CCDレーザー変位計を用いたしわの客観評価法

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2017-10-03 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 松平, 光男, 蘇, 志鋒, 韓, 建, 楊, 敏壮 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/2297/577

CCD レーザ変位計を用いたしわの客観評価法

松平　光男・蘇　志鋒*・韓　建*・楊　敏壮*

Objective Evaluation Method for Appearance of Fabric Wrinkling by the CCD Laser Light Measuring System

Mitsuo MATSUDAIRA, Zhifeng SU*, Jian HAN* and Mingzhuang YANG*

Abstract

The method evaluating the wrinkle appearance objectively with the CCD laser displacement sensor(CCD-LDS)system was described in this paper. A CCD was employed as the light-receiving element in the system, of which sensor enables to obtain the stably, highly accurate displacement measurement, regardless of the light quantity distribution of the beam spot. The wrinkle grades of standard replicas and fabrics were measured and analyzed with the system, which was an excellent tool for investigating 3-D surface shapes of wrinkles. The contours of wrinkle surfaces were also analyzed with the fractal method. Following conclusions were obtained : 1)It provided the high precision for measuring wrinkle shapes ; 2)Fractal dimensions of wrinkle surfaces could quantify the wrinkle grades of replicas. Then, the method to objectively evaluate and to predict the wrinkle grades using the neural network was proposed in this paper. The wrinkle grades could be predicted by use of their textural features and mechanical parameters. The correlation coefficient between the predicted value and practical wrinkle grade was as high as 0.90.The results showed that the wrinkled grades of cotton fabrics not only could successfully be predicted using the neural network model that has been trained, but also could precisely be done using the one that has not been learned.

1．緒　言

衣服の着用性を評価するとき，その外観の美的な評価は一つの重要な要素である．衣服を繰り返し着用および洗濯した場合，その後しわが発生し，衣服の外観美に悪い影響を与えてしまう．織物のしわの定量的評価に関する，伝統的な評価法としては，主に人間の視覚的評価に基づいた主観評価法があるが，評価者の心理的・生理的影響，外部環境などによって大きく左右され，評価の精度が低く，評価者間の差が大きいと言われている[1-4]．そのため，織物表面のしわを３次元的に捕える何らかの客観評価法を開発する必要がある．

近年，しわの評価に関しては幾つかの客観評価法が報告さている[5-12]．しかしながら，これらの方法は光源，布の色，花柄などの影響を受け，濃い色の布と花柄のある布には不適当である．また，E.H. Kim らは従来の PSD 式レーザ変位計を用いたが，レーザセンサの分解能，精度ともに低く，地模様や柄のある試料に対しては，適用できなかった[6]．これらの問題を解決するために，本研究では，しわの標準レプリカ（AATCC Test method128）を CCD レーザ変位計という新たな方法を用いて，しわ形状の評価方法としての有用性を検証した．また，地模様や柄のある試料についても適用性を確かめた．

それから，綿布にしわを付加させた試料を作成し，それらのしわ等級を測定した．綿布の基

平成15年９月30日受理

*本学大学院自然科学研究科

本力学特性や組織構造的な特徴が布のしわ特性に与える影響について検討すると共に，布のしわ等級の予測モデルに，ニューラルネットワークによる綿布のしわ等級の評価を試みた．綿布の基本力学特性や組織構造的な特徴を数値化し，それを入力値とし，各しわ等級値を教師値として学習させることにより，しわ等級の予測用ネットワークモデルを構築した．これらのモデルを用いて，しわ等級を予測し，モデルの適用性について検討したので報告する．

2．実験

2．1　測定システム

図1に示すように，測定システムは，CCDレーザ変位計（Keyence　LK-080），A/D伝送ボード（Keyence LK-2100），防振台に設置されたXY移動ステージ（Oriental-motor　SPF60B/86B），移動ステージコントローラー（Oriental-motor LPG101）とコンピューター（FUJITSU　FMVC 6/86LB）で構成される．

CCDレーザ変位計（CCD-LDS）では，光源が赤い半導体レーザ光を用いており，その波長は670nmである．また，ビーム・スポット径は約70μmである．その測定結果の分解能は3μmであり，直線性はフルスケールで±0.1%以内である．CCD-LDSでは一度に1ポイントだけ測定できる．また，測定されるサンプルの移動はCCD-LDSに対して比較的容易である．サンプルの全表面をすべて測定できるため，測定されるサンプルは，XY移動ステージの上に設置され，移動ステージコントローラーによって，X方向及びY方向に沿って移動される．我々はCCD-LDSによって得られた情報をA/D伝送ボードによって変換した後，そのデータの収集と分析をコンピューターを用いて行う．

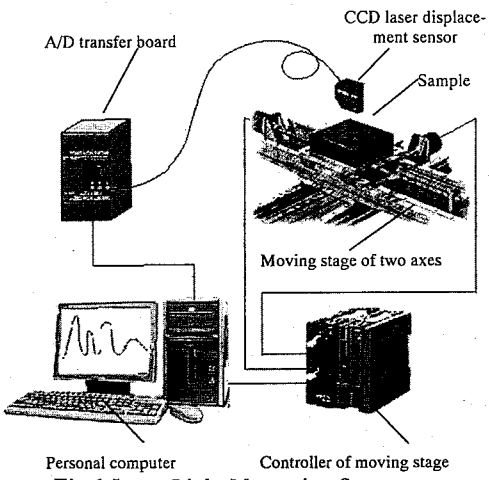

Fig.1 Laser Light Measuring System of fabric wrinkle.

2．2　測定プロセス

本実験のサンプルは，AATCC Test method128で規定されているしわの標準見本のレプリカ[13]である．1級から5級まで，全部で5枚（290㎜×140㎜）である．

図2に示すように，サンプルの測定範囲は標準レプリカの中心，160㎜×80㎜である．測定のとき，まず，サンプルが80㎜／sの速度で，X方向に沿って，左から右へ移動する．同時に，CCD-LDSは毎秒100ポイントのデータをサンプリングする．その後サンプルはY方向に沿って，下から上へ0.8㎜を移動した後，再び80㎜／sの速度で，X方向に沿って，右から左へ移動する．全測定範囲を測定するまで，それらの動作を繰り返す．サンプル一枚ではすべて20,200ポイントが測定される．しかしながら，サンプルを移動するときの振動やA/D伝送ボードによって，高周波数のノイズが発生する．

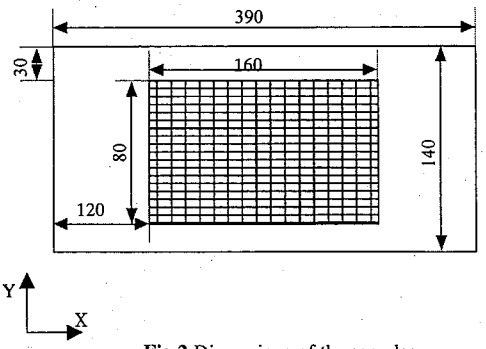

Fig.2 Dimensions of the samples.

この高周波数のノイズを駆除するため，FFT の100Hz ローパスフィルタにより，データを処理する．したがって，サンプルの表面の凹凸は，CCD-LDS 測定システムによって，XY 座標の三次元データとして計測できる．その得られたデータを用いて，フラクタル法によりしわ等級評価を行った．

2．3　フラクタルによる評価法

レプリカの特徴の抽出及び評価を行うために，新たに，フラクタル法による方法を応用した．1975年，Mandelbrot 博士[14,15]がフラクタル（Fractal）という言葉を作り出し，自然界に見られるような複雑な図形の幾何学を示した．実験データの解析等で多用されるのは，碁盤の目のように，空間を等間隔δの格子状の領域に分割し，図形の一部が含まれるようなボックスの数 N_δ からフラクタル次元を推定する方法である（図３参照）．海岸線のように複雑な曲線のフラクタル次元を測定する際によく使われている．図中で，CCD-LDS の測定により得られたしわの輪郭曲線が相似比δのＮ個の部分（セグメント）から構成されているものと仮定する．歩幅δを様々に変えながら，曲線上の端から端までを歩くために必要な歩数 N_δ を調べ，これらの両対数プロットの勾配：

$$D = -\frac{\log N_\delta}{\log \delta} \qquad (1)$$

からフラクタル次元Ｄを求める．

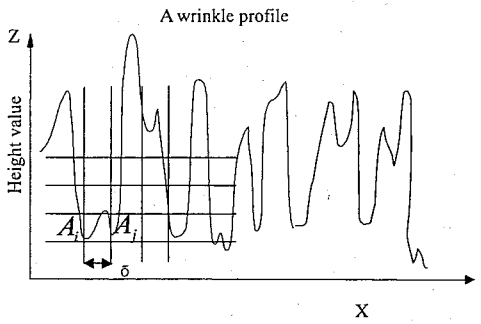

Fig.3 Box dimension estimation by fractal analysis method.

図中で，しわの凹凸曲線をパワースペクトル S（f）に変換できる．観測の粗視化の度合を変えるということは，スペクトルの立場から見れば，カットオフ周波数 f_c を変えることになる．このことは，スペクトルの形が観測の尺度を変える変換 $f \to \lambda f$ に対して不変であることと同値であり，そのような性質をもつスペクトル S（f）は，次のようなベキの型に限られる．

$$S(f) \propto f_C^{-\beta} \qquad (2)$$

スペクトルがこのようなベキの型になっているとき，そのベキの指数βとフラクタル次元の関係については，曲線のグラフのフラクタル次元 D_s は以下のような：

$$D_S = \frac{5-\beta}{2} \qquad (3)$$

という関係が成り立っている．また，地形の表面のような布の表面などの曲面を考える場合には，曲面の変動が等方的であるため，次のように拡張される．曲面をある平面で切ったときの断面グラフのスペクトルをＳ（f）とする．たとえば，布表面の場合ならば,2点間を直線で結び，その線に沿ったしわの高低の変動によるスペクトルをＳ（f）とすると，しわの輪郭のフラクタル次元Ｄ（２＜Ｄ＜３）は，次の関係を満たす．

$$D_S = \frac{7-\beta}{2} \qquad (4)$$

フラクタル次元 D_s が大きいほど，対象形状は入り組んだものとなっており,この値は,我々が慣れ親しんでいる２次元,3次元といった整数値ではなく,1．28次元とか２．75次元といった非整数値をもつものである．形状の複雑さを特徴づけるフラクタル次元に対して,1以下の場合,線より点に近い．１～２の場合，線より複雑だが面を覆い尽くすほどではない．２～３の場合,面より複雑だが立体ほどではない．本研究では,スペクトル法によるしわの表面のフラクタル次元 D_s を求めた．

2.4　試料の組織及び基本力学特性

22種類の異なる市販の綿布（原料：cotton 100%）を試料として用いた．表1には各試料の自重（W），厚さ（T），線密度，織物の糸密度を掲げた．

Table 1 Outline of samples.

No.	W (mg/cm^2)	T (mm)	Weave density ends/cm Warp	Weave density picks/cm Weft	Linear density (tex) Warp	Linear density (tex) Weft
1	14.814	0.335	23	25.0	25.37	27.00
2	34.795	0.63	17.5	17.5	57.90	123.36
3	21.046	0.48	23.5	43.5	25.01	29.55
4	11.763	0.175	27	56.0	11.11	14.46
5	12.116	0.205	29.5	68.0	12.76	9.86
6	12.3	0.275	48	36.5	14.49	13.64
7	9.801	0.195	26	32.0	16.90	18.68
8	13.739	0.26	30.5	47.5	14.29	16.67
9	13.841	0.25	48.5	32.0	15.02	14.04
10	13.243	0.225	48.5	31.5	18.67	17.19
11	28.294	0.56	21.5	24.0	36.08	41.78
12	11.382	0.24	25	28.5	13.43	14.04
13	12.375	0.355	20	23.0	24.62	24.29
14	47.602	0.815	19.5	21.0	77.27	48.35
15	12.964	0.22	28	32.0	15.92	15.39
16	17.6	0.325	15	36.5	28.87	28.22
17	10.683	0.22	23	30.5	22.09	12.12
18	11.941	0.22	35.5	47.5	12.69	12.51
19	9.0945	0.155	42	70.0	7.33	6.84
20	26.612	0.415	21.5	36.5	42.22	36.91
21	14.764	0.305	24	27.0	25.41	25.22
22	18.388	0.475	13.5	25.5	60.01	61.49

各試料のカバーファクタCは以下の式によって算出できる．

$$C=\frac{n_e}{\sqrt{N_e}}+\frac{n_p}{\sqrt{N_p}}-\frac{n_e\cdot n_p}{28\sqrt{N_e}\sqrt{N_p}} \qquad (5)$$

ここで，nとNはそれぞれ糸の密度と糸の太さである．たて糸，よこ糸に関連するものにそれぞれeとpの添え字をつけて表すことにする[21]．

試料の基本力学特性は，カトーテック（株）製KES-FB型計測システムを用いて，引張り，せん断，曲げなどの特性を20cm×20cmサイズの試料で以上の22枚すべての綿布について測定を行った．

2.5　試料のしわ等級の測定

まず，各綿布に対して，たてとよこ方向に145㎜×300㎜又は300㎜×145㎜サイズに2枚ずつカットし，4枚の試料を得た．次に，その4枚の試料をWrinkle Recovery Tester（Model155）により，しわを付加させた．その後，しわを1時間回復させた試料をCCDレーザ変位計システム（図1）を用い，それらの試料のしわ形状を3次元的に捕え，その表面形状のフラクタル次元D_sの平均値を算出した．以上の過程を22枚すべての綿布について繰り返して行った．

2.6　ニューラルネットワークモデルによるしわ等級の予測

ニューラルネットワークは，人間の脳の思考メカニズムを模倣した情報処理システムであり，高度なパターン認識機能を要しており，様々な分野で応用され，特に，特定が困難な要素を含んでいる非線形性関係の予測については，よく使われている[22,23]．

本研究では，幅広く利用されている階層型ネットワークにより布のしわ等級の予測を試みた．ニューラルネットワークモデルは，図4のような入力層，中間層および出力層を各1層以上も

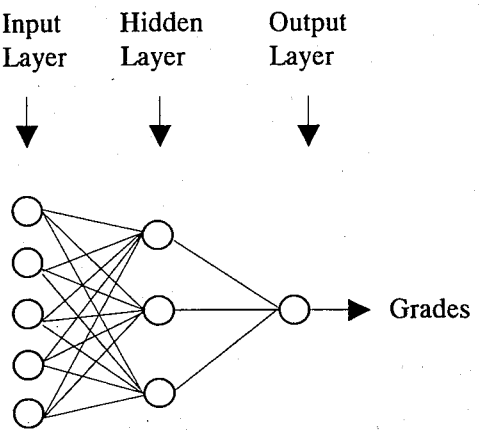

Fig.4 Neural network model.

つ３層の階層型ネットワークである．ここで，正規化した試料のしわ等級値を直接教師データとして学習させたニューラルネットワークモデルを構築し，同様に正規化した試料の組織構造特徴値と基本力学特性値等という入力データから直接しわ等級の予測を試みることとした．中間層のユニット数は１層以上いくつでもよいが，そのユニット数が多いほど，計算値の２乗誤差は小さく，学習の収束率は遅くなる．ここで，中間層のユニット数を変化させた実験を行い，また，ニューラルネットの学習率，慣性項はそれぞれ0.1，0.9と設定した．ネットワークの学習方法については，次のとおりである．

いま，p番目のパターンが与えられたとき，ユニットｊへの入力値 net_{pj} は，ユニットｊに結合している全てのユニットｉの出力 o_{pi} とユニットｉからユニットｊへの結合荷重 w_{ji} の積和として与えられる．

$$net_{pj} = \sum w_{ji}\, o_{pi} \qquad (6)$$

入力層のユニットに対しては，$o_i=i_i$ と仮定されている．ユニットｊの出力 o_{pj} は，次の式で

$$o_{pj}=f_j\ (net_{pj}) \qquad (7)$$

与えられる．ここで，ユニットの入力関数 f_j は，次の式を用いた．

$$f_j = \frac{1}{1+exp\ (-x)} \qquad (8)$$

各ユニット間の結合荷重 w_{ji} の修正は誤差逆伝播法[24]を用いた．これは，誤差関数 E_p を次のとおり定義すると，E_p が最小となるように結合荷重を修正する方法である．

$$E_p = \frac{1}{2}\sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \qquad (9)$$

本研究では，ニューラルネットワークモデルによる綿布のしわ等級予測の適用性について検討するため，以下のとおり検討した．

1）中間層のユニット数を変化し，全てのデータを学習した結果から，しわの等級を予測する．

2）22枚試料の中，19枚のデータを学習した結果から，3つの未学習試料のしわ等級を予測する．

3　結果及び考察

3．1　標準レプリカの３次元的表示

図５には，標準レプリカの１級から５級までの表面形状（160㎜×80㎜）を示す．図中のＺ方向の寸法はX,Y方向の寸法より30倍拡大している．図５において，視覚的に述べると，しわの方向は水平面にランダムに分布しているが，3,4級では，多くのしわが一方向に分布していることも見受けられる．１級はしわの凹凸のサイズが大きい，凹凸の数も一番多い．２級は１級より凹凸のサイズが小さくなって，数も減っている．３級と２級との凹凸のサイズはあま

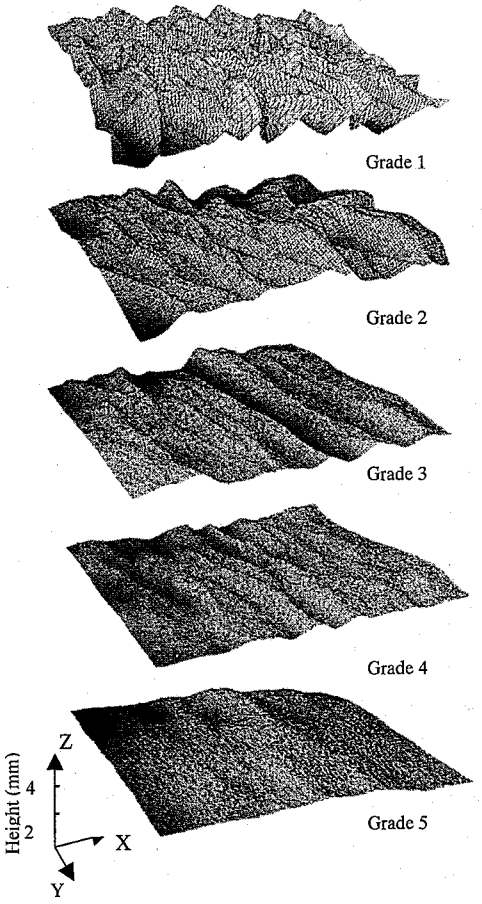

Fig.5 3D surface shape reconstruction of wrinkle replicas of AATCC test method 128 by CCD-LDS system.

り変わらないが,数では3級のほうが少ない.4級と3級のしわの分布はよく似ているが,4級のほうが凹凸のサイズがさらに小さい.5級の凹凸のサイズは4級とはあまり変わらないが,数は一番少なく,表面形態はなだらかになっており,かつ,表面はわずかではあるが,全体的に,円弧状に反っていることが認められる.

3.2　フラクタル法による標準レプリカの表面形状を解析・評価

図6には,しわ等級とフラクタル次元D_sとの対応関係を示す.ここでは,0.01の有意水準で対数回帰関数が求められた.図中で,横軸はしわの等級数を示す.縦軸は自然対数軸であり,しわ表面のフラクタル次元を示す.

各級のフラクタル次元D_sは2～3である.

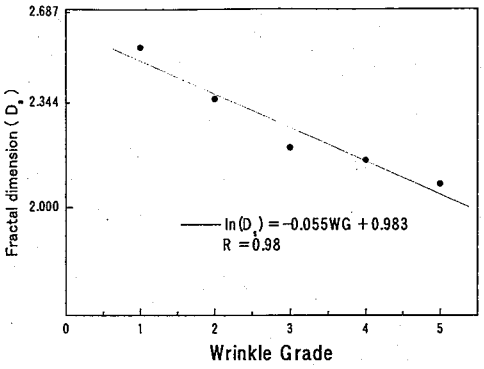

Fig.6 Fractal dimension of surface and wrinkle grade.

これは,しわ表面の変動がフラクタルであり,面より複雑だが立体ほどではないことを示している.級が大きくなるにつれて,D_sは減少していることがわかった.また,1級では最大2.55となり,フラクタル次元が大きいほど,しわの凹凸の表面積は大きくなり,しわの凹凸が激しくなる傾向があることが分かった.図より,フラクタル次元D_sの自然対数値としわ等級の間に高い相関関係(R=0.98)がある.その時,しわの等級WGは以下の式によって求められる[18].

$$\ln(D_s) = -0.055W_G + 0.983 \qquad (10)$$

したがって,フラクタル次元D_sによるしわ等級の客観評価が可能であることが分かった.

3.3　綿布の基本力学特性や組織構造的な特徴が布のしわ特性に与える影響

22種類の異なる市販の綿布に対し,KESによる標準計測条件下で,測定した基本力学特性(LT,WT,RT,EMT,G,2HG,2HG5,B,2HB)とその表面形状のフラクタル次元D_sの平均値を表2に示した.

また,表1から,(5)式により各試料のカバーファクタCを算出し,その結果を表2に示した.

さらに,各試料表面形状のD_sを算出し,(10)式に代入して,各試料のしわ等級は求められた.それらの結果とも表2に示した.

本研究では,各試料のしわ等級値W_Gに次のパラメータLT,WT,RT,EMT,G,2HG,2HG5,2HG5/G,B,2HB,C,Wなど12種類を導入し,これらの力学量と布構造特徴を変数とし,相関分析により,それらの単相関係数を表3に示した.

布のしわ等級W_Gに対しては,カバーファクタCとの相関が最も高く,引張り特性パラメータLT,曲げ特性パラメータ2HB/B,せん断特性パラメータ2HG5/Gおよび自重Wとも比較的に高い相関が認められる.

3.4　ニューラルネットワークによるしわ等級の予測

3.4.1　教師データ

ニューラルネットワークの学習には教師データが必要である.一般に教師データが良ければ学習したニューラルネットの能力もよくなる.表3により,布のしわ等級W_Gに対し,比較的に高い相関関係をもつ要因はカバーファクタC,引張り特性パラメータLT,曲げ特性パラメータ2HB/B,せん断特性パラメータ2HG5/Gおよび自重Wの5つである.この5つのパラメータは布のしわ等級の評価するのによい教師データ用のパラメータとなる.

Table 2 The mechanical parameters, cover factor, fractal dimension of surface and wrinkle grade of cotton fabrics.

No.	LT	WT	RT	EMT	G	2HG	2HG5	B	2HB	C	D_s	W_G
1	0.729	10.23	35.19	5.60	1.463	3.65	7.12	0.060	0.084	33.3	2.496	1.24
2	0.860	7.67	43.58	3.56	6.281	23.38	21.69	0.680	1.001	38.3	2.438	1.67
3	0.750	5.85	48.03	3.12	2.281	6.00	8.00	0.215	0.298	33.8	2.56	0.77
4	0.858	8.3	50.13	3.80	1.844	1.50	8.62	0.098	0.113	26.1	2.500	1.22
5	0.869	6.85	47.23	3.07	1.363	1.53	7.87	0.134	0.091	30.7	2.543	0.9
6	0.809	3.50	48.87	1.80	0.875	1.37	4.18	0.155	0.138	52.6	2.451	1.57
7	0.800	7.40	43.73	3.75	1.438	2.37	7.43	0.061	0.067	30.8	2.516	1.10
8	0.938	3.72	46.98	1.58	4.031	14.75	13.50	0.150	0.268	33.2	2.476	1.39
9	0.872	3.92	48.75	1.75	0.888	1.37	4.62	0.081	0.053	54.0	2.355	2.30
10	0.803	2.90	53.13	1.45	1.025	1.42	5.87	0.199	0.134	60.3	2.493	1.26
11	0.700	10.73	47.73	6.12	1.650	2.22	4.92	0.180	0.151	37.2	2.432	1.71
12	0.643	9.45	46.22	5.75	0.975	1.42	3.40	0.43	0.029	26.4	2.418	1.82
13	0.611	11.63	40.18	7.80	0.738	1.22	2.67	0.053	0.040	28.6	2.543	0.90
14	1.131	21.35	45.4	10.25	5.156	11.31	14.0	0.485	0.460	49.3	2.368	2.20
15	0.612	9.20	42.87	6.20	1.750	3.12	6.43	0.064	0.051	32.1	2.443	1.63
16	0.732	11.70	34.52	6.45	1.975	3.95	7.25	0.116	0.114	23.2	2.527	1.02
17	0.686	11.65	44.04	6.95	0.888	1.10	2.50	0.109	0.067	31.1	2.451	1.57
18	0.643	10.83	48.86	6.72	0.575	1.27	2.05	0.046	0.039	36.4	2.450	1.58
19	0.735	7.625	38.12	4.35	0.275	0.36	0.625	0.044	0.013	32.7	2.429	1.74
20	0.742	4.30	47.35	2.20	4.063	3.62	20.88	1.150	0.55	40.2	2.457	1.53
21	0.6905	8.875	47.13	5.32	1.563	2.92	6.35	0.085	0.073	34.8	2.496	1.24
22	0.620	14.13	33.76	9.75	1	2.90	4.25	0.080	0.080	30.1	2.530	1.00

Table 3 Correlation coefficient between wrinkle grade and mechanical & structural parameters.

	LT	WT	RT	EMT	G	2HG	2HG5	2HG5/G	B	2HB/B	C	W
W_G	0.33	0.13	0.24	0.03	0.21	0.16	0.09	-0.30	0.26	-0.33	0.48	0.35

3.4.2 ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークの学習データでは，すべて0～1の範囲内の数値が要求されているため，まず，全データを正規化して，その後，入力層の各ユニットにはC,LT, 2HB/B, 2HG 5/G および W に関する教師データを，出力層のユニットには W_G に関する教師データを入力した．中間層ユニット数が学習精度に影響を及ぼすため，今回は中間層ユニット数2, 3, 4のものを試した．

ここで，ニューラルネットワークに22枚試料(No. 1～No. 22) のデータを入力し，誤差関数 E_p を0.1から0.005まで10段階に分けて，学習させた．図7は，横軸に学習回数を，縦軸にニューラルネットワークの学習過程での教師データと予測値の2乗誤差値をプロットしたものである．図7により，学習回数が増加すると2乗誤差が減少しているのが確認できる．中間層が2ユニットの時,2乗誤差値は0.10以下では（つまり，誤差関数 E_p は0.008以下であるとき)，収束できなくなる．2乗誤差値は0.10のとき，中間層が3と4ユニットの場合では，学習回数はそれぞれ9341と3128回である．一般には2乗誤差の値が最も小さくなる中間層ユニット数が用いられる．したがって，中間層ユニット数4はこのニューラルネットワークに最適であることが分かった．

未学習試料のしわ等級予測の精度を検討するために,22枚試料の内の3枚を残した．また，教師用データをモデルに与えるときに，なるべく小さいしわの等級値から大きい等級値まで幅が広く，バランス良く選択した．ここでは，試料19枚（No. 1～No. 19）のデータを教師データとして，誤差関数 E_p が0.005とし，中間層ユニット数4で，学習回数8811回の場合の学習結果を綿布のしわ等級予測モデルとして用いることにした．

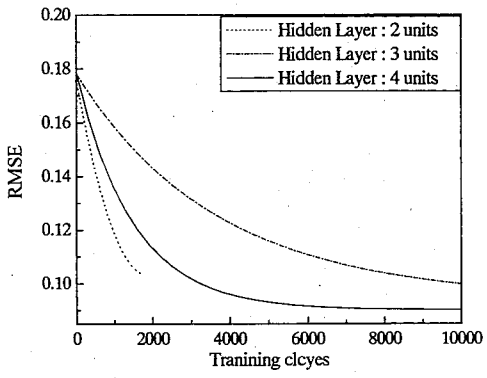

Fig.7 Root-mean-square error-value of neural network model.

3．4．3　学習後のニューラルネットワークの再現性

学習したニューラルネットワークの動作の再現性を検定するため，入力層には学習に用いたときと同じ19枚試料の教師データをしわ等級予測モデルに与えて計算した．図8から，予測モデルにより得た各試料のしわ等級値と実験値の相関関係は0.90で，危険率0.1%であると分かった．図中の直線はしわ等級の実験値と予測値が等しい場合を示す．各試料の学習結果が直線から非常に近いことによって，このモデルの再現性は良好であることが分かった．

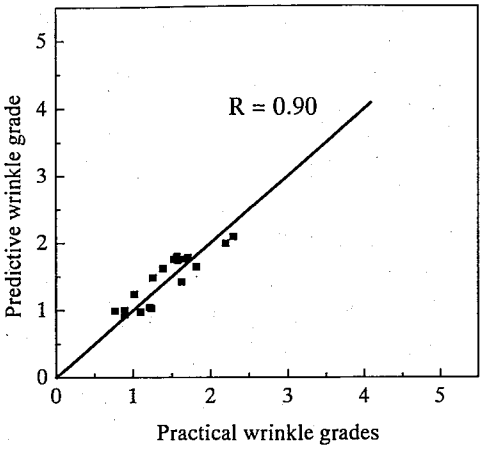

Fig.8 Relationship between the predicted and practical wrinkle grades.

3．4．4　ニューラルネットワークによる綿布のしわ等級の予測

しわ等級予測モデルの有効性を調べるため，教師データ以外の未学習のデータを入力した場合のしわ等級を求めた．表2の内の未学習試料3枚（No. 20,21,22）のデータを入力して，しわ等級を予測した．それらの予測値，実験値，両値の差を図9に示した．図から,3枚の試料に対し，予測値と実験値の差はそれぞれ0.2, 0.21, 0.15であった．予測値は実験値よりやや高いが，このニューラルネットワークによる綿布のしわ等級の予測が良好に行われていることが確認できた．

practical wrinkle grades.

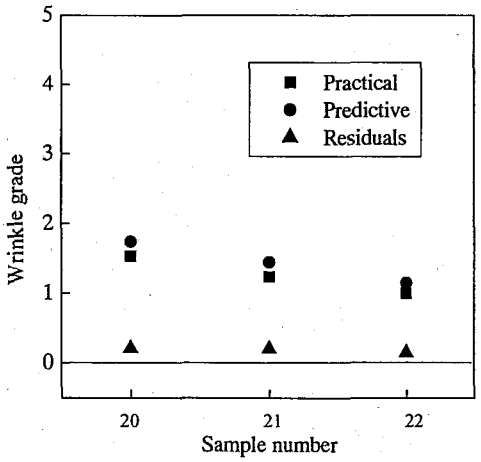

Fig.9 Scatter diagram of the predicted and practical wrinkle grades.

4 結 論

CCD レーザ変位計という新しい方法を用いて，布のしわの３次元輪郭を測定し，しわを定量的に評価することが可能である．得られた結論は次の通りである．

１）CCD-LDS システムの測定精度はしわの形状の測定に対して十分である．

２）フラクタル次元 D_s の自然対数値としわ等級の間に高い相関関係（R＝0.98）がある．したがって，フラクタル法により，CCD-LDS システムによる定量的評価の可能性が示された．

３）綿布の力学特性や織物組織の構造特性中で，しわ等級に対しては，カバーファクタ C との相関が最も高く，引張り特性の直線性 LT，曲げ剛性 B に対する曲げヒステリシス幅 2 HB の割合 2 HB/B，せん断剛性 G に対するステリシス幅 2 HG 5 の割合 2 HG 5 /G および自重 W とも比較的高い相関が認められた．

４）中間層は４ユニットである予測モデルが最適で，学習後のニューラルネットワークの再現性が高いことが分かった．この予測モデルを用いて，未学習試料について，しわ等級評価を行ったところ，素早く十分精度よく予測することができた．

文 献

1．C. O. Bostwick；Tefo, No. 3（1961）

2．R. Shishoo；Studies of Wrinkling Properties of Wool Fabrics, Part 1：Treatments to Improve Wrinkle Recovery of Wool Fabrics, *Text. Res.,J.,* 44, 30（1974）

3．H. Morooka, M. Niwa；*J.Text. Mach. Soc.* Japan, 29, 176（1976）

4．H. Morooka, M. Niwa；*J.Text. Mach. Soc. Japan*, 30, 27（1977）

5．B. Xu andJ.A.Reed；*J.Text. Inst.*,86, 129（1995）

6．E.H. Kim；*Text. Res. J.,* 69, 860（1999）

7．T. J.Kang, D.H. Cho, and H.S. Whang；*Text. Res. J.,* 69, 261（1999）

8．M. Matsudaira, J.Han, and M. Yang；*J.Textile Engineering*, 48, NO. 1, 11（2002）

9．Ota Nao and Shibuya Atsuo；*Jpn.Res.Assn.Text. End-uses*, 143, 4（2002）

10. J.Han, M. Matsudaira and M. Yang；*J.Textile Engineering*, 49, NO. 1, 1（2003）

11. Toshio Mori, Tomiji Wakida and Yohimiti Endou；*Sen'I Gakakaishi*, Japan, 55, 424（1999）

12. Toyonori Nishimatsu, sachiko Ohi, and Masaru Nakazawa；*Sen'I Gakakaishi*, Japan, 56, 348（2000）

13. AATCC Test Method128－1989, *In AATCC Technical Manual*, 69, 217－218（1994）

14. Hideki Takayasu；*"Fractal"*, Asakura Syoten,（1986）

15. Hideki Takayasu；*"Fractal science"*, Asakura Syoten,（1987）

16. T.C. Halsey et al.；*Physical Review,* A33p. 1141－51（1986）

17. Sen' I Gakakai；*"Sen'i Binran"*, Maruzen Co. ,250－252（1994）

18. Zhifeng Su, Jian Han, Mingzhuang Yang and Mitsuo Matsudaira；*Sen' I Gakakaishi*, Japan, in press（2003）

19. D. G. Phillips et al.；Proceedings of 1 st Japan-Australia Joint Symposium, *Text. Mach. Soc.*Japan, 75（1982）

20. Hiroko Yokura and Masako Niwa ; *Jpn.Res.Assn. Text.End-uses,* 31, 336 (1989)
21. M. Matsudaira, et al. ; *"Textile science in the 21 st century"*, Text. Mach. Soc. Japan, 51 (1999)
22. T. Mori ; *Kaseigaku Zasshi,* J.,51, 147 (2000)
23. Sang-Song Lai ; *Jpn. Res. Assn. Text. End-uses,* 44, 164 (2003)
24. Sakawa Masatoshi, et al ; *"A guide of neuron-computing"*, Morikita Syuppan, 25－33 (1997)