

毛細血管画像を用いた遠隔自動病名判断のシステムの構築

鳥居大哉 金子勉 柴田義孝

東洋大学工学部 情報工学科

{torii,kaneko,shibata}@sb.cs.toyo.ac.jp

医学はこれまで治療医学から予防医学へと移り変わり、今後は予測医学へ向かうといわれている。本研究では予測医学の中でも判断の際に被験者に与える影響が少ない方法である、毛細血管の形状から被験者のかかる可能性の高い病名を予測する方法を採用し、遠隔地よりリアルタイムに専門家でなくてもある程度の病気を判別できるシステムの実現を目的としている。本研究ではこれまで、実際に臨床より得られた病気を有する人の毛細血管に関する医療画像から画像処理を行って血管像単体の抽出を行ってきた。本論文では得られた血管像から特徴を取り出すための画像処理とその知識ベース化、病名判断の方法について述べる。

System construction of remote diseases recognition from vessel images

Hiroya Torii, Tsutomu Kaneko and Yoshitaka Shibata

Department of Information and Computer Sciences, Toyo University

{torii,kaneko,shibata}@sb.cs.toyo.ac.jp

Medical science has changed from treatment medicine to preventive medicine, and will go forward to estimate medicine in the future. Our research object is to build a system that accurately recognize person's disease from capillary vessel images without complicity of medical knowledge in realtime at anywhere using network. We have made a system extracting capillary vessel of human being using various image processing from real medical images of the objective person. Here we describe a way of extracting features in capillary vessel image, establishing knowledge-base concerned with the related human diseases, and decision making of person's estimated disease.

1. はじめに

医学はこれまで、「治療医学」から「予防医学」へと移り変わってきた。しかし予防医学では個人の相違に関係なく予防対策が取られるか、全ての病気に対し予防することは不可能であると思われる。ここで、もしある特定の個人に対する「発病する可能性の高い病気」がわかれば、その病気を事前に対処することにより、発病を抑えることができるはずである。このように今後の医学では病気を予測する「予測医学」へ向かうと考えられている [1]。

そのような「予測医学」の一つに、毛細血管画像から病気を予測する方法が考えられている [1]。こ

れは多数の臨床例を基に、毛細血管の形状と後に発病する可能性の高い病気とを関連づけたもので、このような病気を示す特殊な形状を示す血管像が画像の中で占める割合によって病気を推測するというものである。表1に血管像の形状と病気との関係の例を示す。

しかし、臨床例及び病気の種類は非常に多数であり、またこれらの血管像から病気を予測できるのはごく限られた専門家にしかできない。さらにこのような医療画像は、極度のノイズのためその除去が困難であり、さらに解像度も悪く白黒の画像に限定されるといった困難な問題が多い。

形状					
特徴	正常肺係	肺係基部の開大像	連続性片による線形性	肺係一部の分枝形成	肺係脚の曲折
型名	正規	山形	片列	分枝	湾曲
示す病名	健康	血圧性	嚢性	リウマチ性	心疾患

図 1: 血管像の形状と病名の関係の例

一方、近年のコンピュータの高性能化に伴い、高速な計算が可能になり、膨大な情報量を扱う画像処理やデータベースの分野において、実用的な時間内でこれらの処理が行なえるようになった。医学の分野においても、高性能のコンピュータによる画像処理、データ処理などが実用化されてきている。

そこで本研究では文献 [1] をもとに、長い経験などで培われた毛細血管像からの病名予測を、実現化の容易性を継承しつつ、コンピュータを利用することで迅速に、正確に、またネットワークを利用することでデータを効率的に分散し、いつでも、どこにいても手軽に、医学的知識がなくともある程度の病気を判別できるシステムの構築を目標とする。

本研究ではこれまで、実際の臨床画像から血管像を抽出する処理を行って、テンプレートマッチングによる病名判断を行ってきたが、これは必ずしも形状の特徴を考慮した判断方法ではなかった [2]。そこで今回はこのようにして得られた血管像がどのような病気を示しているのかを判断するために、形状の特徴抽出の方法、またその特徴を用いた病名判断の方法を考慮し、ネットワークを利用したプロトタイプシステムの構築について述べる。

2. システム構成

あらかじめ病気を示す多数の血管画像を登録しておき、ある被験者の血管画像とこれらの登録されている血管画像とをその場で照合し、病気を判断するシステムの構築を考えている (図 2)。病名を判断するにあたって、参考文献 [1] に述べられているように、血管の形と病気に関連性を持たせ、そのような血管が血管群の中で占める割合により病気を確率的に予測する。全体的には 2 つの流れに分けて考えている。一つは病気と血管像を関連付けた知識ベースの作成の部分で、もう一つは実際に病気を判断、推

測する部分である。また、ネットワークを利用して画像をサーバに送り、結果を得ることで遠隔医療を実現できる。また必要となるデータは被験者から得られた画像数枚分のデータだけであるので、電話回線などの低速のネットワークでも実現が可能であると考えられる。

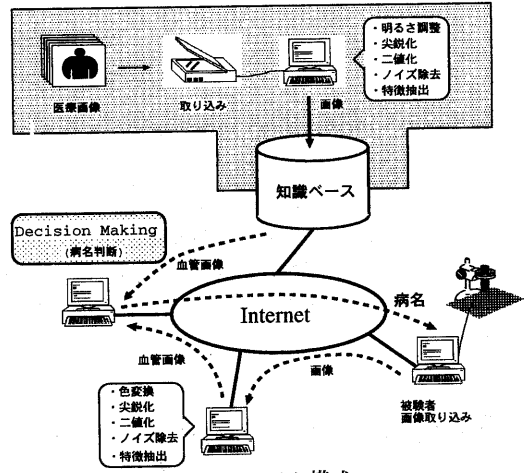


図 2: システム構成

3. 臨床画像からの血管像抽出

本研究ではこれまでに臨床画像から血管像を抽出処理を行ってきた。対象となる臨床画像は、過去から病気を示す血管像として保存されていた 256 階調グレースケールの画像と、判断の際に被験者からリアルタイムに直接得られる RGB 各 8bit のフルカラー画像である。これらの画像から血管像を抽出するために、グレースケールの画像に対してはハイパスフィルタによる尖鋭化、二値化、ノイズ除去、輪郭抽出などの処理を行う。一方フルカラー画像は色の成分に着目した尖鋭化を行い、インターレースによるノイズが現れるためその除去等を行い、グレースケ

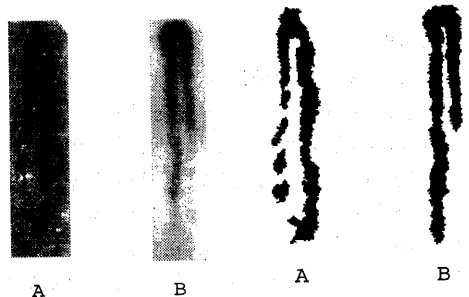


図 3: 臨床画像

図 4: 抽出された血管像

ルの画像に対する処理と同様に二値化、ノイズ除去、輪郭抽出を行って血管像を抽出する[2]。例として、グレイスケールの画像から血管像を抽出した処理の結果を図3,4に示す。

4. 特徴の抽出

病名判断の際の比較のために、血管像の形状の特徴を数量化しなければならない。また、形状の特徴として血管像の脚の途切れや消失といったものが含まれるが、これらはそのような形状に見えるだけであり、実際に途切れたり消失しているものではなく、本来の3次元の画像を2次元で表現するために現れる問題である。現段階では3次元の判断は行っていないので、特徴としては平面で表現された画像からの特徴抽出をおこなう。

また、判断の精度を上げるため、左右に反転させた血管像も同じ特徴として扱い判断する。

4.1 細線化

細線化[4]とは線画像の芯線を求める処理であり、以下のような特徴を持つ。

- 芯線の線幅は1である
- 芯線は元の線の中心にある
- 芯線において元の線の連結性が保持される
- 芯線の長さが縮退しない

細線化を実現するアルゴリズムとしては、画像の任意の点にに着目し、その4近傍にピクセルが存在するならばこれを除去可能点とし、これを図5に示すパターンとマッチした場合、そのピクセルは芯線と判断して残し、そうでなければ除去する。この処理を左上から右下に向かって行い、処理結果を元画像として除去可能点がなくなるまで処理を行う。

しかし血管像は規則性のある線画像ではないため以下のような問題点が存在する。

- 芯線が細かく途切れる箇所ができてしまう
- ノイズを伴う
- 芯線の方角を誤って幅方向に芯線が現れるひげと呼ばれる現象が起こる
- 幅の情報を失ってしまう

芯線の途切れやノイズの除去は専用のフィルタを用いて処理する。また、血管像は主に縦長の画像であるので、ひげは輪郭のノイズにより横線として現れる。そこで一定以上の長さの横線は除去することにした。この処理による芯線への影響も考えられるが、正常な血管像とそれ以外を区別するという点に

おいては影響がないと考えられる。また、ここでは形状の特徴を抽出することを第一に考え、幅の情報を用いた判断は別に行う。

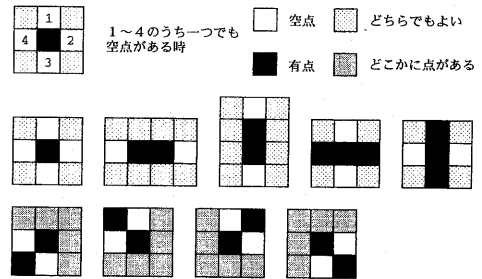


図5: 細線化を行うフィルタ

4.2 線方向識別法

細線化された画像のベクトル成分を調べるために、線方向識別法を提案する。これは線上のそれぞれのピクセルがどの方向の中の一点であるかを調べるものであり、二値の画像を利用してパターンマッチングによってベクトルの向きを決定する。

アルゴリズムとしては線上のある一点を中心とした8方向のピクセルの有無を調べ、予め用意したパターン(図6)と一致させ、ベクトル成分を調べる。それが用意されたパターンと一致すれば縦のベクトルと判断する。例えば、ある点の上下に点があれば、その点は縦成分であると判断する。

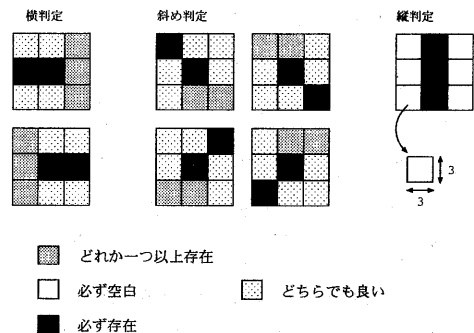


図6: 方向の判別

しかし、この方法ではノイズ除去で取り切れなかった細かいノイズや微小の傾きなどにより判別結果が変わるので、これらの影響を減らすためブロックによる判別を行うことにした。9x9のブロックを3x3のサブブロックに分けた状態で、サブブロック中にピクセルが存在すればそのサブブロックを「有」とし、そうでなければ「無」としてパターンマッチ

ングを行う。このサブブロックは大きすぎれば形状の情報を欠落してしまうので3x3の大きさにした。

こうすることで線上のすべてのピクセルに対し方向が割り当てられるので、縦方向の個数などを調べることができる。

4.3 特徴パラメータ

幅、高さ、またはそれらから導き出される比率などを特徴として数量化して判断し、また他の方法と組み合わせて用いることで分類の作業ができると考えられる。しかし、特徴点の種類、位置、必要な数などの決定が問題となる。

現在血管の両脚の関係、すなわち山型、錘型等を判別することで、正常な血管像と異常血管像とを識別することを考えている。この判別を行うために細線化処理を行った画像を用いて両脚間の幅を測定することにした。なお実際に用いる血管像は平面な画像のため、3次元で見た場合の傾きにより実際の幅と差が生じてしまう可能性がある。しかし現段階では3次元の判別は考えていないので、平面で表現された時の血管像の幅を値として用いる。

形状の判断では図7のB.に示すように3箇所測定し、例えば $a < b$ ならば山型であると判断できる。しかし、さきに述べた通りこの3点をどのように決定するか困難である。そこで全ての両脚間の幅を測定し、全体を3等分し、それぞれのブロックの平均値を用いることとした。

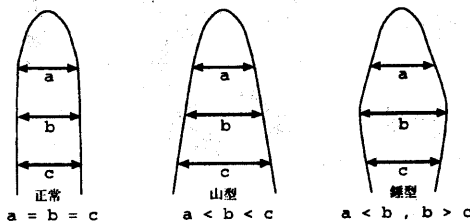


図7: 幅による判別の例の例

幅を求めるアルゴリズムは、同じ高さの線上で左右から走査し、はじめに交差したピクセル間の距離を幅とする。したがって片方の脚が切れていた場合は幅は測定できず、ノイズがあった場合はおそらく幅よりも大きな値を表してしまふ。

また、属性値として幅を用いる際、特殊な血管像の中には途切れたように見えたり脚が1本のように見えることがある。また血管像抽出の画像処理の精度が良くないために、幅の情報を得ることができな

いという問題が発生する。そこで、見えている部分から間の欠けた部分を埋めていくことで幅を補完することにした。

補完は図7に示すように幅が0の前後の幅を用いて幅を決定するものである。

$$wide = a + \frac{b-a}{gap-i}$$

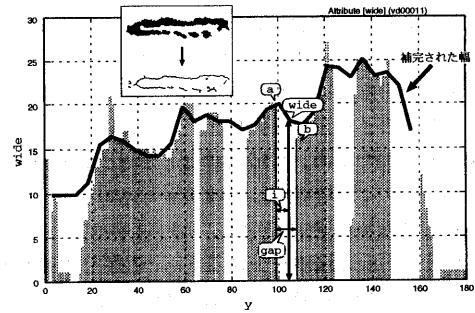


図8: 血管像の幅と補完の例

5. 病名判断の処理

5.1 線方向識別法による判断

正常な血管像は2脚が縦の直線であることが分かっているので、縦のベクトルの分布を調べることによって正常か否かの判断が可能になる。横軸に画像のx座標、縦軸に縦ベクトルの個数を示すグラフを求めた場合、正常な血管像であれば2箇所にて極大値ができるはずである。そこで

- 細線化された血管像の縦横比が一定以上、すなわち縦型である。
- 縦ベクトルの頻度グラフで一定以上の極大値が2つある。
- 上記極大値付近での縦ベクトル以外の頻度が、縦ベクトルの頻度に比べて十分低い。

という条件を満たしたものが正常な血管像であると判断することにする。

方法としては血管像の高さの1/2の位置の左右の脚の芯線から中心値を求めこれを血管像の脚間の中心値とし、その位置の左右でそれぞれ直線を示す頻度の最大値を求め、これを極大値の値とする。つぎに上で述べた条件を満たすかどうか判断する。

一方、入力された血管像の線方向識別法による横軸を血管像のx座標、縦軸を縦方向の頻度グラフとしたグラフと近い頻度グラフのものを知識ベースから選出し、グラフが類似していれば同じ特徴を持っているとし病名を判断する方法も考える。グラ

フの類似性は、実際にグラフを重ね合わせた面積により、重なった面積が多ければ形状の特徴が類似しているとみなす。面積はそれぞれの x 座標における頻度で重なっている部分、すなわち値の少ない方を合計することで行う。

実際の重ね合わせでは何処を基準にして重ね合わせるかが問題である。ここでは面積から中心を求め[2]、その中心に合わせることで判断することとした。しかし、血管像の中心とは厳密に定義されたものではなく、画像処理の課程により正確な中心値を得るのは困難である。そこで、グラフの重ね合わせには片方を左右にずらした状態でも測定し、その中で一番大きな値を採用することにした(図9)。

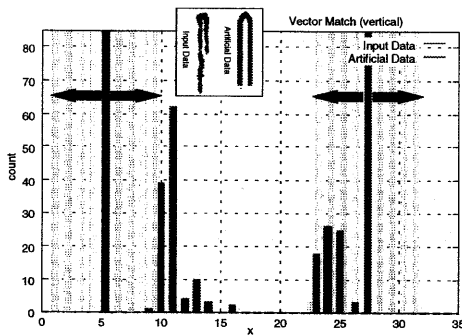


図9: グラフによる線方向識別

5.2 特徴パラメータ(幅)による判断

あらかじめ決定された血管の太さ、脚の広がり率などの特徴を調べ、その値に近いものを知識ベースから選び、病名を判断する(図7)。現段階では属性値として幅を用い、血管像上の幅3点を用いてその3点の関係に閾値を設けて判断を行う。

前述のように閾値を用いるのではなく、病気を示す血管像の幅を血管像の y 座標とその座標における幅をグラフ化して知識ベースに登録し、実際の判断ではこのグラフの類似性から判断を行う方法も考える。アルゴリズムとしては線方向識別方による判断と同様の処理を行い、グラフの重ね合わせにより判断を行う。この場合基準は中心値ではなく頂点を用いる。

5.3 ニューラルネットワークによる判断

文字認識などにパターンマッチングとして利用されるニューラルネットワークを、特殊な形状の血管像の分類に利用する。パーセプトロンのモデルを用

いて、特殊な形状の血管像の入力に対する出力が大きい値を示すように学習させ、正規型、山形、鋸型などに分類し判断もしくは他の判断の前処理としての分類作業を行う。

パーセプトロンの学習にはバックプロパゲーションアルゴリズムを用いる。はじめに正常な血管像を期待出力 1 として学習させ、正常な血管像と異常血管像を区別する。このようにして学習されたパーセプトロンに被験者からの画像を入力し、その出力が大ききな値であれば正常であると判断する。また同様に特殊な形状の血管像を学習させることでいくつかの形状のクラスに分類し判断する。

5.4 総合判断の方法

病名判断ではこれまでに述べた判断結果を識別ツリーなどで分類し判断する。例えば線方向識別法で正常、異常血管像かどうかを判別し、異常血管像だった場合にはさらにテンプレートマッチングで判断するなどの方法が考えられる。

また、それらを総合して、どの病気が全体のどの程度を占めているかを計算する。これは血管像が示している病名を全てリストアップし、可能性の高い病名順に並べ換えを行うことで処理する。また、その割合によって総合的な健康状態を導き出す。例えば癌を示す血管像が一番多く現れたとしてもそれが全体の1割であれば「問題無し」と判断し、8割を超えれば「異常あり」とする。また、判断結果の内訳により総合判断結果を導き出す必要がある。

6. ネットワーク部の作成

システムをインターネット上でサーバ/クライアント形式に機能分散することで時間的、位置的透過性を実現することができる。そこで病名判断システムを

- 顕微鏡を有し、これにより血管像をキャプチャしてサーバに送り、得られた結果を表示するクライアント
- クライアントより送られて来た画像から血管像を抽出し、知識ベースのデータを用いて病名を判断しクライアントへ通達するサーバ

に分けることにする。

データの欠落を避けるために、転送には信頼性のあるTCP/IPを用いる。またダイヤルアップ回線による接続を想定すると、長時間接続するのは通信コストの面より避けるべきであり、この場合、転送

前に画像を圧縮し、判断に処理時間がかかる場合は一度接続を絶つことも考えられる。

7. 知識ベースの構築

血管の形状の特徴と病気とを関連づける知識ベースを作成する。ここでは特徴として、(1)抽出された血管像、(2)細線化された画像、(3)血管像の幅、(4)血管像の高さ、(5)血管像の中心値、(6)線方向識別法による縦ベクトル成分、(7)線方向識別法による縦以外ベクトル成分、(8)補完された幅、(9)ブロック化された幅を登録する。

8. GUIの作成

クライアントでの操作を容易にするために、GUIの作成を行った。GUIの作成にはTcl/Tk言語を用いた[6]。また、Tcl/TkでTCP/IPによる通信を行うためにいくつかのコマンドを追加した。

ここでは、名前、年齢、性別の入力を行うことができ、実行ボタン一つで判断が行えるようになっている。結果としてサーバから抽出された血管像と関連する病気、また総合判断が表示される(図10)。

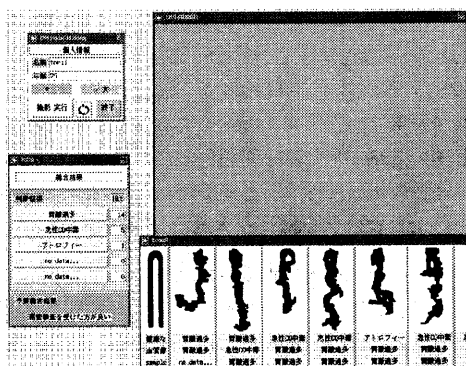


図10: 実行例

9. 実行結果

病名判断として、線方向識別法、幅を用いた判断を用いて、知識ベースに登録してある血管像と同じ血管像を入力すると、その血管像と認識することを確認した。しかし現在はまだ知識ベースに十分な数の血管像は登録されていないので正しい判断ができていないかの評価は行っていない。また総合判断はまだ実装されていない。

プロトタイプ環境と5回平均の処理時間を図11に示す。ここでのデータ転送ではEthernetを用いている。また、病名判断の部分では、今後知識が増

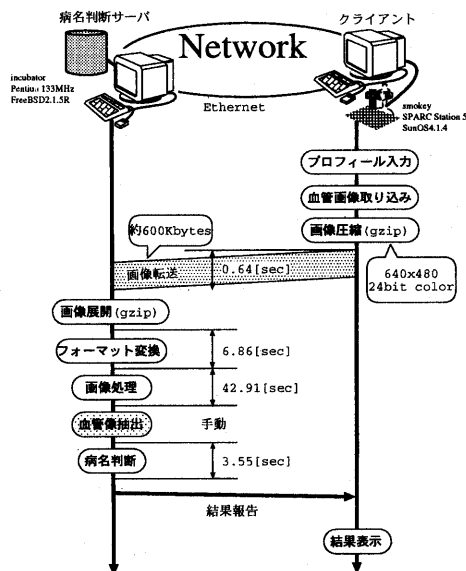


図11: プロトタイプと実行時間

えるごとに時間がかかることが予想される。

10. まとめと今後の課題

本研究でこれまで行ってきた臨床画像から抽出された血管像に対して、形状の特徴を抽出するために、細線化の処理を適用し、判断のために線方向識別法を提案した。また、特徴パラメータとして幅に着目し、これによる判断も行えるようになった。さらに処理をクライアントとサーバに分け、血管画像の入力用としてGUIを導入し、実際のサービスのプロトタイプを作り上げることができた。全体として、処理は1,2分で完了できるので、十分に実用化が可能と思われる。

今後の課題としては、これらの結果から総合的な判断を行う方法、知識の増加、などが挙げられる。

参考文献

- [1] 小川 三郎:「毛細血管像と臨床」, 鳥海書房, 1994.
- [2] 鳥居大哉, 柴田義孝; 毛細血管画像を用いた遠隔自動病名判断の方法の研究, 情報研報 DPS-80, Vol.97, No.13, pp.157-162, 1997.
- [3] 八木 信行, 井上 誠喜, 他, “C言語で学ぶ 実践画像処理”, オーム社, 1992.
- [4] 田村秀行:電子技術総合研究所研究報告, 835, 1983.
- [5] 桐谷 滋:「ニューロコンピュータ」, 技術評論社, 1989.
- [6] John K. Ousterhout(西中 芳幸, 石曾根 信 訳):「Tcl&Tk ツールキット」, SOFTBANK, 1995.