



## Cyber-Physical System (CPS) 型レーザー加工によるスマート製造

小林 洋平<sup>1</sup>, 場本 圭一<sup>1</sup>, 島原 光平<sup>1</sup>, 遠藤 翼<sup>1</sup>, 田丸 博晴<sup>2</sup>, 坂上 和之<sup>3</sup>,  
櫻井 治之<sup>1</sup>, 谷 峻太郎<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 東京大学 物性研究所 (〒 277-8581 千葉県柏市柏の葉 5-1-5)

<sup>2</sup> 東京大学大学院 理学系研究科 (〒 113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1)

<sup>3</sup> 東京大学大学院 工学系研究科 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

### Smart Laser Manufacturing with Cyber-Physical System

Yohei KOBAYASHI,<sup>1</sup> Keiichi BAMOTO,<sup>1</sup> Kohei SHIMAHARA,<sup>1</sup> Tsubasa ENDO,<sup>1</sup> Hiroharu TAMARU,<sup>2</sup>  
Kazuyuki SAKAUE,<sup>3</sup> Haruyuki SAKURAI,<sup>1</sup> and Shuntaro TANI<sup>1</sup>

<sup>1</sup>The Institute for Solid State Physics, The University of Tokyo, 5-1-5 Kashiwanoha, Kashiwa 277-8581

<sup>2</sup>Graduate School of Science, The University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Tokyo 113-8654

<sup>3</sup> Graduate School of Engineering, The University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Tokyo 113-8654

(Received September 12, 2022)

Cyber-physical systems (CPS) are strongly required for next-generation production systems. This paper reports what a CPS in laser processing is and how it should be constructed.

**Key Words:** Laser processing, Cyber-physical system, Optimization, Data base

#### 1. はじめに

極端紫外線(EUV)露光の導入で半導体の微細化が進み、スマートフォンをはじめとして中央処理装置(CPU)や画像処理装置(GPU)の計算能力が年々高くなっている。2012年のKrizhevskyらによる画像認識の向上により、GPUによる深層学習は一躍脚光を浴びた<sup>1)</sup>。また、人間の棋士に勝つには10年かかると言われていた囲碁において、Googleのアルファ碁がトップ棋士に勝利したこともまだ記憶に新しい<sup>2)</sup>。それから10年、PCで扱えるメモリの量や搭載できるGPUの性能は飛躍的に向上している。

深層学習以外でも、バイズ最適化などの最適化プロセスにおいてメモリや演算の計算資源も年々向上している。

これらの背景により、サイバー上での演算が実際のフィジカル空間での行動を援用する時代となってきた。一昔前なら将棋ソフトは遅くて対戦ができなかったが、今ではスマートフォンの将棋ソフトに勝てる気配はない。

本稿ではレーザー加工分野において、半導体の進化により演算能力が向上した結果どのような手法が適用できるようになってきたかについて述べる。

#### 2. サイバーフィジカルシステム(CPS)

##### 2.1 CPSとは

まずはSociety5.0の定義について振り返る。内閣府のホームページでは、Society5.0の定義は「サイバー空間(仮想空間)とフィジカル空間(現実空間)を高度に融合させたシステムにより、経済発展と社会的課題の解決を両立する、人間中心の社会」とある<sup>1)</sup>。このうち、サイバー空間とフィジカル空間を高度に融合されたシステムというのがサイバーフィジカルシステム(CPS)である。つまり、CPSはSociety5.0を実現するツールである。したがって、究極にはすべての現実空間を仮想空間とつなげるシステムが必要になる。ものづくり、交通、エネルギー、医療、農業など、様々な分野でCPS化を進める取り組みがなされている。

たとえば、ドライブのときにGoogle mapで渋滞情報に基づいたルートの提案通りに運転する経験がおありであろう。これはサイバー空間での最適化をドライバーがフィジカル空間で実践する結果、全体として渋滞が緩和されて経済効果が生まれ、車からの炭酸ガス排出が削減されている好例である。この例ではドライバーの意思が尊重されるため、サイバーの指示をフィジカルが聞くとはい限らないわけであるが、全体としてうまく機能してい

<sup>1)</sup> [https://www8.cao.go.jp/cstp/society5\\_0/](https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/)

る。

レーザー加工のCPSはどのようなものであろうか。概念図をFig. 1に示す。消費者がある部品を発注するときはコンピュータ支援設計(CAD)ファイルをインターネットを通じてサイバー空間に送付する。サイバー空間ではどの装置を使い、どのようなパラメータで加工を行うかの最適化を行う。最適化には発注者の優先度がコストか納期か、品質かなどに基づいて行われる。

### 3. 加工シミュレータ

サイバー空間で最適化を行うには加工のシミュレーションが必要である。機械加工の場合、刃物が通過したところは物質が確実に取り除かれるので、ドリルやエンドミルをどのように動かせばどのような形状が得られるかのシミュレーションができる。もちろん、送り速度や回転数については材料ごとに最適化を行う必要がある。この計算を行うのがいわゆるコンピュータ支援製造(CAM)である。

レーザー加工の場合には、光を当てた時に材料がどの程度除去されるかを理論で見積もることができればシミュレータができるのであるが、現状はまだ困難である。これはレーザー加工が非常に複雑な物理を含むからである。また、レーザー加工は多数のパラメータがあることと、高次の非線形効果を内包し、不可逆過程であるため、同じ照射条件でも異なる結果を生じる上に繰り返し実験ができない。よって実験的にも困難な対象である。

理論の取り組みとしては第一原理計算や分子動力学計算によるアプローチがある。分子動力学計算でも扱える原子の数は $10^8$ 個程度であり<sup>3-11)</sup>、将来的に計算資源が十分になれば加工痕に含まれる原子の数( $\sim 10^{13}$ 個)に到達すると期待する。

一方で、複雑な現象をフィッティングする機械学習で

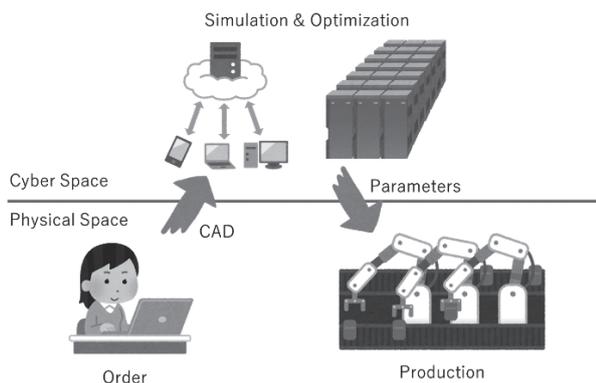


Fig. 1 Schematic of the cyber-physical system. When an order arrives in cyber space, artificial intelligence performs a simulation to find the optimal parameters for the production system. The production system produces according to those parameters. If the simulator does not work well, the cyber system tries to get the missing data. This highly integrated system of cyber and physical systems is called CPS.

あれば、物理が解明されなくてもレーザー加工を表す関数が得られるかもしれない。GPUの計算能力の向上やDeep Neural Network(DNN)の進歩と相まってレーザー加工にDNNを取り入れてシミュレータを開発した。

#### 3.1 シリコンの3次元シミュレーション

具体的にDNNによる加工シミュレータを作るには、どのようにすればよいだろうか。DNNとはたくさんの入力に対してそれらに対応する出力を満たす多層の行列演算である。もう少し詳しく言うと、入力パラメータたちを使ってある重みをつけて足し合わせたのちに、非線形演算をするという作業を多数回行う。その際、パラメータの数を増やしたり減らしたり、層毎に異なる演算を行う。この重みを自由に変えてすべての入力に対して出力に対応付ける作業を「学習」という。たくさんの行列要素を使うことになるが、例えば参考文献1では60M個である。入力と出力の組みを教師データという。一般的にDNNを構築するには10000~100000の教師データが必要である。ただし、画像を教師データとして用いる場合には、画像の角度や縮尺を変えるなどして教師データの数を増やすことができる。猫の画像は角度を変えても猫であるので、このような作業が可能となる。従って、レーザー加工の形状をデータとして用いるにはデータの増強(augmentationという)が可能となる。

具体的には入力はパルスエネルギー、照射パルス数、スキャンスピードなどのレーザー加工のパラメータである。パラメータの組み合わせを入力とするときに、どのような形状変化をするかという出力を得るのがDNNである。そのさい、入力には加工前の3次元形状も入れておく。パルス照射前の3次元形状を測定し、あるパラメータで加工を行う。その後結果の3次元形状を測定する。これを大量に繰り返すことで教師データを準備する。画像についてはデータ増強ができるとはいえ、1000回は測定する必要がある。

この多数のデータを準備する必要があることが深層学習の最大の困難である。DNNの教師データに必要な数を考えると、人が実験で取得するデータではできない。本質的に自動データ取得が必要となる。我々はレーザー

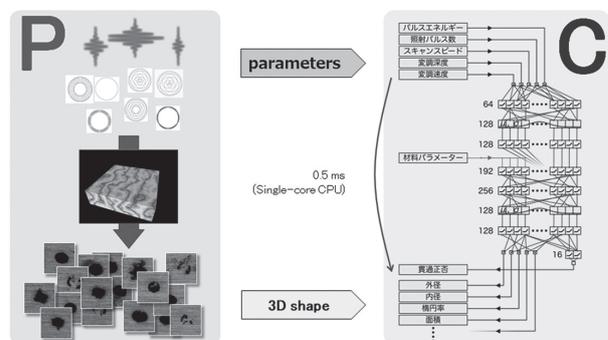


Fig. 2 P: Data acquisition of laser processing. C: Deep Neural Network construction. Once the DNN is constructed, it takes only millisecond to calculate one simulation.

加工ヘッドと測定器との間をステージで結合し、加工と測定を自動で繰り返しできる装置を構築した。

結果、Fig. 2 および Fig. 3 に示すように、レーザー照射に対してどのように形状変化するかデータが十分取得することができ、それを用いて DNN を構築した<sup>12)</sup>。

深穴加工のニーズもある。例えば、次世代半導体で超高周波回路にはガラス基板が良いとされ、ガラスの微細径貫通穴加工が必要とされている。アスペクトの大きい穴加工の場合には3次元顕微鏡で形状測定ができない一方、ガラスは透明材料であるので横から穴を観測することができる。この場合高速カメラを用いると、1 kHz のレーザーパルスごとに断面を測定できるため、高速にデータ取得が可能となる。結果、深層学習との相性が良い。

#### 4. マイスターデータジェネレータ (MDG)

##### 4.1 概要

高品位な教師データが大量にあると DNN を用いてシミュレータが構築できることが分かった。レーザー加工には穴あけ以外にも切断、溶接、改質など様々な用途がある。多様な用途に応じてシミュレータを作るには、多種多様なレーザー加工を全自動でこなす装置が必要不可欠となる。そこで、我々は多様なレーザー発振器、レーザー加工ヘッド、測定器を備えた全自動加工・測定機を開発し、マイスターデータジェネレータ (MDG) と名付けた<sup>13)</sup>。多様な材料が 81 枚装填されており、インターネットを通して加工の発注があるとセンターロボットで材料を選び、発注に応じたレーザーパラメータや加工パラメータで加工を行う。加工結果は3次元顕微鏡や電子顕微鏡、X線 CT などを用いて自動測定し、データをデータベースに追加する。

MDG は 24 時間動き続けることができる。これにより、人手をまったく介さない高品位なデータが得られる。加工と測定とでおよそ 1 分かかる場合には、1 日で 1000 データ得られることになる。データ増強が効く場合にはこれで深層学習に掛けることもできる。

データはデータベースに蓄えられていく。データベースは材料 ID、加工、測定、解析がすべて紐づけられている。

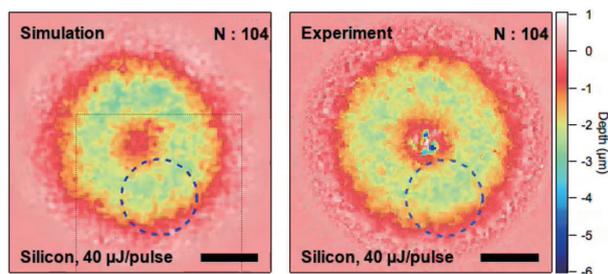


Fig. 3 An example of simulation result. Left figure is a simulation, while right figure is an experimental result. Scale bars correspond 10  $\mu\text{m}$ .

##### 4.2 グリッドサーチ

MDG にグリッドサーチを頼むことはたやすい。パラメータを指定して待つだけでデータが帰ってくる。4 種のパラメータを 10 通りずつ試す加工であれば 10000 種類の加工を数時間で行いデータベースに登録される。

##### 4.3 最適化

最適化ループを回すこともできる。加工した結果を目的形状と比較し、差分を評価することで次の加工パラメータを導き出す。このループを回すことで、目的形状の穴あけを行うパラメータ最適化を行うことができる。

Fig. 5 にベイズ最適化を行った例を示す。左図中の楕円が目的の穴形状で、それを実現するようにレーザーのビームモードを最適化するという実験である。レーザーのビームモードは液晶位相変調器を用いた、この回折パターンをベイズ最適化で決定するというループである。結果、グリッドサーチに比べて一桁から二桁少ない試行回数で最適化が行えることが分かった<sup>14)</sup>。

##### 4.4 システム

MDG を動かすには、ユーザーはインターネットのウェブブラウザから操作することができる。ほしいレーザー加工のパラメータがあるときには、シミュレータを動かしたり、MDG に加工の依頼をすることができる。最適化ループを実行するプログラムも用意されている。これらのアプリはスマホのアプリのようなものであり、機能を使いこなすためには良いアプリ開発をしなければならない。GUI を考慮してシステム開発を行っている。

MDG のこのシステムと、ユーザーの加工機をつなげることもできる。システムをつなげることにより、これ

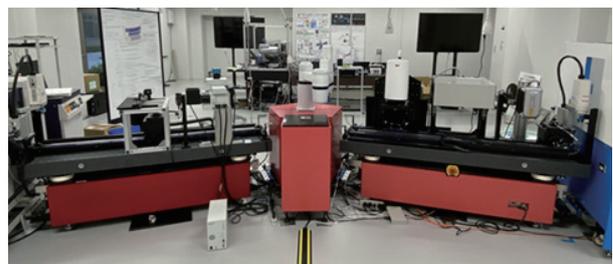


Fig. 4 Picture of Meister Data Generator (MDG).

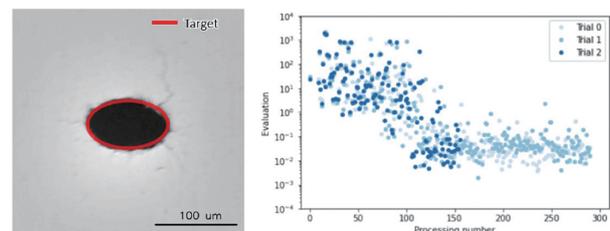


Fig. 5 Example of Bayesian optimization. Oval is a target shape of the drilling. Spatial beam mode is modulated by using a spatial light modulator. Bayesian estimation offers next beam modulation pattern to realize the target shape. Right graph shows how the evaluation score decreases in time.

らエンドユーザーの加工機をスマート化することが可能であり、現在順次適用例を増やしているところである。

## 5. まとめと展望

レーザー加工において深層学習に代表される人工知能(AI)がどのように利用可能であるかについて、実例を挙げて説明した。レーザー加工とAIとの組み合わせについての研究開発は始まったばかりである。

シミュレーションや最適化ループができることで、レーザー加工を用いた製造プロセスが進化していきだろう。レーザー加工は型レスで一品ずつ異なる製品が作れるというが、実のところ条件出しに時間がかかるのでそのような適用ができていない。本当に一つずつ異なる製品が作れるようになれば、個人個人が必要な時に必要なものやサービスを受け取れる Society5.0 の実現に近づく。

## 謝 辞

本研究の一部は、NEDO「高輝度高効率次世代レーザー技術開発」、SIP「光・量子を活用した Society5.0 実現化技術」、光・量子飛躍フラッグシッププログラム(Q-LEAP)「次世代レーザー」の支援で行ったものであり、TACMI コンソーシアム内の議論がベースとなっている。ここに謝意を表します。

## 参考文献

- 1) A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton: In *Advances in neural information processing systems* (2012) 1097.
- 2) D. Silver, A. Huang, C. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, *et al.*: *Nature* **529** (2016) 484.
- 3) C. Wu, LV Zhigilei: *Applied Physics A* **114** (2014) 11.
- 4) C.-Yu Shih, M. V. Shugaev, C. Wu, and L. V. Zhigilei: *J. Phys. Chem. C* **121** (2017) 16549.
- 5) H. Wu, C. Wu, N. Zhang, X. Zhu, X. Ma, L. V. Zhigilei: *Appl. Surf. Sci.* **435** (2018) 1114.
- 6) M. Noda, S. Sato, Y. Hirokawa, M. Uemoto, T. Takeuchi, S. Yamada, A. Yamada, Y. Shinohara, M. Yamaguchi, K. Iida, *et al.*: *Comput. Phys. Commun.* **235** (2019) 356.
- 7) N. Tancogne-Dejean, M. Oliveira, X. Andrade, H. Appel, C. Borca, G. Breton, F. Buchholz, A. Castro, S. Corni, A. Correa, *et al.*: *J. Chem. Phys.* **152** (2020) 124119.
- 8) T. Otobe: *Phys. Rev. Applied* **13** (2020) 024062.
- 9) Y. Sanari, H. Hirori, T. Aharen, H. Tahara, Y. Shinohara, K. L. Ishikawa, T. Otobe, P. Xia, N. Ishii, J. Itatani, *et al.*: *Phys. Rev. B* **102** (2020) 041125(R).
- 10) K. L. Ishikawa, Y. Shinohara, T. Sato, and T. Otobe: *arXiv:2003.14090v2 [cond-mat.mtrl-sci]* (2020).
- 11) Y. Tanaka and S. Tsuneyuki: *Appl. Phys. Express* **11** (2018) 046701.
- 12) S. Tani, and Y. Kobayashi: *Sci Rep* **12** (2022) 5837.
- 13) Y. Kobayashi, T. Takahashi, T. Nakazato, H. Sakurai, H. Tamaru, K. L. Ishikawa, K. Sakaue, and S. Tani: *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics* **27** (2021) 1.
- 14) K. Bamoto, H. Sakurai, S. Tani, and Y. Kobayashi: *Opt. Express* **30** (2022) 243.