ニューラルネットワークによる抄紙機の断紙要因解析*

日本製紙株式会社 中央研究所 ○宮 西 孝 則

日本製紙株式会社 岩国工場 畠 田 浩 孝

Using Neural Networks to Diagnose Web Breaks on a Newsprint Paper Machine

Takanori Miyanishi

Central Research Laboratory,
Nippon Paper Industries, Co., Ltd.

Hirofumi Shimada

Iwakuni Mill,
Nippon Paper Industries, Co., Ltd.

宮西孝則

Artificial neural networks hold great promise for solving problems that have been extremely difficult to solve using conventional methods. We used an artificial neural network to diagnose paper web breaks on a commercial newsprint paper machine. Process data for pulping and papermaking operations were collected from paper machine's distributed control system. Additional data were obtained from on-line wet end sensors (zeta potential, first pass retention, conductivity and pH) that were installed for this study. The essential variables contributing to paper web breaks were extracted using a three-stage multilayer neural network and back-propagation method. Great savings of production costs were achieved: the number of web breaks was reduced, fiber loss in the effluent was decreased, and operators spent less time cleaning, rethreading, and restarting the paper machine.

1. はじめに

紙パルプ産業は装置産業であり、品質安定や生産性向上のためにはプロセスの最適操業は大きな課題である。諸外国では大学や紙パ企業を中心に、プロセスデータをルーチ的に収集しているコンピュータデータベースを利用して、プロセスの解析、診断やモデリングなどに関する研究をさかに行っている。このような研究には大別して2つのアプローチがあり、各々長所短所を持っている。その一つはプロセスモデル機構によるモデルベースの方法であり、もう一つは経験的知識に基づくルールベースの方法である。後者におい

て、人間の脳を真似て自分で学習を行い、パターン認識能力に優れているというユニークな特徴を持つニューラルネットワーク(NN)の利用が最近さかんである。これはしばしば古典的な統計解析法と比較して研究される。紙パルプ工程は非常に複雑で、正確なプロセスモデルの構築は非常に困難である。その点ルールベース法は知識獲得が容易であり実践的である。なかでもニューラルネットワークは一種の非線形回帰法とみなすことができ、従来の線形多変量解析法よりも高い判別能力が得られる可能性がある。そこで本研究では、ニューラルネットワークと代表的な多変量統計法である主成分分析によって新聞抄紙機の断紙要因解析を行い、有用な知見を得たので報告する。

*第4回製紙技術セミナー講演

2. データの収集

解析に用いたデータは、新聞抄紙機の約4週間のプロセスと紙品質のデータで全部で41項目収集した(表1)。時系列方向には1直の平均値を求め(約8時間の平均)、データセットは説明変数が41コ、79コのオブザベーション(26日間+1直)から構成されている。尚、断紙直後1時間のデータの変化は断紙の結果であって断紙要因ではないので平均値の計算には使用しなかった。データ収集期間中に断紙が発生した直は計9回あった。解析に先立ちデータは平均と分散を標準化した。これは単位が異なるために大きな分散値をもつ変数が、見掛け上大きな寄与を示すのを防ぐためである。

3. ニューラルネットワーク

現実の問題には、『あいまいさ』とか『矛盾』などがつきもので、人間はこのような問題を非常に巧みに処理する。この能力を従来のノイマン型コンピュータで実現することは、本質的に困難である。そこで人間の神経細胞(ニューロン)のモデルを用いた人工のシステムが考え出され、これらを総称してニューラルネットワーク(NN)という。NNの一番の特徴は、学習能力があることである。従来のコンピュータでは学

習というのはプログラミングに相当する。一方ニューロは学習データを与えることによって、それに合うように自分自身の構造を変化させていく(自己組織化)ので、これは大変なメリットである。NNには様々な種類があるが、エンジニアリングプロセスのモデリングに最も適しているのは、バックプロパゲーション(BP)モデルである(図1)。BPモデルは、ニューロンが階層状に結合した構造をもつモデルである(入力層、中間層、出力層)。各階層のニューロンは、その前後の層のすべてのニューロンと結合し、それぞれ異なる結合の強さ(荷重)をもっている。ある層(中間層または出力層)のj番目のニューロンの出力値 O_j は次のように計算される。

Fig.1 Typical neural network architecture

Table 1 Variables used in web break diagnosis

Bel-Baie 2,280 inches, 400 t/day, 1,000 m/min

No.	Variable	No.	Variable	No.	Variable
1	SBKP freeness	15	Couch vacuum	29	Alum
2	GP freeness	16	Dryer steam pressure	30	Retention aid
3	TMP freeness	17	Wet web moisture	31	SBKP ratio
4	1 DIP freeness	18	Basis weight	32	GP ratio
5	2 DIP freeness	19	Paper moisture	33	TMP ratio
6	Inlet pH	20	Caliper	34	1 DIP ratio
7	Inlet temperature	21	Spot (large)	35	2 DIP ratio
8	Inlet conductivity	22	Spot (small)	36	Tear strength
9	Inlet zeta potential	23	Black spot (large)	37	Tensile strength
10	Inlet consistency	24	Black spot (medium)	38	Stretch
11	White water consistency	25	2 P/3 P draw	39	Brightness
12	Inlet pressure	26	3 P/1 D draw	40	Opacity
13	Wire suction box vacuum	27	Machine speed	41	Stuff box freeness
14	Pick up felt vacuum	28	Broke ratio		

1-35 were monitored by on-online instruments every 3 minutes.

36-41 were manually measured in a mill laboratory every 4 hours.

8 hour averages were calculated and used for break analysis.

$$O_j = f(\text{net}_j)$$

ここで、

$$\text{net}_j = \sum (W_{ji} \cdot O_i) + \theta_j$$

O_i = 前層 i 番目のニューロンの出力値

W_{ji} = 前層 i 番目のニューロンと現層 j 番目のニューロンとの結合荷重

θ_j = しきい値

関数 $f(X)$ には、シグモイド関数と呼ばれる非線形な連続関数が一般に使用され、この関数により出力値は 0 から 1 に制限される (図 2)。

$$f(X) = 1 / (1 + \exp(-X))$$

出力値は入力データに対応した教師データと比較され、その誤差量が小さくなるように逆方向に伝搬して、入力層—中間層、中間層—出力層の結合の強さが修正される (バックプロパゲーション学習)。この操作を十分繰り返すことにより、ネットワーク出力値は教師データに次第に近づいていく。NN 入力層の各エレメントは、入力変数に対応させた。出力層のエレメント数は 2 コで、各々正常 (断紙なし)、異常 (断紙発生) に対応し、この出力値の大小で入力変数による状態が正常、異常のどちらであるかを判定した。本研究における『学習』とは、『正常時の状態変数が入力された時には正常エレメントの出力値が大きくなるように、断紙時の状態変数が入力された時には異常エレメントの出力値が大きくなるように、エレメント間の結合荷重値やしきい値を修正すること』である。すべての変数からなる 41 変数モデルを最初にテストした。入力層 41, 中間層 10, 出力層 2 エレメントの NN を構成し、500 回の繰り返し学習を行った。学習の進行につれて、教師信号との出力誤差二乗和、誤認識回数は減少し、NN は収束した (図 3)。学習終了後の誤認識回数は 4 回/79 オブザベーションと、かなり高い精度で断紙の有無を判別するモデルを得た。ここで NN がどの変数を重視してこのような判別を行ったかは興味がある。そこで荷重逆投影法によって、入力変数が NN 出力にどのように影響を及ぼしているかを調査した。荷重逆投影とは出力層セルに対応する荷重行列の値を入力層まで遡って積和計算したものであり、これによって学習による結合荷重値の変化を知ることができる。絶対値の大きい変数が、ネットワーク間の結合荷重が大きくて、NN が断紙と判定するのに重視している変数であると考えられる。これら変数を実際の制御や診断に応用したい時、ある程度入力変数を選択する必要がある。

そこで次に、より少ない入力変数による NN を作った。NN 荷重逆投影で影響が強いと考えられた 30

Fig. 2 General Sigmoid Function

Fig. 3 The back propagation network training cycle

変数により NN の学習を行った。学習の結果、3/79 と誤認率の低い NN を得ることができた。そこでさらに重要だと思われる 12 変数による NN を作った。中間層エレメント数を 10~15 と変化させた 6 種類の NN を用いた。学習後の誤認率はいずれも 3/79 であった。同様に、この中でもさらに影響の強いと思われる 5 変数 (白水濃度、インレット温度、種箱フリーネス、TMP フリーネス、マシンスピード) による NN を構成した。5 変数モデルでも、判別の誤認率は 4/79 であり、かなり判別能力の高いモデルを得ることができた。下記の 5 つの結果が、入力変数や構造の違う NN を順次検討してきて、荷重逆投影の傾向が同じであった結果である (表 2)。操業経験から考えても妥当であり、いずれも断紙に関して重要なパラメータと思われる。

- * 白水濃度が高い (リテンションの低下、系の汚れ)
- * インレット温度が低い (濾水性の低下)
- * 種箱フリーネスが低い (濾水性の低下)
- * TMP フリーネスが高い (シャイブの増加)
- * マシンスピードが速い (ドロー、サクションアップにより操業環境きびしい)

Table 2 Important process variables extracted from neural network diagnosis

Variable	Effect on break	Interpretation
White water consistency	++	Retention & Drainage
Inlet temperature	--	Retention & Drainage
Stuff box freeness	--	Retention & Drainage
TMP freeness	++	Shives
Machine speed	+	Machine speed

Input nodes	5	Training cycles	500
Hidden layer nodes	8	Mean squared error	7.5
Output nodes	2	Unsuccessful training	95%

4. 主成分分析

多数のプロセス変数データが得られるプロセス解析においては、問題の絞り込みや変数の選択が重要である。多変量統計解析の目的は、ソースデータの持つ本質的情報をなるべく失うことなく少数の指標にまとめあげ、現象理解や要因探索を容易にすることである。データの本質をあまり失わないように、数ベクトルの次元を減らすことを、『次元の縮小』という。主成分分析とは、いくつかの変数から『主成分 (principal components)』という、互いに無相関な合成変数をつくり次元の縮小を図る多変量解析法である (図 4)。主成分回帰は、説明変数である主成分が互いに無相関であるために、従来の重回帰分析の問題点であった多重共線性 (説明変数の相関性) や変数選択という問題がないというメリットがある。主成分分析は、統計解析用ソフト SAS により行った。但しこのようなデータベースに基づく解析で注意することは、結果はあくまで解析を行ったシステム状態において、寄与の大きかったものであるということである。すなわち目的変数に対して重要なパラメータであっても、それがうま

くコントロールされていて変動が小さければ解析結果には現れてこないことを認識しておく必要がある。得られた各主成分の固有値、寄与率は表 3 のようになり、第 1~5 主成分で全体の変動の約 60% が説明された。上位主成分の固有値、寄与率、累積寄与率を示す (表 3)。断紙の有無を目的変数として主成分回帰分析を行い回帰係数を求めた。第 1~3 主成分は断紙に対して

Fig. 4 Web break situations presented with the second and the third component**Table 3** Principal component regression analysis

Component number	Principal component analysis			Regression coefficient
	Eigenvalue	Proportion	Cumulative proportion	
1	7.08	0.173	0.173	0.018
2	5.75	0.140	0.313	0.038
3	5.72	0.139	0.452	0.053
4	4.17	0.102	0.554	-0.034
5	2.26	0.055	0.609	no correlation

正の影響, 第4主成分は負の影響があった。第5主成分は断紙にあまり関係なかった。固有ベクトルから, 主成分の変動に寄与する主な変数を抽出した。固有ベクトルは元の変数にかかる係数であり, 大きな係数を持つ変数は主成分の変動に大きく寄与すると考えられる。第5主成分までの固有ベクトル成分のうち, 大きな値を持つ変数を表4に示す。これらが最終的に抽出された断紙に大きく影響を与えているパラメータであった。表4の見方を歩留剤添加率を例にとって説明する。

固有ベクトル = -0.349

主成分回帰係数 = 0.018

固有ベクトル × 主成分回帰係数 = マイナス

固有ベクトルはマイナスなので歩留剤添加率と第一主成分には負の相関があり, 歩留剤を増加すると第一主成分は減少する。主成分回帰係数はプラスなので第一主成分と断紙回数は正の相関があり, 第一主成分が減少すると断紙が減少する。従って歩留剤を増やすと

断紙が減少し, 歩留剤の断紙回数への影響はマイナスとなることがわかる。同様にしてGPフリーネスの断紙への影響はマイナスなのでフリーネスを高めにして濾水性が良くなればプレス水分が減少して湿紙強度が上がり断紙が減少する。インレット温度の断紙への影響はマイナスなので, インレット温度が上昇して水の粘度が低下し濾水性が良くなると断紙が減少する。第二主成分の抄速の影響はプラスである。すなわち抄速が増加すると断紙が増加する。値が小さいほど真空の絶対値は大きくなるのでワイヤーサクションボックスとクーチの真空度の断紙に対する影響はマイナスである。抄速が上がると真空が強くなり, 断紙が増加することを示唆している。*印の3個の変数は解釈が困難であった。しかし41個の変数の内, 3個しか異常がなかったと考えると, 実用上は十分な精度であると考えられる。与えられたデータ範囲内で, 断紙発生に最も寄与していた要因は, 主にマシンスピード上昇に伴う一連の操業変化と濾水度低下に関連するインレット

Table 4 Coefficients in multiple regression and PCA, and their interpretation

No.	Regression coefficient	Variables	Coefficient	Effect on break	Interpretation
1	0.018	Retention aid	-0.349	-	Retention & Drainage
		Paper stretch	0.283	+	Paper strength
		Tensile strength	-0.267	-	Paper strength
		Tear strength	0.257	+(*)	Paper strength
2	0.038	Machine speed	0.335	+	Machine speed
		2 P/3 P draw	0.323	+	Machine speed
		Wire suc. box vacuum	-0.323	-	Machine speed
		Couch vacuum	-0.316	-	Machine speed
		DIP ratio	-0.282	-(*)	Paper strength
3	0.053	Pick up felt vacuum	0.347	+(*)	Retention & Drainage
		Paper moisture	0.300	+	Paper strength
		GP freeness	-0.298	-	Retention & Drainage
		Inlet temperature	-0.268	-	Retention & Drainage
		DIP freeness	-0.266	-	Retention & Drainage
		Zeta potential	-0.250	-	Retention & Drainage
4	-0.034	Inlet conductivity	0.343	-	Retention & Drainage
		SBKP ratio	0.336	-	Paper strength
		SBKP freeness	0.335	-	Retention & Drainage
		Basis weight	0.278	-	Paper strength

Variables with PCA coefficient whose absolute value is larger than 0.25 is selected.

0.25 is arbitrarily chosen to select 4 to 6 variables in each PC.

(*) Variables whose sign of "effect of break" are difficult to interpret.

Fig.5 Zeta potential of stock inlet

Fig.6 Web breaks per month

Table 5 Summary of neural network and principal component regression

Interpretation		Neural network	PC regression
Common	Retention & Drainage Machine speed	-- +	-- ++
Uncommon	Shives Paper strength	++	-

温度, フリーネス, ゼータ電位などの変化であった。特に寄与率の大きかった第2主成分と第3主成分のスコア散布図を図4に示す。第2主成分は主として抄紙速度を第3主成分は歩留まりと濾水度を示している。断紙発生時のプロットは主に第1象限に集中し, 正常操業時とは明確な違いが見られた。すなわち, 抄速が速い時, 歩留まりと濾水度が悪いときに断紙が発生し易いことが示された。インレットのゼータ電位は通常 -5 mV と最適値にあるが, 高白色度新聞抄造時にはTMPの過酸化水素曝しを強化するので, リグニンやミセルロースなどが溶解してアニオントラッシュとなり, ゼータ電位は -10 mV 以下になる。そのためカチオン性高分子歩留剤やサイズ剤が効きにくくなり, 断紙し易くなるものと考えられる(図5)。

5. おわりに

学習が終了したNNの結合荷重を, 荷重逆投影法により評価して, 断紙に重要な影響を与えていると思われるパラメータを抽出し, 主成分分析の結果と比較した(表5)。特に重要だと思われたマシンスピードと紙料温度についての傾向は, 主成分分析の結果と一致していた。またNNからは, 白水濃度という主成分分析からは得られなかった項目もピックアップされた。これはモデル構造の線形, 非線形の違いによるもの

のと思われた。この結果はマシン系の安定というのは, 必ずしも線形で言い表されるものではなく, プロセス変数間のバランスが重要であることを示唆するものと思われた。抽出された要因については, マシンスピードはドローやサクションなどと相関が高く重要な変数だが, 生産量によって決定される変数なので, アクションのとりようはない。紙料温度については濾水性の変動を小さくするという意味で有用である。また白水濃度に関しては, リテンションエイドによるリテンションアップが示唆された。解析結果を参考にして工場ではウェットエンド化学の最適化を行い, 操業面, 設備面からも様々な対策を実施し, 流質原料と断紙回数を減少させることができた(図6)。

引用文献

- (1) Venkatasubramanian V., and Chan, K.: "A Neural Network Methodology for Process Fault Diagnosis", *AiChE Journal*, 35 (12) 1993 (1989)
- (2) Bhat N., and McAvoy T. J.: "Use of Neural Nets for Dynamic Modeling and Control of Chemical Process Systems", *Computers Chem. Engng*, 14 (4/5) 573 (1990)
- (3) Sorsa T., Koivo H. N., and Koivisto H.: "Neural Networks in Process Fault Diag-

- nosis", IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, 21 (4) 815 (1991)
- (4) Rudd J. B. : "Using a Neural Network System for Advanced Process Control", Tappi J., 74 (10) 153 (1991)
- (5) Sorsa T., Koivo H. N., and Korhonen R. : "Application of Neural Networks in the Detection of Breaks in a Paper Machine", Preprints of IFAC Symposium On-line Fault Detection and Supervision in the Chemical Process Industries, Newark, Delaware, USA, pp. 162-167, April 22-24 (1992)
- (6) Dayal B. S., Macgregor J. F., Taylor P. A., Kildaw R., and Marcikic S. : "Application of Feedforward Neural Networks and Partial Least Squares Regression for Modeling Kappa Number in a Continuous Kamyr Digester", Pulp & Paper Canada 95 : 1 1994
- (7) Roisum D. R. : "Runnability of paper, Part 1 : predicticting runnability" Tappi J., 73 (1) 97 (1990)
- (8) Roisum D. R. : "Runnability of paper, Part 2 : troubleshooting web breaks", Tappi J., 73 (2) 101 (1990)
- (9) Jolliffe I. T. : "Principal Component Analysis", 1986 by Springer-Verlag New York Inc.
-