

編織組織と機能性のデータベース構築と解析手法の研究（第2報）

Research on database construction and analysis methods for knitting and weaving structures and functionality (2nd report)

材料技術部 繊維・高分子科 中島孝明 長澤浩 中村和由 小林慶祐 東瀬慎

織物の設計条件を変えた種々の綿織物サンプルから、統計的手法と機械学習を用いて通気性の予測モデルを構築した。統計的手法においては統計的に有用な回帰式を得ることができたが、予測精度が悪く再検討の必要があった。機械学習による予測モデルでは、回帰式による予測値より精度の高い値を求めることができた。また、説明変数に織物の糸密度、織組織、縮率、糸の織度を使用した予測モデルが、試織して教師データとしていない試料に対しても高い精度で予測値を求めることができた。

Key words: 通気性、統計的手法、機械学習、小幅試験織機

1. 緒言

福島県の繊維産業では、高品質で高付加価値な繊維製品の開発を進めている。繊維製品の開発には試作と評価を繰り返しながら製造条件を決定するため、開発にかかる時間やコストが課題である。編物や織物の外觀については、テキスタイルシミュレーションを用いて現実感のある表現・予測することができるが、保温性や通気性等の物性値は編織物の設計書から容易に予測する手段はない。そこで、設計の段階での試作回数を低減するための、編織物の物性値を予測するシステムを構築する。

今年度は織物の設計条件を変えた綿織物から統計的手法と機械学習を用いて、着用時の熱的快適性に関わる通気性の予測モデルを構築した。

2. 実験

2. 1. 試料

片側レピア方式の小幅試験織機（（株）トヨシマビジネスシステム製 TNY101A-20）で織物を製織し試料とした。

試料は、経糸に県内で製織される綿織物に使用される綿糸 43 番手双糸を使用し、筈引込み数を 2[本/羽]で、筈密度、緯糸の素材、密度を変えて 43 種の織物を設計し試織した。表 1 に、製織条件と試料番号の表における筈密度と使用した緯糸を示す。また製織条件と試料番号を表 2～表 4 に示す。表 2 には平織で緯糸密度と緯糸の引揃え本数を変更した A グループと、織組織を変更した B グループを設定した。表 3 には緯糸をスラブ糸にし、緯糸密度を変更した平織と、緯糸密度を同じにして織組織を変更した C グループを設定した。表 4 には、筈密度を 50[羽/inch]に変更し、平織で緯糸密度を変更した D グループと、緯糸密度と織組織を変更した E グループを設定した。

表 1 筈密度と緯糸素材

表番号	筈密度[羽/inch]	緯糸素材 (織度[dtex])
表 2	30	綿 43 番手双糸 (274.7)
表 3	30	綿スラブ 16 番手 (332.2)
表 4	50	綿 43 番手双糸 (274.7)

表 2 製織条件と試料番号

組 織	緯糸密度[本/cm]					
	13.0	19.7	21.7	23.6	26.0	39.4
平織	A1	B1	B7	B8	A2	A4
平織 (緯 2 本引揃え)	-	-	-	-	A3	A5
平織 (緯 3 本引揃え)	-	-	-	-	-	A6
1/3 綾織	-	B2	-	-	-	-
2/2 綾織	-	B3	-	-	-	-
2/2 斜子織	-	B4	-	-	-	-
3/1 破れ斜紋織	-	B5	-	-	-	-
8 枚朱子織	-	B6	-	-	-	-

表 3 製織条件と試料番号

組 織	緯糸密度[本/cm]				
	15.7	19.7	21.7	23.6	27.6
平織	C5	C4	C3	C1	C2
2/2 綾織	-	C6	-	-	-
8 枚朱子織	-	C7	-	-	-

表 4 製織条件と試料番号

組 織	緯糸密度[本/cm]				
	13.0	19.7	26.0	29.5	39.4
平織	D1	D2	D3	-	-
1/3 綾織	-	E07	-	E08	E09
2/2 綾織	E18	E10	-	E11	E12
2/2 斜子織	E19	E13	-	E14	E15
3/1 破れ斜紋織	E17	E04	-	E05	E06
8 枚朱子織	E16	E01	-	E02	E03

2. 2. 物性値の測定

測定する物性値は、経糸方向、緯糸方向の寸法変化及び織り上がりの密度、目付、厚み及び通気性を測定した。

織物の寸法変化は、織機から下した織り上がり寸法を基準に、JIS L1096 浸せき処理法 C 法（浸透浸せき処理法）により測定した。また、通気性は JIS L1096 通気性 A 法（フラジール形法）を通気度試験機（FX3340 TEXTTEST 社）で測定した。

織物の厚さは、圧縮試験機（（株）カトーテック製 KES-FB3）で圧力 0.5[gf/cm²]における厚み（T0）を、加圧面積 2[cm²]、上限荷重 50[gf/cm²]の標準測定で測定した。

2. 3. 予測モデルの構築

2. 3. 1. 変数項目の設定

織物の設計値と測定した物性値を用いて、通気性の値を予測するモデルの構築を、統計的手法である重回帰分析および機械学習の 2 通りで行った。計算に使用した変数項目と変数（記号）を表 5～表 7 に示す。

重回帰分析は、通気性の要因となる数値である織物の設計値や物性値を説明変数に、予測結果となる数値である通気性を目的変数とした。また機械学習は、最初に入力する数値である入力層に織物設計条件や測定した物性値を設定し、予測結果である出力層を通気性とした。

表 2～表 4 に示す製織条件で作製した試料のうち、緯糸密度が最大最小でない B2 など囲み文字にした試料 8 点を、予測モデルが予測するデータである未知データとし、それ以外の 35 点を、予測モデル構築に利用するデータである教師データとした。

組織情報の変数値は、表 6 の組織情報の変数項目により表 8 のとおり数値化した。表 8 の一完全組織図を使い、織物の経糸と緯糸の交錯状態を数値化し、経糸方向の交錯状態を反映した項目として、8T_UPDOWN と 1Pac 係数を定義した。図 1 に平織の 8T_UPDOWN の定義を示す。経糸が浮き沈みする際、緯糸と交錯する回数が 8 回となるため 8 と定義する。また、隣り合う糸と一緒に交錯する関係や、経糸が緯糸の上で交錯する浮きの数を反映させるため 8x8 を定義した。

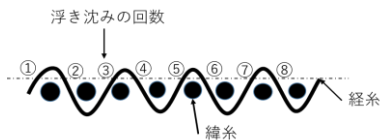


図 1 平織の 8T_UPDOWN

図 2 に平織の 8x8 の定義を示す。平織の 1 完全組織は 2×2 で周辺の数は 8 だが、変数値は 8×8 で表すため、8×4×4=128 となる。

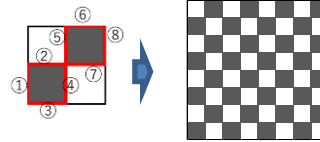


図 2 平織の 8x8

表 5 製織条件（設計値）による変数項

変数項目	内容		単位
T_TEX	経糸	使用した織度	[dtex]
Y_TEX	緯糸		
T_密度	経糸	設計上の糸密度	[本/inch]
Y_密度	緯糸		
T_Yg	経糸	設計上の単位面積	[g/m ²]
Y_Yg	緯糸	当たりの糸量	
C_g/m ²	設計上の目付		[g/m ²]
T_CF	経糸	カバーファクター =糸密度×√織度	[本√dtex/inch]
Y_CF	緯糸		
C_CF	経緯合計		

表 6 織物組織による変数項目

変数項目	内 容
8T_UPDOWN	緯糸を 8 本打ち込んだ時の経糸の浮き沈み回数
8x8	8×8 の組織図中で浮きを示す部分の周辺の数
1Pac 係数	1 つの完全組織に必要な緯糸本数

表 7 測定した物性値による変数項目

変数項目	内 容（求め方）		単位
実目付	実測目付		[g/m ²]
T0	0.5[gf/cm ²]における厚み		[mm]
見かけ密度	実測目付/厚さ		[g/m ³]
繊維充填率	=見かけ密度/綿の比重		[%]
空隙率	= 1 - 繊維充填率		[%]
実経 T 密度	経糸	実測した糸密度	[本/cm]
実緯 Y 密度	緯糸		
実 CCF	経緯合計のカバーファクター		[本√dtex /inch]
T 縮率	経方向	寸法変化	[%]
Y 縮率	緯方向		

表 8 組織情報における変数項目と変数値

組織 (組織図)	変数項目	変数値		
		8T_UPDOWN	8x8	1Pac 糸数
平織		8	128	2
平織 (緯 2 本引揃え)		4	96	4
平織 (緯 3 本引揃え)		2.66	88.5	6
1/3 綾織		4	64	4
2/2 綾織		4	72	4
2/2 斜子織		4	64	4
3/1 破れ斜紋織		4	64	4
8 枚朱子織		2	32	8

2. 3. 2. 重回帰分析による予測モデル

重回帰分析では、説明変数が多いほど相関性が高い予測値を算出できる。一方で、説明変数内に相関性があると多重共線性が生じ有意な回帰式が得られなくなる。そのため、教師データを標準化し主成分分析を行い、互いに相関を持たない主成分軸を求めた。分析に用いる主成分数はスクリープロットを通じて、固有値が 1 より大きい因子数を採用した。

また、主成分分析の結果を基に、相関性が低い変数を任意に取上げ、標準化せずに重回帰分析して回帰式を算出した。

2. 3. 3. 機械学習による予測モデル

機械学習による予測モデルの構築は、ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network : ANN) を用い、ANN 解析ソフトウェア (Neural Ware 社製 Neural Works Predict) で解析モデルを作った。本ソフトは、Microsoft Excel のアドインとして動作する多層パーセプトロン (MLP) モデル構築ソフトである。解析モデルの構築条件は、表 9 で示す設定で行い、機械学習モデルが教師データを過度に適合することで、未知データに対する予測精度が下がる過学習を抑制するため、カスケードコリレーション法を用いた。また、解析モデルの評価には、表 10 の指標を用いた。

3. 結果

3. 1. 試料の物性値

測定した物性値を表 11 に示す。通気性が最大となったのは B6 (8 枚朱子) で、271.0 [cc/cm²/sec]、最小になったのは E15 (斜子織) の 2.2 [cc/cm²/sec]、であった。

表 9 Predict におけるモデル構築条件

データのノイズの程度	多少の雑音データ
データ変換の程度	表面的な
変数選択の程度	変数選択しない
ネットワーク探索の程度	徹底的な
カスケード変数選択	用いる

表 10 解析モデルの評価指標

R	予測値と実測値の相関係数
補正 R ²	自由度調整済み決定係数 (回帰式のみ)
RMS	予測値と実測値の差の 2 乗平均平方根

表 11 試料の物性値

試料番号	密度 [本/cm]		寸法変化 [%]		目付 [g/m ²]	通気性 [cc/cm ² /sec]	T0 [mm]
	経	緯	経	緯			
A1	24.7	14.3	6.2	1.3	118.4	142.7	0.80
A2	26.4	28.0	5.7	2.5	163.8	25.6	0.81
A3	24.9	27.8	7.7	0.7	162.9	79.7	0.84
A4	26.9	28.9	6.0	2.5	169.1	22.3	0.79
A5	25.4	43.1	6.6	2.1	202.6	13.2	0.84
A6	25.4	43.9	7.3	1.4	207.4	34.8	0.91
B1	25.7	22.0	7.1	1.5	145.8	59.1	0.84
B2	26.1	22.0	6.6	2.8	142.6	132.1	0.93
B3	25.8	21.5	5.8	3.0	141.1	126.4	0.85
B4	25.4	21.6	5.2	1.8	137.9	134.5	0.87
B5	26.5	22.0	5.5	3.2	141.8	140.3	0.93
B6	25.3	21.0	4.7	2.3	138.1	271.0	1.13
B7	25.9	24.0	6.5	1.9	150.4	48.6	0.77
B8	25.9	25.9	6.7	2.0	156.4	33.9	0.76
C1	25.9	25.3	6.8	1.9	179.7	27.1	0.85
C2	26.3	28.0	5.9	2.7	193.3	13.4	0.85
C3	25.8	23.2	6.9	1.5	170.2	36.7	0.73
C4	25.7	21.9	7.5	1.5	160.7	52.3	0.79
C5	24.9	17.7	7.8	1.6	140.6	102.8	0.90
C6	27.2	22.0	7.1	3.2	158.7	87.5	1.05
C7	26.2	21.1	4.4	5.8	157.9	190.8	1.29
D1	40.2	14.1	5.2	1.3	155.9	30.8	0.95
D2	39.2	21.6	6.1	0.6	182.8	7.2	0.93
D3	40.0	26.6	5.7	0.7	201.8	2.9	0.89
E01	42.0	20.6	4.2	3.7	174.3	119.0	1.13

E02	42.2	29.9	4.2	2.4	200.8	46.2	1.11
E03	43.4	40.5	5.1	1.5	228.3	20.6	1.11
E04	42.3	21.5	5.0	1.3	175.7	52.4	0.99
E05	40.9	31.6	4.8	1.8	207.2	14.0	0.96
E06	42.0	40.2	3.6	2.8	238.2	4.7	1.01
E07	41.0	21.6	5.0	2.1	178.8	46.7	1.03
E08	40.9	31.2	5.7	1.7	204.6	11.6	0.98
E09	41.7	40.3	4.7	1.6	236.2	3.0	0.95
E10	40.2	21.2	4.5	3.9	178.8	54.1	1.04
E11	40.5	30.8	4.7	3.9	207.4	13.9	1.01
E12	31.4	38.8	5.6	2.3	229.9	5.1	0.96
E13	41.1	21.1	5.7	2.5	174.3	26.7	1.01
E14	40.8	31.3	5.0	2.5	202.4	5.9	1.02
E15	41.4	40.0	5.9	1.8	227.4	2.2	0.94
E16	41.5	13.5	5.8	2.1	151.6	131.6	1.06
E17	40.7	13.9	4.9	2.3	152.2	138.6	0.97
E18	40.5	13.9	5.7	1.2	153.6	67.9	1.05
E19	41.2	14.1	4.9	1.6	153.3	191.7	1.08

3. 2. 予測モデルの構築

3. 2. 1. 重回帰分析の結果

重回帰分析による主成分分析の結果を表12に示す。また、表13に教師データに対する回帰式の評価指標、表14に未知データに対する回帰式の評価指標を示す。Rは相関性を、RMSは実測値とのバラツキを示す。

3. 2. 2. 機械学習による解析結果

ニューラルネットワーク解析による教師データに対する予測値の評価指標を表15に、未知データに対する予測値の評価指標を表16に示す。

表12 主成分分析による変数項目の因子負荷量

変数項目	第1 主成分	第2 主成分	第3 主成分	第4 主成分
累積寄与率	43.3	72.4	84.8	89.5
C _g /m ²	0.98	-0.16	0.03	0.09
実目付	0.98	0.01	-0.06	0.15
C _{CF}	0.97	-0.20	0.06	0.03
実CCF	0.96	-0.22	0.02	0.02
Y _{密度}	0.87	0.35	-0.31	-0.10
Y _{CF}	0.85	0.38	-0.33	-0.03
実緯Y密度	0.85	0.35	-0.34	-0.13
見かけ密度	0.84	0.51	0.12	0.03
繊維充填率	0.84	0.51	0.12	0.03
空隙率	-0.84	-0.51	-0.12	-0.03
Y _{Yg}	0.83	0.42	-0.36	0.04
T ₀	0.04	-0.85	-0.38	0.24
8x8	-0.14	0.81	0.49	0.19
実経T密度	0.47	-0.75	0.43	0.10

T縮率	-0.27	0.73	0.07	-0.11
T _{Yg}	0.50	-0.73	0.46	0.09
T _{CF}	0.50	-0.73	0.46	0.09
T _{密度}	0.50	-0.73	0.46	0.09
IPac 糸数	0.07	-0.71	-0.59	-0.16
8T_UPDOWN	-0.20	0.70	0.55	0.30
Y縮率	-0.15	-0.28	-0.66	0.43
Y _{TEX}	-0.27	0.32	-0.27	0.77
T _{TEX}	0.00	0.00	0.00	0.00

表13 教師データに対する回帰式の評価指標

回帰式	標準化の有無	補正 R ²	RMS [cc/cm ² /sec]	使用成分数	累積寄与数	回帰式のp値	使用した変数項目
A-1	有	0.80	27.04	4	89.5	5.2x10 ⁻¹¹	すべて
A-2	有	0.77	29.68	3	88.6	1.2x10 ⁻¹⁰	製織条件 織物組織
A-3	なし	0.80	26.67	-	-	1.3x10 ⁻⁰⁹	Y _{TEX} Y _{密度} T _{密度} 8x8 T縮率 Y縮率

※教師データ 35 点の通気性平均値 73.9[cc/cm²/sec]

表14 未知データに対する回帰式の評価指標

回帰式	R	RMS [cc/cm ² /sec]
A-1	0.65	22.55
A-2	0.91	21.39
A-3	0.85	23.69

※未知データ 8 点の通気性平均値 23.0[cc/cm²/sec]

表15 教師データに対する解析モデルの評価指標

解析モデル	R	RMS [cc/cm ² /sec]	使用変数
B-1	0.99	10.31	すべて
B-2	0.98	12.06	製織条件 織物組織
B-3	0.99	9.33	Y _{TEX} Y _{密度} T _{密度} 8x8 T縮率 Y縮率

※教師データ 35 点の通気性平均値 73.9[cc/cm²/sec]

表16 未知データに対する解析モデルの評価指標

解析モデル	R	RMS [cc/cm ² /sec]
B-1	0.90	8.09
B-2	0.95	6.98
B-3	0.95	6.88

※未知データ 8 点の通気性平均値 23.0[cc/cm²/sec]

4. 考察

4. 1. 予測モデルの構築

4. 1. 1. 重回帰分析について

算出した回帰式は3つとも、教師データに対する自由度調整済み決定係数は0.8程度と高く、 p 値も0.05を下まわり有用な回帰式が得られた。

回帰式A-1のすべての変数項目を使用し主成分分析を行った結果、4つの主成分で89.5%の情報量を占めた。因子負荷量から主成分について考察すると、第1主成分は、目付や緯糸密度と相関が高かった。これは今回の試織では、緯糸密度を中心に変化させ、織物の目付量に影響した試料が多かったことから、第1主成分では緯糸に関する情報となっている。また、第2主成分は、織組織や経糸の情報が集約され、第3主成分には緯糸方向の縮率、第4主成分には緯糸織度の情報を表現していると考えられる。また、各主成分から変数項目を使用したA-3も有用な式となった。

しかし、いずれの回帰式も実測値とのバラツキを示すRMS値が大きく、実測値との差も0~30[cc/cm²/sec]程度あり、衣料素材の通気性予測モデルとしては再検討が必要である。

未知データに対する予測精度については、A-2とA-3の相関係数が0.85を上回り、RMSは教師データの結果(表13)よりも小さくなっているが、A-1の相関係数は0.65と低い数値を示している。これは各回帰式の残差の標準偏差(表17)を見ると、試料番号C3が大きく、C3の予測値は実測値に比べ、A-1は小さい値、A-2、A-3は同じくらい大きい値を算出していることに起因すると考えられる。C3は緯糸織度が他の未知データと異なる試料であり、緯糸織度の情報が表1に示すとおり2種類(43番手双糸、16番手スラブ糸)のみであったことから、A-1の回帰式は緯糸織度の影響が大きかったと考えられる。予測精度を上げるには教師データの緯糸織度の種類を増やすことが必要となる。

表17 回帰式による実測値と予測値の標準偏差

試料番号	実測値 [cc/cm ² /sec]	予測値 [cc/cm ² /sec]			予測値の 標準偏差
		A-1	A-2	A-3	
B7	48.6	62.1	61.6	62.6	0.5
C3	36.7	10.9	53.9	56.4	25.6
D2	7.2	12.0	10.3	1.8	5.5
E02	46.2	85.8	86.8	89.1	1.7
E05	14.0	23.4	31.3	44.9	10.9
E08	11.6	27.0	31.3	30.7	2.3
E11	13.9	32.9	28.2	9.5	12.4
E14	5.9	36.6	31.3	32.3	2.8

4. 1. 2. 機械学習による解析モデル

機械学習による解析モデルの場合、表15、表16

に示すとおりいずれのモデルも教師データおよび未知データに対して、RMSが13以下と高い精度で予測値を算出できた。

各モデルを比較すると、使用した変数項目はB-1で23個、B-2で13個、B-3で6個だが、変数項目が少なくても予測精度が高い結果となっている。これは、使用する変数項目を表12の主成分分析などから因子負荷量が大きい項目を的確に選択することで、過学習を抑え予測精度を向上できたと考えられる。また、回帰式A-3と解析モデルB-3による予測値の残差はB-3の方が小さく(図3)使用した未知データに対して精度の高い予測ができた。

本予測モデルは、少ない変数項目でも予測精度が高く、使用する変数項目に実測値を含まないモデルでも十分に予測精度が高い結果となり、製品開発での活用が期待できる。

今後は予測モデルの適用域を確認するため、新たな織物設計による通気性の予測と評価を行い、予測精度を検証する必要がある。

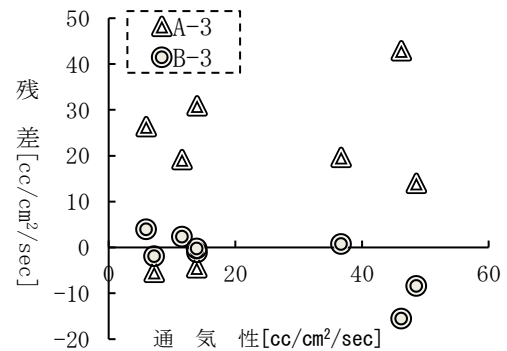


図3 回帰式と予測モデルの残差

5. 結言

- ・織物の設計条件を変えた綿織物から、統計的手法と機械学習を用いて通気性の予測モデルを構築した。
- ・統計的手法においては、説明変数に織物の糸密度、織組織、縮率、糸の織度を用いることで、8割以上の情報を表現でき、統計的に有用な回帰式を得ることができたが、予測精度が悪く再検討の必要がある。
- ・機械学習によるモデルでは、いずれの変数を用いた場合にも回帰式による予測値より精度の高い値を求めることができた。また、説明変数に織物の糸密度、織組織、縮率、糸の織度から構築したモデルが、未知試料に対しても高い精度で予測値を求めることができた。

参考文献

- 1) 穴澤大樹, 工藤弘行, 矢内誠人. AI・ビッグデータ解析を活用した軽量ロボット部材の開発支援. 令和2年度福島県ハイテクプラザ試験研究報告, (2020), pp. 17-20.