

AIによるレーザー接合コストの削減

クリスチャン・ピーターソン、マイケル・ウンガース

マシンビジョンと人工知能(AI)が、ある大規模自動車製造施設において品質管理の意思決定に導入されている。

ある米国自動車メーカー(以下、某メーカー)のドイツ工場におけるデザイン要件が、すべての始まりだった。その中級車の以前のモデルでは、側壁とルーフがいくつかの溶接点で接続されてトリムストリップで覆われていたが、新しいモデルには、ストリップを取り除いたデザインが採用されることになった。加えて生産チームは、そのプロセスのデジタル化に注力することを計画した。カバーストリップがなければ、溶接シームは外から見える状態になるため、人目に触れるシームとしての高い品質基準を満たす必要があった。

そこでプロジェクトチームは、レーザー接合、より正確にはレーザーブレイジングに目を付けた。技術的に最も洗練されたソリューションを探していた同チームが見つけたのが、独スキャンソニック社だった。同社は、触覚ガイド付きレーザー光学系「ALO4」と、溶接シームをインプロセスで観測するためのカメラシステムを提供している。シームのインプロセス評価が可能で、後からわかったことだが、人工知能(AI)をそれに適用することができる(図1)。

AI対応のレーザー加工ヘッド

スキャンソニック社は20年以上にわたり、自動車分野向けのレーザー光学系のサプライヤーとしての高い評価を築き上げてきた。同社は現在、レーザー接合、切断、コーティング加工を対象に7000を超えるレーザー光学系を現場に提供している。触覚シーム追跡のためにフィラ

ーワイヤを使用することにより、接合プロセスの基準を定めている。現在は、そのようなレーザー光学系の第4世代であるALO4が、すべての大手自動車メーカーに再び高く評価されている。

2017年以降、スキャンソニック社のレーザー光学系には、「SCeye」と名付けられたマシンビジョンシステムが搭載されている。同システムは、完全一体型の照明モジュールおよびカメラと、レーザーヘッド内部の制御モジュールで構成されている(図2)。プロセス制御システムを内蔵するこの高性能な光学系パッケージを見て、某メーカーはスキャンソニック社を選択したが、いくらかのエッジコンピューティングを加えることによってこのシステムは、プロセスの単なる視覚化をはるかに超える能力を発揮することができる。

生産現場においてロボットが手作業を置き換えているのと同様に、エッジコンピュータのAIは、プロセス制御

における人間の作業を置き換える。実際、スキャンソニック社のチームは、SCeyeシステムで撮影した、レーザーブレイジングプロセスのビデオの中のスパッタ(飛散物)やボア(気泡)などの欠陥を特定するAIシステムを開発した。ビデオの中で特定された欠陥を、オペレーターに検出してもらわなければならない。そこで、同システムは問題箇所の写真を提示し、その欠陥の修復についてオペレーターが判断できるようにする。

プロジェクト過程における学習曲線

プロセス制御技術をこの自動車メーカーの工場に適応させる作業には、全体で18カ月を要した。当座の品質管理に、スキャンソニック社のチームは、同社の新しいAIシステムを利用することを提案した。これにより、効率的なデータ管理に必要な多くのデータが

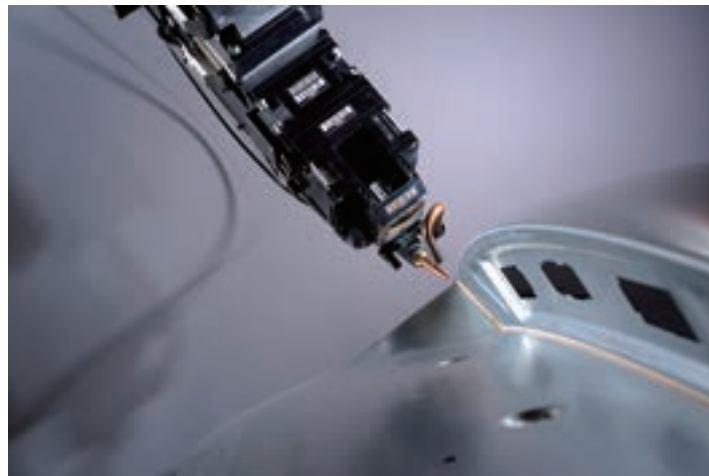


図1 適応型のレーザー光学系が3Dコンターをたどる。カメラは、ライブ画像をニューラルネットワークに送信し、ニューラルネットワークは、レーザーブレイジングプロセスによる欠陥をリアルタイムに検出する(画像提供: スキャンソニックMI社)

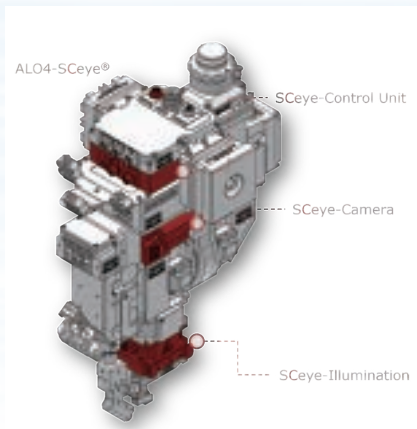


図2 ALO4レーザーヘッドには、スキャンソニックMI社が開発したSCeyeプロセス観測システムが内蔵されている(画像提供:スキャンソニックMI社)

生成された。まずは、工場(現場)とスキャンソニック社(バックオフィス)で効率的にデータを処理できるように、データの取り扱いに関する基準を定める必要があった。次に、データをオペレーターに対して視覚化するためのダッシュボードを開発した。データ管理により、プロジェクトチームは急峻な学習曲線をたどることができた。

最大の目的は、新しい技術を生産システムに導入することだった。現在、レーザーセンサからのデータは統合されている。これにより、欠陥データは特定の車両に割り当てられる。欠陥が検出されると、オペレーターはAIシステムからの通知を受け取り、ダッシュボード上または加工対象物上で関連画像を確認することができる。従って、修復または研削のために取り除くか、それとも、そのままパイプラインに残して次の工程に引き渡すかという、その特定の車両に対する次の処理を、迅速に決断することができる。

欠陥の自動検出により、チームに直ちにもたらされたもう1つのメリットがあった。最初のフェーズがうまくいったことを確認した顧客は、さらに小

さな特徴を検出することを希望した。欠陥サイズは0.5mmから0.2mmに引き下げられた。これは、裸眼ではほぼ確認できないものである。当然ながら、自動車の所有者に見えてはならない欠陥は、生産プロセスに携わる作業者にとっても検出は難しい。このレベルになると、マシンビジョンプロセスのほうが人間の目よりも分解能が高く、信頼性も高くなる。

この早期警告は、生産における時間とコストの削減につながる。障害の原因がプロセスの逸脱であれば、それ以上の車体を無駄にする前に設定を修正することができる。

生産におけるAI

この現代的な工場の生産ラインでは、毎日600台の車両が生産される。あるロボットが車体の上にルーフを配置し、別のロボットがALO4レーザーブレイジング光学系をシームに沿って動かして、パーツのろう付けを行う。ALO4の光学設計と、供給されたブレイジングワイヤによってプロセスを「感じ取る」その能力により、レーザービームとワイヤは、常にシームの適切な位置に配置される。その結果、滑らかで魅力的な表面を持つ、品質の高いブレイジングシームが得られる。

レーザーセル内の監視カメラを見るオ

ペレーターが目にするのは、モニターからの閃光だけで、カメラのビジョンを切り替えると、レーザーブレイジングプロセス直後のシームが表示される。AIは、すべての微小な細部を追跡して、あらゆる逸脱を特定する。自動障害検出により、任意の点または不明瞭な部分が、ポア、穴、良好なシームにリアルタイムに分類される。パーツが接合されるとレーザーボックスが開き、車体が次のステーションへと移動する(図3)。

長期的な品質管理のために、SCeyeのすべての欠陥ビデオが、各車両のデータ、材料、ツール設定とともに保存される。これにより、プロセスを追跡して、現在の問題を、数週間前に同じような問題を示した車両と比較することも可能である。某メーカーにとってこの新しい技術は、ワークフローを完全にデジタル化する取り組みにも非常にうまく適合する。すべてのデータが追跡可能で、プロセスは最適化可能である。また、研削などの後続のプロセスにおける問題を理解する上でも役立つ。

SCeyeシステムのもう1つのメリットは、プロセスが安定化することである。プロセスのデジタル化が進むと、セットアップ時間は短くなる。同チームには、破壊性の低い試験方法によって、プロセスを全体としてより深く理解することが必要である。このプロセ



図3 レーザーブレイジングプロセスは完全に自動化されている。レーザーセル内に監視カメラが設置されているため、オペレーターはモニター上でその処理をたどることができる。それと同時に、レーザー光学系内部のカメラによって溶接が追跡され、すべてのデータがこの特定の車両に紐づけられる(写真の著作権は某メーカーに帰属)

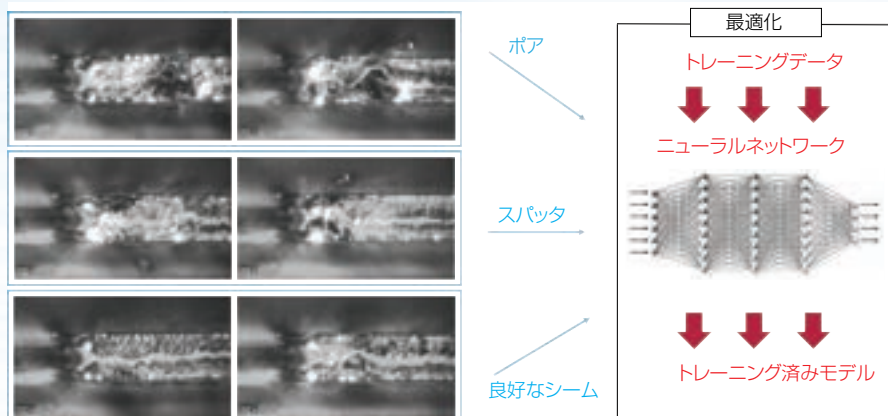


図4 ニューラルネットワークの学習データには、ポア(上)、スパッタ(中央)、良好なシーム(下)が含まれる(画像提供:スキャンソニックSE社)

スのセットアップには、18カ月を要した。学習曲線を考えると、このフェーズは将来的には短縮されると期待される。これまでに、同じデータで学習させた4つのシステムが実装されている。

4つのシステムは同じように動作するが、各オペレーターがプロセスの微調整を行うため、それが欠陥認識に影響を与える可能性がある。照明、角度、レーザー設定などの個々の設定は通常、場所によって異なるため、画像には小さな差異が存在する。このことが、展開時に明らかになった。それでも適応作業は限定的で、台数を重ねるごとに移行作業は速くなる。

レーザープロセス制御におけるAIの詳細

基本的に、新しいプロセス制御システムは人間の経験を模倣する。人間が合格パーツと不合格パーツのサンプルから学習するのと同様に、開発者らは、既存の欠陥の分類結果をデータとしてニューラルネットワークに供給した。ニューラルネットワークのこのようなトレーニングを、機械学習と呼ぶ。プロセス制御の場合、ニューラルネットワークは溶接またはブレイジング済みのシームからの画像を入力として、そ

の画像のパターンにスパッタやポアが含まれているかどうかを検出する。この入力画像の解析を、推論と呼ぶ。スパッタやポアの特定のパターンが検出されると、マーク付けしてオペレーターにわかるようにする。

このような畳み込みニューラルネットワーク(CNN)は、どのような仕組みで動作するのだろうか。簡単に説明するとCNNは、入力データ(ここでは、

溶接またはブレイジングプロセスからの画像)に特定の数値(重み)を乗算する、複数の階層で構成される。その複数の階層にデータを通した結果が、トレーニングデータの分類種別と比較される(図4)。結果が分類種別と一致すれば、重みはそれで良いことになる。一致しない場合は、結果が所定の分類種別と一致するまで重みが調整される。この手順によって、ポアやスパッタなどの特定の欠陥クラスに対応する特定のパターンに、欠陥を結びつけるための機械学習が行われる。

このような学習プロセスの後に、これまで見たことのないデータをCNNに供給することができる。CNNは一定の確率で、それを正しく分類する。ここでも、重みを最適化することができる。これは、トレーニング済みのパラメータが検証データに対してどれだけ適切に機能するかを開発者が確認するための、検証プロセスである。検証エラーが最小化されたところで、トレー

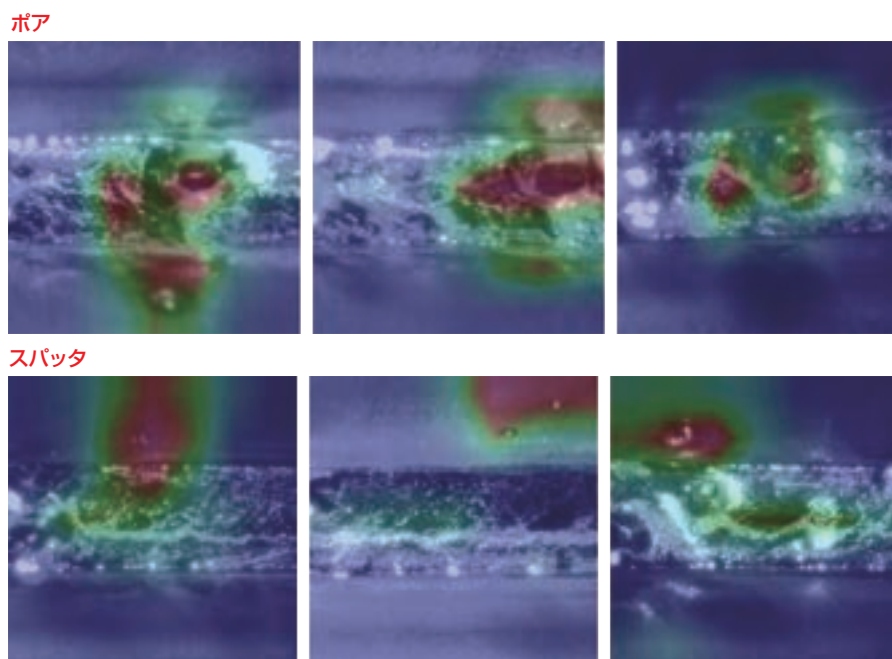


図5 AIによってオペレーターに提示される検出欠陥の例(上:ポア、下:スパッタ)(画像提供:スキャンソニックMI社)



図6 溶接シームを追跡/特定するためのこの新しい技術は、デジタル化されたワークフロー(インダストリー 4.0)の確立を目指す某メーカーの取り組みに非常にうまく適合する(写真の著作権は某メーカーに帰属)

ニングは終了する。

次のステップでは、全く新しいデータによってCNNの性能をテストすることができる。これをテストフェーズと呼ぶ。図5は、検出された欠陥の例である。このCNNは、「ポア」と「スバツタ」という2つのクラスについてトレーニングされている。それ以外の任意の欠陥クラスに対しても、トレーニングすることが可能である。将来のバージョンでは、欠陥のクラスごとに独立したニューラルネットワークを使用することを、スカンソニック社は検討している。そうすることで、おそらく検出率は高くなる。現在は、2つの欠陥クラスが、単一のCNNによってリアルタイムに特定されている。

学習プロセスのさらなる詳細情報

欠陥を正しく特定する確率を高めるために、トレーニングプロセスは非常に重要である。この顧客は、約5500枚の良好な溶接部の画像と2000枚のポア画像を、システムの最初のトレーニング用に提供してくれた。スカンソニック社は、良好な結果を他のプロセスに適応させるために、新しい画像は数枚しか必要ないことを、同社のレーザ研究施設で実証することができた。わずか数百枚の画像で、この自動車メ

ーカーのシリアル生産のものとは少し異なるブレイジングプロセスに対して、95%の認識率を達成することができた。実際のプロセスとの違いは、使用する材料と、使用するプロセスパラメータにあった。しかし、このAI認識手法を、アルミニウムのレーザ溶接など、全く別のレーザプロセスに適用する場合でも、わずか数枚の画像による再トレーニングで、非常に良い結果を生成することが明らかになっている。

いずれにしても、新しい検出処理に対してシステムをトレーニングするために必要なトレーニングデータの量の削減は、この手法の今後の改良に向けた重要な項目の1つである。

今後の見通し

このメーカーに対してスカンソニック社はまず、ニューラルネットワークを1つの製造ラインに適用してから、2つ目のラインに適用した。1つのマシンから次のマシンへと作業を進めるごとに、1つ前の作業で学んだ教訓を生かして移行作業を短縮することができた。本記事執筆時点で、スカンソニック社のエキスパートらは、ある新規顧客の3つの施設に平行してAIシステムを実装していた。

実際、スカンソニック社は5社を超える顧客とともに、このAIシステムのテストを実施している(図6)。現在、個々のアプリケーションは、それぞれ独自にトレーニングされている。将来的には、さまざまなアプリケーションのトレーニングデータを組み合わせることが、このAI手法をはるかに強力にするための手段となる可能性がある。アプリケーションごとに、異なるトレーニングデータが入力として提供され、新しい問題事例が追加されるため、さまざまなアプリケーションで

トレーニングされたAIは、あらゆるアプリケーションに対して最適な性能を発揮する、高度に洗練されたモデルを生成する。この将来のアプローチでは、トレーニングデータを提供してくれる個々の顧客が、最も適切にトレーニングされたAIシステムのメリットを享受することになる。長期的には、トレーニングを必要としないデータベースが生成される可能性がある。当然ながら、データプライバシーは厳守される。顧客が求めるのであれば、すべてのデータを実際の生産現場に留めて、外部に持ち出さないようにすることができる。

もう1つの改良方法は、このAIアプローチを拡大することである。これまでのところは、画像のみが使用されている。将来は、プロセスのエミッションやパラメータなど、他の検出器からのデータを追加することが可能になるかもしれない。これにより、欠陥の発生個所をより詳しく理解することができる。オペレーターは、より簡単にプロセスを最適化できるようになり、それによって別の戦略的目標を達成するための扉が開く。つまり、プロセスデータと欠陥の発生の全体像がより完全に把握できるようになれば、別のAIによって完璧なプロセス設定をオペレーターに提案するか、あるいは、単純にプロセス全体を制御することができる。制御ループを閉じることは既に、レーザヘッド開発者らの長期的な課題の1つである。

著者紹介

クリスチャン・ピーターソン博士(Christian Petersohn, Ph.D.)は、独スカンソニックMI社(Scansonic MI)のソフトウェア開発者、マイケル・ウンガース博士(Michael Ungers, Ph.D.)は、同社プロダクトオーナー。
e-mail: info@scansonic.de URL: www.scansonic.de