

内部構造パターンの差異を利用した 3D プリントオブジェクト識別手法

久保 勇貴* 江口 佳那* 青木 良輔* 近藤 重邦* 東 正造* 犬童 拓也*

概要. 本稿では、印刷条件設定に基づき形成される 3D プリントオブジェクト内部の構造パターン差異を利用したオブジェクト識別手法を提案する。あらゆるオブジェクトは、オブジェクトの形状、素材、及びその境界条件に応じた固有の振動特性を持つ。本手法は、スライサーソフトウェアを用いて異なる内部構造パターンを各オブジェクトに付与し、各オブジェクトに固有の振動特性を割り当てる。これにより、振動特性を計測することによって、各オブジェクトの識別を可能とする。振動特性はアクティブ音響センシングを用いた音響周波数応答解析によって計測し、機械学習を用いて各オブジェクトを識別する。本手法では、低充填率のオブジェクトの識別も可能とし、加えて、印刷条件を設定し内部構造パターンを付与できるために、タグとなる内部構造のモデリングを行う手間を削減できる。提案手法による 3D プリントオブジェクトの識別精度を評価するために、オブジェクト識別システム及び内部構造パターンの異なるオブジェクトを製作し、評価実験を行った。結果、平均識別精度 99.3%にて 8 つのオブジェクトを識別できることを確認した。

1 はじめに

3D プリンタの登場により、特殊な技能を必要とする工作機械を用いずとも、3D モデルを準備すれば、個人のユーザでも所望の立体形状（オブジェクト）を容易に製作できるようになった。また、バーコードのようなタグをオブジェクトへ付与できれば、オブジェクトに情報を結びつけることができるため、製造物管理及び真贋判定などの応用も実現可能となる。このとき、タグの付与によって、オブジェクトの外観を損なわないことが望ましい。

先行研究において、バーコード及び QR コード [1] のようなオブジェクト表面に貼り付けるタグ及び外観の特徴を用いたタグ [3] といった外観を損ねてしまうタグとは異なり、3D プリントオブジェクトの内部にタグを付与する手法が提案されている [6, 10]。これらの手法は、オブジェクト内部にタグとして埋め込まれた中空構造を識別することにより、当該タグに関連付けられた情報を参照できる。

しかし、これらの手法には 2 つの問題が存在する。1 つ目は、中空構造、すなわち、オブジェクト内部における空間をタグとして用いるために、充填率を低く設定し成形したオブジェクトに適用できない問題である。オブジェクトを低充填率に設定し成形すると、オブジェクト内部が中空状態となるため、タグとなる中空構造を埋め込むことが難しく、結果としてタグを付与することができない場合が生じる。2 つ目は、タグの付与のために 3D モデルを作成する必要が生じる問題である。材料を積層し造形する方式の 3D プリンタを用いて中空構造を印刷する場合、空中に材料を積層できないために、サポート材を用

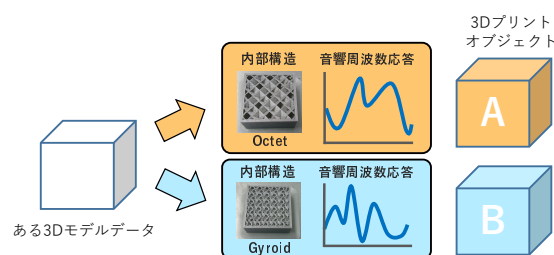


図 1. 内部構造パターンの差異を利用したオブジェクト識別手法。

いて支えを形成するか、もしくは中空構造の外形に 45 度以下の傾斜を持たせるなどして印刷可能な構造とする必要があり、任意の中空構造を制約なく印刷することは困難である。結果として、従来手法では、オブジェクトを分割してパーツごとに印刷し、印刷した各パーツを結合して目的の 3D オブジェクトとする手法が取られている。しかし、分割印刷するためには、3D オブジェクトの分割および結合を考慮した 3D モデルの作成をユーザ自身が行う必要が生じ、ユーザの手間が増加する。加えて、タグの付与のためだけに 3D モデルを修正しなければならない問題も発生する。

本稿では、これら 2 つの問題を解決するために、印刷条件設定時に設定する内部構造パターンを利用した 3D プリントオブジェクト識別手法 FabAuth を提案する（図 1）。著者らは基本性能評価のため、各オブジェクトが持つ音響周波数応答の違いを機械学習により識別し、オブジェクト内部を低充填率としたオブジェクトでも識別できることを確認した [4]。本稿では、印刷条件設定時に設定する条件に応じて形成される内部構造パターンをタグとして利用する

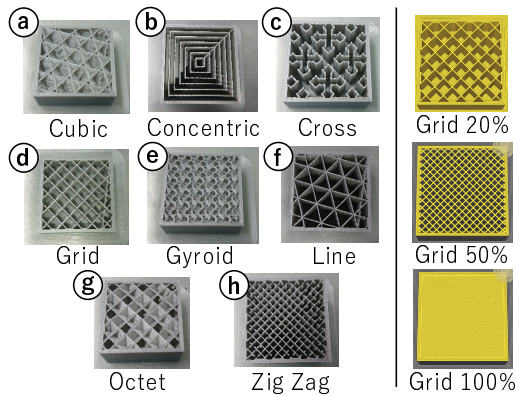


図 2. オブジェクトの内部構造. 左: 実験に用いた 3D プリントオブジェクト. 右: 充填率に応じた内部構造の変化例.

ことにより, [4] においてタグを付与するために必要だった, 内部構造モデリングの手間の削減をはかる. 提案手法の評価のために, [4] において検証できていなかった図 2 に示すような内部構造パターンを有するオブジェクトにおいても識別可能か検証する. 本検証では, 3D プリントにかかる材料のランニングコストの観点から, 低コストかつ, 3D プリンタの中でも多く普及している, 熱溶解積層 (FDM) 方式 3D プリンタを用いた.

2 関連研究

提案手法はオブジェクト内部に設けた構造パターンの差異を利用し, 各オブジェクトを識別する. 本節において提案手法と関連のある, オブジェクト識別手法及びタグの付与手法に関して述べる.

オブジェクトを識別するために, レーダ [12], カメラ [11], 振動 [7], および音響 [13] を用いた手法が提案されている. [13] の研究では, 音響センシングを用いて日用品のオブジェクト識別及びこれらの位置推定を行う手法が提案されている. 本手法では, オブジェクトの種類ではなく, オブジェクトの内部構造パターンの差異に基づき, 3D プリントオブジェクトを識別する.

外観を損なわないよう, オブジェクト内部にタグを付与する手法が複数提案されている [6, 10]. 例えば, AirCode [6] は, 半透明素材による光の透過性を利用し, オブジェクト内部の中空構造をプロジェクタとカメラを用いて読み取る. InfraStructs [10] は, テラヘルツ波を用いて, オブジェクト内部を計測し, 内部に設けられた中空構造を読み取る. これらの手法は, オブジェクト内部に中空構造を形成しタグとして用いるために, タグとなる中空構造以外のオブジェクト内部を密にする必要がある. したがって, タグ以外の中空構造を多く含む低充填率に設定

し印刷されたオブジェクトに対しては, これらの手法を適応できない.

一方, 本研究の先行研究 [4] は, オブジェクトが持つ内部構造の差異を利用したオブジェクト識別手法であるが, 各オブジェクトを異なる構造とするために, 内部構造の 3D モデルを作成する必要があった. 加えて, [5, 6, 10] においても, オブジェクト内部に中空構造を埋め込むために, 印刷可能なパーツに分割し 3D モデルを印刷する必要があり, このための 3D モデリングが別途必要となる. 提案手法では, 印刷条件設定時に充填パターン等の印刷条件を設定するとオブジェクト内部構造パターンを埋め込むため, 内部構造を埋め込むための 3D モデリングが不要となり, ユーザの手間を省力化できる.

3 提案手法

本稿では, 印刷条件設定に基づき形成されるオブジェクト内部構造パターンの差異によって生じる音響周波数応答の違いを利用したオブジェクト識別手法を提案する. 音響周波数応答の違いを機械学習により識別し, 各オブジェクトの識別を行う. 提案手法は, オブジェクトの内部構造パターンをタグとして用いることにより, タグの 3D モデリングを不要とし, タグの付与にかかるユーザの手間の省力化をはかる. 本節において, 音響周波数応答解析に基づくオブジェクト識別及びオブジェクト内部構造パターン, オブジェクト識別システムに関して述べる.

3.1 音響周波数応答解析に基づくオブジェクト識別

あらゆるオブジェクトは, オブジェクトの形状, 素材, 及びその境界条件に応じた固有の振動特性を持つ. この振動特性は, 特定の周波数を持つ振動をオブジェクトに与えた際のオブジェクトの振動を計測し, 計測した振動の周波数応答を求めることによって解析できる [8]. 本手法では, この解析手法を用いて, 各オブジェクトが有する内部構造パターンによって生じる振動特性の差異を周波数応答解析結果として取得し, 周波数応答解析結果を特徴量とした機械学習によりオブジェクト識別を行う.

3.2 オブジェクト内部構造パターン

3D プリンタの印刷方式の一つとして, 1 層ずつ材料を積層することによって 3D モデルの立体形状を成形する, 積層方式がある. 中でも, FDM 方式の場合, 熔融した樹脂を 3D プリンタのノズルから押し出し, 1 層ずつ樹脂を積層することによって, 入力された 3D モデルのオブジェクトを成形する. このときの各層の印刷パターンは 3D モデルをもとにスライサーと呼ばれるソフトウェアを用いて作成され, 3D プリンタはこのパターンに従い出力する.

本手法では, 印刷条件によって変更することが可能である, オブジェクト内部に形成される構造パター

ンの差異に着目する。内部構造パターンが異なると、オブジェクトの内部形状及び境界条件が異なるために、オブジェクトの振動特性も異なるものとなる。この特性を利用すると、各オブジェクト内部を異なる構造パターンとすることによって、各オブジェクトへ固有の音響周波数特性を割り当てることができると考えられる。この仮説の初期検証を行うために、本稿では異なる構造パターンを割り当てる手法として既存のスライサーソフトウェアを用いる。このスライサー上において変更可能な充填率及び充填パターンなどの印刷条件を設定し、異なる内部構造パターンを割り当てた図2に示す 3D プリントオブジェクトを製作した。

3.3 オブジェクト識別システム

実装したオブジェクト識別システムは、ノート PC (OS: Windows10 64bit, CPU: Intel Core i7 1.9GHz, RAM: 16GB), 及びオーディオインタフェース (UR22mkII, Steinberg 社), ピエゾ素子 (K2512BP1, THRIVE 社) から成る (図3)。ノート PC においては、音響信号を解析する信号解析ソフトウェアが動作し、オブジェクト識別を行う。

振動を与え取得するアクチュエータとして、我々はピエゾ素子を用いた。ピエゾ素子は両面テープを用いてオブジェクトに貼り付け、オブジェクトのみの音響周波数応答を得られるようにした。また、ピエゾ素子の貼り付けには、何度も貼り直しが可能な両面テープを用いた。

信号解析ソフトウェアは Python 3.6.7 を用いて作成した。信号解析ソフトウェアは、出力信号生成部及び信号解析部からなる。出力信号生成部では、設定した最低周波数から最大周波数に線形に増加する信号である、掃引信号を生成する。掃引信号を用いることによって、広い帯域の音響周波数特性を得ることができる。音響周波数応答解析においては、音響信号解析ソフトウェアにおいて設定した、特定の周波数特性を持つ音響信号をオーディオインタフェースを介して一方のピエゾ素子に入力し、ピエゾ素子に振動を発生させることにより、オブジェクトを振動させる。同時に、もう一方のピエゾ素子によりオブジェクトの振動を取得し、オーディオインタフェースにおいて増幅したのちに、ノート PC に送信する。信号解析部は、オブジェクトが振動した際の信号を一定区間ごとに取得し、取得したデータに対してハミング窓を適用し、Fast Fourier Transformation (FFT) を用いて音響周波数応答を求めた。得られた音響周波数応答から特徴量を生成し、機械学習を用いてオブジェクト識別を行う。

4 評価実験

今回実施したオブジェクトの内部構造パターンの差異を利用し、3D プリントオブジェクトが識別可

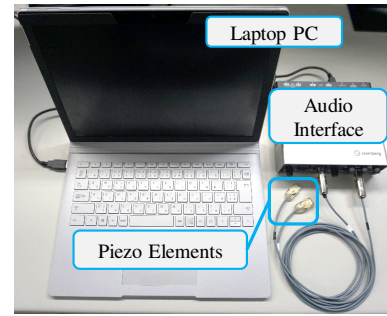


図 3. システム構成とピエゾ素子。

能が調査するために、評価実験を実施した。実施した実験の条件、手順、各実験について述べる。

4.1 実験条件

すべての実験における共通の実験条件を述べる。今回はまずオブジェクト自体が識別可能か検証するために、両面テープによりピエゾ素子をオブジェクトに直接貼り付け、オブジェクト以外の物体による振動特性への影響を最小限に抑えた。オブジェクトの音響周波数応答計測時の様子を図4aに示す。オブジェクトへ接触する物体の影響を軽減するために、計測対象のオブジェクトをシリコンシート上に設置し振動特性の計測を行った。ピエゾ素子の貼り付け位置は図4bに示すように、オブジェクト側面及び上面が接する辺にピエゾ素子の長辺が合わさるように貼り付けた。このとき、可能な範囲内において、ピエゾ素子の貼り付け位置が変化しないようにした。

4.1.1 3D プリントオブジェクト

提案手法の実現可能性を調査するために、本実験では、既存のスライサーを用いて異なる内部構造パターンを持つ8個のオブジェクトを Ultimaker S5 を用いて印刷した。印刷したオブジェクト及びこれらの内部構造を図2、各オブジェクトの音響周波数応答を図5に示す。印刷したオブジェクトは $25 \times 25 \times 30$ mm の直方体 3D モデルを用いた。この 3D モデルをスライサーソフトウェア Ultimaker Cura [9] において、充填率を 20%、充填パターンを図2に示すパターンに設定し、異なる内部構造パターンを持つ8個のオブジェクトを成形した。図2に示す充填パターンの内、Octet 及び Cubic, Gyroid は、各水平

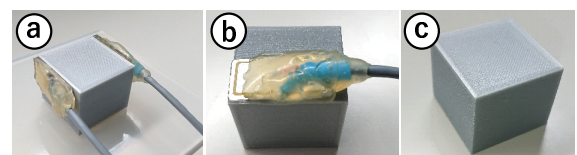


図 4. a,b: オブジェクトへのピエゾ素子の貼り付け方。c: 実験に用いた直方体オブジェクト。

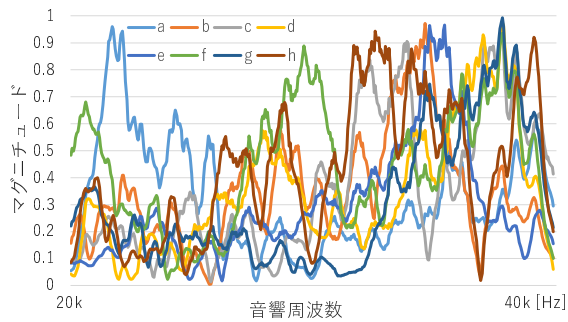


図 5. 各オブジェクトの音響周波数応答波形（実験 1 グループ 2 の各オブジェクトの 150 データを正規化し平均化した波形）。

面の断面において構造パターンが異なる 3 次元的に構成されるパターンである。他の印刷条件としては、フィラメントとして、Ultimaker PLA Filament、プリンタとして Ultimaker S5 2 台を用いて、各プリンタにおいて 8 個のオブジェクト、計 16 のオブジェクトを成形した。

4.1.2 周波数応答解析システム及び機械学習

信号解析ソフトウェアの信号生成部において、周波数を 20-40 kHz の範囲において 20 ms 間に掃引する信号を出力するよう設定した。掃引信号の条件は [8] の研究を参考に設定した。このときのサンプリングレートは 96 kHz とし、掃引信号は、プログラム終了まで繰り返し出力した。同時に、信号解析部において、入力と同様のサンプリングレート 96 kHz にて音響信号を取得した。

音響信号を 8192 データ取得するごとに、得られた音響信号の音響周波数応答を求めた。周波数応答を求めるために、まず、取得したデータにハミング窓を適用し FFT を行い、4096 のデータから成る周波数範囲が 0-48 kHz である周波数スペクトルを求めた。次に、この周波数スペクトルを最大値及び最小値の範囲において 0 から 1 の範囲に正規化した後に、掃引信号の周波数範囲である 20-40 kHz の周波数スペクトルを抽出した。機械学習のための特徴量としては、8192 データから成る音響信号を解析及び抽出し、最終的に得られた 426 データを用いた。また、本実験では、機械学習ライブラリとして、各オブジェクトが識別可能か識別精度を評価するために、WEKA data mining software [2] (WEKA) を用いた。

4.2 実験手順

オブジェクトの音響周波数応答を取得するために、まず、図 4 に示すように 1 対のピエゾ素子をオブジェクトへ貼り付けた。オブジェクトにピエゾ素子を貼り付け、音響周波数応答を 50 サンプル取得するこ

とを 1 試行とし、これを各実験において行った。本実験では、1 試行ごとにピエゾ素子をオブジェクトから取り外すこととした。

4.3 実験 1: 3D プリントオブジェクト識別調査

実験 1 では内部構造が異なる 8 個の 3D プリントオブジェクトが識別可能かを検証することを目的として、各オブジェクトの音響周波数応答を取得し、識別精度の評価を行った。

2 台のプリンタを用いて印刷した 16 オブジェクトを印刷したプリンタごとに 2 グループ（グループ 1, 2, 1 グループに 8 個のオブジェクト）に分け、各オブジェクトの識別精度を求めた。8 個のオブジェクトに対して 1 試行を行うことを 1 セッションとし、これを各グループにおいて 3 セッション行い、音響周波数応答を取得した。よって、合計 2,400 サンプル（2 プリンタ × 8 オブジェクト × 3 セッション × 50 サンプル）のデータを取得し、これらのデータを用いてオブジェクト識別精度評価を行った。

識別精度を求めるために、Leave-One-session-Out

Cross Validation を行った。本評価は、3 つのセッションの内、2 つのセッションのデータを訓練データ、残り 1 つのセッションデータをテストデータとして用いる。これを各セッションのデータをテストデータとし、計 3 回実施した。分類器としては、WEKA において Random Forest をデフォルトパラメータに設定し用いた。結果、各グループにおいて 100%, 98.6% の識別精度を示し、平均 99.3% の識別精度にて 8 つのオブジェクトが識別可能である結果が得られた。よって、提案手法により 8 個のオブジェクトが識別可能であることが示唆された。今後、8 個以上のオブジェクト数においても各オブジェクトを識別可能か調査する。

4.4 実験 2: 同一条件下における印刷オブジェクトの音響周波数特性の再現性調査

提案手法の有用性を示すためには、同一なプリンタ及び印刷条件において成形したオブジェクトが、同様な音響周波数応答を示すか検証する必要がある。同一なプリンタおよび印刷条件を用いて追加のオブジェクトを 3 個成形し、成形した各オブジェクトを同一とみなせるか波形を観察した。印刷条件は実験 1 と同一とし、内部構造パターンとして Cubic (図 2a) を用いた。各オブジェクトに対して計 3 セッション音響周波数応答を取得して得られた音響周波数応答波形を図 6 に示す。図 6 の波形より、同一オブジェクトの各波形は多少の誤差はあるが同様な波形が観察できる（例：1-1-1-3）が、各オブジェクトの音響周波数応答波形（例：1-3, 2-3, 3-3）を比較すると、一部特徴が異なる傾向も観察できる。

同一条件にて印刷した各オブジェクトを他オブジェクトと区別しつつ同一とみなせるか、識別精度評価

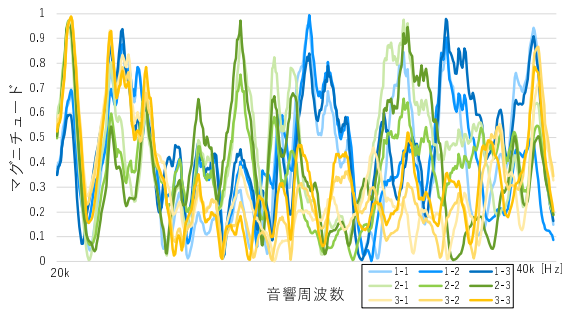


図 6. 同一条件にて印刷したオブジェクトの音響周波数応答 (各セッション 50 データを正規化し平均化した波形)。

実験を行った。評価用データとして、実験 1 のグループ 2 から cubic を除いた計 7 個のオブジェクト (オブジェクト b-h) のデータ及び図 6 の作成に用いた同一条件に設定し成形した計 3 個の合計 10 個のオブジェクトのデータを用いた。よって、合計 1,500 サンプル (10 オブジェクト × 3 セッション × 50 サンプル) のデータを用いて各オブジェクトの識別精度を求めた。内部構造が cubic であるオブジェクトのデータに対しては、同一なラベルを付与し、他のオブジェクトが存在する場合においてもこれらのオブジェクトが同一なオブジェクトと識別可能か、実験 1 と同様な手法を用いて評価した。結果、Random Forest により平均識別精度 95.8% にて識別できる結果が得られた。したがって、8 種 10 個と限られたオブジェクト数ではあるが、同一条件において印刷したオブジェクトを同一とみなし識別できることが示唆された。今後、オブジェクト数を増加させた場合においても、今回の実験結果と同様な結果となるか調査を行う。

4.5 実験 3: プリンタによる内部構造パターン差異への影響調査

各プリンタにおいて同一条件に設定し印刷したオブジェクトが、同様な音響周波数応答を持ち、同一条件にて印刷した各オブジェクトを同一とみなせるか評価を行った。実験 1 と同様に、16 オブジェクトを印刷したプリンタごとに 2 グループ (グループ 1, 2, 1 グループに 8 個のオブジェクト) に分け、各オブジェクトの識別精度を求めた。16 個のオブジェクトに対して 1 試行行うことを 1 セッションとし、これを計 3 セッション行い、音響周波数応答を取得した。よって、合計 2,400 サンプル (16 オブジェクト × 3 セッション × 50 サンプル) のデータを取得し、識別精度評価を行った。

識別精度を求めるために、Leave-One-group-Out Cross Validation (例えば、グループ 1 の全データを訓練データ、グループ 2 の全データをテストデータ

表 1. 混同行列. 左: 実験 3 の識別精度に関する混同行列. 右: オブジェクト f, h を除いた混同行列.

正しいオブジェクト

識別されたオブジェクト

	a	b	c	d	e	f	g	h
a	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
b	0.0	99.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
c	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
d	0.0	7.0	38.5	54.5	0.0	0.0	0.0	0.0
e	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0
f	46.0	28.5	25.0	0.0	0.0	0.5	0.0	0.0
g	2.5	0.0	0.0	43.0	0.0	14.5	17.5	22.5
h	12.0	25.0	0.0	0.0	0.0	34.0	25.0	4.0

識別されたオブジェクト

	a	b	c	d	e	g
a	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
b	0.0	99.0	0.0	0.0	1.0	0.0
c	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0
d	0.0	19.0	25.0	56.0	0.0	0.0
e	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0
g	10.0	0.0	0.0	22.0	0.0	68.0

として識別精度を評価し、これを各グループのデータをテストデータとし計 2 回実施) を用いた。分類器としては、WEKA において Random Forest および Support Vector Machine (SVM) をデフォルトパラメータに設定し用いた。結果、Random Forest の場合、平均 47.2%, SVM の場合、平均 60.2% という識別精度が得られた。SVM を用いた場合の識別精度評価結果を混同行列として表 1 に示す。表 1 に示す通り、f および h のオブジェクトの識別精度が特に低かったため、f および h のオブジェクトを除いた場合の識別精度も求めた。結果、Random Forest の場合、平均 68.1%, SVM の場合、平均 87.2% の識別精度が得られた。実験結果より、プリンタによる差異が、識別精度の低下に影響する可能性が示唆された。識別が可能だったオブジェクトの特徴として、音響周波数応答波形が他のオブジェクトと重複しておらず顕著だったと考えられる。今後、異なるプリンタを用いて提案手法を適用する場合には、音響周波数応答の設計が必要となることが予想される。

5 議論および今後の予定

提案手法は、オブジェクトの内部構造パターンを利用することにより、内部構造の 3D モデリングの手間を省いた一方、事前に各オブジェクトの音響周波数応答を学習しておく必要がある。内部構造の 3D モデリング及びオブジェクトの音響周波数応答学習の 2 つの作業の負荷を比較すると、オブジェクトの作成を行うには 3D モデリングの専門知識や技能が必要である一方、学習はピエゾ素子をオブジェクトに貼り付けてプログラムを実行するだけの単純作業である。よって、モデリングの場合、専門知識や技能が必要であるが、学習作業の場合、単純作業であるため、提案手法の方が省力化できると考えられる。

提案手法では、オブジェクトの音響周波数応答を取得するために両面テープを用いてピエゾ素子をオブジェクトへ貼り付けた。これは、実際の場面においては、より簡便な形態が求められると考えられる。今後、ピエゾ素子が搭載された台にオブジェクトを置くだけでも識別が可能か、もしくはテープではなくシリコン等のテープとは異なる媒体が適応可能か、

オブジェクトへの piezo 素子の固定方法の別形態を検討する。加えて、これらの形態において piezo 素子及びオブジェクトの接触箇所がずれた場合を複数回学習すると、接触箇所がずれが生じた場合においても、オブジェクトが識別可能か検証する。

今回の実験では、提案手法の基本性能調査のため、既存のスライサーを用いて内部構造パターンをオブジェクトに付与した。内部構造パターンを付与するシステムの将来の形態としては、任意に生成した内部構造パターンを埋め込む形態が考えられる。この形態であれば、既存のスライサーのようにあらかじめ用意されたパターン数に依存せずに内部構造パターンを設定可能となる。この形態においても、提案手法に基づき各オブジェクトが識別可能かについてはスライサーを作成の上、今後調査する。

識別に用いたオブジェクトは、材料が PLA、充填率が 20%、3D モデルが同一な直方体と、印刷条件として 1 条件のみを用いて評価を実施した。今後、オブジェクトの素材及び充填率、3D モデルが異なる場合でも提案手法が適応可能か調査を行う。加えて、曲面を有するオブジェクト及び幾何学構造のような中空部分が多く存在するようなオブジェクト、他の 3D モデルへも適応可能か、オブジェクトの形状条件の影響に関する調査も行う。その他にも、提案手法に関係する条件は多数存在する（例：素材、充填率、piezo 素子の貼り付け方、オブジェクトの個数、3D プリント方式、オブジェクトへの接触方式、オブジェクトの大きさ、実際の 3D モデルへの適応）。これら条件の影響を調査し、提案手法の有用性を示すとともに、制約に関しても今後検証する。

提案手法を用いたアプリケーション（アプリ）例を述べる。アプリ例として、各オブジェクトが不正に製造されたオブジェクトかどうか識別する真贋判定、各オブジェクトの生成モデル、作成者、製作時、使用されたプリンタ及びマテリアルの情報が参照できる、オブジェクト情報参照アプリが考えられる。

6 まとめ

本稿において、印刷条件設定に基づき形成される 3D プリントオブジェクト内部の構造パターン差異を利用したオブジェクト識別手法を提案した。内部構造の差異により、オブジェクト自体が持つ共振特性が変化し、この変化が音響周波数特性にも現れる。本手法では、音響周波数特性をアクティブ音響センシングを用いて取得し、機械学習を用いて各オブジェクトを識別した。提案手法を用いることによって、タグの付与に必要であった 3D モデリングが不要となり、ユーザの手間を省力化できる。提案手法のオブジェクト識別精度を評価するため、内部構造の異なる 8 つのオブジェクトを製作し、識別精度評価実験を実施した。結果、平均識別精度 99.3% にて各オブジェクトを識別できることを示した。

謝辞

本研究は、JST ACT-I, JPMJPR16UA の支援を一部受けたものである。

参考文献

- [1] *QR Code. Automatic identification and data capture techniques. Bar code symbology. BS ISO/IEC 18004:2000.* 2000.
- [2] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten. The WEKA Data Mining Software: An Update. *SIGKDD Explor. News.*, 11(1):10–18, Nov. 2009.
- [3] C. Harrison, R. Xiao, and S. Hudson. Acoustic Barcodes: Passive, Durable and Inexpensive Notched Identification Tags. In *Proc. of UIST '12*, pp. 563–568. ACM, 2012.
- [4] Y. Kubo, K. Eguchi, R. Aoki, S. Kondo, S. Azuma, and T. Indo. FabAuth: Printed Objects Identification Using Resonant Properties of Their Inner Structures. In *Extended Abstracts of CHI EA '19*, pp. LBW2215:1–LBW2215:6.
- [5] D. Li, D. I. W. Levin, W. Matusik, and C. Zheng. Acoustic Voxels: Computational Optimization of Modular Acoustic Filters. *ACM Trans. on Graph.*, 35(4):88:1–88:12, July 2016.
- [6] D. Li, A. S. Nair, S. K. Nayar, and C. Zheng. AirCode: Unobtrusive Physical Tags for Digital Fabrication. In *Proc. of UIST '17*, pp. 449–460.
- [7] S. Oh, G. Yun, C. Park, J. Kim, and S. Choi. VibEye: Vibration-Mediated Object Recognition for Tangible Interactive Applications. In *Proc. of CHI '19*, pp. 676:1–676:12. ACM, 2019.
- [8] M. Ono, B. Shizuki, and J. Tanaka. Touch & Activate: Adding Interactivity to Existing Objects using Active Acoustic Sensing. In *Proc. of UIST '13*, pp. 31–40. ACM, 2013.
- [9] Ultimaker B.V. Ultimaker Cura Software. <https://ultimaker.com/en/products/ultimaker-cura-software> (2019.07.31 閲覧).
- [10] K. D. D. Willis and A. D. Wilson. InfraStructs: Fabricating Information Inside Physical Objects for Imaging in the Terahertz Region. *ACM Trans. on Graph.*, 32(4):138:1–138:10, July 2013.
- [11] X.-D. Yang, T. Grossman, D. Wigdor, and G. Fitzmaurice. Magic Finger: Always-Available Input through Finger Instrumentation. In *Proc. of UIST '12*, pp. 147–156.
- [12] H.-S. Yeo, G. Flamich, P. Schrempf, D. Harris-Birtill, and A. Quigley. RadarCat: Radar Categorization for Input & Interaction. In *Proc. of UIST '16*, pp. 833–841. ACM, 2016.
- [13] 岩瀬 大輝, 伊藤 雄一, 秦 秀彦, 山下 真由, 尾上 孝雄. アクティブ音響センシングによる日常物体識別と位置推定. インタラクション 2018 論文集, pp. 62–71. 情報処理学会, 2018.