

# 金属 AM プロセスのデジタルツイン構築に向けた技術開発

## Development of Digital Twin for Metal Additive Manufacturing

渡邊誠・草野正大・野本祐春・北野萌一・北嶋具教

Makoto WATANABE, Jun KATAGIRI, Sukeharu NOMOTO, Masahiro KUSANO, Tomonori KITASHIMA

In this paper, we will discuss the technology of prediction in AM processes, which is considered to be increasingly important for controlling microstructures, maximizing component performance, and ensuring reliability. An attempt to correlate part-scale and microscale temperature field analysis with actual microstructures is presented as well as an example of predicting solidification segregation by combining part-scale temperature field analysis with the phase field method. In addition, an example from the literature is presented, where machine learning was used to predict tensile strength distributions from temperature field data obtained by monitoring during the AM process.

**Key Words:** Additive Manufacturing, Laser Powder Bed Fusion, Wire and Arc Additive Manufacturing, Laser Metal Deposition, Digital Twin

### 1. 緒言

近年、デジタルツインのコンセプトが提唱され、サイバーとフィジカルの融合によるモノづくりのデジタルトランスフォーメーション (DX) が加速している。デジタルツインとは、IoT (Internet of Things) 技術等を活用し、現実空間 (フィジカル) からリアルタイムにデータを収集し、これを元に仮想空間 (サイバー) 上に現実空間を再現することであり、仮想空間上での試行による製造ラインの最適化やトラブルへの対応期間短縮、新製品開発リスクの低減などを可能にすることが掲げられている。この極めて大きな変革において、従来のハードウェアを主体としてきた製造業においても、ソフトウェアの役割が今後ますます拡大し、デジタル技術の活用が産業競争力の強化に極めて重要となっていくと考えられる。

三次元積層造形 (Additive Manufacturing (AM), 以下 AM) は、鋳造や鍛造等の従来プロセスでは困難な複雑形状を実現できることから、新しい製造あるいは加工プロセスとして、近年高い注目を集めている。コンピュータ上で構築した三次元モデルに基づいて、レーザや電子ビーム等の熱源を移動させ、原料を溶融凝固し、積層していくことで、三次元形状を形成する。全ての工程がコンピュータ (PC) 制御で行われるため、デジタル技術との親和性が非常に高く、前述のモノづくりの DX 化の流れの中で、革新的な製造技術として位置づけられている。金属やプラスチックでの用途開発が先行してきたが、炭素繊維強化複合材料やセラミック材料など様々な材料で技術開発が進められている。AM には多くの手法が存在するが、本稿では広く普及している技術である、金属レーザ粉末床溶融結合法 (Laser Powder Bed Fusion for Metals, 以下 PBF-LB/M) およびワイヤを用いた Wire and Arc Additive Manufacturing (WAAM)、金属粉末を吹き付ける Laser Metal Deposition (LMD) を対象とした取り組みについて紹介する。PBF-LB では、原料粉末を薄く層状に敷き詰めたパウダーベッ

ドを形成し、レーザを照射することで、原料粉末を溶融凝固させる過程を繰り返す。PC 上の三次元モデルについて、造形方向に対して数 10~100  $\mu\text{m}$  程度の厚さ毎に分割し、この断面形状に対応する領域を溶融凝固させる。この際のレーザ出力や走査速度、走査ピッチ、層厚さ、レーザ走査パターン等によって、造形物へ投入される時間辺りのエネルギー量に変化し、原料粉末の溶融状態や積層部の温度が影響を受ける。このような温度履歴の変化は局所的あるいは部位毎の欠陥や組織を変化させることになり、組織が変化することで平均値としての力学特性、さらにはそのばらつき度合いが大きく影響を受けることになる。また、AM では製造可能な部材形状の自由度が大きく向上する一方で、形状に依存した抜熱状態の変化に起因したプロセス中の温度変化も生じる。したがって、AM においては、部材デザイン×材料選択×プロセス条件という広大な空間から所望の性能を満足し、適切なコストで製造できる組み合わせを見出すことが期待される。さらには、熱処理や表面処理などの後工程の観点も含め、限られたリソースで効率良く適切な解を導くためには、実験による試行を出来るだけ減らすことが必要となる。このため、AM においても、データ科学や数値計算を活用した予測技術の開発が重要となっている。このような技術の確立は、AM により単に複雑形状を製造できるだけでなく、一つの部品の中で部位毎に組織をコントロールし、異なる性能を発現させる、いわゆる site-specific な制御が可能となることになり、新しい次元の高性能多機能部材の製造に繋がると考えられている。萩原ら<sup>2)</sup>はタービンブレードを例として、このようなコンセプトを挙げている。ブレードの回転により遠心力を受ける部分は、結晶方位が制御された柱状晶あるいは単結晶組織とし、下部の固定用部位は多結晶等軸組織とすることで、耐疲労性と低温靱性を確保することが期待できる。また、AM による製造部材の品質管理、品質保証の観点でも、前述したようなモニタリングと計算科学によるデジタルツインの構築は重要である。例えば造形体表面温度のモ

ニタリングデータと物理シミュレーションあるいは機械学習との組み合わせにより気孔や割れ発生の有無、さらには組織粗大化などの異常や強度のばらつきを推定できる可能性がある。本稿では、造形中の温度場変化が微視組織に与える影響について我々の研究事例を示し、パートスケールでの温度場予測の有用性を示した後、WAAM プロセスを対象としてマルチフェーズフィールド (MPF) 法を適用した凝固組織予測、また文献での取り組み例として LMD 材の引張強度を温度モニタリングデータから予測した取り組みについて紹介する。

## 2. PBF-LB における形状の温度場、材料組織への影響<sup>3)</sup>

草野ら<sup>3)</sup>は、伝熱を抑制する形状を造形することで、意図的にプロセス中の温度を大きく変化させ、その微視組織および硬さへの影響、および計算による温度場変化の予測精度について調査した。PBF-LB 装置 (SLM280, SLM Solutions 社) を用いて、z 軸対象かつ中心軸を通る xz 断面において、Fig.1 に示す形状を有する試料を作製した。材料はニッケル基合金 Hastelloy X (AMPERPRINT 0228, Höganäs 社) を用いた。この形状は4つの部位 (Fig.1(a)の Part A~D) で構成されていた。Part B が直径 2.5 mm の円柱状と断面積が小さくなっているために、Part C、D 造形時に下方向への熱伝導が抑制され、高温に保持されることを意図した形状となっている。レーザー出力と走査速度は、全ての部位で一定として、それぞれ 300 W、1000 mm/s であった。造形後の試料外観を Fig.1(b) に示すが、Part C、D では表面が褐色となっており、特に Part C での酸化度合いが大きく、造形時の温度が高かったことが示唆される。

また、造形中に PBF-LB 装置上部の覗き窓を通して、高速赤外線カメラ (FASTM350, Telops 社) により、試料表面温度場を計測した。試料表面温度は、Part A (Fig.2(a))、B (Fig.2(b)) 造形中では 300°C 以下であったが、Part C 造形中 (Fig.2 (c)) に急激に上昇し、D 造形中には 800°C 以上となった (Fig.2(d-f))。Fig.3 の薄灰色の細い実線は、造形中の試料表面中央部温度を造形時間に対してプロットしたものである (12 秒間の移動平均値)。Fig.2 の赤外線像で示されたように、Part C 造形中に試料表面温度が 200°C から 1100°C まで急激に上昇しており、その後、Part D 造形中には徐々に低下しながらも 800°C 以上の高温に保持されていた。レーザー条件は一定であったが、形状により造形体の温度が大きく変化することが明らかである。

造形中の温度変化を予測するために、パートスケールでの熱伝導解析を実施した。解析には商用有限要素解析 (FEM) ソフト ABAQUS 2021 を用いて、独自開発のサブルーチンにより Birth & Death 機能を適用し、試料パートの要素を一定時間ごとに一層ずつ有効化し造形プロセスを再現した。また、各層毎にレーザーによる入熱を試料上面に与え、伝熱計算を行った。Fig.4 に計算により得られた各造形時間毎の温度分布の予測結果を、斜め俯瞰図およ

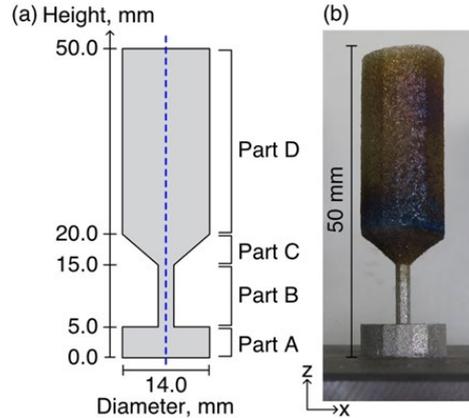


Fig.1 (a) Schematic image of the constricted sample with dimensions. A blue broken line indicates the central axis. (b) A photograph of the as-fabricated sample (M. Kusano<sup>3)</sup>, CC BY 4.0.).

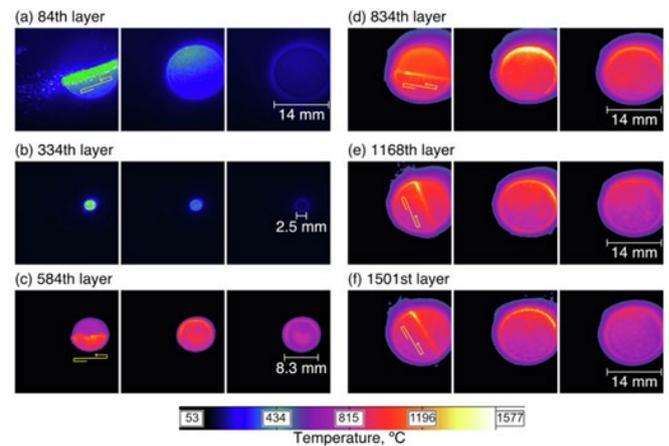


Fig. 2. The top surface temperature measured by a thermographic camera during laser scanning (left), immediately after laser scanning (middle), and 5 s later (right); results are shown for the (a) 84th layer ( $z = 2.49$  mm, part A), (b) 334th layer ( $z = 9.99$  mm, part B), (c) 584th layer ( $z = 17.49$  mm, part C), and (d) 834th, 1168th, and 1501st layers ( $z = 24.99, 35.01,$  and  $45.0$  mm, respectively, part D). The yellow arrows represent the laser scanning direction (M. Kusano<sup>3)</sup>, CC BY 4.0.).

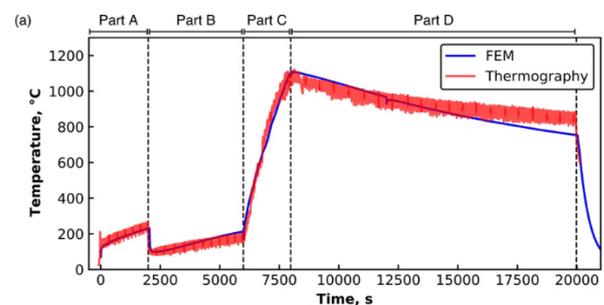


Fig. 3. The top surface temperature against the building time. The bright gray and black lines are the temperatures measured by the thermography, and predicted by the part-scale thermal analysis, respectively (M. Kusano<sup>3)</sup>, CC BY 4.0.).

び、z軸を通る中心断面図にて示している。赤外線カメラによる結果と同様に、Part A, Bの造形中は300°C以下であったが、Part C造形中に急激に上昇し (t=8000 s)、Part D造形時は800°C以上となっていた。Fig.3にパートスケール熱解析による温度場の予測結果を示している (黒色の実線)。赤外線カメラによる測定温度 (薄灰色の実線) と良い一致を示しており、造形時間全域での誤差は約±30°Cであった。

Fig. 5にPart A, C, Dでのxz断面EBSD像 (左) およびレーザと垂直なxy面でのEBSD像 (右) を示す。造形時の温度が200°C前後と低かったPart Aでは、結晶粒が相対的に小さく等軸的な組織となっているのに対し、Part C, Dではz方向に長い大きな柱状晶の形成が認められる。図中のスケールは300µmとなっており、1mm以上に渡る巨大な粒も観察される。造形中のマクロな温度変化により、熔融プール形状、したがって凝固時の温度勾配および凝固速度が大きく影響を受け、このような凝固組織の違いとなっ

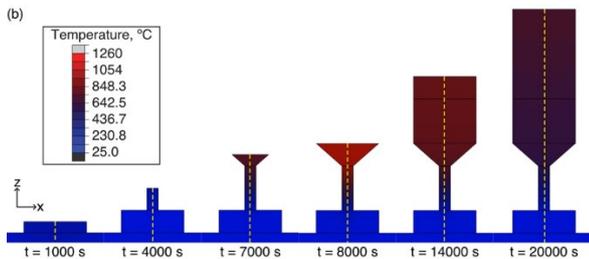


Fig. 4. The temperature distributions at different time points by the part-scale thermal analysis for the constricted sample: (a) isometric view and (b) cross-sectional view. The yellow broken lines indicate the central axis of the sample (M. Kusano<sup>3</sup>, CC BY 4.0.).

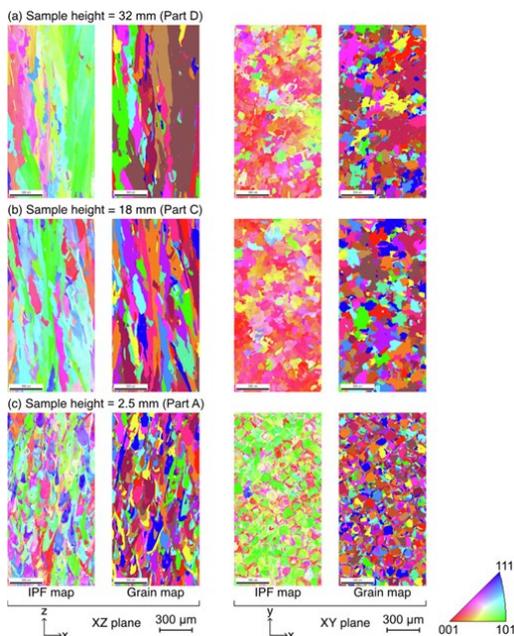


Fig. 5. Inverse pole figure (IPF) and grain maps of the XZ and XY planes (left and right columns, respectively) by EBSD at the sample heights of (a) 2.5 mm, (b) 18 mm, and (c) 32 mm (M. Kusano<sup>3</sup>, CC BY 4.0.).

て表れたと考えられる。Fig.6では、パートスケールでの温度場解析結果を解析の初期条件および境界条件として適用し、紙面垂直方向のレーザスキャンに対するミクロスケールでの温度場変化 (Fig.6 (a-c)) を FEM により計算した結果を示している<sup>3)</sup>。Fig.6 (a)最上面に丸印で示す箇所がレーザの走査位置であり、ピッチ幅0.1 mmで11番目のレーザスキャン時に対応している。Fig.6 (a-c)はそれぞれ、基材側温度が200, 1000, 1100°Cとなっているが、基材側温度の上昇に伴い、図中グレーで示す熔融プールが幅広かつ深くなっていくことが理解できる。さらに、各節点において固相線温度を下回る際の温度勾配G、凝固速度R、冷却速度G×Rの分布をFig.6 (d-l)に示している。基材側温度が200°Cから1000°Cへ上昇すると、温度勾配および凝固速度とも1桁以上低下し、冷却速度は3桁のオーダーで低下することが解析により明らかとなった。作製された造形試料のxz断面において、ビッカース硬さを測定したところ、Part AとBでの平均硬さは270~280Hvであったが、Part Dでは200~220Hvとなっており、組織変化に伴い力学特性も大きく変化することが確認された。プロセス中の温度場変化と、Fig.5で観察されたような微視組織との相関関係を、理論あるいはフェーズフィールド法のような数値計算、またはデータ科学などにより予測できるようになれば、AM材の部位毎の

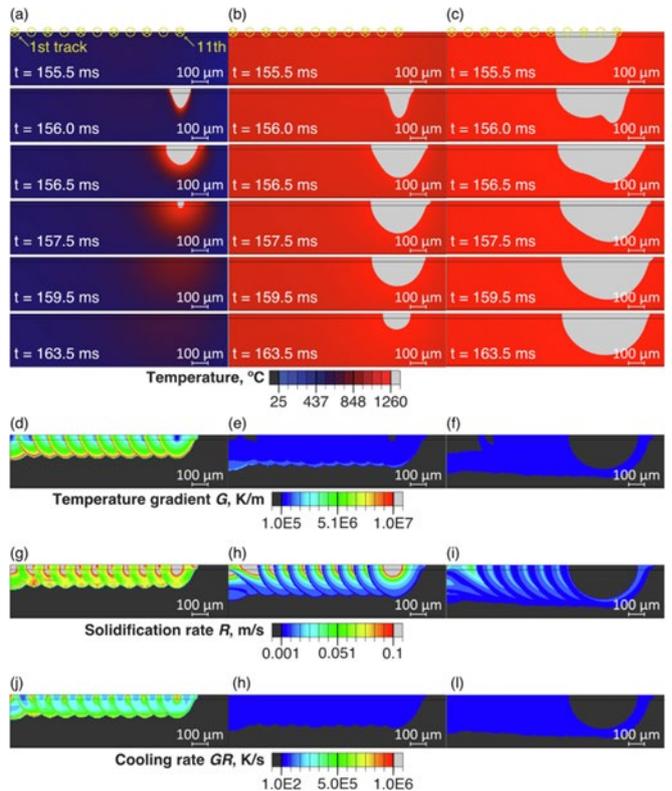


Fig. 6. Transient temperature distribution (a, b, c), temperature gradient G (d, e, f), solidification rate R (g, h, i), and cooling rate  $G \times R$  (j, k, l) of the 11th-track with  $T_{init}$  of 200°C (left), 1000°C (middle), and 1100°C (right) by the microscale thermal analyses (M. Kusano<sup>3</sup>, CC BY 4.0.).

組織や特性制御とそのためプロセス最適化が可能となると期待される。

### 3. WAAMにおける組織予測の取り組み<sup>4)</sup>

ワイヤ方式積層造形 (WAAM) は、金属ワイヤを周期的に積層して三次元部品を製造する AM 技術であり、AM の中で指向性エネルギー堆積 (Directed Energy Deposition, DED) 法と呼ばれる分類に区別される。WAAM は、レーザや電子ビームの PBF プロセスと比較し、装置が従来の溶接システムと同じで低コストであり、大きなサイズの造形物を高速に製造できるという優位性を有している。また、粉末原料の場合、比表面積が大きいことに起因して、造形体中の酸素含有量が高くなる傾向があるが、ワイヤを用いる WAAM では相対的に低く抑えることが出来るという点も、組織や特性制御の点で重要な点である。一方で、大きな残留応力や歪みが発生する傾向があるという課題もある。PBF 同様、熱源やそのスキャン方法、原料供給、形状といった様々なプロセスパラメータが存在することから、デジタル技術によるプロセス最適化が重要な位置付けとなっている。

野本<sup>4)</sup>らは、CALPHAD データベースと連携させたマルチフェーズフィールド (MPF) 法による微視組織予測技術を開発し、WAAM により作製された Ni 基合金の組織予測に取り組んだ。その際、前節同様にまずパートスケールでの熱伝導解析を実施して温度履歴を予測し、その結果に基づいて局所的な凝固組織を解析した。

ここでは析出強化型 Ni 基超合金である Rene 41 を対象として、MPF 法による組織予測技術の開発を行った。このような実用 Ni 基超合金の組織予測を可能とするために、世界的に広く用いられている計算状態図ソフトウェアである Thermo-Calc の熱力学データベースと連携し、合金組織を構成する全ての相について柔軟に対応できるように開発を行った。また、WAAM では冷却速度が  $10^1 \sim 10^3$  K/s のオーダーであるが、PBF の場合、 $10^6$  K/s 以上となる場合もある。このため、このような高冷却速度、高温度勾配での非平衡凝固にも対応できる手法として開発を進めた。冷却速度が  $10^5$  K/s オーダー以下では凝固界面での擬平衡仮定 (希薄溶質濃度では局所平衡に近似) が成立するが、冷却速度  $10^6$  K/s 以上かつ温度勾配  $10^7$  K/m 以上では非平衡溶質分配となると報告されている<sup>5)</sup>。開発した非平衡マルチフェーズフィールド法については、文献<sup>6)</sup>にて詳述している。Rene 41 として、Table 1 に示す 9 元系の組成を対象として組織予測を行った。

Fig.7 に熱伝導解析のモデルを示す。yz 面に対して対称となっており、造形部は長さ 70 mm、幅 6 mm、高さ 15 mm であった。1 パス辺り 1.5 mm ずつ積層していくものと仮定し、前節と同様に商用 FEM ソフトウェアである ABAQUS を用い、Birth & Death 機能を適用して、造形プロセスを再現した。初期の基材温度は  $25^\circ\text{C}$  とし、各層毎に時間当たり  $q_{\text{input}} = \eta VI$  の熱量を入力として与えた。ここで、 $V$  は電圧、

Table 1. Composition of the Ni-based alloy (Rene 41) in this study (wt%)<sup>4)</sup>.

Al	C	Co	Cr	Fe	Mo	Si	Ti	Ni
1.47	0.06	10.25	18.55	2.53	9.27	0.04	3.08	Bal.

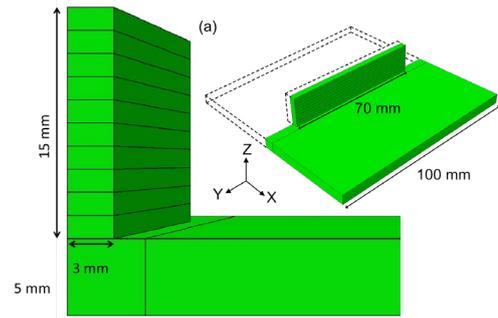


Fig.7. Dimensions of the experimental product. (a) Length of substrate and deposition for the y-direction. (b) Width and height of substrate and deposition on the x-y cross-section (S. Nomoto<sup>4)</sup>, CC BY 4.0.).

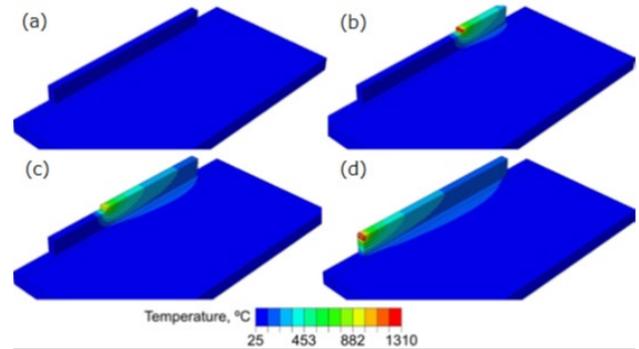


Fig.8. Temperature field at times (a) 0 s, (b) 17 s, (c) 31 s and (d) 45 s (S. Nomoto<sup>4)</sup>, CC BY 4.0.).

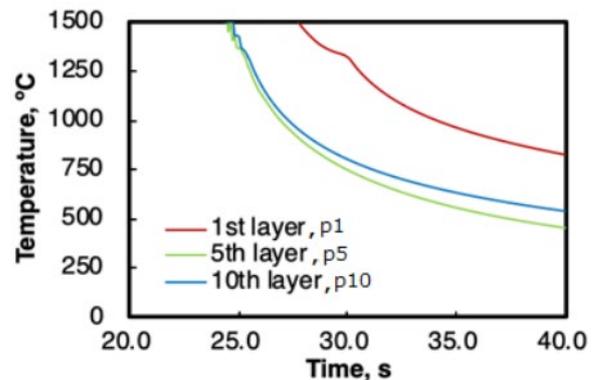


Fig.9. Temporal temperature variations at the first, fifth and tenth layer (S. Nomoto<sup>4)</sup>, CC BY 4.0.).

$I$ は電流、 $\eta$ はエネルギー効率に関する係数である。プラズマトーチの移動速度は100mm/minとし、各層毎の電流値などは実際の実験での値に対応させた。

Fig.8に造形開始からの時間、0、17、31、45秒における、温度分布の予測結果を示す。プラズマトーチからの入熱は連続的に行われるため、温度はトーチ位置で最も高く、そこからの熱伝導により温度分布が生じている。Fig.9には、Fig.7の $y=0$ 面での各層中心部における各層造形時間に対する温度変化を示している。堆積後、熱伝導により温度が低下していき、液相線温度(1345 °C)を下回ると凝固が開始し、固相線温度(1310 °C)より低くなると凝固が完了する。第5層目と第10層目はほぼ同じ温度履歴となっているが、第1層目は基板である造形プレートの温度が上がったことで、熱が逃げにくくなり、曲線が右にシフトする結果となった。5層目、10層目では、造形体側面からの放熱があるため、そのような影響は認められなかった。Table 2にFEM解析から推定された各層中央部での冷却速度および温度勾配の値を示す。冷却速度はやはり第1層目が44.9 K/sと最も小さく、第5、10層目では約200~300 K/sとほぼ同じであった。温度勾配は、 $8\sim 9 \times 10^5$  K/mのオーダーであると推定さ

Table 2. Estimated cooling rate and temperature gradient at the 1st, 5th and 10th layer deposition (S. Nomoto<sup>4</sup>, CC BY 4.0).

Layer position	Cooling rate, K/s	Temperature gradient, K/m
1	44.9	90,000
5	260	88,100
10	208	84,800

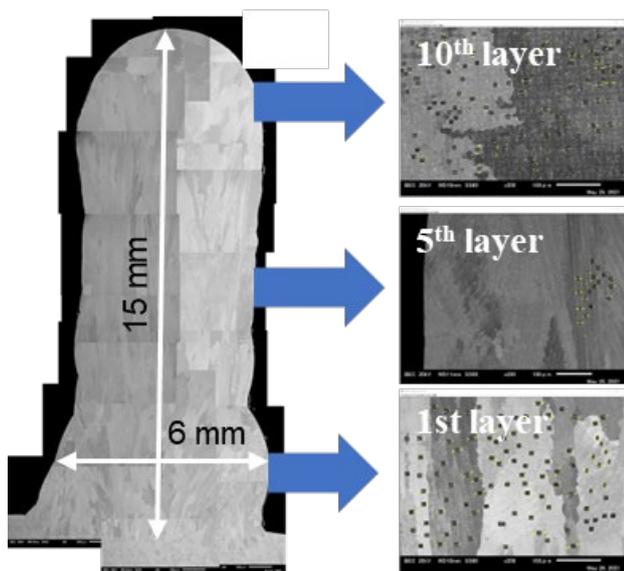


Fig.10. Solidification microstructure of Ni-based super alloy (Rene 41) fabricated by plasma arc-based WAAM and microstructures at the 1st, 5th and 10th layer (S. Nomoto<sup>4</sup>, CC BY 4.0).

れた。

Fig. 10に実際に作製した造形体の断面組織像を示す。造形体は、主に造形方向に長い柱状晶で構成されており、最終層近傍でのみ等軸粒の形成が認められた。図中右列の(a)~(c)の高倍率像は、1層目、5層目、10層目に対応しており、凝固セル組織が明瞭に観察される。組織像からセル間隔の計測(写真中の黒い四角)を行い、その平均値を求めた。1層目、5層目、10層目、それぞれの平均セル間隔は、 $16.8 \pm 4.4 \mu\text{m}$ 、 $15.1 \pm 4.3 \mu\text{m}$ 、 $12.15 \pm 3.5 \mu\text{m}$ となっており、冷却速度が小さくなっていった1層目でより大きな柱状晶が形成されていた。

Fig. 11に、熱力学データベース連携マルチフェーズフィールド法により、予測された $\gamma$ 相のデンドライト成長と各元素の偏析濃度分布の予測結果を示す。界面モビリティとして $1.0 \times 10^{-7} \text{ m}^4/\text{J/s}$ 、界面エネルギーとして $0.2 \text{ J/m}^2$ を仮定した。この解析では、熱伝導解析により得られた10層目の位置での温度勾配と冷却速度を与えることで、凝固セル組

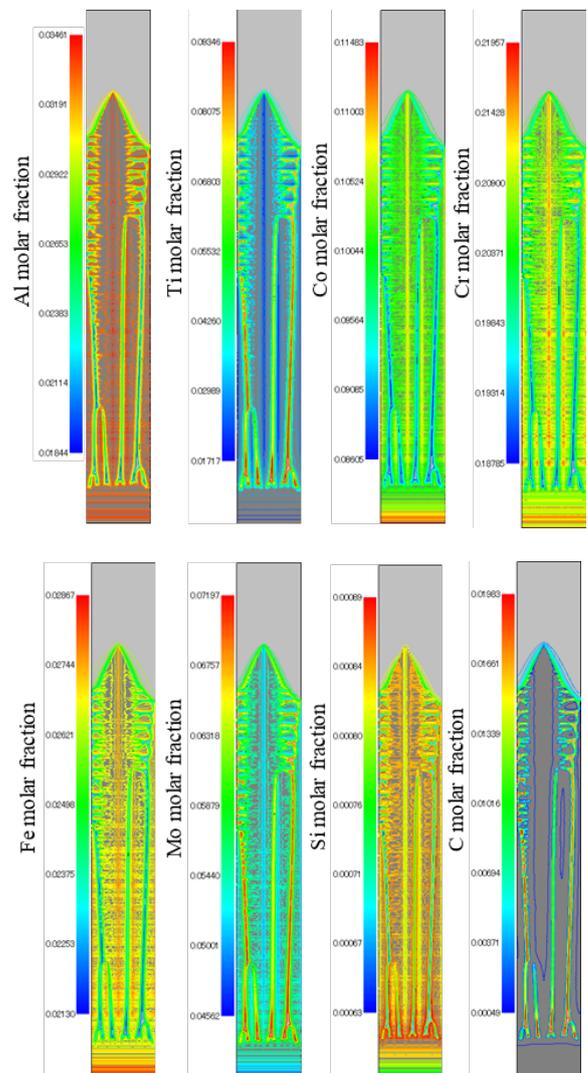


Fig.11. Temporal solute element fraction distributions with phase distributions at the 10th-layer position at the time of 0.54 s, Al, Ti, Co, Cr, Fe, Mo, Si, and C (S. Nomoto<sup>4</sup>, CC BY 4.0).

織を予測している。AI 元素の分布を見ると、Al は dendrite 間よりも dendrite 内に存在しており、一方で Ti 元素は dendrite 間に濃縮していることが分かる。Ti は Al と共に  $\gamma'$  形成を促進することが良く知られており、材料によっては、凝固中に  $\gamma'$  相が析出する場合もある。Fig.11 のような精緻な凝固予測により、そういった核生成挙動を説明できる可能性がある。さらに、得られた元素の偏析状態は、 $\gamma'$  や炭化物の析出を精密に制御するための熱処理条件の最適化に用いることが期待できる。Fig.12 は、MPF 法および実験により得られた各層の平均セル間隔をプロットしたものである。計算による予測値および実験値のいずれも、1 層目が一番大きく、5 層目、10 層目と造形高さが増加するにつれて低下しており、傾向は良い一致が認められる。一方、定量値では、MPF 法の方がセル間隔を大きく見積もっている。この要因として MPF 解析が 2 次元モデルであったことが考えられる。3 次元モデルは計算コストが大きくなるが、今後、より精緻な計算を実施することで予測精度を向上させることが期待できる。

#### 4. データ科学を活用した事例<sup>7)</sup>

前節までの事例では数値解析を用いた温度場予測であったが、造形プロセス中の温度モニタリング結果をそのまま活用して、組織や欠陥、あるいは力学特性を予測する試みも様々行われている。一例として、Fig.13 に示す S.A.H. Motaman<sup>7)</sup> の取り組みを紹介する。ここでは、原料粉末を吹き付け、レーザーにより溶融凝固させることで積層を行うレーザーメタルデポジション (LMD) を対象としている。造形中の温度履歴を赤外線カメラにより計測することで、プロセス中の各ポジションにおける温度の時間履歴データを取得し、ウェーブレット変換などのデータ処理を施し、機械学習のためのデータとしている。また、赤外線カメラ計測データから温度履歴データを抽出した箇所と、厳密に対応する場所から小型引張試験片を作製し、引張特性の評価を実施している。温度履歴データと力学特性データを積み込み

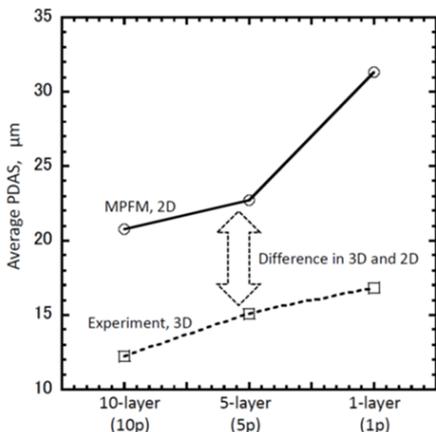


Fig. 12. Average primary dendrite arm spacing (PDAS) variation for the built height and comparison between experiment and multi-phase field simulation results (S. Nomoto<sup>4)</sup>, CC BY 4.0.).

ニューラルネットワーク (CNN) で関連付け、温度履歴データを入力とすることで、力学特性を予測する予測器を開発している。予測結果の例が Fig.14 に示されている。材料は Inconel 718 である。上からプロセス条件の異なる 3 個の試料についての結果が示されており、左列が引張強度分布の予測、右列は、左列の結果を局所的に平均化した引張強度分布となっている。図の左列では、黒字の数字が機械学習による予測値、赤字が実験による測定値であり、予測値と実験値の間には良い一致が認められる。3 つのプロセス条件を比較すると、中段の Wall #7 で示される 5 秒の待機時間を層間に設定した造形条件の場合、両端部近傍で強度が高くなっており、温度履歴の違いにより、組織変化が生じていると考えられる。このような機械学習で構築される予測器は、データ取得に用いられた原料粉末と装置でのみ精度が担保されることになるが、ステンレスや Ti-6Al-4V、Inconel 718 等、

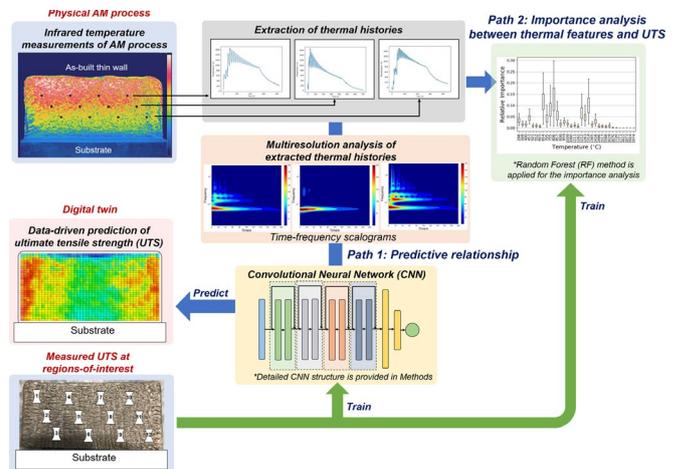


Fig. 13. A schematic of the proposed mechanistic data-driven framework for prediction of ultimate tensile strength distribution in a LMD specimen. (S.A.H. Motaman<sup>7)</sup>, CC BY 4.0.).

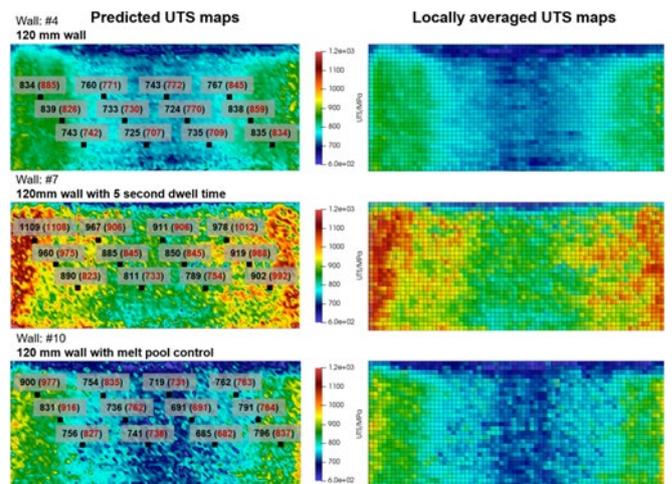


Fig. 14. Predicted UTS maps for three process conditions. The CNN outputs (in black) and experimental values (in red) are marked as well (S.A.H. Motaman<sup>7)</sup>, CC BY 4.0.).

幅広く利用される材料を用いて様々な部材を開発製造する場合には、強度や品質を担保する上で、有用な手法となると考えられる。ここではモニタリングによる実測データが用いられているが、前節で紹介したような数値解析による温度場予測で入力データを置き換えることも、当然期待できる。さらに、このような予測器を活用することで、逆に所望の力学特性を得ることのできる温度履歴、それを実現するプロセス条件の予測も可能となると考えられる。

## 5. 結言

本稿では、AM プロセスの組織制御や性能最大化、信頼性確保において、今後ますます重要と考えられるデジタル技術について、パートスケールとマイクロスケールでの温度場解析を繋げることで、実際の微視組織との相関付けを試みた研究例と、同じくパートスケールでの温度場解析から、フェーズフィールド法へ接続することとで、微視組織を予測した事例、また実験により造形中の温度場モニタリングデータを取得し、力学特性データと機械学習により相関付けることで、造形中の温度場データから引張強度の分布を予測した事例について紹介した。いずれの取り組みも、計算技術を複数つなぐだけで、プロセス条件から材料組織や欠陥予測を経て、力学特性が高精度に実用レベルで予測できるという段階には無く、実験との検証を繰り返し、一つずつ確立している状況である。しかし、マルチフィジックスシミュレーションやデータ科学活用による予測技術の開発、さらにはそれを活用した部位毎の組織制御や高機能化の取り組みは、今後のAMによる技術革新において必要不可欠なツールであり、今後さらに飛躍的な発展を遂げていくものと考えられる。

## 謝 辞

本稿で紹介した研究の一部は、戦略的イノベーション創造プログラム (SIP)「統合型材料開発システムによるマテリアル革命」(管理法人：国立研究開発法人 科学技術振興機構 (JST)) によって実施された。また、一部は、国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の戦略的省エネルギー技術革新プログラム (プロジェクトコード：P16007) によって実施された。

## 参考文献

- 1) Y.Koizumi and M.Okugawa:“Computational Science and Data Science for Creating Digital Twin of Metal Powder Bed Fusion Additive Manufacturing ” 10-3 (2021) 85-90.(in Japanese).
- 2) K. Hagihara, T. Nakano, JOM, 74 (2021) 1760-1773.
- 3) M. Kusano, M. Watanabe, Materials & Design, 222 (2022).
- 4) S. Nomoto, M. Kusano, H. Kitano, M. Watanabe, Metals, 12 (2022).
- 5) K. Karayagiz, L. Johnson, R. Seede, V. Attari, B. Zhang, X. Huang, S. Ghosh, T. Duong, I. Karaman, A. Elwany, R. Arróyave, Acta Materialia, 185 (2020) 320-339.
- 6) S. Nomoto, M. Segawa, M. Watanabe, Metals, 11 (2021).
- 7) S.A.H. Motaman, F. Kies, P. Köhnen, M. Létang, M. Lin, A. Molotnikov, C. Haase, Jom, 72 (2020) 1092-1104.