

動的計画法—SOMに基づく類似波形検索システム

片岡 浩 巳[†] 小西 修^{††}

本論文は、波形データのクラスタリングと類似検索システムにおける動的計画法アプローチを提案している。時系列データのデータマイニングを行うには、検索の要求に応じた特徴量に基づく類似検索が可能なシステムを構築する必要があり、複数の距離の指標によるクラスタリングを適用することが重要である。本研究では、時系列データのクラスタリングとして自己組織化マップ(SOM)を用いる。類似距離は、(1)ユークリッド距離、(2)動的計画法による距離、そして、(3)入力波形を微分処理した距離の3つの距離関数を導入する。対象は25,000件の蛋白電気泳動波形データを用いる。3つの距離関数によりクラスタリングされた集合に対して、ブール演算を行い、高精度の類似検索を可能にした。また、動的計画法のアルゴリズムの特性を生かし、類似性の可変を行うことによって、ユークリッド距離よりも、高い分類精度を得ることができた。波形の時系列データは、リレーショナルデータベースシステム上の高速類似波形検索システムとして実装している。

A Similarity Wave Data Search Based on Dynamic Programming—SOM

HIROMI KATAOKA[†] and OSAMU KONISHI^{††}

In this paper, we propose the dynamic programming approach from time series wave data. The data mining in time series data is accomplished by means of similarity search based on features extracted from data and it is important to cluster the time series using some distance measures. We use the Self-Organizing Maps(SOM) as a clustering algorithm which clusters time series data, and introduce three distance measures for the SOM operation, (1) Euclidean distance, (2) dynamic programming method to dynamic time warping, and (3) differentiated wave vector. Here, the time series data are 25,000 of protein electrophoresis wave data. Our experiences have executed the Boolean operation to the clustering set clustered using above-mentioned three measures to obtain the high accuracy results of the similarity search. And also the dynamic programming approach has shown to be able to achieve the changeability of the similarity measure among the wave data. This system has been implemented as a high performance similarity search system on a RDBS.

1. はじめに

大量に蓄積された波形データの中からパターンの発見や類似した波形を検索し分類することは、波形データを取り扱う領域の知識発見に重要な役割を果たす。波形データは、音声データに代表されるように、時系列的なデータ列で構成されている。このため、波形の類似性を検出する場合、時系列的な変化に応じたパターンの検出に配慮することが重要である。たとえば、波形形状の時間的な歪を許容した波形パターンの検索や、波形のピーク位置を重視したパターンの検索機能

が必要な場合がある。このように相反する用途に応じた検索システムを構築するためには、複数の特徴量を組み合わせて情報を検索することが必要である。

マルチメディア領域における類似検索システムに関しては、多くの研究^{1),2)}が行われており、方法論や有効性が実証³⁾されている。本研究では、医療で取り扱われるマルチメディア情報の中でも、蛋白電気泳動検査から得られる波形情報を対象とした類似検索システムを構築し、そのシステムの評価を行う。

本システムは、自己組織化マップ Self-Organizing Map(SOM)⁴⁾により波形データのクラスタリングを行い、分類したクラスをインデックスとして利用した類似検索システムである。SOMの距離関数としてユークリッド距離、動的計画法(DP)、そして、入力波形を微分処理した後、ユークリッド距離で評価した3つの異なる特徴ベクトルを用いて検索の多様性の向上を図る。また、類似検索処理では、ユークリッド距離に

[†] 高知医科大学医学部附属病院検査部

Department of Clinical Laboratory, Kochi Medical School Hospital

^{††} 高知大学理学部数理情報科学科

Department of Mathematics and Information Science, Faculty of Science, Kochi University

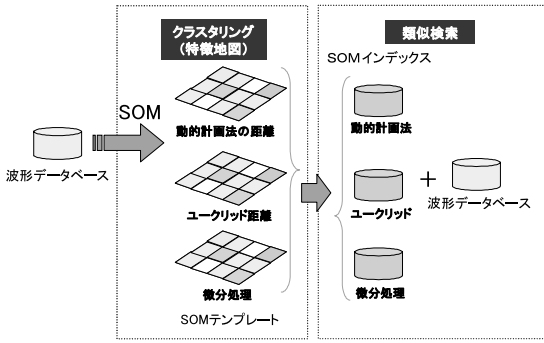


図1 類似検索システムの概要

Fig. 1 Outline of the similarity retrieval system.

加えて DP による距離を用い、さらに DP のウィンドウ処理を追加することにより、類似性の可変と処理速度の改善を図る。

本研究の特徴を以下にあげる。

- (1) 複数の距離関数を用いて SOM に基づく波形データのクラスタリングを実施した。
- (2) 波形の類似検索システムを構築した。
- (3) 類似距離関数として DP を適用した。
- (4) DP のウィンドウ処理により検索の類似性を可変できるようにした。

以下、2章ではシステムの概要について、3章ではシステムの実装について、4章ではクラスタリングと類似検索に関する結果と考察について、5章では類似性の可変に関する結果と考察について、6章でまとめを述べる。

2. システムの概要

図1に類似検索システムの概要図を示し、図2に本システムの処理の流れを示す。

大量の蛋白電気泳動波形データに関して SOM を用いてクラスタリングを行い、SOM テンプレートを作成する。一般的な SOM は類似性の指標としてユークリッド距離を用いるが、本研究では、さらに DP による距離と入力波形を微分処理した3つの類似距離を用いる。

クラスタリングが完了した SOM テンプレートを利用して、それぞれの波形の類似クラスをリレーショナルデータベースで構成した SOM インデックスデータベースに記録し、これをブール検索することで、類似検索システムを構成する。

2.1 自己組織化マップ (SOM)

SOM は、Kohonen (1988) により提案された方法で、教師なし学習が可能な2層のニューラルネットワー

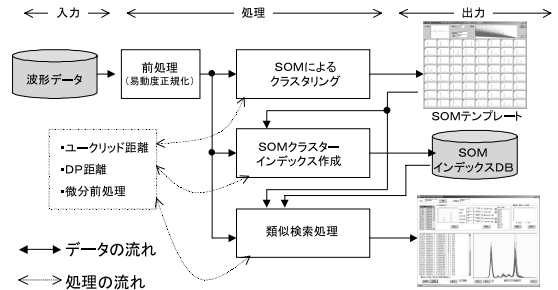


図2 処理の流れ

Fig. 2 Flow of processing.

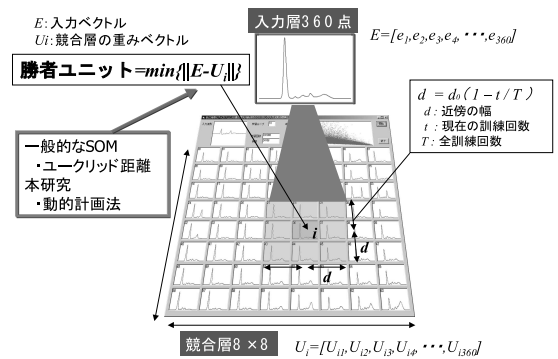


図3 実装した SOM の概要

Fig. 3 Outline of Self Organizing Map.

クである。SOM は、ランダムな出発点から位相地図を組織化できるネットワークで、入力されたパターン間の自然な関係を分類できる。SOM は入力層と競合層で構成され、競合層は2次元グリッドとして構成される(図3)。

入力層から競合層への相互結合は、すべてのユニットと結合した完全結合となっている。入力層にデータが与えられると、競合層の中でただ1つの勝者を見出すために各クラスが競合し、その近傍の重みに入力層のデータを加算することでクラスタリングが可能となる。入力層と競合層のパターン間の距離は、一般的にユークリッド距離が用いられるが、DP などの多数の提案⁴⁾が行われている。

2.2 動的計画法による距離

DP は、入力波形と参照波形を単調増加関数 (Warping Path) で伸縮交換した関数の差分の絶対値を合計した値を類似距離の指標として利用する原理を利用している(図4)。すなわち、入力波形 $X(t)$ と参照波形 $Y(t)$ を伸縮交換関数 $u(t)$ で変換する。伸縮交換関数 $u(t)$ を「時間軸の正規化」と呼ぶが、本研究の場合の t は蛋白が電気泳動によって分離された可動距離 (Mobility: 易動度) を示し、易動軸と言

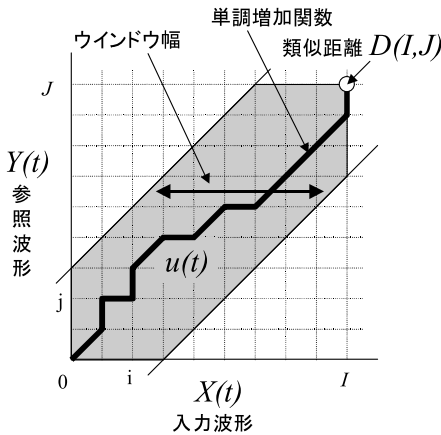


図4 動的計画法の原理

Fig. 4 Principle of dynamic programming method.

換えることができる．そこで，本論文では「易動軸の正規化」と呼ぶことにする．

この易動軸 $u(t)$ で補正した2つの入力波形の類似距離 $D(I, J)$ は，DPのアルゴリズム^{(9)~(11)}を用いることにより求めることができる．本研究で用いたDPの比較関数は以下の条件で行う．

$$D(i, j) = \min \left\{ \begin{array}{l} D(i, j - 1) + d(i, j) \\ D(i - 1, j - 1) + 2d(i, j) \\ D(i - 1, j) + d(i, j) \end{array} \right\}$$

$d(i, j)$ は，入力波形と参照波形の各格子点における差の絶対値を示す． $D(I, J)$ は， $D(0, 0) = 2d(0, 0)$ を初期条件として， $(1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J)$ の範囲で単調増加的に距離の最小値を格子グラフのルートから選択することにより計算可能である．

DPの計算量は $D(i, j)$ の計算を $I * J$ 回繰り返すこととなり，現実的には処理速度の問題で実装が困難な問題がある．そこで，ウインドウ幅 (Adjustment Window) を設定し⁽⁹⁾，このウインドウ幅の範囲内を計算することで，計算時間の短縮を行う．このウインドウ幅は，波形の易動軸 (時間軸) に対する類似性の度合いが調整できることを意味し，検索対象の類似性の可変に利用できる．

2.3 類似検索システムの概要

2.3.1 データ特性に応じた類似距離関数の導入

類似距離関数は，ユークリッド，入力波形を微分処理したユークリッド，そして，DPの3つの距離を用いる．微分処理は近傍3点の平滑化微分法⁽⁸⁾により入力波形を微分処理したものをユークリッド距離で評価する．また，DPのウインドウ幅は±3に設定しクラスタリングを実施する．この設定は実験的に求めた値

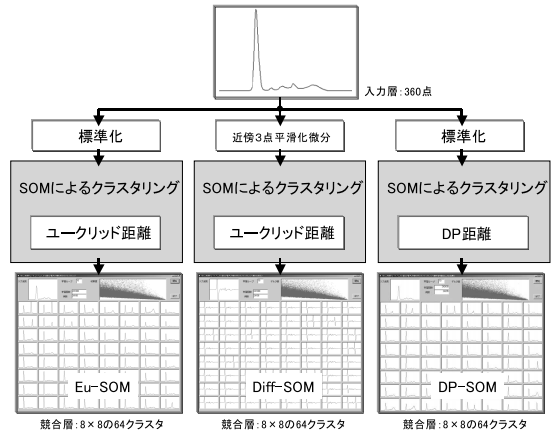


図5 データ特性に応じた3つの類似距離関数

Fig. 5 Three similarity distance functions corresponding to the data characteristics.

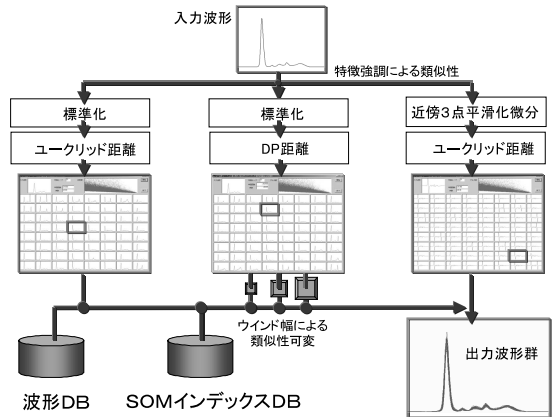


図6 類似検索システムの処理の流れ

Fig. 6 Processing flow of similarity search system.

である．図5に，上記3つの距離を用いたSOMによるクラスタリング処理の流れを示す．大量の波形データを入力層に加え，それぞれの類似距離関数を用いてSOMによるクラスタリングを行い，競合層の波形パターンをテンプレート波形として利用する．

本論文では，それぞれの距離関数で求めたテンプレート波形に関して，ユークリッド距離を用いたテンプレートを Eu-SOM，微分処理から求めたテンプレートを Diff-SOM，そして，DPによって得られたテンプレートを DP-SOM と呼ぶ．

2.3.2 2 類似検索システム

図6に類似検索システムの処理の流れを示す．この類似検索システムは2つの特徴を持っている．1つは，Eu-SOM，Diff-SOM，DP-SOMの3つの異なる特徴を持つSOMテンプレートを用いていること．も

う1つはウィンドウ幅3のSOMテンプレートと被験波形に関してDPのウィンドウ幅を可変にして検索範囲を広げる方法を用いたことである。さらに、これらの情報を組み合わせてブール検索を行うことにより目的の波形を絞り込む方法を用いる。

Eu-SOM, Diff-SOM, DP-SOMの各SOMテンプレートと実際の波形データに対して類似距離の一番近いクラスをリレーショナルデータベースのSOMインデックステーブルに記録し、このテーブルを検索することで、高速な類似波形検索を実現する。さらに、類似検索におけるDPのウィンドウ幅を3, 10, 20, 30, 40, 50に調整した距離もあらかじめ求め、その結果を同じSOMインデックステーブルに記録する。この6つのウィンドウ幅を使い分けることにより、検索対象の易動軸に対する類似性の度合いを可変できる。

2.3.3 代数演算による類似性の選択

検索したい入力波形に対して、Eu-SOM, Diff-SOM, DP-SOMの各ウィンドウ幅によるクラスを求め、そのクラスに一致するクラスをSOMインデックステーブルから検索する。実際の検索には、検索の目的に応じて、このテーブルの属性を組み合わせるブール検索により選択する。

入力波形に類似したパターンを幅広く検索したい場合は、DP-SOMだけを利用して検索する。さらに、易動度に対して細かい絞り込み検索を行いたい場合は、DP-SOMに加えて、Diff-SOMのクラスと論理積(AND)条件で検索することにより可能となる。

3. システムの実装

3.1 波形データの特徴

血清に含まれる蛋白を電気泳動法で分画すると、アルブミン、 $\alpha 1$ 、 $\alpha 2$ 、 β 、 γ の5分画に分離することができる(図7)。蛋白電気泳動波形は、12bit、360点の解像度で自動分析装置から波形データとして情報システムに収集することができる。縦軸が蛋白濃度、横軸が易動度である。

波形データの横軸の易動度は、分析の諸条件により誤差があり、波形を単純に重ねて比較することができない。このような波形をSOMでクラスタリングを行った場合、入力層の各ユニット間に大きな誤差が生じ、波形の特徴よりも誤差のクラスタリングを行うことになる。このため、入力層に加える波形は、縦軸と横軸に対して正規化を行う必要がある。この正規化処理⁵⁾に関しては、シート内易動度推定法⁶⁾により補正することが可能である。易動度の正規化は、実験的に $\pm 2SD$ で ± 3 点の分析誤差と補正誤差⁷⁾が含まれて

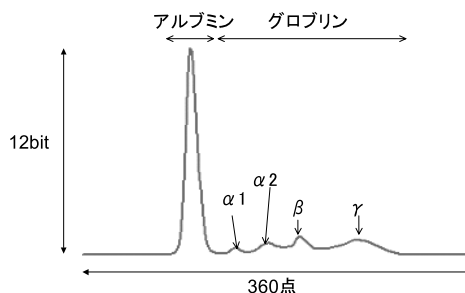


図7 波形データの概要

Fig. 7 Outline of waveform data.

いることが分かっている。

3.2 SOMの実装

本研究で実装したSOMは、入力層が360点、競合層が 8×8 の64個のユニットで構成する。

入力層に加える波形は、易動度の正規化を行った後、さらに、波高強度の正規化を行う。すなわち、波形を構成する各点に関して、平均と標準偏差で正規化した値をSOMに加える。波高強度の正規化を行うことで、グロブリンのような小さな山の特徴を強調して学習させることが可能である。学習は、25,000件の事例を10回繰り返し25万回行う。SOMの学習率 α は0.3、近傍距離の初期値は1.5を用いる。

4. 結果と考察

4.1 SOMによるクラスタリング

本研究では、SOMの競合層の解像度を 8×8 の64種類と設定したが、実際には 4×4 の16種類と 10×10 の100種類の比較検討も行った。 4×4 では、1つのユニットに複数のパターンが重なり、十分なクラスタリングを行うことができなかった。一方、 10×10 では、非常に類似した波形が近傍のユニットにクラスタリングされた。そこで、計算速度の向上を考慮し、 8×8 の64種類を選択した。

DP-SOMによるクラスタリング結果を図8に示す。図の左上部は学習に使用した正規化処理済みの入力波形を示し、中央下部には 8×8 の64種類の競合層に対して正規化処理の逆変換を行い実際の波形として表示している。図右上部は、学習効果を表し、縦軸は類似距離の収束度、横軸は学習回数を示す。

クラスタリングの結果は良好で、従来の臨床検査医学分野の知見によって分類されていたパターンのほかに多くのパターンが発見された。たとえば、Class41は典型的な正常型であるが、Class17は若年層の鉄欠乏性貧血の患者群が多く含まれており、これまでの知見では指摘されていなかったパターンである。

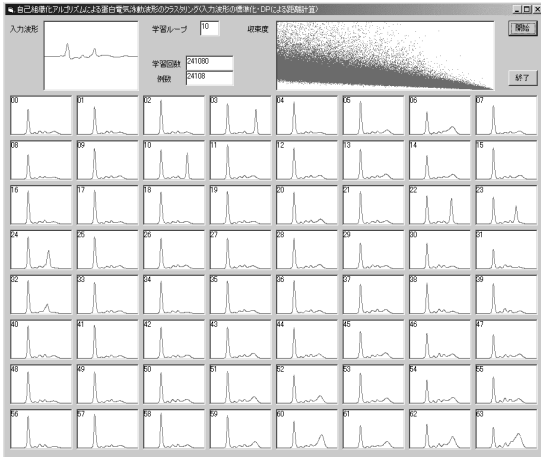


図 8 DP-SOMによるクラスタリングの結果
Fig. 8 Clustering result by DP-SOM.

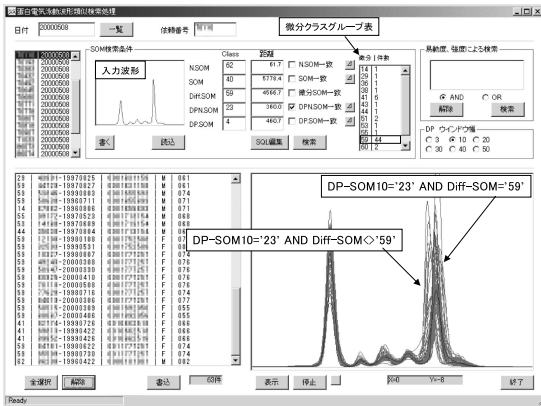


図 9 類似波形検索システムの処理画面例
Fig. 9 Example of similarity search system.

4.2 類似検索

類似検索処理画面の一例を図 9 に示す. 36,000 件の波形データの中から, 入力波形に提示した症例に類似した波形を検索する. 検索条件は, ウィンドウ幅 3 で学習した DP-SOM のテンプレートに対してウィンドウ幅を 10 として検索した場合, 63 件の波形を抽出することができた. 検索した波形は, 図 9 の右下に表示した波形の合成図で確認することができる. 図 9 の画面右上に表示した「微分 | 件数表」は, DP-SOM で検索された症例の中における微分クラスのグループ表 (group by) を表示している. この事例では, DP-SOM の Class23 に分類された中で, Diff-SOM の Class41 が 6 件, Class59 が 44 件あることが把握できる. DP-SOM の結果と Diff-SOM の結果を AND 条件で検索すると 44 件に絞り込むことが可能となった. 波形の合成図で黒く表示された波形が Diff-SOM によ

		真実		
		+	-	
評価結果	+	a true positive	b false positive	a+b
	-	c false negative	d true negative	c+d
		a+c	b+d	a+b+c+d

図 10 適合率と再現率
Fig. 10 Precision and recall.

り絞り込み検索した波形で, 灰色で表示した波形は, それ以外の波形群を表示している.

DP-SOM は易動軸の違いを許容した波形全体の形の一致を検出できるのに対して, Diff-SOM は, 山と谷の位置の特徴を反映した検索ができており, DP-SOM と Diff-SOM を組み合わせることにより, 症例の絞り込み検索が可能となった.

4.3 適合率と再現率による評価

4.3.1 適合率と再現率

検索システムの評価は, 適合率と再現率を用いる. 図 10 は, 適合率と再現率を算出するための分割表を示す.

適合率 (precision) は, 結果中の正解率を表す.

$$\text{適合率} = a / (a + b)$$

再現率 (recall) は, 結果に含まれる正解とデータベース中の全正解数との比率を表す.

$$\text{再現率} = a / (a + c)$$

このとき, b は検索された情報のうち非適合情報であり, 検索ノイズを表し, c はデータベース中の適合情報のうち検索されなかった検索漏れを意味する.

本研究では, これまでの医学界で分類できなかった多数のパターンを分類できており, ゴールドスタンダードがない未知の分野の評価を行わなければならない. そこで, 真実のクラスを分類する方法として, 検索結果から, 目視により, 明らかに誤分類したと識別できた波形が, 実際にどの分類に属すべきかを人為的に決定し評価を行う. 検討は, 無作為 1,000 件の波形を対象とし, 各クラスの適合率と再現率を求める.

4.4 評価結果

分類精度の検討結果を表 1 に示す. 適合率, 再現率ともに DP-SOM は, Eu-SOM や Diff-SOM よりも優れた結果が得られた. Eu-SOM は, 同じパターンを示すクラスが 2 重に分類される現象が認められた. 一方, DP-SOM は, 目視でも納得のいくクラスタリングが行われている. この理由は, Eu-SOM が分析誤差や易動度の正規化誤差で生じる易動軸の歪をクラス

表 1 適合率と再現率の結果

Table 1 Result of precision and recall.

距離(各クラスの平均)	適合率	再現率
動的計画法(DP-SOM)ウインドウ幅=3	98.7%	97.6%
ユークリッド距離(Eu-SOM)	77.7%	71.6%
微分入力ユークリッド距離(Diff-SOM)	57.3%	55.2%

表 2 Diff-SOM による絞り込み検索の効果

Table 2 Effect of narrows down serch by Diff-SOM.

距離(図9のM蛋白の症例 DP-SOM=Class23)	適合率	再現率
DP-SOM(W=10) AND Diff-SOM	100.0%	69.8%
Eu-SOM AND Diff-SOM	97.8%	83.0%

表 3 M 蛋白による適合率と再現率の結果

Table 3 Result of precision and recall by M-protein.

距離(IgG型M蛋白の症例 DP-SOM=Class03)	適合率	再現率
動的計画法(DP-SOM)ウインドウ幅=3	100.0%	54.6%
動的計画法(DP-SOM)ウインドウ幅=10	100.0%	58.2%
動的計画法(DP-SOM)ウインドウ幅=50	100.0%	72.0%

タリングした結果と考えられる。

表 2 は、図 9 にあげた症例に関しての適合率と再現率の比較である。Diff-SOM で絞り込み検索された症例に関して、DP-SOM(‘ウインドウ幅’ $W = 10$) と Diff-SOM、そして、Eu-SOM と Diff-SOM に対しての論理積をとった検索方法の比較である。DP-SOM ($W = 10$) AND Diff-SOM は再現率が悪いが適合率が高く、精度の高い検索を行う場合に適している。一方、Eu-SOM AND Diff-SOM は、適合率の面では劣るが、再現率が優れており幅広く類似波形を検索する場合により適している。

5. 類似検索システムにおける類似性の可変

波形の類似検索を行う場合、易動軸の歪を許容した検索を行いたい場合がある。このような検索を行う場合、DP のウインドウ幅を調整することにより、検索の類似性を可変することができる。この章では、類似性の可変に対する効果について Class03 の M 蛋白の症例を事例として取り上げる。M 蛋白の症例は、グロブリン領域に鋭い山が出現するが、その山の位置は、症例により異なる場合が多い。このような症例に対して DP が適用できるかどうかを検証する。

5.1 ウインドウ幅の可変に関する適合率と再現率

適合率と再現率は各クラスにより異なり、適合率の最良値ならびに最悪値は 100.0% と 85.7%、再現率については 100.0% と 54.6% であった。DP-SOM(ウインドウ幅 = 3) Class03 の M 蛋白のクラスに関して、適合率と再現率の結果を表 3 に示す。ウインドウ幅を広げることで再現率が改善され、検索漏れを減少させることが可能であることを示している。

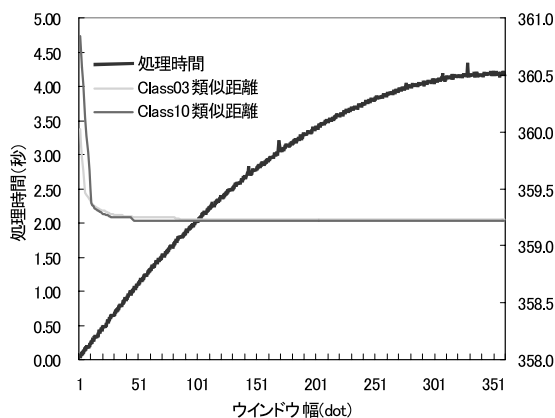


図 11 DP のウインドウ幅に対する処理時間と類似距離の関係
Fig. 11 Similarity distance and processing time with varying adjustment window of DP.

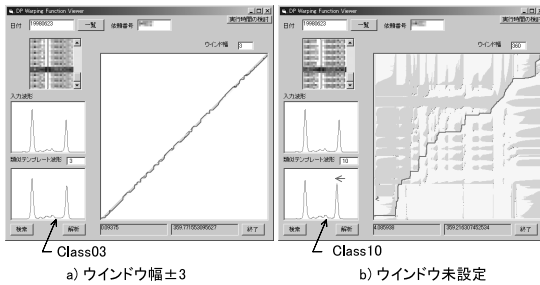
5.2 DP の処理時間

図 11 に DP のウインドウ幅に対する処理時間と類似距離の関係を示す。入力波形と 64 種類の SOM テンプレートを元に DP の距離を計算して最小距離のクラスを求めるまでの処理時間とその距離の計測結果を示した。処理環境は、PentiumIII 450 MHz プロセッサ、メモリ 192 MB、Windows2000 を用いている。横軸がウインドウ幅、左軸が処理時間、右軸は類似距離を示す。ウインドウ幅が ± 11 のとき、処理時間は 0.26 秒で、類似距離は 359.8 となり、ウインドウ幅が ± 51 以上で類似距離は変化がなくなった。この収束点は実験的によりのクラスも同様な傾向が見られた。ウインドウ幅を設定しない場合、処理時間は 4.21 秒となった。ウインドウ幅を ± 11 と設定した場合の処理時間は約 1/20 に短縮し、 ± 3 に設定した場合は約 1/40 に改善し、実用的な処理速度となった。

5.3 DP におけるウインドウ幅の可変

図 12 に、易動軸の可視化を行った結果を示す。図 12 (a) は、ウインドウ幅を ± 3 に設定した場合の結果で、図 12 (b) は、ウインドウ幅 ± 60 、すなわち、ウインドウ幅を設定していない場合の結果である。ウインドウ幅 ± 3 の場合は、入力波形と一致した Class03 が最も類似した波形と認識されたが、ウインドウ幅未設定の場合は、易動度が左にシフトした Class10 と認識されている。

図 13 は 2 つの波形を合成して比較した結果である。入力波形と、ほぼ一致する Class03 と認識されるのが理想的であるが、ウインドウ幅を未設定にすると、その近傍の Class10 と認識する。これは、易動軸に対して幅広い検索が可能であることを裏付けている。



a) ウィンドウ幅 ± 3 b) ウィンドウ未設定

図 12 ウィンドウ幅と類似性の可変

Fig. 12 Adjustment window of DP and changeability of similarity.

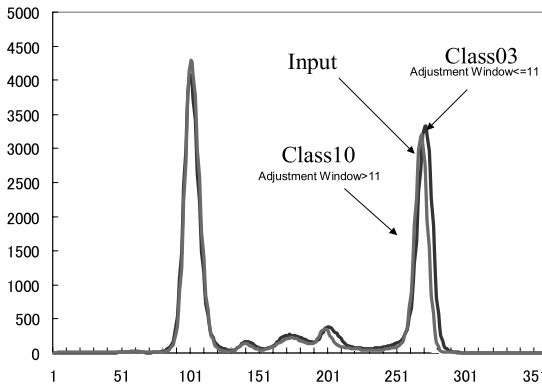


図 13 類似波形の比較

Fig. 13 Comparison of similar waveform.

5.4 ウィンドウ幅の可変に関する考察

以上の結果から、SOMのクラスタリングを行う場合はシート内易動度推定法⁷⁾の正規化誤差3ドットに相当する ± 3 に設定してSOMテンプレートを作成し、類似検索を行う場合には ± 3 から ± 51 付近までの範囲で類似性を可変できるようにした設定が最良と考えられる。

DPによる類似距離の評価は、計算に時間を要するという問題点があり、実用的な類似検索システムを構築することが困難であったが、処理アルゴリズムの中にウィンドウ幅を設定することにより、計算時間が飛躍的に改善され、実用システムとして利用可能となった。

6. まとめ

本研究では、大量に蓄積された波形データベースからの知識発見を行うための類似波形検索システムの構築を行った。波形データは、時系列的なデータ列で構成されており、類似時系列発見のためのアプローチが適用できる。本システムでは、SOMの特徴ベクトルとして、ユークリッド距離、DPによる距離、そして、入力波形を微分処理した3つの距離を適用し波形のクラスタリングを行った。さらに、検索処理において、

DPのウィンドウ幅を調整することにより、類似性の可変を可能とした。これらの特徴ベクトルにより分類されたクラスをリレーショナルデータベースで表現し、検索の目的に応じて高速に検索を行うことが可能となった。適合率と再現率の検討では、Eu-SOMよりもDP-SOMの方が良好であり、この領域では、DPを適用した方がよいことが理解できた。また、Diff-SOMと組み合わせて絞り込み検索を行うことが可能となり、さらに細かい分類が可能となった。

DPを実装する場合、計算速度の問題があるが、ウィンドウ幅を設定することにより飛躍的に処理速度が改善され、パーソナルコンピュータでも実用可能な処理速度となった。これは、データマイニングを行う対象領域のユーザにとって有利であり、今後の波形領域の知識発見に寄与すると考えられる。本研究成果は、他の波形情報分野にも応用可能である。たとえば、心電図や筋電図波形分野への適用が期待される。

参考文献

- 1) 仲川亜希, 小西 修: 自己組織化マップを用いたテキスト情報からの知識獲得, 情報処理学会データベースシステム研究会・電子情報通信学会データ工学専門委員会合同研究会, 情報処理学会研究報告, Vol.96, No.68, 96-DBS-109, pp.31-36 (1996).
- 2) 片山幸治, 小西 修: 知識発見支援のための気象画像データベースの構築, 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.40, No.SIG5 (TOD2), pp.66-78 (1999).
- 3) Frawley, C., Ranganathan, M. and Manolopoulos, Y.: Fast Subsequence Matching in Time-series Database, *Proc. 1994 ACM SIGMOD*, pp.419-429 (1994).
- 4) Kohonen, T.: *Self-Organizing Maps*, Springer (1995).
- 5) 谷 重喜, 菅野剛史: 血清蛋白泳動データの自動解析, 臨床病理, 臨時増刊特集第93号, pp.48-60 (1992).
- 6) 片岡浩巳ほか: 蛋白分画の自動パターン解析, 臨床病理, 臨時増刊特集第93号, pp.70-81 (1992).
- 7) 片岡浩巳, 佐々木匠秀ほか: 精度保証の今後の展開, 臨床病理, Vol.47, No.9, pp.823-829 (1999).
- 8) Savitzky, A. and Golay, M.J.E.: Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures, *Analytical Chemistry*, Vol.36, No.8, pp.1627-1639 (1964).
- 9) Sakoe, H., et al.: Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition, *IEEE Trans. Acoust., Speech Signal Processing*, ASSP-26, 1, pp.43-49 (1978).
- 10) Berndt, D.J. and Clifford, J.: *Using Dynamic*

Time Warping to Find Patterns in Time Series, KDD Workshop (1994).

- 11) Berndt, D.J. and Clifford, J.: Finding Patterns in Time Series: A Dynamic Programming Approach, *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.229–248 (1996).
- 12) 片岡浩巳, 小西 修ほか: 蛋白泳動波形情報のデータマイニングシステム, 日本臨床検査自動化学会誌, Vol.26, No.3, pp.170–175 (2001).

(平成 13 年 4 月 7 日受付)

(平成 13 年 8 月 1 日採録)

(担当編集委員 市川 哲彦)



片岡 浩巳 (正会員)

1960 年生. 高知大学大学院理学研究科情報科学専攻修士課程修了. 高知医科大学医学部附属病院検査部勤務, 臨床検査技師. 日本臨床検査医学会, 日本臨床検査自動化学会各

会員.



小西 修 (正会員)

1942 年生. 高知大学理学部数理情報科学科教授. 高知大学情報処理センター長 (1999 年 ~). 京都大学工学博士. データベース, 情報検索, 協調情報システムに関する研究に従事.

ACM, 電子情報通信学会各会員.
