、従来のような予算や人的リソースを掛けずとも、様々なチャネルを駆使してエビデンスとなるデータの収集が可能となっている。SNSやIoT機器から得られる膨大な情報は、まさにフレッシュでタイムリーであり、このようにして収集したデータをITやAIを活用しつつ分析することで高精度なエビデンスを見出すことができる。得られたエビデンスから立案した政策の検証をし、その効果を評価することで、社会に好循環をもたらすことが期待できる。

このような観点からラボ運営を検討してみると、ラボ内の様々なチャネルより刻々ともたらされる情報を分析し解釈することで、より効率化を検討すべき工程の見える化や、試験的に導入した設備の効果測定による導入の是非を判断するといった施策の評価を短期間で検証することができるようになることが期待できる。

本稿ではH.U.グループにおけるAI技術、ロボット技術とこれらを複合的に用いて有機的に機能するラボシステムの構築に対するH.U.グループ中央研究所の取り組みを紹介する。

II. AI化、ロボット技術の現状

横軸に『ロボットが行う判断レベル』、縦軸に『ロボットの適応範囲』を示した (Fig. 1)。

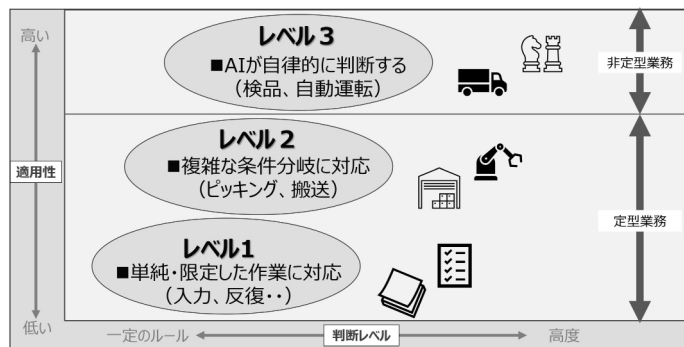


Fig. 1 ロボット技術の発展と自動化レベル



Fig. 2 レベル1の自動化例

ロボット技術を大きく分けてレベル1からレベル3に分類しているが、『判断レベル』が高度になるにつれて複雑な作業に対応することができ、それに伴い『適用範囲』も広がる。

レベル1においては単純かつ限定した作業に対応できる技術が該当し、一定のフォーマットへの入力や同じ動作による反復作業が挙げられる。オフィス環境においてもRPA (Robotic Process Automation) が導入されつつあり、コピー機の自動化や書類の分別作業の自動化にロボットを導入する企業も増えている。

検査現場においては自動搬送ラインが該当する。顧客より受領した検体は自動搬送ラインに組み込まれた前処理装置を経て、各検査装置へと自動で搬送される際に用いられ、一定の形状をしたラックに納められた状態の同一形状の容器を扱うことを前提としたシステム化、ロボット化が挙げられる (Fig. 2)。レベル2においては複雑な条件分岐に対応する技術が該当し、センサーからの外径や色の入力に基づきルールに従って動作を変更する物品のピックアップや搬送が挙げられる。例えば、再検査となった検体を自動でピックアップするロボットでは、検査装置からのシグナルの入力をトリガーとして一定の経路をたどり、検査装置から検体をピックアップし、別の検査装置へと搬送する。また、カメラからの入力をもとに対象物を認識し、一定の処理を繰り返すロボットでは、定位置にある定型物体を認識し、加工装置への投入を実行する。その後、加工装置から排出されたという装置からの信号をトリガーとして再び対象物をピックアップし定位置に収納するという動作を繰

り返す (Fig. 3)。レベル1、レベル2の特徴は動作の対象とするところが比較的規格化されており、複雑な動作を伴わない物体のハンドリングやロボットの移動で完結することであるが、レベル3においてはAIを搭載したロボットが、対象となる物体の認識やそのピックアップ、搬送を自律的に実行できる。

レベル2とレベル3の間には少し隔たりがあり、適用できる業務もレベル2では困難であった非定型物を対象とするハンドリングもレベル3では対象となりうるため活躍の場が一段と広がる。例えば、人が目の前にある対象物を認識し、持ち上げることを例に考えてみる。人は無意識的に自らの手で最も把持しやすいポイントを見出し、最も無理のない経路をたどって対象物にアクセスし予想通りに把持ができればそのまま把持し、困難であれば手のひらや指の角度



Fig. 3 レベル2に相当する技術で構成されている検体の後加工を実施するロボット

を調節するなどする。そして無事把持ができた場合は再び無理のない経路を無意識的に見出し、感じた物体の重さに応じた力を込めて持ち上げる。このような動作をレベル1、レベル2の技術で構築したシステムで実現するのは非常に困難である。なぜならば、持ち上げる物体の形状一つ取っても様々であり、最も把持しやすい部位を瞬時に判断させることは困難であるため、人間の手のようなフレキシブルな調節ができる自由度を持つグリッパーを用いることは技術的、コスト的にも難しいからである。一方で、レベル3の技術では対象物に応じた動きを自律的に構成し人に近い判断レベルによって上記の動作を実現することが可能となり、特定の作業においては人間と同等かそれ以上のパフォーマンスを発揮することも可能となる。

Ⅲ. 特殊検査に求められるロボット技術

臨床検査を大きく分けると、一般検査と特殊検査に分けられるが、それぞれにおける自動化のポイントについて考察し、図に示した (Fig. 4)。

生化学検査に代表される一般検査は自動分析装置を用い、比較的単純な工程を大量処理するという自動化が実現されており、扱う容器などのワークは規格化されている。そのため、自動化においては規格化された形状のワークを大量一括処理することが開発のポイントとなり、機械による物体のハンドリングや認識は、条件分岐が少ないため比較的低い判断レベルでの対応

で賄うことができる場合が多い。つまりレベル1、レベル2の技術で賄える場合が多く、形状が統一されたワークをハンドリングし、座標の把握も対象物が規格化されているために決まった位置に設置できる。従って、単純な動作の繰り返し、少ない条件分岐に対応するだけで良く、ロボット動作のプログラム作成は短い工程で完了する。

一方で、遺伝子検査に代表される特殊検査は、検査数は一般検査程多くないが、複雑な工程によって検査が進み、また、ワークも規格化されていない場合が多い。したがって、自動化においては複雑な工程と、規格化されていないワークへの対応が開発のポイントとなり、機械によるワークのハンドリングや認識にあたっては複雑な調整が伴う。さらに一般検査に比べ検査数は少量であるが、多品種であるため専用のシステムをそれぞれの検査に対して構築する必要がある。

ここで、ロボットの導入コストについて考えてみる。ロボットは一般的にはティーチングという個々の動作を教示し、プログラムを作成する工程を経た後に、一連の動きを作製、プログラムをインストールし動作を実行させる。その場合、単にロボットだけの配備では不十分であり、ロボットによるハンドリングを補助する目的で設置される補助治具の設置や、把持対象によっては確実にグリッパさせるためのハンド部分を別に用意する必要がある。例えば把持対象の容器形状が複数種ある場合、これらをロボットにハンドリングさせるには、それぞれの形状

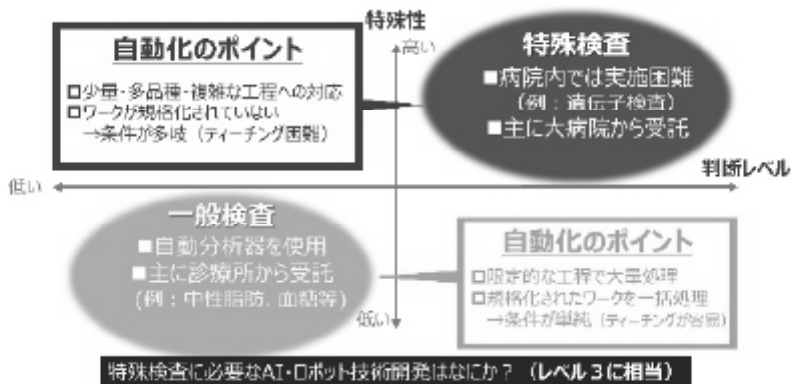


Fig. 4 今後求められるロボット、AI技術

に対応できる把持方法を定める必要がある。グリップの調整が終了した後は、グリップ力の調整や、アームの移動経路上で衝突する危険が無いかを考慮した上で経路を作製する必要がある。近年では、自動で動作を生成するソフトウェアが市販されつつあるが、形状の異なるワーク、ランダムな座標に対応するには、センサ・カメラ、認識プログラムを追加、補助治具の設置などによって可能ではあるが、システムが高額になり、実際の動作時には各システムとの連携のための時間が加わるため、TAT (turnaround time)が長くなる。それゆえレベル1やレベル2の技術によるティーチングをベースとしたロボット化をしたとしても費用対効果が見込めず導入コストに見合わないことになる。

よって、特殊検査に求められるロボット技術には、少量・多品種・複雑な工程に対応すること、規格化されていないワークに対する動きを作ることが必要であるが、レベル1、レベル2の技術によってすべての対象物や状況に対応する動きを個別に作製することは状況・条件が多岐にわたるため現実的ではなく、複雑な作業が主体で、かつ、検査数は少ないが作業内容が多い場合へのロボットの導入は困難である。

Ⅳ. 知能化ロボットの開発

このような背景から、ロボットを作業ごとに設置するのではなく自律的に動作するロボットによりロボットの再配置、転用を可能にする技術開発が進められている。H.U.グループ中央研究所ではハンドリングをロボットに実行させるための一つの手法として動作計画法 (Motion Planning) を取り入れたロボットの知能化について研究を行っている¹⁾。

本システムはロボット、3Dカメラ、データベースから構成されている。ラックに納められた複数の容器の並べ替えを例題に本システムを説明する。Fig. 5はロボットによる動作計画の実行を示しているが、例として、容器ラックを中心に2つの場所に分け、ラック内で容器を再配置するという並べ替えを題材として実践したスキームを表している。

①ロボットの前に配置されたハンドリング対象は3Dカメラにより認識される。②ラック内

で容器の並べ替えを実施するうちに移動後の配置によってはロボットのハンドが干渉してしまい、次の動作時に容器をピックアップできなくなる場合があり、以後、手詰まりになる可能性がある。これを防ぐためにラック内の容器の配置からロボットが容器を把持できるかを考慮しながら並べ替えを完遂できる移動手順を計画する。③④空間座標情報はデータベースに保存されている対象物情報を参照して位置情報を補完し、正確な座標情報を得る。対象物を把持するために、対象物の座標情報とデータベースに保存されているロボットのグリップ形状から計算される最適な物体へのアクセス経路が計算される。さらに、対象物の移動先までの経路が空間に存在する障害物の位置情報とロボットの可動範囲から最短の経路が算出される。⑤そして、把持方法、移動経路が確定した後、ロボットは動作を実行する (Fig. 5)。

以上のような方法により、ロボットが複雑な設備を必要とせずに自律的に動作できるようになることで、イレギュラーな状況にも対応できるため、自動化の範囲を拡大したり、導入時のティーチングコストを大幅に削減できたりといった効果が期待できる。

また、ロボットの再配置による他の作業への転用も容易になる。Fig. 6はロボットが新しい環境へ再配置された後に、ロボットが自動的に環境を把握し各種の動作を実行するためのシステムを示している。新しい対象物を前にしても、既に構築してあるデータベースから情報を得て最適な把持方法を瞬時に見出す。また、これまで経験したことの無い動作については機械学習と過去の学習データベースを連携させて動作を構築していく。

AIを取り入れ、これまでの様に人が実施していた膨大なティーチング作業は最小限で良くなり、多種多様な検査に対して、汎用的に利用することが可能となる。プログラムは、都度、サーバーからダウンロードすることで、容易にロボットの再配置ができるため、高い費用対効果を見込むことができると考えている。

ロボットの技術開発は、人間がプログラムしたルールに従って動作し、繰り返し同一の作業、連続する作業、センサーなどの外部情報を解析し、想定範囲内で実行する自動化

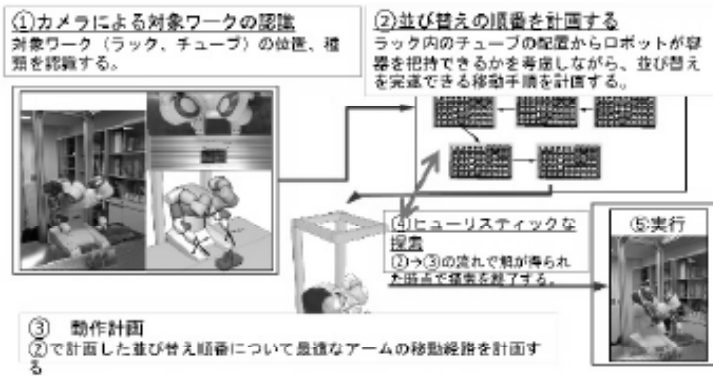


Fig. 5 ロボットによる動作計画と実践



Fig. 6 ロボットの再配置を可能にするシステム構成

『Automation』とともに、ロボット自らが判断し人が介在することなく実行できる自律化『Autonomous』の開発が進むと思われる。検査工程の自動化においてはAutomationとAutonomousを効果的に共存させて構築していくことが重要である。

V. 画像解析 AI の導入（免疫電気泳動、FCM ゲーティング、HTLV（イノリア）判定補助システム）

画像による検査結果の判定補助ツールへAIを積極的に導入し一部の検査においては実装できている技術もある。Fig. 7は、免疫電気泳動、FCMゲーティング、HTLV（イノリア）検査について、検査員が判定する際の参考となる判定補助アプリケーションを示している。画像解析

AIを用いて免疫電気泳動の判定補助ツール、フローサイトメトリのゲーティングをする解析補助ツール、イノリアのストリップの判読を実施する画像解析補助ツールを開発し、これらは既に検査現場で用いられている。

さらに、AIによるデータ解析の補助ツールも実装されている（Fig. 8）。検査結果の異常値を検知し適切に精度管理を行うためのツールであり、検体の取り違い、検体処理異常、検査試薬異常、検査装置異常が起こった場合のデータを疑似的に作成し、学習データとして用いる機械学習法によって、各工程で生じた異常の検知を行うツールである。

これらの判定補助AIを開発する上で重要なのが、データの蓄積と網羅性である。学習をするにあたって大多数である正常値、正常な結果のデータは蓄積されるものの、異常値の学習デ



Fig. 7 画像解析AIの導入（免疫電気泳動、FCMゲーティング、HTLV判定補助システム）



Fig. 8 データ解析AIの導入（血液生化学検査の精度管理法）

ータは不足し、入手も困難であるため、AIの苦手とするところであるということは留意しなければならない。さらに、画像解析AI、ロボットのAI化についてご紹介してきたが、検査現場にはAIによる自動解析ツールの導入やロボットによる検査補助システムの導入が進んでおり、これまで必要としていた人員の省人化に成功している。しかし、あくまで判定の補助ツールとしての利用が続くと思われ、完全に人と置き換わる時代はまだ先であり、社会的な議論が必要と考えている。

VI. デジタルトランスフォーメーション (Dx) と EBLM による検査現場の未来

近年、政策を企画するにあたり、その場限りのエピソードに頼るのではなく、政策目的を明確化したうえで合理的根拠（エビデンス）に基づくものとするEBPMという方法が検討・実施

されている。2018年以降、各府省で実行段階となっている。医療においては既に、エビデンスに基づいた医療、EBMが1991年以降、北米を中心に広まり、日本にも90年代後半から浸透しているが、概念としては同様である。

EBPMにおいては次のようなロジックをたどる。まずは現状や背景を確認し解決すべき課題を明確にし、必要な予算やリソースを投入する。そして、決定した実施内容の結果を成果として評価し、さらにインパクトがどれほど及んだかを因果関係を明確にしていく。ラボを例にして「もっと検査工程を効率化できないか」をテーマにした場合、「機器、人員を調達」し、「それらの最適な配置検討」を実施する。それによって結果報告までのTATや過誤の発生を確認し、評価する。この方法をエビデンスに基づくラボ設計という意味を込めて、EBLM (Evidence-based lab making)と呼んでいる (Fig. 9)。

EBLMを実証するために私たちは試験的な

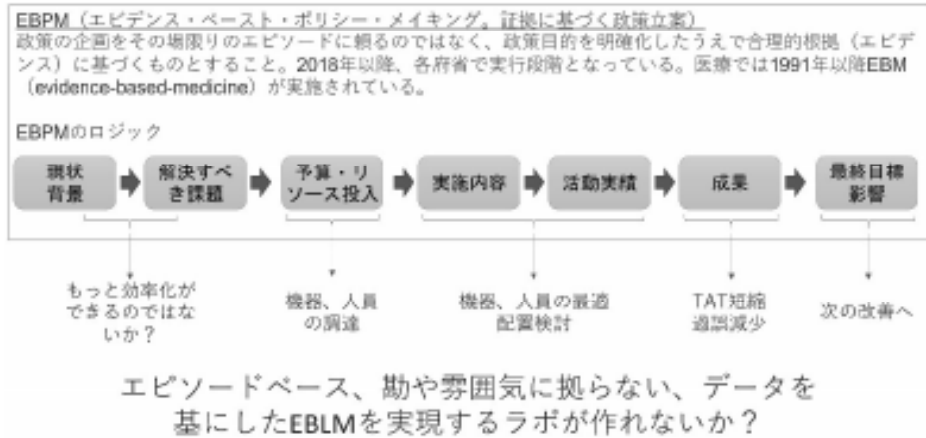


Fig. 9 Evidence based laboratory making (EBLM)

ラボを構築している。このラボは、私たちが2018年より取り組んできた、機械化（ROSプログラミング）、システム統合(LIMS)、AI、検査実務のノウハウを結集した”コンセプト”ラボであり、検体受付、検査工程、検査機器、QCすべてをデジタル化している。その中心となるのがオリジナルのLIMSである（Fig. 10）。独自に開発したLIMSはさまざまなラボの状態を見える化するものであり、①検体のラボ内ステータスが見える化、②検査結果および報告までのTAT時間が見える化、③案件のステータスの時間履歴が見える化することができる。つまりこのLIMSによってラボの状態を随時、データとして取得することが可能である。

Fig. 11は時間別報告件数、再検率、号機別の再検率と測定値のヒストグラムを示している。再検率の上昇は例えば検査工程の異常や試薬の異常を示すため、データの活用により、QCのリアルタイムチェックができる、といった使い方が可能である。ここから得られるデータを蓄積し、学習することでQCを実施するAIの開発につながるかと考えている。データをどう解釈するか、ある事象を分析するためにはどんなデータが必要かについての洞察が重要であるが、ある問題を解決するにあたり、必要なデータが容易に取得できる仕様へと追加変更することが容易なシステムとなっている。

ラボの検査工程の最適化について、この



Fig. 10 EBLM実証ラボ（DX検査ラボ）の試験的構築

LIMSから得られるデータをもとに検討してみる。Fig. 12は先ほどの設計方法で構築したラボにおいて検査を実施した時の、ある機器の稼働の様子を示したものである。3つの同じ装置を配備しておおよそ1時間の検査を行った状態を示しており、一つのブロックは機器の稼働時間を示している。この図から読み取れることは例えば、丸で囲んだ部分に着目すると、稼働終了後にすぐに次のバッチの測定のための稼働が始まっていることを意味している。つまり、反応用の検査プレートの準備が完了していたものの、前のランが終わらず測定装置が終了するのを待っていたことになる。そこで、この測定機器を一台追加したことについて検証をした。1台追加した時のデータでは、測定機器の稼働終了後に適度に間隔があき、検体を調整後に、時間を置くことなく反応を開始できており、つまり、高品質検査の提供に貢献できる状態になったと言える。

一方で、TATだけに着目すれば、増設に関わらず、13:30には7バッチの報告ができており、4台設置する必要はないと言えるが、機器への負荷を考慮すれば4台必要という結論も可能である。

このように報告時間、機器稼働時間、TATに

着目することで適切な機器の配備をするためのエビデンスを得ることが可能である。これまでに開発したロボットやAIの技術がどのように検査環境に影響を及ぼしているかについて、今後検証していく計画である。現在われわれは、この試験的に構築したラボを舞台に様々なデータを取得し、解析することで、ラボの最適化のためのAIアルゴリズムを開発し、ひいては、検査員に負担の少ない検査環境の構築ができるのではないかと取り組んでいる。ここで得られるデータをもとにして、EBLMを実施し、AIやロボット動作のアルゴリズムを開発したり、自動化を進めたりすることで、ラボ環境をより充実させたものになりたいと考えている。日々、検査やそれに付随する事務作業に追われ、多忙を極める検査技師がサイエンティストとしての時間を取り戻し、検査プロとしての提言をし、共に研究開発を遂行できるような環境作りにAI化、ロボット化が寄与できること目指している。

おわりに

画像解析AI、ロボットのAI化についてご紹介してきたが、検査現場にはAIによる自動解析ツールの導入やロボットによる検査補助シス

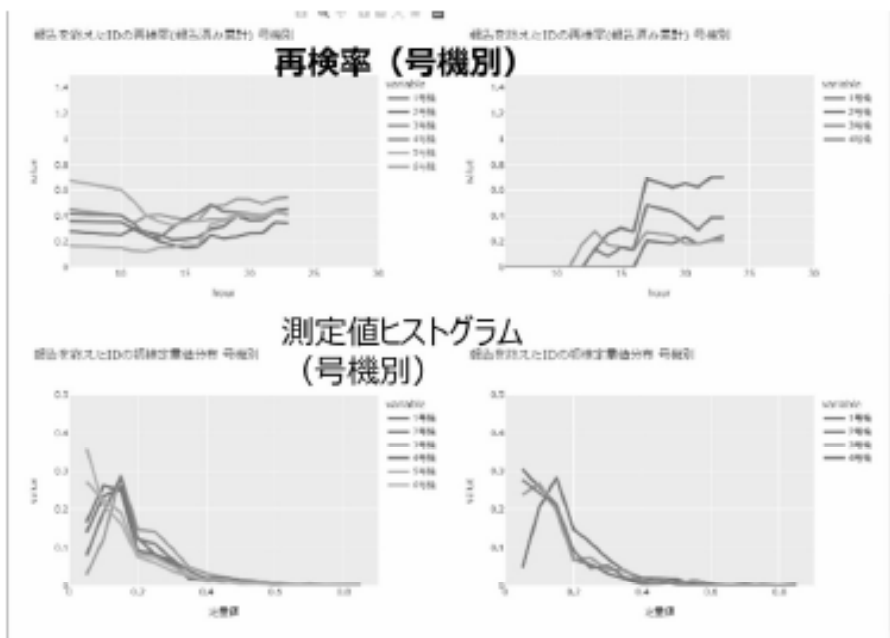


Fig. 11 リアルタイムな情報の取得

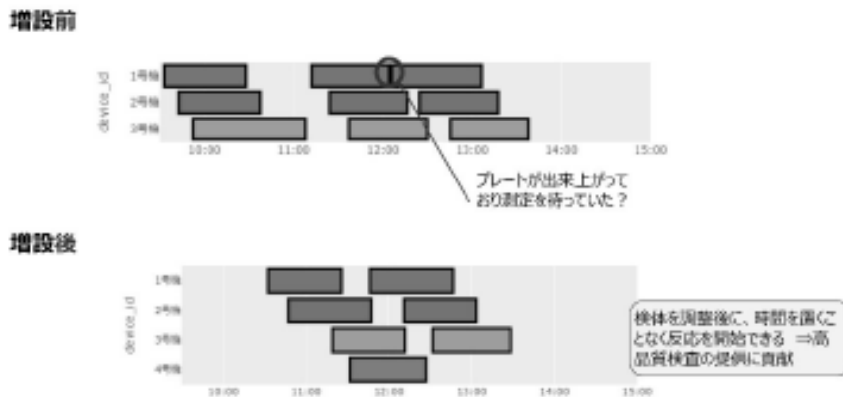


Fig. 12 機器増設の効果を検証 (増設前後の装置稼働状況例)

テムの導入が進んでおり、これまで必要としていた人員の省人化に成功している。しかし、あくまで判定の補助ツールとしての位置づけ、利用が続くと思われる。AIやロボットは完全なものではなく、間違いを起こす可能性がゼロではないからであり、これに対する法整備や社会的な認識が追いついていないというのが現状である。従って、ロボットやAIが完全に人と置き換わる時代はまだ先であり、これには社会的な議論も必要と考えている。

本論文内容に関連する著者の利益相反：なし

謝辞

第31・32回生物試料分析科学会合同年次学術集会におきまして講演の機会をいただきました会長の荒木 秀夫先生（日本大学病院）、中根生弥先生（JA愛知厚生連 豊田厚生病院）に厚く御礼申し上げますとともに、本誌に寄稿する機会を与えて戴きました 生物試料分析科学会理事長の増田詩織先生、『生物試料分析』編集委員長の竹橋正則先生に深く感謝申し上げます。

文献

- 1) Weiwei Wan, Takeyuki Kotaka, Kensuke Harada: Arranging Test Tubes in Racks Using Combined Task and Motion Planning: Robotics and Autonomous Systems, 147: 103918, 2022.