

# 東南アジアの製造拠点におけるデジタライゼーション推進

Digitalization Promotion at Manufacturing Sites in South East Asia

熊 俊 輝

Toshiki Kuma

チャンドラスワンディウイジャヤ

Chandra Suwandi Wijaya

大脇 圭 裕

Yoshihiro Owaki

ポンサク ラサン

Pongsak Lasang

エンヨンヘン

Eng Yong Heng

ドバトゥオック

Do Ba Tuoc

## 要 旨

東南アジア製造拠点におけるデジタライゼーション促進のため、当社はデジタル人材育成、IoT・AIソリューション開発、モデル構築などの取り組みを積極的に推進している。本稿は、まず、デジタル人材の育成について触れたうえ、製造拠点からのニーズの高い「外観検査」と「安全管理」を取り上げ、検出感度設定可能なAI外観検査判定モデル、危険判定モジュール追加可能なAI安全管理ソリューションの開発について述べる。次に、工場でのIoT推進モデル構築として、タイ製造拠点でのレトロフィットによる旧式設備の稼働情報の見える化、ベトナム製造拠点の成形工程でのIoT推進を紹介する。最後に、設備データとオペレーターの作業データを結び付け、情報の一元化による稼働・不良の分析ができる設備のIoT化について論じる。当社は、こうした活動を通じて、製造拠点のデジタル基盤を強化し、強いモノづくりの実現を目指す。

## Abstract

To promote digitalization in Southeast Asian manufacturing bases, we are actively promoting initiatives such as digital human resource development, IoT/AI solution development, and model case construction. This paper first touches on the development of digital human resources, then highlights the “visual inspection” and “safety management” that are highly sought after by manufacturing bases, and describes the development of an AI visual inspection judgment model with a detection sensitivity setting and a scalable AI safety management solution. Next, we introduce the construction of a system for visualizing the operation information of old equipment through retrofitting at a manufacturing base in Thailand and the promotion of IoT in the molding process at a manufacturing base in Vietnam. Lastly, we introduce the utilization of IoT for equipment that can analyze operations and defects by unifying information by linking equipment data with operator work data. Through these activities, we aim to strengthen our digital foundation and achieve strong manufacturing.

## 1. はじめに

近年、東南アジア諸国は、産業の高度化や国際競争力強化を目指し、国家戦略としてデジタル変革を積極的に推し進めている。製造業においても同様に取り巻く環境が大きく変わり、デジタル変革のうねりが押し寄せている。デジタライゼーションの潮流を確実に活（い）かして、いかに飛躍的なQCD（Quality, Cost, Delivery）向上や新たなビジネスモデルを構築するかが各社の最大関心事の1つである。

当社の東南アジア製造拠点も例外ではなく、デジタル変革の波を捉えて、先進的なモノづくりを実現し、収益性と成長性のさらなる強化を目指す。しかし一方で、新興国の共通課題とも言える、デジタル人材不足や脆弱（ぜいじやく）なデジタル基盤などのさまざまな問題に直面している。

当社の東南アジア製造拠点の責任者に対して2019年1月に行ったアンケート調査では、「デジタライゼーション推進が企業の持続的成長に欠かせない」との回答が9割を、「デジタル人材育成が重要」との回答は8割を占めていた。こうした強いニーズに応え、マニュファクチャリング

イノベーション本部のシンガポール拠点であるマニュファクチャリングイノベーションセンターは、下記3つのステップに分けて、モノづくりのデジタライゼーション推進に挑んでいる。

### 【ステップ1】デジタル人材の育成

### 【ステップ2】実践活動による製造拠点への貢献

- AI/IoTソリューション開発&展開
- IoT推進モデルの構築
- IoT対応設備の開発

### 【ステップ3】Virtual One Factoryの地域最適なネット

ワークモノづくり構想とトライアル

本稿では、ステップ1,2の取り組みを中心に、具体的な事例を紹介する。

## 2. デジタル人材育成

東南アジアでは総じてデジタル人材不足が深刻であり、特に製造業において、新規人材を獲得することが大変困難である。したがって、モノづくりの素養のある当社の人材をデジタル人材として育成する取り組みを推進している。

基本的な進め方として、トレーニーを育成し、彼らを核に裾野を広げることにした。まず若手社員を日本に派遣し、IoT活用で先行している関連部門にて、関連技術を習得した。その後東南アジアにおいて、各現場ニーズに応じて実際にIoT導入を推進する集中的な実践を通じて、IoTトレーナーを4名育成した。

このトレーナーを中心に、東南アジアの現場ニーズに合わせて、実際に手を動かし体得できる研修プログラム、および現場実践用のIoT実践キットを開発し、東南アジア各国でのIoT実践研修を運営している（第1図）。



第1図 IoT実践研修とIoT実践キット

Fig. 1 IoT practical training and the developed IoT kit

本取り組みにより、IoT導入を主体的に推進できる人材として17拠点に計24名、サポートを得ながら推進できる初級人材として32拠点に100名以上を育成した。約半年間の活動を経て、受講生の一部は推進リーダーまで成長し、自拠点の活動をリードするようになった。2020年6月に、マニュファクチャリングイノベーションセンターが主催したワークショップで、7箇国16拠点の推進リーダーが、IoT推進、AI活用、VR安全教育、設備の遠隔保守など、多岐にわたる取り組みを発表し、推進経験とノウハウを共有した。こうした活動を通じて、東南アジア製造拠点間での横展開と高位平準化が図られつつある。

### 3. AI・IoTソリューション開発と展開

デジタライゼーション推進の必要性を理解していても、具体的な効果を想定しにくいために、投資対効果の理由で導入を躊躇（ちゅうちょ）する場合も多い。本当に経営効果をもたらすか、現場には疑問視する意見も少なくなかった。そこで、現場の不安を解消するため、AIやIoT技術を活用した実践活動を通じて、経営成果を確実に創出することで、活動の加速に取り組んでいる。

本章では、製造現場のモノづくりの知見と、社内R&D拠点が保有する技術の強みを掛け合わせ、ニーズの高い外観検査および安全管理に、AI技術を活用したソリューション開発について紹介する。

#### 3.1 外観検査へのAI活用

製造現場では、製品の品質を保証するために、カメラによる工程内外観検査に加え、最終工程において、汚れ、傷、出来栄えなどの検査を検査員が目視で行っている。目視検査はさまざまな不良に柔軟に対応できる一方で、以下の問題を抱えている。

- 高い技能をもつ検査員の育成に時間を要する。
- 見逃し防止のために複数回の検査が必要になる場合がある。
- スキルを有する人材を育成しても数年で離職する。

##### [1] 従来型自動外観検査の問題

従来型の画像検査では、画像の前処理後、あらかじめ定めた計算処理（ルール）に基づいて、特徴点抽出、良否判定を行う（ルールベース画像処理）。

ルールベース画像処理では、検査対象物、検査項目、不良内容をあらかじめ想定し、それに合わせて複数のルールを組み合わせることが一般的である。そのため、

- 欠陥の外観が複雑な場合、ルールが膨大になる。
- 想定していない不良は検出できないことが多い。
- 不良の発生箇所、程度、形態が一定でない場合、すべてに対応可能なルールを定めることは極めて困難となる。
- 品種変更のたびにルールの再設定、試行錯誤が必要になる。

といった問題を抱えている。

##### [2] AIを活用した外観検査自動化のコンセプト

前述の問題を解決するため、AIを活用した外観検査を検討した。画像の前処理および機械学習プロセスを以下に示す。

(1) まず、良品画像のみを用いて、同一画素位置に対する輝度平均と輝度標準偏差を示す輝度平均画像および輝度標準偏差画像を作成した。これは良品がどのようにカメラに映るかをAIシステムに教えるリファレンス画像として使用される。

(2) 画像内のピクセル位置  $(x, y)$  の輝度  $P_{x,y}$  について、スケール変換を行った。これは、各画像内の  $P_{x,y}$  が平均値から標準偏差の何倍分離れているかを表す  $z_{x,y}$  を算出することに相当する。また輝度  $P_{x,y}$  を  $z_{x,y}$  に置き換えた画像をZ-score画像と呼ぶ。Z-score画像は良品のばらつきに比べて、どの画素がどの程度かけ離れた輝度をもつかということを示すため、これを用いることで、欠陥の特徴を際立させて学習させることができる。

(3) Z-score画像を、特徴抽出を行う領域に応じていくつかのセグメントに分割した。これを関心領域（ROI）と呼ぶ。例えば、円盤状製品の例では、画像における位置情報として意味をもつのは中心点からの距離のみである

ため、第2図に示すように、いくつかの独立した同心環状のROIに分割した。ROIごとに、平均、標準偏差、最小値、最大値、中央値、歪度（わいど）、尖度（せんど）の7つの統計的特徴を求ることで、この例では各学習用画像がROI数×7個の特徴量をもつことになる。このように形状に合わせたROIを設定し、ROIごとの特徴量を算出することで、最低限の計算量によって、位置に関する重要な情報を損なうことなく特徴量を計算することが可能になる。

(4) 良品・不良品の両方のZ-score画像から抽出された特徴量を機械学習に用いてAIモデルを構築した。学習アルゴリズムには、ランダムフォレストを用いた。



第2図 特徴量算出のための領域分割

Fig. 2 Region segmentation for feature calculation

### [3] AI外観検査と従来法の精度比較

AIベースの検査システムの機能と価値を評価および実証するために、いくつかの開発例において従来法との性能比較を行った。

#### (1) ルールベースシステムに対するベンチマーク

ルールベースシステムをAIに置き換えたプロジェクトを例に、ルールベースシステムと開発したAIの比較結果を第1表に示す。ベンチマーク実験のため、同じ画像を用いた欠陥検出の結果を比較した。AI検査システムは、検出感度を設定可能な設計とした。すなわち、ユーザーは設定によって、感度を上げることで、不良品の見逃しを抑制し過検出を許容するか、感度を低く設定し過検出を抑制するかを調整することができる。

第1表 AI外観検査評価結果

Table 1 Evaluation results of AI visual inspections

感度設定[%]	不良見逃し	過検出
68	46 %削減（従来比）	同等
81	同等	60 %削減

#### (2) 目視検査に対するベンチマーク

目視検査をAIに置き換えた別のプロジェクトにおいては、対象としたデバイス欠陥における1人の検査員の目視検査精度は、平均で約67%（不良品再現性：不良品を正しく不良品と判定する割合）であることがわかった。そのため実際の製造現場では、複数の検査員が同じデバ

イスを確認することで不良品流出を抑えている。一方で、開発したAIを用いた検査では、99.33%の不良品再現性を達成することができた。

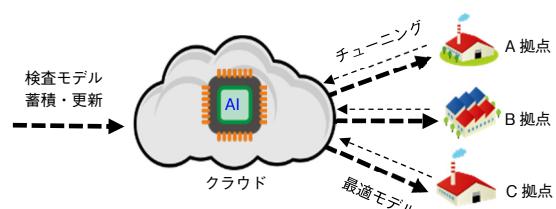
### [4] AI外観検査導入拡大に向けて

AIを活用するにあたり、AIモデルの開発に注目しがちであるが、導入にあたり最適な画像を得るために照明条件の選定や、検査の運用検討などAIを活用するためのエンジニアリングも重要である。シンガポールのR&D拠点と東南アジアの製造拠点が連携し、エンジニアリング課題に対応することができ、海外の製造現場において迅速に実証を進めることに繋（つな）がっている。

### 3.2 外観検査プラットフォーム構築への試行

外観検査のAI活用ニーズは高い一方で、製品特性や現場の要求はさまざままで、個々のカスタマイズ開発によるコストの増加は現場導入の障壁になっている。

シンガポールのR&D拠点と連携し、外観検査プラットフォーム構築の試行を開始した。このプラットフォームでは、第3図に示すように、クラウド上にAI判定エンジンを設置し、各現場のニーズに応じて必要な時だけ必要なサービス（外観検査判定モデル）を提供することを目指す。



第3図 AI外観検査プラットフォーム

Fig. 3 AI visual inspection platform

ユーザーからのデータセットはクラウドに蓄積し、判定モデルのチューニングと新規判定モデルの開発に活用する。

当面は、AI判定モデルの蓄積および現場実証を進めているが、製造拠点のニーズに応じ、段階的にクラウドへの移行を進める。

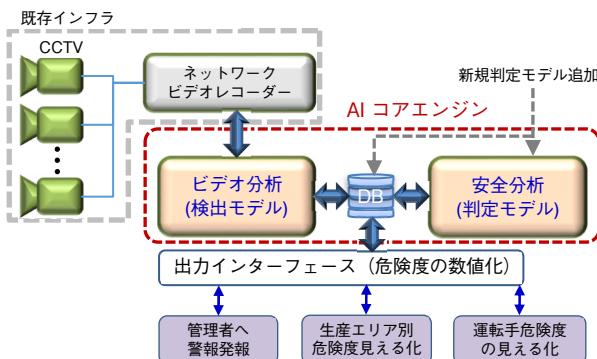
### 3.3 AIを利用した労働災害防止の取り組み

当社の東南アジア製造拠点においては、設備の安全総点検や安全確認パトロール巡回など、さまざまな労働災害防止対策を講じてきた。これらの取り組みにより、工場全体の安全意識は向上されつつあるが、依然労働災害の撲滅には至っていない。そこで、AI技術を活用した安全管理ソリューションの開発を進めている。

### [1] AIを活用した安全管理ソリューションのコンセプト

まず製造現場の実態を熟知し、安全管理知識を有する熟練作業者の意見を踏まえ、下記の通り安全管理ソリューションのコンセプト、要件定義を定めた。

- ・ 不安全行動パターンとその危険度を定義し、数値化する（例：フォークリフトなど車両のスピード違反、車両と人の異常接近、禁止エリアへの侵入など）。
- ・ 工場のCCTV（Closed-Circuit Television）から映像データを抽出し、検出モデル、判定モデル、DBから構成されるAIコアエンジンで不安全行動パターンをほぼリアルタイムで検出・判定する。
- ・ 危険度の高い事象は、直ちに管理者へ警報を発報する。
- ・ 数値化したデータを時系列で人物、エリア別に層別し、危険運転の運転手や不安全エリアを特定することで、作業者の再教育や、業務環境の改善に活かす。
- ・ 複数の現場で利用できる汎用性の高いソリューションにするため、判定モデルの拡張性を高め、新たな不安全行動パターンに対応する新規開発の判定モデルを追加できるようにする（第4図）。



第4図 安全管理ソリューションの構成

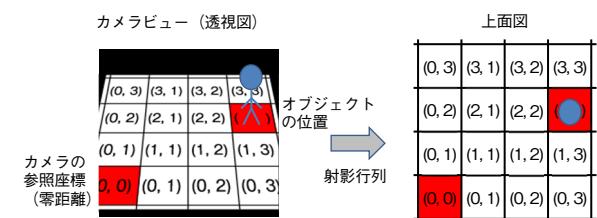
Fig. 4 AI safety management solution configuration

### [2] 安全管理のAIモデル開発

AI安全管理ソリューションは、検出モデル、判定モデル、出力用ユーザーインターフェースで構成される。

検出・判定モデルについては、ニーズ、優先度を考慮し、まず「侵入禁止エリアへの誤侵入」、「車両と人の接近」、「車両のスピード違反」の3つのモジュールの開発に取り組んでいる。オブジェクトの検出と危険度の判定を正しく行うためには、スピードや位置関係を正確に測ることが重要である。そこで、AI検出機能に追跡されたオブジェクトの実世界での距離情報を取得するために、第5図左に示すカメラビューの少なくとも7つのポイントと、2つのポイント間の実際の距離を使用してキャリブレーションすることにより、射影行列を計算する。次に、

計算された射影行列を使用し、検出されたオブジェクトの位置を、第5図右に示す上面図に変換し、オブジェクト間の実際の距離を取得する。したがって、実際のオブジェクト距離、速度、侵入領域は、AIモデルで測定できる。



第5図 射影行列

Fig. 5 Projection Matrix

また、AI検出の精度を向上させるために、AIの学習と検出のためにキャプチャされた画像で関心領域（ROI）を指定する。検出時には、ROI内において高い確信度（confidence score）で検出されたオブジェクトだけを採用し、ROIの外側で検出された確信度が低いオブジェクトは排除する。さらに、同じエリアに複数のビデオカメラを設置することにより、重なり合うROIを利用して、確信度の高い追跡対象を取得できる。具体的には、重なり合ったROI全体で検出されたオブジェクトの確信度が評価され、そのオブジェクトの特性が他のカメラで映った同じオブジェクトに移植されて追跡され続ける。それによって、追跡精度を大幅に向上できる。

本ソリューションは大量の映像データの学習を経て、観測対象の不安全行動パターンに対して正確に検出・判定できるようになった。また、工場ユーザーの声を反映し、警報発報機能、視認性と操作性を重視したユーザーインターフェースをも備えた。今後、複数の製造現場で実証を行ったうえ、東南アジアの各拠点に展開し、地域の災害事故未然防止に貢献を目指す。

## 4. IoT推進モデル構築

ソリューション開発に留（とど）まらず、製造拠点においてIoT推進モデルを構築するのも、デジタライゼーション推進を加速するための効果的な手段の1つである。設備からデータを収集し、工程間を繋ぎ、蓄積したデータを分析し、傾向・予兆管理を行うことにより、工程や工場全体の効率化に繋がる。ここでは、タイとベトナムの製造拠点での推進事例を紹介する。

#### 4.1 設備のレトロフィットで稼働情報を見る化

大規模な設備で生産を行う場合、生産性（稼働率）の向上と品質ロス削減のためには、設備の稼働情報を正確に把握することが不可欠である。しかし、当社のタイにある製造拠点においては、人手によるデータ収集の精度に課題があり改善の障害になっていた。さらに長年にわたり稼働を続ける大規模設備の性質上、設備内の制御用プログラマブルロジックコントローラ（PLC）が稼働状態を外部に出力する機能を備えておらず、人手に頼らずにデータを収集することが困難であった。

そこでタイの製造拠点では、現場のメンバー主体で課題解決に向けて積極的に検討を重ね、既存設備を最大限活用する下記のレトロフィット<sup>(注1)</sup>により、対策を図った。

- (1) 既存設備内のすべてのPLCを稼働状態を外部出力できるタイプに交換
- (2) 新PLCに合わせて再配線、制御プログラムを変換  
これにより、旧式設備で構成される生産ラインにおいても、各設備の稼働状態、停止時間、トラブル内容、生産実績、不良品傾向などデータを収集、分析する仕組みを、現行設備の大規模な更新なしで実現した。システム構成図を第6図に、稼働情報の管理画面を第7図に示す。

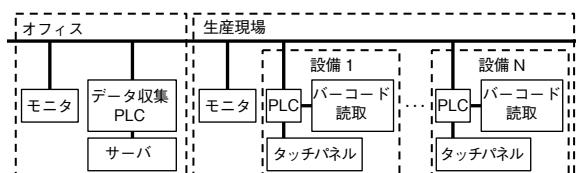


Fig. 6 System configuration



第7図 稼働情報管理画面の様子

Fig. 7 Operation information management screen

このシステムで得られる正確なデータを基に稼働率向

上、品質ロス削減の具体策を現場で議論し、日々のPDCAを迅速に回すことで、工場稼働率の前年比8%向上、および品質ロスコストの前年比8%削減を実現することができた。また、改善取り組みの効果が具体的に見えるようになったことで、現場メンバーの士気・モラルの向上といった副次的効果も得られた。

今後、収集データの分析手法最適化や保全への活用を進め、導入したシステムを最大限活用した経営効果の最大化に取り組む。

タイの製造拠点以外にも、ベトナムの製造拠点の成形工程に対して、低コストかつ操作性を高めたIoT見える化システムを導入した。従来は生産実績、在庫、品質などの管理がすべて手作業入力で行われており、情報の停滞や欠落により品質不良や改善スピード不足などの課題を抱えていた。IoT見える化システム導入後、生産・品質関連情報がリアルタイムに取得できるようになり、原因不明なライン停止件数を35%削減した。また、生産実績データを完成品保管エリアの所番地の情報に紐（ひも）づけしたことにより、成形品のエイジング時間や在庫の変化が一目瞭然となり、現場改善のスピードアップにも繋がった。システム構想から導入・定着を3か月で実現できたのは、製造現場メンバーの積極的な姿勢が大きい。現在は製造現場メンバー主導で改善サイクルを回しており、効果検証のうえ全ラインへの展開を図る。

#### 5. IoT対応設備の開発

前章で設備の稼働情報の見える化について述べたが、材料投入、設備の設定変更、金型交換、性能維持のためのメンテナンスなど設備の運用に関わる分野で抱える問題もある。

##### 5.1 生産設備運用上の問題

東南アジア製造拠点における設備運用情報を一元化するための取り組みについて述べる。

材料投入・取り出しの記録や、金型交換、設備の設定変更など人が関わった作業のミスが原因で生産トラブルが発生した場合、作業者へのヒアリングや記録から複合的に判断して原因を特定することになる。しかし、紙帳票で管理している記録が多いことに加え、システムへの手動入力が誤っている場合もあるため、原因究明に時間を要し、迅速な対応が困難という問題があった。

また、設備保全においては、基幹部品を劣化の程度に関わらず一定周期で清掃などの保全を実施することが基本であるが、その最適な周期を決定することは容易ではない。さらにサーボモータなど駆動部品においては、音、

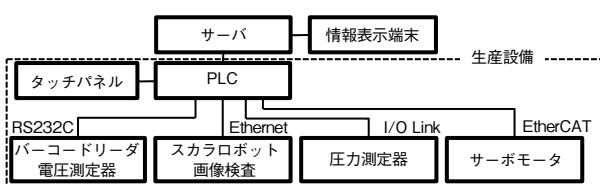
(注1) 古くなった、あるいは劣化した機械や装置を改造して新式の技術を組み込むこと。

振動などから熟練作業者が経験を基に状態を確認していることが多い。

## 5.2 設備の運用情報を一元化する取り組み

新規生産設備を開発するにあたり、設備内の各機器から得られる情報と設備設定の変更、材料投入、メンテナンスなどの作業、その担当者情報を一元化するため第8図に示すシステムを構成した。

材料、金型、作業者情報についてはそれぞれに割り当てた固有のバーコードを読み取り記録する。設備内の各機器が対応するフィールドネットワークは、I/Oリンク、EtherCAT<sup>(注2)</sup>、Ethernet<sup>(注3)</sup>、RS232Cとさまざまであるが、これらの情報を制御用プログラマブルロジックコントローラ（PLC）に集約し、PLCからサーバに書き込む構成とした。



第8図 システム構成

Fig. 8 System configuration

これにより、材料や設定変更、メンテナンスなどの情報を作業者情報と紐づけて記録、分析することができ、トラブル発生時に迅速な原因究明、対策を実現できる。本システムを生産設備に実装したうえで、基幹部品の状態変化データの蓄積を進め、その傾向を分析することで、メンテナンスタイミングの最適化を図る。

## 6. まとめ

東南アジアでのデジタル人材育成、ソリューション開発・展開、およびモデル構築などの取り組みにより、製造拠点におけるデジタル基盤は強化されつつあり、デジタル変革の機運が高まってきている。

一方、活動はまだ工程内、工場内ののみの効率化に留まっており、開製販を含めたSCM (Supply Chain Management) 最適化を通じた付加価値向上やビジネスモデル変革へのチャレンジは、今後取り組むべき課題である。

また当社は、中小規模の製造拠点が東南アジアに多く、地域環境の制約を受け、物理的な繋がりが難しい。その

課題解決の方向性として、デジタライゼーション関連技術を積極的に活用し、各拠点の販売・サービス情報、経営資源をバーチャルにシェア・可視化することによって、迅速な経営判断、最適なオペレーションが実現可能になる。こうしたネットワーク型モノづくりの具現化に向けて、チャレンジし続ける。

## 執筆者紹介



熊 俊輝 Toshiaki Kuma  
パナソニック アジアパシフィック（株）  
マニュファクチャリングイノベーションセンター  
Manufacturing Innovation Centre,  
Panasonic Asia Pacific Pte. Ltd



大脇 圭裕 Yoshihiro Owaki  
パナソニック アジアパシフィック（株）  
マニュファクチャリングイノベーションセンター  
Manufacturing Innovation Centre,  
Panasonic Asia Pacific Pte. Ltd



エン ヨン ヘン Eng Yong Heng  
パナソニック アジアパシフィック（株）  
マニュファクチャリングイノベーションセンター  
Manufacturing Innovation Centre,  
Panasonic Asia Pacific Pte. Ltd



チャンドラスワンディ ウィジャヤ Chandra Suwandi Wijaya  
パナソニック インダストリアルデバイスシンガポール  
シンガポールテクノロジーセンター  
Singapore Technology Center,  
Panasonic Industrial Devices Singapore



ポンサク ラサン Pongsak Lasang  
パナソニック アジアパシフィック（株）  
パナソニック R&D センターシンガポール  
Panasonic R&D Center Singapore,  
Panasonic Asia Pacific Pte. Ltd  
Ph.D.



ドバ トゥオック Do Ba Tuoc  
パナソニックR&Dセンター ベトナム  
Panasonic R&D Center Vietnam, Co., Ltd.

(注2) Beckhoff Automation GmbHの登録商標または商標。

(注3) 富士ゼロックス（株）の登録商標または商標。