

## 3D プリンタにおける寸法誤差の計測と予測 - 学習する 3D プリンタを目指して

阪本正治<sup>†1</sup> 井上忠宣<sup>†1</sup> 片山泰尚<sup>†1</sup>

近年、3D プリンタは、にわかに注目を浴び、市場も急速な伸びが予想されている。一般的に、3D プリンタがあれば誰でも簡単にものづくりができると考えられているが、3D プリンタを使いこなすには、知識や経験が不可欠である。たとえば、3D プリンタによる造形物の寸法精度は、材料の収縮や残留応力などによって劣化する。従って、所望の寸法精度を確保するには、装置パラメータや造形方向の適切な設定、サポート構造の適切な配置、さらには材料収縮を見越した設計寸法の調整などが必要になる。本研究では、さまざまな原因で引き起こされる寸法誤差を、機械学習によって予測する方法を実装した。本手法は、造形物を試作し、その試作物の寸法を 3D デジタイジングシステムで計測し、設計寸法（入力）と造形物の寸法（出力）の間の関係を非線形空間でモデル化する手法であり、寸法誤差にかかわる要因を考慮しないので、あらゆる加工方法に適用可能である。

## Measurement and Prediction of Dimensional Error in 3D printing – Toward for Learnable 3D Printer

MASAHARU SAKAMOTO<sup>†1</sup> TADANOBU INOUE<sup>†1</sup>  
YASUNAO KATAYAMA<sup>†1</sup>

Additive manufacturing, also known as 3D printing, has been gaining considerable interest in past few years. Generally, people may believe that anyone can make a desired three-dimensional shape using the 3D printer. However, in reality the engineering knowledge and the experiences are indispensable to make full use of 3D printers. Actually, a technical expert often adjusts process parameters of a 3D printer and modifies shapes of the 3D model in order to minimize the disturbances, since for example, the shrinkage of polymer materials or metal powders significantly affects the accuracy of 3D objects. For all of these reasons, we are developing a software component to provide optimal shape corrections for minimizing the dimensional errors in 3D objects. In this study, we implemented a machine learning method to model mathematical relationship between manufactured part dimensions measured by a 3D digitizing system and the CAD model dimensions. Our method is universal in predicting dimensional errors with little dependence on process models.

### 1. はじめに

3D プリンティングは、近年、にわかに注目を浴び、市場も急速な伸びが予想されている。従来、機械部品の加工は、鋳造やプレスなど型技術を用いる方法と切削する方法が主流であったが、約 30 年前に材料を付加して立体構造を製造する技術が生まれた[1] [2]。この技術は、正式には付加製造（AM: Additive manufacturing）と呼ばれるが、一般的には、2D 印刷技術からの連想で 3D プリンティングとも呼ばれる。

付加製造技術は、結合剤噴射（Binder jetting）、指向性エネルギー堆積（Directed energy deposition）、材料押出（Material extrusion）、材料噴射（Material jetting）、粉末床溶融結合（Powder bed fusion）、シート積層（Sheet lamination）、液槽光重合（Vat photo polymerization）の 7 つの方式に分類される[3]。材料押出は、ABS 樹脂が使えるために産業分野でも広く使われているが、この方式による家庭用装置の発売は昨今の 3D プリンタブームともいえるべき状況の火付け役になった。液槽光重合は、日本で発明された技術 [2]であり、主に設計確認や試作用として普及して

いる。材料噴射および結合材噴射は、インクジェットプリンタと同様の技術であり、3D プリンタという名前が相応しい。粉末床溶融結合と指向性エネルギー堆積は、金属部品の造形ができることから、産業分野で急速に普及している。シート積層は、シート状の素材をレーザーカッターなどで切断しながら接着する造形法である。

付加製造は、型を必要とせず、3 次元の数値データから複雑な立体形状を直接製造でき、さらに材料の無駄が少ない、など利点が多い。しかし、このような利点にもかかわらず、付加製造の利用は試作にとどまっているのが現状である。

一般的に、付加製造装置があれば誰でも簡単にものづくりができると考えられているが、付加製造装置を使いこなすには、知識や経験が不可欠である。たとえば、付加製造装置による造形物の寸法精度は、材料の収縮や残留応力などによって劣化する。従って、所望の寸法精度を確保するには、材料収縮を見越した設計寸法の調整、装置パラメータや造形方向の適切な設定、サポート構造の適切な配置などが必要になる。ある付加製造装置を対象にした研究では、その装置の寸法精度は放電加工と同程度であり、NC 旋盤よりは劣るとされている[4]。

付加製造装置における寸法誤差の最も大きな原因は、材料が液体から固体に相転移するのに伴う収縮である。たと

<sup>†1</sup> 日本アイ・ビー・エム(株)  
IBM Japan Ltd.

えば、光硬化樹脂を用いる材料噴射や液槽光重合では、紫外線の作用によって液体から固体に変化するときに材料収縮を生じる。また、材料押出や粉末床溶融結合では、固体であった材料がフィラメントあるいはレーザーによる熱によって溶融し、再び冷却され固化するときに材料収縮を生じる。

このような材料収縮による寸法誤差を減らすための研究が行われている。Chambers らは、有限要素法を用いて液槽光重合における反りの物理モデルを構築している[5]。Eschl らは、有限要素法によるシミュレーションによって、アクリル樹脂とエポキシ樹脂の反りを比較している[6]。しかし、有限要素法は、計算量の多さから、一般的には造形物全体の反りや収縮をシミュレートすることができない。そこで、Nikoukar らは、粉末床溶融結合における熱機械的挙動を有限要素法で解く際に、剛性マトリクスが疎行列になることを利用して高速に解く手法を提案している[7]。しかし、造形物全体にわたるモデルパラメータを正確に取得するには困難が伴う。また、造形方式ごとにモデルを用意する必要がある。

有限要素法による方法は、造形時の力学的あるいは化学的なふるまいをモデル化した手法であるが、一方、力学的あるいは化学的なふるまいには立ち入らず実験データから統計的モデルを構築するアプローチもある。Wang らは、液槽光重合において、プロセスパラメータの値が寸法精度に与える影響を実験的に調べている[8]。また、Ning らは、粉末床溶融結合において、レーザーによる走査長とスキャン速度が材料収縮に与える影響を実験的に調べ、材料に加えられるエネルギー密度を平準化する最適なスキャン速度を導出するモデルを提案している[9]。

さらには、プロセスパラメータを入力、材料収縮を出力とし、その間の複雑な関係を機械学習でモデル化する方法も研究されている。S. H. Lee らは、液槽光重合のプロセスをニューラルネットワークを用いて、H 型部品の反りとプロセスパラメータの関係をモデル化している [10]。また、Khorasani らは、S. H. Lee らの H 型部品の実験データとニューラルネットワークモデルを用いて、遺伝的アルゴリズムによって液槽光重合の最適パラメータを求めている [11]。R. J. Wang らは、粉末床溶融結合のプロセスパラメータが材料収縮に及ぼす影響をニューラルネットワークを用いてモデル化している [12]。Malone らは、材料押出における最適パラメータ値をマニュアルで探索する際、その初期値を機械学習のアルゴリズムの一種である k 近傍法とサポートベクタマシンを用いて推定している [13]。

これまで紹介した機械学習を用いた手法は、プロセスパラメータに注目した方法であったが、部品の形状に着目した方法もある。Huang らは機械学習のアルゴリズムの一種であるマルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC)を用いて最適な収縮補正を算出し、その結果に基づいて設計形状を変更

する手法を提案している[14]。部品の形状だけに着目する方法は、最初に紹介した 7 つの造形方式すべてに一律に適用できるという点が優れている。しかし、Huang らの手法は、形状の中心点を出すことができることを前提にしており、論文中では、円形部品のみを対象にしている。

本研究では、Huang らの研究と同様に、部品の形状だけに着目し、さまざまな原因で引き起こされる寸法誤差を、機械学習によって予測する方法を提案する。一方、Huang らの研究と異なり、形状の中心点を出すことを前提とせず、どのような形状にも適用できる。本手法では、寸法データを収集するための試験造形物を試作し、その寸法を 3D デジタイジングシステムで計測し、設計寸法（入力）と造形物の寸法（出力）の間の関係を非線形空間でモデル化し、寸法の収縮を予測する。

## 2. 収縮補正と収縮予測

### 2.1 収縮補正

前節で述べたように、寸法精度は付加製造にとって重要な制御項目である。ある付加製造装置の収縮補正マニュアルでは、予め収縮測定用の立方体を造形し、収縮率を計測し、収縮率から補正率を求めることを推奨している[15]。

x, y, z 方向の収縮率  $L_{shrinkage\_factor}$  は、設計寸法  $L_{CAD}$  と造形後の実測寸法  $L_{part}$  から以下のように導出する。

$$L_{shrinkage\_factor} = \frac{L_{CAD} - L_{part}}{L_{CAD}} \times 100 \quad [\%] \quad (1)$$

次に、以下の式に従い補正率を導出する。

$$L_{scaling\_factor} = \left(1 + \frac{L_{shrinkage\_factor}}{100}\right) \quad (2)$$

この寸法補正率  $L_{scaling\_factor}$  を使い、次式により設計寸法  $L_{CAD}$  を  $L_{CAD}'$  に変更する。

$$L_{CAD}' = L_{scaling\_factor} \cdot L_{CAD} \quad (3)$$

この手法は、x, y, z の方向によって補正率が異なるが、同じ方向には同じ補正率が適用される。

一方、Senthilkumaran らは、粉末床溶融結合においてレーザーによる走査長に依存した寸法補正率を統計的予測モデルによって算出し、製造元が推奨する均一な寸法補正よりも良い結果を得ている[16]。

筆者らは、図 1 に示すような垂直板 (L1) と水平板 (L2) を組み合わせた逆 T 字部品を使い、長辺の収縮を補正する実験を行った。この実験では、(a) 長辺の設計寸法を目標寸法と同じ 50 mm に設定した場合、(b) 収縮を見越して垂直板 (L1) と水平板 (L2) の長辺の設計寸法を 50.4 mm にとする均一補正、(c) 垂直板 (L1) の設計寸法を 50.4 mm、水平板 (L2) の設計寸法を 50.0 mm とする不均一補正の 3 通りを試した。図 2 に実験結果を示すが、不均一な補正 (c)

が最も良い寸法精度を示した。

このように、不均一な補正が有効であることが示されているが、造形物の形状が複雑になると、専門家の経験や直感をもってしても補正率を決定することが困難になることが予想される。本研究では、機械学習を用いて複雑な形状の部品の収縮率を予測する。

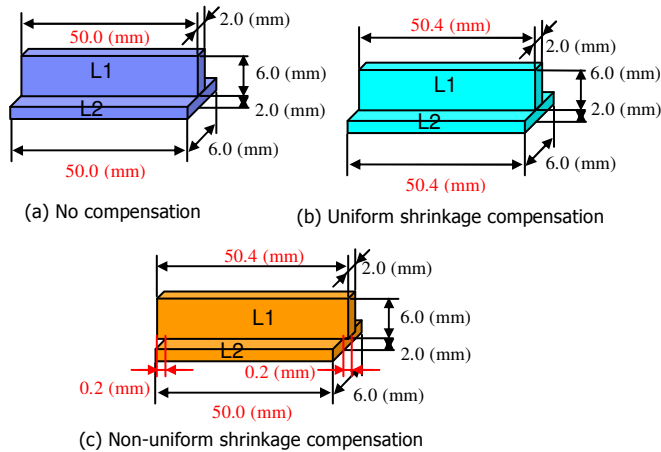


図 1 逆 T 字部品の収縮補正の実験

Figure 1 Shrinkage compensation experiments for inverted T-shape parts.

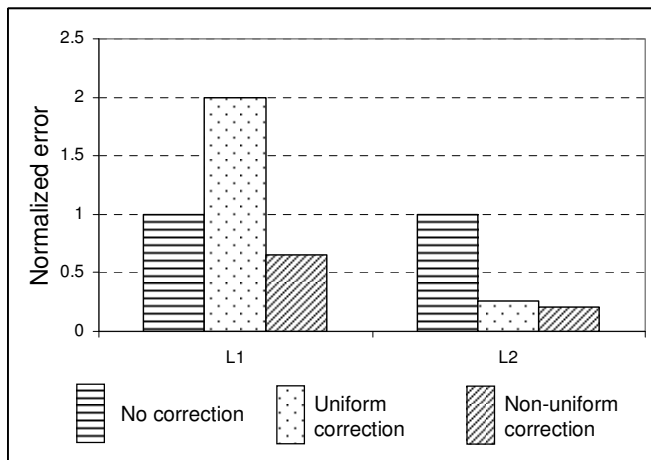


図 2 逆 T 字部品の収縮補正の実験結果

Figure 2 Dimension error of inverted T-shape parts

## 2.2 Test Element Group (TEG)

付加製造によって造形した部品の精度や機械強度を評価するために試験部品が用いられる。これまでにさまざまな試験部品が提案されている[17][18][19][20]。たとえば、米国標準技術局 (NIST) は付加製造装置の性能を評価するための試験部品を提案[21]し、その CAD データを公開している[22]。

本研究では、試験部品を test element group (TEG) と呼ぶ。TEG という名称は、半導体製造からの拝借である。LSI 開発の比較的早い段階において、TEG と呼ぶベンチマーク

用の回路群を試験的に製造し、問題点を事前に発見し解決する。付加製造における試験部品も LSI 開発における TEG と同様の目的を持つので、同じく TEG と呼ぶことにする。

一般に、試験部品には、さまざまな部品形状が含まれているが、同じ形状が繰り返し現れる試験部品は少ない。しかし、精度を統計的に評価するには同じ形状が繰り返し現れる試験部品が好ましい。図 3 に、さまざまなアスペクト比の逆 T 字部品からなる TEG を示す。これは前節で述べた、収縮率の形状依存性を調べるために使ったもので、形状に依存した収縮率を効率的に収集することを目的としている。

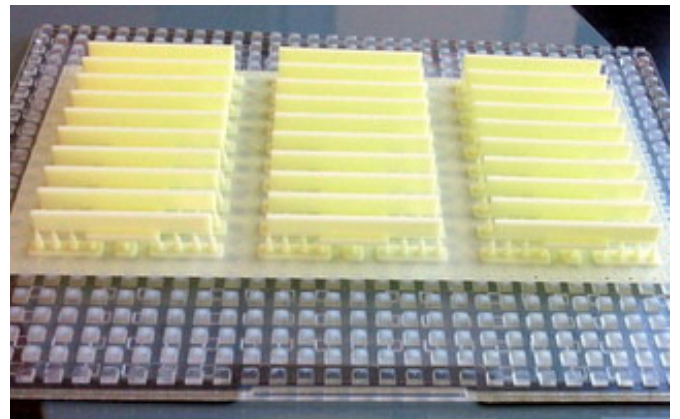


図 3 多数の逆 T 字部品からなる TEG

Figure 3 A TEG which consists of many inverted T-shape parts.

## 2.3 機械学習

機械学習は、明示的にプログラムすることなくデータからプログラムを自動的に学習する手法である。近年、機械学習アルゴリズムの発展のみならず、コンピュータが高速になり、大規模データを容易に扱えるようになったことで利用が拡大している。本研究では、機械学習のアルゴリズムの一つであるカーネル法[29]を用いている。カーネル法は非線形回帰モデルを学習するアルゴリズムであるが、カーネル法について説明する前に、線形回帰分析について解説し、カーネル法と対比させる。

線形回帰分析では、式 (4) で示すように観測値 (スカラー変数  $y$ ) を特徴量 (ベクトル  $X$ ) の線形結合和で表す。

$$y = W^T X = \sum_{m=1}^d w_m x_m \quad (4)$$

ここで、 $w_m$  は重み係数、 $x_m$  は個々の説明変数、 $d$  は説明変数の次数を示している。モデルは、観測値とモデル出力との残差平方和  $R$  で評価する。

$$R = \sum_{j=1}^n (y^{(j)} - W^T X^{(j)})^2 \quad (5)$$

ここで、 $n$  はサンプル数を表す。

最適な重み係数  $W$  は、式 (6) のように残差平方和  $R$  の  $W$  に関する一次微分を零にする重みとして求められる。

$$\begin{aligned}\frac{\partial R}{\partial W} &= 2X^T(y - XW) = 0 \\ W &= (X^T X)^{-1} X^T y\end{aligned}\quad (6)$$

一方、非線形回帰分析は、観測値を説明変数とモデルパラメータの非線形関数としてモデル化する。カーネル法は、この非線形回帰問題を洗練された方法で解く。カーネル法では、非線形空間を非線形写像  $\Phi$  によって高次の空間に写像し、写像した空間で線形回帰問題を解く。ここで式 (7) のように特徴空間における内積を特徴空間中のデータの座標の明示的な計算を経由せずに、カーネル関数  $k(x, x')$  によってデータから直接計算する。

$$k(x, x') = \Phi(x)^T \Phi(x') = \sum_{i=1}^M \phi_i(x) \phi_i(x') \quad (7)$$

これにより、非線形回帰モデルは式 (8) のように表され、式 (4) の線形回帰問題と同じ形式に変換される。

$$y = \sum_{j=1}^n w_j k(x^{(j)}, x_i) \quad (8)$$

カーネル法における観測値と学習モデルの出力との残差平方和  $R$  は式 (9) で表される。ここで  $\lambda$  を正則化項と呼び、モデルの複雑さに対するペナルティとなっている。このように正則化項を含むものをカーネルリッジ回帰と呼ぶ。

$$R(w) = (y - Kw)^T (y - Kw) + 2\lambda w^T Kw \quad (9)$$

ここで  $w$  は回帰モデルの重み係数を表す。カーネルリッジ回帰における最適な重み係数  $W$  は式 (10) で求められる。

$$W = (K + \lambda I)^{-1} y \quad (10)$$

式 (11) から (13) にカーネル関数の例を示す。

$$\text{Gaussian} \quad K(x, x') = \exp\left(\frac{-\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

$$\text{Polynomial} \quad K(x, x') = (\langle x, x' \rangle + \theta)^p \quad (12)$$

$$\text{Sigmoid} \quad K(x, x') = \tanh(\kappa \langle x, x' \rangle + \theta) \quad (13)$$

ここで、 $p$  は多項式の次数、 $\theta$  はオフセットである。

### 3. 収縮予測実験

#### 3.1 TEG デザイン

図 4 に本研究で用いた TEG の 3D モデルを示す[23]。各

部の目的と寸法は表 1 にまとめている。

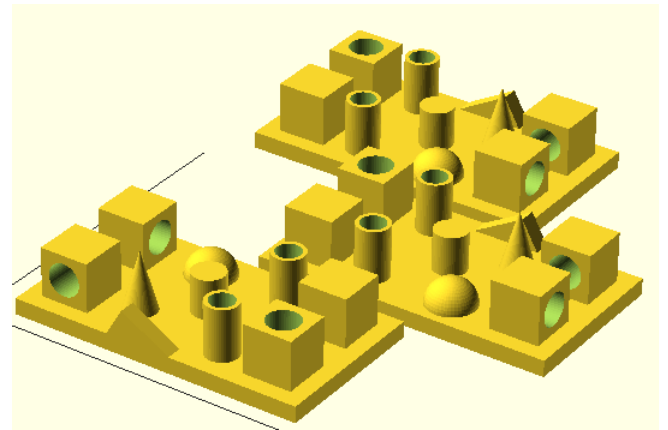


図 4 収縮率予測のための TEG

Figure 4 TEG for shrinkage rate prediction.

表 1 TEG の形状と目的および寸法[23]

Table 1 Geometric features, their intended purpose and dimensions.

| Feature                    | Purpose                                                                                    | Number and dimensions                                                                            |
|----------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Flat Base                  | Flatness and straightness                                                                  | 3 (90 mm x 50 mm x 5 mm)                                                                         |
| Cube                       | Squareness, parallelism, linear accuracy and repeatability                                 | 12 (15 mm x 15 mm x 15 mm)                                                                       |
| Cube with cylindrical hole | Roundness, cylindricity, accuracy and repeatability of radius (internal)                   | 3 (X direction), 3 (Y direction), 3 (Z direction), All holes with diameter 10 mm and depth 15 mm |
| Half sphere                | Sphereness, relative accuracy and repeatability of a continuously changing sloping surface | 3 (15 mm diameter)                                                                               |
| Cylinder                   | Roundness, cylindricity, accuracy and repeatability of radius (external)                   | 3 (10 mm diameter, 12 mm height)                                                                 |
| Hollow Cylinder            | Roundness, cylindricity and coaxiality of cylinders                                        | 3 (Outer diameter 10 mm, inner diameter 7 mm, height 16 mm)                                      |
| Cone                       | Conicity, sloping profile and taper                                                        | 3 (9.65 mm base diameter, 18 mm height)                                                          |
| Angled Surfaces            | Angularity, accuracy and repeatability of angled surfaces                                  | 3 (30 degrees), 3 (60 degrees) base 20 mm, height 8.7 mm, width 5 mm                             |

前節で述べたとおり、統計的なデータを取得するために同じ形状の繰り返しを重視しており、この TEG では基本デザインを三つ配置している。付加製造装置への入力ファイルは STL ファイルが用いられるが、この TEG の STL ファイルは OpenSCAD [24]を用いて生成した。

OpenSCAD は、プリミティブを組み合わせて新たな形状

を作り出す Constructive Solid Geometry の手法を用いた 3D モデリングソフトウェアであり、3D 形状を独自の言語を用いて記述し、一種のコンパイラを通してレンダリングする。3D CAD には不慣れであっても、日ごろからコンピュータプログラムを書いているユーザーには使いやすい 3D モデリングソフトウェアである。2014 年 10 月現在、x86 系の主要な OS (Windows, Mac, Linux) で稼動する。なお、図 4 は OpenSCAD の画面出力のスクリーンショットである。

### 3.2 TEG の造形

TEG は、液槽光重合を変形した手法を実装した付加製造装置で造形した。これは、透明シートの上に塗布した光硬化樹脂に、透明シートの下から 1 層の形状を 2 次元イメージとして投影して、樹脂を硬化させる方式である[25]。本方式は、通常の液槽光重合と比べて寸法精度は劣るが、各層を 2 次元で造形するので、1 次元で造形する通常の液槽光重合に比べて造形時間が短く、装置が小型化でき、扱いも容易である。装置の価格は 100 万円台の装置である。最大造形サイズは 230 mm x 170 mm x 200 mm であり、レイヤーの厚さは 102 $\mu$ m である。TEG の造形に用いた樹脂の重量は 155g であり、材料費はおおよそ 1 万 5 千円になった。造形時間は、おおよそ 3 時間であった。

### 3.3 TEG の寸法測定

光硬化樹脂の性質として、造形後も蛍光灯や日光に含まれる紫外線によって硬化が進行するので、室内に約一週間放置した後に、寸法測定を行った。

寸法測定には、パターン投影式三次元デジタイザ[26]を用いた。パターン投影式三次元デジタイザは「三角測量」と「空間コード化法」を利用しており、プロジェクタから白黒パターン光を投影し、CCD カメラで画像を撮影し、物体表面の形状を取得する[27]。この方式の三次元デジタイザは、TEG 表面の形状を点群データとして非接触で取得することができる。非接触であるため、広い範囲を短時間で、かつ高密度に測定できる点が優れている。また、デジタイザには回転テーブルが付属しデジタイジングに同期して回転するので、比較的容易に全周囲測定ができる。

TEG 表面の点群データは、CAT システム[28]に送られ CAD データ上の特徴点を基準に CAD データとアライメントがとられる。図 5 は、TEG の CAD 寸法と実測寸法との比較を示したカラーマップである。

青色は収縮を表し、黄色と赤色は膨張を表している。緑色から黄緑色はほぼ収縮も膨張もないことを表している。白く抜けている領域は、計測時に影になった領域あるいは光が届かなかったために、点群が取得できなかった領域である。回転テーブルはデジタイザと同期して回転するが、デジタイザ自体は固定されているため、陰になった領域や光が届かなかった領域を自動的に再測定することはできな

い。そのため、人手による作業が必要となり、測定には経験を要する。

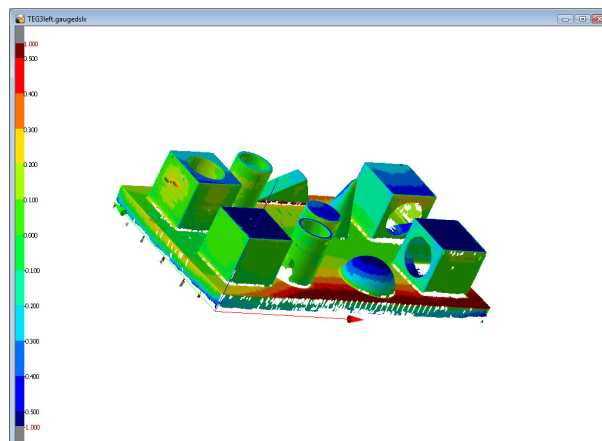


図 5 TEG の寸法差のカラーマップ表示

Figure 5 Color map of dimensional deviation between the measured TEG and the CAD model.

### 3.4 寸法データの取得

TEG の実寸法と CAD モデルの寸法との差を取得するために CAD モデル表面上にサンプリング点を設定する必要がある。図 6 に青いドットでサンプリング点を示す。サンプリング間隔は、X および Y 方向に 1 mm、Z 方向に 0.4 mm とした。全サンプル数は 99108 点である。

次に、図 7 に示すように 2 点間の長さを取得する。本研究では、この 2 点間を仮想ストランドと呼ぶ。造形した TEG 上の仮想ストランドの長さが、対応する CAD モデル上の仮想ストランドの長さよりも短いときに収縮と呼ぶ。

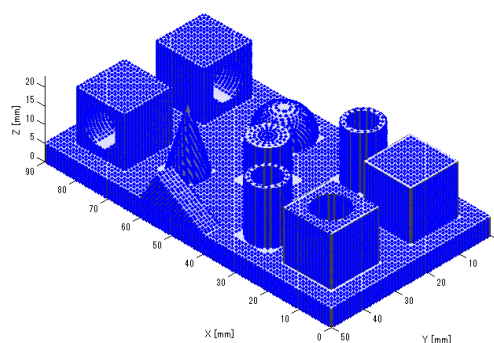


図 6 TEG 表面上に設定したサンプリング点

Figure 6 Sample points on TEG surface.

### 3.5 機械学習による収縮予測

図 8 に、一例として半球の収縮プロファイルを示す。横軸は、仮想ストランドの収縮長さを示し、縦軸は高さ (Z 方向の座標) を表している。横軸のマイナス値が収縮を表

し、プラス値は膨張を表す。

この収縮プロファイルは、同じ高さでも収縮長さが異なり、非線形な様相を呈している。そこで、本研究では、前節で説明したカーネルリッジ回帰を用い、収縮の非線形性に対応する。また、図 8 から読み取れるように、同じ高さでも収縮率の異なるサンプルがあることから、少なくとも収縮長さには高さ以外の要素が関与している。そこで、収縮予測のために、いくつかの特徴量を抽出した。表 2 に抽出した特徴量を示す。ここで、予測対象は仮想ストランドの長さの実測値である。また、予備実験より仮想ストランドは方向別に予測を行うほうが良い結果が得られることがわかったので、特徴量を仮想ストランドの方向別 (x 方向, y 方向, z 方向) に分けた。また、ある層を造形するとき、その下の層はすでに硬化しており、新たに追加された層の収縮を妨げるはずである。このような理由から、x 方向と y 方向の特徴量には、隣接する仮想ストランドの長さを加え、それらの影響を取り入れた。

収縮予測をするためには、有限な収縮データを学習用と検証用に分割する必要があるが、単にデータを学習用と検証用に 2 分割した場合、たまたま分割した訓練データに対して過学習する可能性がある。そこで、過学習を防ぎ、かつ有限なデータを最大限活用するために、K-分割交差検証 (K-fold cross-validation)[29][30]を用いる。K-分割交差検証では、データを K 個に分割し、K-1 個で学習し、残る 1 個で検証する。そして検証データを入れ替えながら K 回の学習と検証を行う。本研究では、K の値として 30 を用いた。

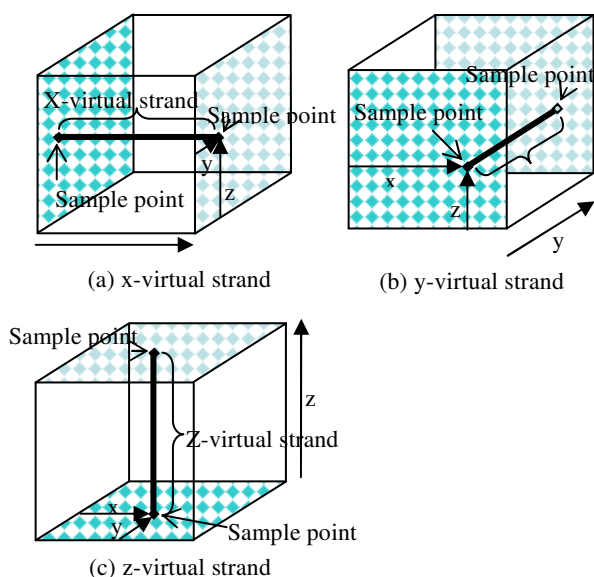


図 7 仮想ストランド  
Figure 7 Virtual strand

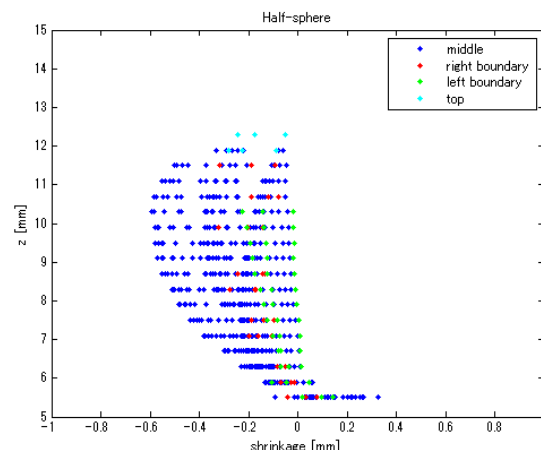


図 8 半球の収縮プロファイル  
Figure 8 Shrinkage of half-spheres on the manufactured TEG.

なお、カーネル関数には、予備実験よりガウシアンカーネル関数を選択した。

最適な正則化係数  $\lambda$  とガウシアンカーネルのパラメータ  $\sigma$  を決定するために、グリッドサーチを行った。すなわち、 $\lambda$  と  $\sigma$  の値の下限と上限を決め、その間を等分し、すべての組み合わせで回帰実験を行い、誤差が最も少ない  $\lambda$  と  $\sigma$  の組みを求めた。 $\lambda$  と  $\sigma$  の決定においても、K-分割交差検証を用いた。

なお、本収縮予測プログラムは、Kernel Methods Toolbox (MKBOX) Ver. 0.9 [31]を利用して MATLAB[a]上で実装した。

表 2 収縮予測のための特徴量  
Table 2 Features for shrinkage prediction

| X                         | Y                         | Z                    |
|---------------------------|---------------------------|----------------------|
| CAD length                | CAD length                | CAD length           |
| Y position of strand      | X position of strand      | X position of strand |
| Z position of strand      | Z position of strand      | Y position of strand |
| Length of right strand    | Length of right strand    |                      |
| Length of left strand     | Length of left strand     |                      |
| Length of below strand    | Length of below strand    |                      |
| Length of above strand    | Length of above strand    |                      |
| Center position of strand | Center position of strand |                      |

#### 4. 収縮予測結果

造形物は造形パッドにぶら下がるように造形されるため重力の影響を受ける。今回、造形した TEG も重力の影響を受けて、ベース部分にゆがみが発生した。また、寸法測定時に影になった領域あるいは光が届かなかった領域があ

a) MATLAB は米国 The MathWorks, Inc.の登録商標です。

り、点群データに抜けが生じた。さらに、円筒中空を持つ形状の測定データは実測の点群と CAD データの間の対応が不正確で、特に問題が多いことがわかった。そこで、ベースと円筒中空をもつ形状の一部を実験から除外した。実験に用いた各形状の仮想ストランド数を表 3 に示す。

収縮予測の結果を図 9 に示す。ここで、グラフの横軸は仮想ストランドの実収縮長、縦軸は収縮長の予測値を示す。グラフ中に誤差ゼロの線を対角線で示している。予測値は、この線に沿って分布している。

表 3 各形状別の仮想ストランド数

Table 3 Number of virtual strands in each feature.

| Feature                      | X-direction | Y-direction | Z-direction |
|------------------------------|-------------|-------------|-------------|
| Half-sphere                  | 675         | 675         | 1350        |
| Cylinder                     | 900         | 900         | 243         |
| Cube                         | 1554        | 1554        | 588         |
| Angled-surface               | 264         | 702         | 528         |
| Cone                         | 675         | 675         | 1350        |
| Cube with x-cylindrical-hole | 1161        | N.A.        | 588         |
| Cube with y-cylindrical-hole | N.A.        | 1161        | 588         |

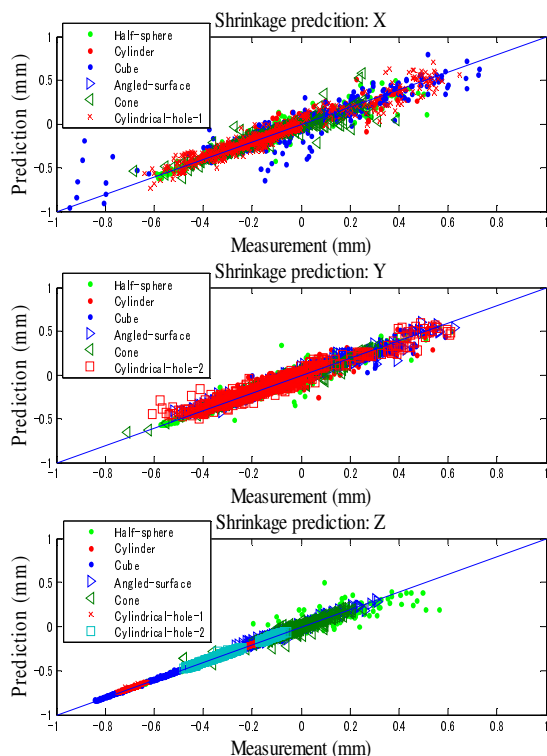


図 9 収縮予測

Figure 9 Shrinkage prediction

図 10 に実収縮長と収縮長予測誤差を示す。x 方向の収縮長の予測の平均二乗誤差は 0.051 mm 程度であり、実収縮長の平均のおよそ 4 分の 1 にあたる。y 方向の収縮長の予測の平均二乗誤差は 0.035 mm 程度であり、実収縮長の平均のおよそ 5 分の 1 にあたる。z 方向の収縮長予測の平均二乗誤差は、0.02 mm 程度であり、実収縮長の平均のおよそ 14 分の 1 にあたる。

ここで、x 方向の予測誤差が大きいのは、x 方向に対する立方体の予測誤差が大きいことが原因している。形状毎の収縮予測結果は図 11 にまとめているが、やはり立方体の x 方向の予測誤差が突出して大きいのがわかる。立方体の x 方向の仮想ストランドには 0.5mm を超える収縮や伸張を示しているものが多く存在し、他の形状とは傾向が異なる。このことが立方体の予測誤差が大きい原因である。

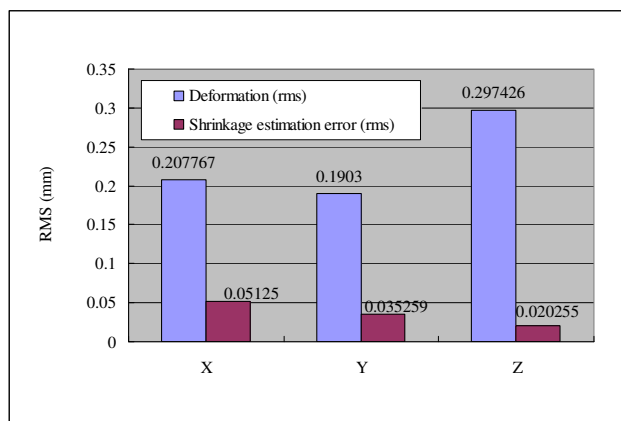


図 10 実収縮長と収縮長予測誤差

Figure 10 Measured shrinkage and shrinkage prediction.

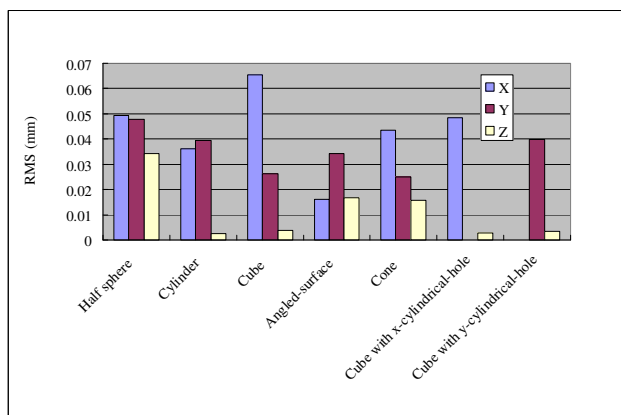


図 11 形状毎の収縮予測結果

Figure 11 Shrinkage prediction depends on shape.

## 5. おわりに

TEG と機械学習によって付加製造における収縮予測実験を行った。収縮の要因は、材料収縮だけでなく他のさまざまな要因を含んでいるが、ここでは、要因の分析には踏

み込んでいない。本手法は、さまざまな要因によって引き起こされる収縮の総和を予測していると言える。一方、本手法は、再現性のある収縮の傾向は予測できるが、重力によるゆがみなど、TEGを造形中や測定中にたまたま起きた事象には対応できない。このような理由から、ベースと円筒空中をもつ形状を実験から除外した。

実験結果は、設計形状を補正することにより寸法誤差を減らすことができる可能性を示しているが、今後、収縮モデルを使って補正したCADデータを使って造形し、その効果を確認したい。

本手法は、寸法データだけでなく、プロセスパラメータの適切な設定、造形方向の適切な設定、サポート構造の適切な配置などにも適用できると考えている。最終的には、造形上のさまざまな問題を自ら学習し克服するような付加造形を実現したい。

**謝辞** 本研究を進めるにあたり、付加製造装置によるTEGの造形のご指導を頂いた公益財団法人 川崎市産業振興財団のテクニカルコーディネータ萩原哲夫様に感謝致します。

## 参考文献

- 1) 丸谷 洋二, 早野 誠治: 解説 3Dプリンター -AM技術の持続的発展のために, オプトロニクス社, (2014)
- 2) 小玉秀男: 3次元情報の表示法としての立体形状自動作成法, 電子通信学会論文誌, Vol. J64-C, No.4, pp.237-241, (1981).
- 3) 平成25年度 特許出願技術動向調査報告書(概要) 3Dプリンター  
[http://www.jpo.go.jp/shiryoku/pdf/gidou-houkoku/25\\_3Dprinter.pdf](http://www.jpo.go.jp/shiryoku/pdf/gidou-houkoku/25_3Dprinter.pdf)
- 4) Islam, M.N. Boswell, B. and Pramanik, A.: An Investigation of Dimensional Accuracy of Parts Produced by Three-Dimensional Printing, Proc. of the World Congress on Engineering, Vol. 1, pp. 522-525 (2013).
- 5) Chambers, R. S. et al.: A Phenomenological Finite Element Model of Part Building in the Stereolithography Process, Proc. of the 6th Int. Conf. on Rapid Prototyping, Dayton, OH, USA, pp.4-6 (1995).
- 6) Eschl, J. et al.: Comparison of the Curing Process of Epoxy and Acrylate Resins for Stereolithography by Means of Experimental Investigations and FEM-Simulation, Proc. the 10th Solid Freeform Fabrication Symposium, Austin, TX, USA, pp.189-200 (1999).
- 7) Nikoukar, M. et al.: Methods for Enhancing the Speed of Numerical Calculations for the Prediction of the Mechanical Behavior of Parts Made Using Additive Manufacturing, Proc. the 24th Solid Freeform Fabrication Symposium, Austin, TX, USA, pp.525-534 (2013).
- 8) Wang, W. L. et al.: Influence of process parameters on stereolithography part shrinkage, Materials & Design Vol.17, No. 4, pp. 205-213 (1996).
- 9) Ning, Y. et al.: An Approach to Minimize Build Errors in Direct Metal Laser Sintering, IEEE Trans. on Automation sci. and eng. Vol. 3, No. 1, pp.73-80 (2006).
- 10) Lee, S. H. et al.: A neural network approach to the modeling and analysis of stereolithography processes, Proc. Instn. Mech. Engrs. Vol 215 Part B, pp.1719-1733 (2001).
- 11) Khorasani, E. R. et al.: Determination of optimum SLA process parameters of H-shaped parts, Journal of Mechanical Science and Technology Vol.27, No.3, pp. 857-863 (2013).
- 12) Wang, R. J. et al.: Influence of process parameters on part shrinkage in SLS, Int. Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol.33, No.5, pp. 498-504 (2007).
- 13) Malone, E. et al.: Application of Machine Learning Methods to the Open-Loop Control of a Freeform Fabrication System, Proc. of the 15th Solid Freeform Fabrication Symposium, Austin, TX, USA, pp. 377-388 (2004).
- 14) Huang, Q. et al.: Optimal offline compensation of shape shrinkage for 3D printing processes, INFORMS 2012 Annual Meeting, October, (2012).
- 15) 3D Systems: Shrink Compensation Manual, [https://3Dscentral.3Dsystems.com/attachments/2282\\_Shrink%20Compensation%20Manual\\_RevB\\_3-2013.pdf](https://3Dscentral.3Dsystems.com/attachments/2282_Shrink%20Compensation%20Manual_RevB_3-2013.pdf)
- 16) Senthilkumaran, K. Pandey, P.M. and Rao, P. V. M. :Shrinkage compensation along single direction dextral space for improving accuracy in Selective Laser Sintering , 4th IEEE Conference on Automation Science and Engineering, Washington DC, USA, pp. 23-26 ( 2008).
- 17) Johnson, W.M. et al.: Benchmarking Evaluation of an Open Source Fused Deposition Modeling Additive Manufacturing System, (1997).
- 18) Kruth, J. P. et al.: Benchmarking of different SLS/SLM processes as rapid manufacturing techniques, Int. Conf. Polymers & Moulds Innovations (PMI), Gent, Belgium, April pp.20-23, (2005).
- 19) M. Mahesh: Rapid prototyping and manufacturing benchmarking, Ph.D. dissertation, National university of Singapore, (2004).
- 20) Cooke, A. L.: Variability in the Geometric Accuracy of Additively Manufactured Test Parts, 21st Annual International Solid Freeform Fabrication Symposium, Austin, Texas, USA, August, pp. 1-12 (2010).
- 21) Moylan, S. et al.: Proposal for a standardized test artifact for additive manufacturing machines and processes, Proc. of the 2012 Annual International Solid Freeform Fabrication Symposium, (2012).
- 22) National Institute of Standards and Technology : NIST Additive Manufacturing Test Artifact, <http://www.nist.gov/el/isd/sbm/amtestartifact.cfm>
- 23) Fahad, M. et al.: A new benchmarking part for evaluating the accuracy and repeatability of Additive Manufacturing (AM) processes, 2nd International Conference on Mechanical, Production and Automobile Engineering (ICMPAE'2012) Singapore April pp.29, (2012).
- 24) OpenSCAD, <http://www.openscad.org/>
- 25) 3D systems, "Video of 3D Systems Film Transfer Imaging Process, <http://www.3dsystems.com/es/3D-media/3D-printing-process-fti>
- 26) 新村 稔: 現場で活躍する 3D 計測技術, 情報処理, Vol.55, No.10, pp.1122-1127 (2014).
- 27) Steinbichler: Brochure of Steinbichler COMET 5 11M, <http://www.steinbichler.com/downloads-us/brochures.html>
- 28) Armonicos: spGauge, <http://www.armonicos.co.jp/english/products/spgauge/index.html>
- 29) Bishop, C. M.: Pattern recognition and machine learning, Vol. 1, Springer, New York (2006).
- 30) Domingos, P.: A few useful things to know about machine learning, Communications of the ACM, Vol.55, No.10, pp.78-87 (2012).
- 31) Vaerenbergh, S.V. et al.: Kernel Method Toolbox, <http://www.mathworks.cn/matlabcentral/fileexchange/46748-kernel-methods-toolbox>