

# 画像処理によるフィラメント数のカウント方法の開発

## Development of a method for counting filaments by image processing

材料技術部 繊維・高分子科 小林慶祐

電子・機械技術部 電子・情報科 三瓶史花

電子・機械技術部 ロボット・制御科 根本大輝

従来、糸のフィラメント数をカウントするために、糸をデジタルマイクロスコープによって観察している。しかし、取り扱い中の脱落や数え間違いの防止から複数回の測定を必要とすることから作業時間の長さが課題であった。本研究では、脱落の可能性の少ない手法として、X線コンピュータ断層撮影による糸の断面画像、又は糸を樹脂包埋し研磨したフィラメント断面の画像を画像処理又は機械学習によりカウントする方法を検討した。結果、従来方法と比較して実作業時間を約50%削減するカウント方法を開発した。

**Key words:** 織物分解、フィラメント数、樹脂包埋、画像処理、機械学習

## 1. 緒言

近年、国内で使用される生地を構成する糸の大部分が海外製となっており、糸の仕様などの詳細が不明な場合がある。新たな生地を開発するためには詳細を明らかにすることが必要となる。ハイテクプラザでは、生地の詳細を明らかにするために目付（単位面積当りの重量）、密度などに加えて糸のフィラメント（単繊維）数のカウントを行うことがある。フィラメント数のカウントは、生地から経糸及び緯糸を取り出して、デジタルマイクロスコープで糸の先端の画像を撮影し、その本数を数えることで調べている。この手順では、取り扱い間の脱落による誤差が発生するため、確認のために複数回実施する。また、本数が多いときには、数えやすいようにフィラメントを分けて撮影を行うことが必要になるために時間がかかる。

本研究では、フィラメント数のカウントにかかる作業時間を従来比30%短縮することを目的として、糸のX線コンピュータ断層撮影（X線CT）による断面画像を取得、又は糸を樹脂包埋し研磨後の断面画像を取得し、得られた画像をもとに画像処理又は機械学習によりフィラメント数をカウントする方法について検討した。

## 2. 実験

### 2. 1. 観察試料の作製

観察には、円形であり、フィラメント外径が20[ $\mu\text{m}$ ]程度の合成繊維糸を用いた。X線CTの試料には、爪楊枝の一部分を削り取り、糸をテープで固定したものを用いた。画像処理又は機械学習によりフィラメントを検出することを想定し、観察する範囲は、できるだけ余分な情報が写りこまないように糸と爪楊枝が接触しない位置とした。

樹脂包埋は次の手順で行った。事前にミニ・ラボカ

ッター（MC-110、株式会社マルト一）を用いて切り込みを入れたエポキシ樹脂ブロック（5×10×5 [mm]程度）に、切り込み箇所に沿うように糸を巻き付け、接着剤により糸を固定した。糸を固定したブロックを切り込み面が下になるように底付き容器に置き樹脂包埋した。主剤及び硬化剤は、エポキュア2（BUEHLER）を用いた。

樹脂包埋した試料を面出し研磨、中間研磨、仕上げ研磨した。研磨には、自動研磨装置（オートメット250、BUEHLER）を用いた。面出し研磨では、カーボマックペーパー（P600、リファインテック株式会社）及びカーボマックペーパー（P1200、リファインテック株式会社）を用いた。中間研磨には、テックスメットP（9 [ $\mu\text{m}$ ]、BUEHLER）及びトライデント（3 [ $\mu\text{m}$ ]、BUEHLER）を用いた。最後に、マスターテックス（BUEHLER）により仕上げ研磨した。以降は、順に面出し研磨（P600）、面出し研磨（P1200）、中間研磨（Tex）、中間研磨（Tri）と表記する。

### 2. 2. 試料の観察

試料の観察には、X線CT（TOSCANER-31302  $\mu\text{C}3$ 、東芝ITコントロールシステム株式会社）を用いた。測定条件は、管電圧60 [kV]、管電流120 [ $\mu\text{A}$ ]とした。また、各研磨工程での観察には、金属顕微鏡（PB-5R、株式会社昭和サイエンス）を用いた。20倍の対物レンズを用いて暗視野で観察し、960×600及び2880×1800 [px]の画像を取得した。

### 2. 3. フィラメントのカウント

Python（3.11）を用いて円を検出、カウントするプログラムを作成した。プログラムは、画像にkernel、ガウス、グレースケール処理をかけ、最終的に画像中の円を検出する。円の検出精度を上げるために、画像の画素数を変えることによる影響を確認した。

また、機械学習では物体検出アルゴリズムの一つで

ある YOLO を用いた。フィラメント数をカウントするために、樹脂包埋した糸の中間研磨後 (Tri) 及び仕上げ研磨後のフィラメント断面画像を用いて、学習データを作成した。学習させる画像を 10 枚 ( $Z=10$ ) 又は 25 枚 ( $Z=25$ ) にしたときの影響を確認した。

画像処理及び機械学習によるフィラメントの検出結果は、画像内のフィラメント数に対する検出したフィラメント数の比 (検出率) で評価した。

## 2. 4. 実作業時間の測定

生地 of 経糸及び緯糸のフィラメント数を決定することを想定して、2 本の糸に対する作業時間を比較した。

従来のカウント方法の手順は、準備作業、観察+カウント作業である。作業時間を測定した後に、 $N=2$ 、 $N=3$  ではその時間をもとに  $N$  数に応じて全体の実作業時間を概算した。

本研究におけるカウント方法の手順は、試料の準備、樹脂包埋、面出し研磨、中間研磨、仕上げ研磨、観察、カウント作業である。経糸及び緯糸のフィラメント数の確定までにかかる時間を、中間研磨までと仕上げまでの 2 通りについて、全体の実作業時間を積算した。

## 3. 結果と考察

### 3. 1. 観察画像

X 線 CT 撮影により得られた画像を図 1 (a) 及び図 1 (b) に示す。濃白色部が、フィラメントの断面である。図 1 (b) を見ると比較的フィラメント同士が離れている場合には、1 本ずつ認識可能であるが、近い場合には分解能が足りずにフィラメント同士がつながっている。また、目視でもフィラメントか判断ができないことがあった。そのため、フィラメントがより細かい場合や本数が多くなる場合には、目視でも確認することが困難と考えられる。そこで、より高い分解能で撮影ができると考えられる樹脂包埋試料の断面画像の取得を行うこととした。

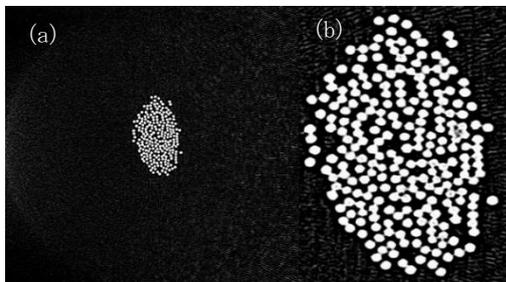


図 1 X 線 CT 画像  
(a) 糸の断面画像、(b) 拡大図

樹脂包埋試料の各工程で得られた金属顕微鏡画像を図 2 (a, b, c, d, e) に示す。図 2 (a, b) では、コ

ントラストが確認できるが、フィラメント数まで確認することは難しい。図 2 (c, d) では、フィラメント断面を確認することができる。しかしながら、中間研磨 (Tex) の段階 (図 2 (c)) ではフィラメントが明確な断面を安定して取得するのが難しかった。そのため、中間研磨 (Tri) (図 2 (d)) 及び仕上げ研磨の画像 (図 2 (e)) でカウントすることができるか検討することとした。

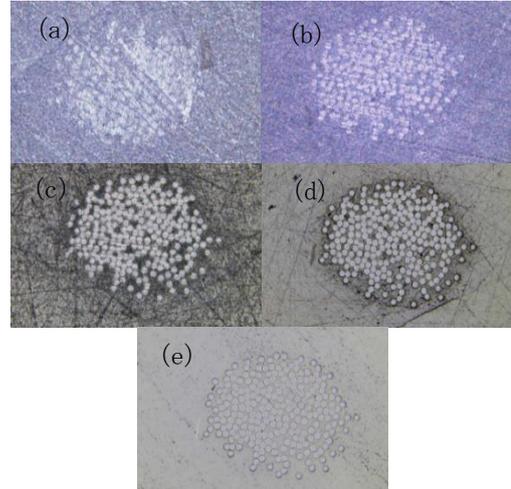


図 2 樹脂包埋した試料の各研磨工程の糸の断面画像  
(a) 面出し研磨 (P600)、(b) 面出し研磨 (P1200)、(c) 中間研磨 (Tex)、(d) 中間研磨 (Tri)、(e) 仕上げ研磨

### 3. 2. フィラメント数のカウント

#### 3. 2. 1 フィラメントの検出画像

中間研磨 (Tri) 後画像のフィラメント検出画像例を図 3 に示す。いずれも枠で囲まれた部分をフィラメント 1 本と検出し、左上に検出本数 (図では本数を拡大した数値を示す) を示している。

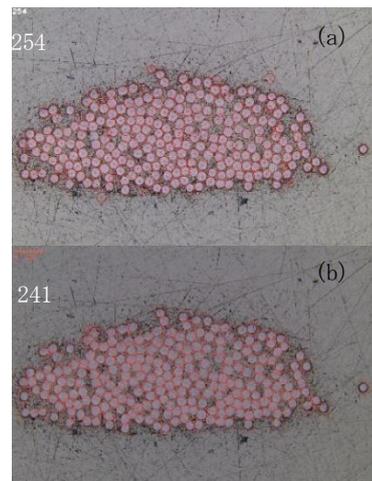


図 3 検出画像例  
(a) 画像処理による検出、(b) 機械学習による検出

#### 3. 2. 2 画像処理によるカウント

中間研磨 (Tri) 及び仕上げ研磨後の画像のフィラメ

ント数を画像処理によりカウントした結果を図4に示す。それぞれの工程について10枚以上の画像の平均検出率を示す。中間研磨 (Tri) 後の960×600 [px] 画像の平均検出率は94.9%、2880×1800 [px] 画像の平均検出率は115.3%であり、960×600 [px] の画像を用いたほうが100%に近かった。仕上げ研磨後の画像に対しては、960×600 [px] の平均検出率が95.5%、2880×1800 [px] の平均検出率が98.0%であり、2880×1800 [px] の画像を用いたほうが100%に近かった。外れ値は、フィラメントが楕円状の場合やプログラムで処理された際にエッジが薄いなどの理由で検出ができなかったことを示していると考ええる。中間研磨 (Tri) の2880×1800 [px] の画像で、フィラメント断面でない箇所を円と判断する誤検出が増加した。これは、画素数が少ない場合には小さなノイズを検出することができず、画素数が多い場合には小さなノイズの集まりを円として検出したためと考えられる。一方で、仕上げ研磨ではピクセル数が多いと検出率が向上した。これは傷が少ない一方で、画素数が多くなったことでより円が明確になったためと考えられる。作成した画像処理プログラムを用いることで仕上げ研磨までを行い、2880×1800 [px] 画像を取得することでフィラメント数をカウントすることが可能と考える。

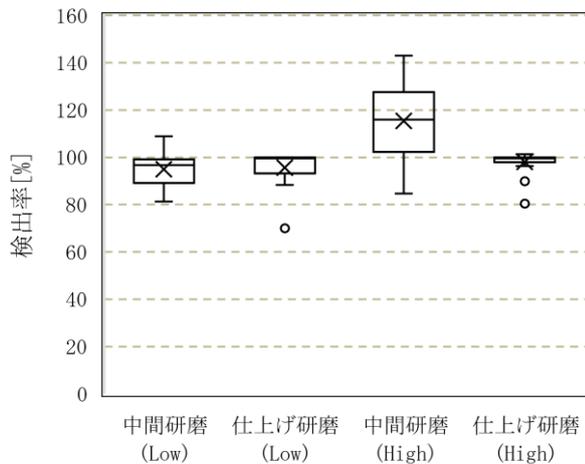


図4 画像処理によるカウントの結果  
Low : 960×600 [px]、High : 2880×1800 [px]  
× : 平均値、○ : 外れ値

### 3. 2. 3 機械学習によるカウント

中間研磨 (Tri) 及び仕上げ研磨後の画像に対して、機械学習によりフィラメントを検出した結果を図5に示す。中間研磨 (Tri) 後画像に対してZ=10の場合のフィラメント検出率は115.3%であった。仕上げ研磨 (Tri) 後画像のフィラメント検出率は102.5%であった。中間研磨 (Tri) 後画像は、表面の傷、画像の色合い、断面のばらつきによる学習データ画像を追加することで検出が可能になると考えられるため、15枚追

加した25枚で学習データ (Z=25) を作成した。Z=25の場合には、中間研磨 (Tri) 後画像のフィラメント検出率は101.0%で、仕上げ研磨後画像のフィラメント検出率100.8%とほとんど変わらない結果となった。機械学習を用いる場合には、中間研磨 (Tri) まで行うことでフィラメント数をカウントすることが可能と考える。

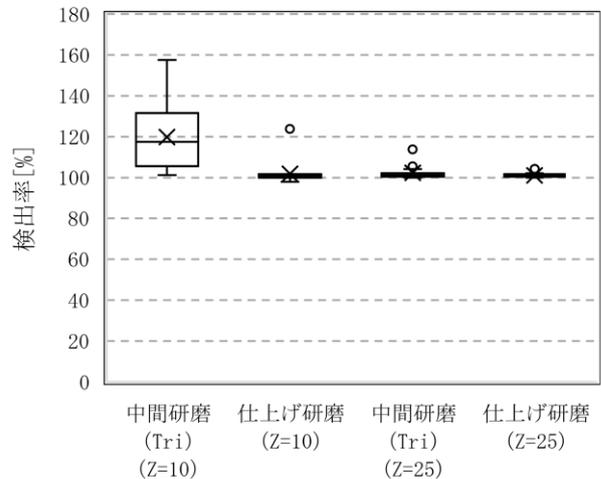


図5 機械学習によるカウントの結果  
Z=10 : 学習データ 10枚、Z=25 : 学習データ 25枚  
× : 平均値、○ : 外れ値

### 3. 3. 作業時間の確認

従来方法及び樹脂包埋試料からフィラメント数をカウントし確定するまでの作業時間を計測した結果を図6に示す。従来方法にかかる作業時間は、N=2のときに112 [min]、N=3のときに167 [min]であった。また、フィラメント数は樹脂包埋した場合に比べて最大で約2%少ない場合があり、取り扱い中の脱落の可能性が示唆された。

本研究では中間研磨 (Tri) まで、又は仕上げまで行ったときに、それぞれ84 [min]、94 [min] かった。本研究では従来と比べて準備時間及び研磨時間と観察するまでの時間が増加したが、観察時間が大幅に減少し、全体としてN=3比で中間研磨 (Tri) まで行いフィラメント数をカウントする場合及び仕上げ研磨まで行いフィラメント数をカウントする場合に比べてそれぞれ約50%、約44%の実作業時間が減少した。フィラメント数は、樹脂包埋がうまくいかない場合に変動することがあるが、それを除いて安定していた。これは、糸を樹脂包埋することでその後の作業で脱落することがなくなるため誤差を少なくすることにつながると考える。

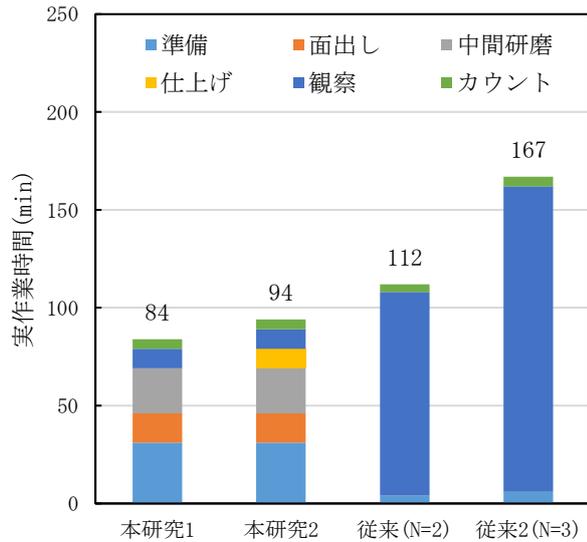


図6 作業時間の比較

本研究1：中間研磨（Tri）まで実施した場合、本研究2：仕上げ研磨まで実施した場合の作業時間

#### 4. 結言

樹脂包埋した糸の断面画像からフィラメント数をカウントすることにより作業時間の短縮できることが分かった。検出率は、機械学習を用いた場合に100%に近い結果となった。

本研究ではフィラメント断面が円形である単一の糸を対象としたため、作成した画像処理プログラム及び学習データでは、円形以外は検出することが困難である。そのため別形状の検出をする場合には、別途プログラム、追加の学習が必要となる。

また、一定の画像を撮影することができる場合には画像処理、機械学習によるカウント結果を信用することができると思われるが、ばらつきがある場合にはサポートとして活用するほうがよいと考える。