

光アナログ演算を用いた実用的画像処理

橋 本 武

筆者らのグループでは、光アナログ演算の実用可能性を示すことを主眼に置いた研究開発を続けているが、以下に最近の成果を示す。

試作したシステムは、feature extractor (FE) で複数の特徴抽出画像を得、これに認識精度向上のためのデータ変換を加え、neural network (NN) に入力して認識処理を行うものである。このシステムの概要を図1に、また光学系部分の写真を図2に示す。

図1の上半分に示す FE は、多重フーリエ変換光学系¹⁾を基本構成としている。筆者らのシステムでは、画像入力手段として電気アドレス型の spatial light modulator (SLM) を用いているため、その画素の規則的な繰り返し構造が2次元の回折格子として働き多重化が行われる。特徴抽出用のフィルターには、特定スケール（解像度）で特定方向の形態情報を選択的に抽出する Gabor フィルター²⁾を用いる。実際には、比較的強度の均一な 3×3 の多重化部分を利用し、そのうちの周辺8領域に、同一スケールで 22.5° ずつ異なる方向の特徴を捉える Gabor フィルターを配置する。さらに、入力画像の大きさを時系列に4回に分けて変化させることでスケールを擬似的に変化させ、8方向4スケールの合計32種類の特徴抽出画像を得る。

図1の下半分に示すのが、学習および認識を行う NN の部分である。NN の学習には、Kohonen の提案した self-organizing feature map (SOM) による素子群の作成と、learning vector quantization (LVQ) による教師付き学習を用いている³⁾。SOM および LVQ では、入力層に与えられる入力ベクトルと、マップ層に形成される素子群がもつ重みベクトルとの類似性を内積値で判定する。今回はこの内積演算を、ベクトルを2次元に展開して演算するベクトルマトリクス演算器により光で行う。

この光アナログ演算による内積演算は、一般的に演算精度が低いので、実用的なアプリケーションで対象となる複雑な画像を精度よく計算するためには工夫が必要である。特に、現状の SLM は十分な階調表現ができないため、計

算に必要な階調数を削減することが必要である。また、今までほとんど考慮されていなかったが、正規化およびノルム成分の付加が不可欠である⁴⁾。今回のシステムでは、FE により抽出された32種類の特徴抽出画像から、同一位置の画素値を1画素単位で読み出して32次元のベクトルとしたものに、上記条件を満足するデータ変換を加えて16次元のベクトルに加工した上で NN に入力する。NN では、この入力ベクトルの成分が LED アレイの発光強度で、

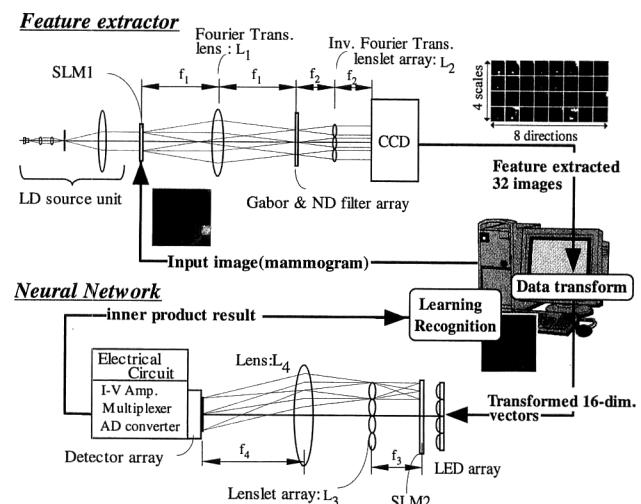


図1 試作システムの概略構成図。

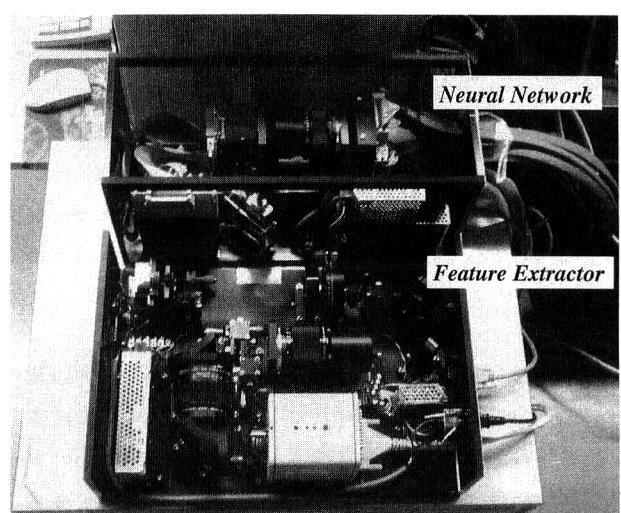
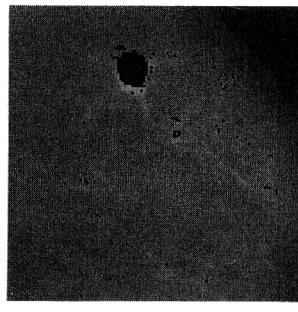


図2 試作システムの光学系部分の写真。

オリンパス光学工業(株)アドバンストテクノロジーサーチセンター(〒192-8512 八王子市久保山町2-3)
E-mail: ta_hashimoto@ot.olympus.co.jp



(a)



(b)

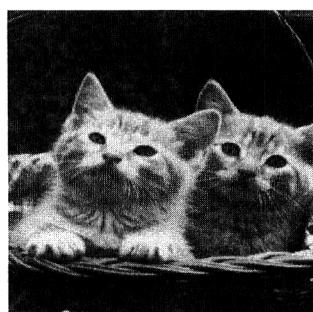
図3 マンモグラムから腫瘍状病変部を関心領域として抽出するアプリケーションを、試作システムで行った結果の一例。(a) 原画像、(b) 認識結果。(b) 中の明るいプロット点は正確に病変部を抽出した部分。暗いプロット点は正常部を病変部と見誤った部分。

重みベクトルがその直後に配置された SLM の透過率でそれぞれ表現される。さらにはレンズアレイとレンズからなる多重光学系によりこれらの内積演算が行われ、ディテクターアレイとその後ろの電気回路で演算結果が検出されコンピューターに送られる。コンピューター内では、SOM および LVQ の更新則がソフトウェアで実現されており、学習時には計算した内積演算結果に基づいて重みベクトルを更新する。さらに認識時には、学習過程で獲得した重みベクトルを固定して、計算された内積演算結果より 1 画素単位で認識を行う。

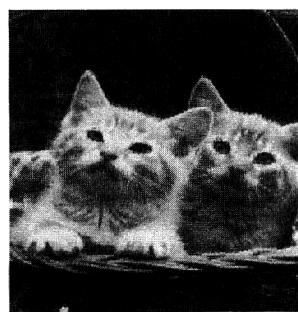
次に、本システムを用いた実験結果を紹介する。まず、女性の乳がん診断用の X 線画像であるマンモグラムから、腫瘍状病変部を関心領域として抽出するアプリケーションへの適応例を示す。実験に用いた画像は、英国 MIAS データベースからピックアップした 20 枚の画像である。実験では、まず半分の 10 枚の画像を用い、SOM 10,000 回、LVQ 20,000 回の学習を行った。続いて 20 枚すべての画像について認識実験を行った結果、画像中に含まれる腫瘍状病変部位は 20 枚ともすべて見落とさず認識した。図3に処理の一例を示すが、良好に病変部が抽出されている。認識精度も、コンピューターによるシミュレーション結果とほぼ一致する精度を達成できた。

次に、本システムの NN 部分とほぼ同様な構成をもつ、別の試作システムにより画像圧縮を行った結果について紹介する。図4にその結果の一例を示す。原理的なブロック歪みは多少発生しているが、良好な再構成画像が得られた。詳細は参考文献に譲るが、ここでも画像の処理ブロックごとに画素値の平均を求め、これを各画素値から引くことにより必要な階調数の削減を行い、さらに正規化を行って内積演算の精度を向上させている⁵⁾。

これらのアプリケーションを光で行うメリットはやはり



(a)



(b)

図4 画像圧縮のアプリケーションを別の試作システムで行った結果の一例。(a) 原画像、(b) 圧縮・再構成結果。

高速性にあると考えている。処理速度に関しては、本試作システムでも FE の部分は、その高速性から世界的に多用されている DSP ボードである Genesis より 1 行、400 MHz の Pentium® より 2 行高速である。これらの速度を決めている要因はコンピューターとのインターフェイス部分であり、改良によりまだ速度の向上は可能である。具体的な改良点やその他の応用分野については、Litton Data Systems の MROC™⁶⁾、Lockheed Martin Astronautics の Fifth Generation Processor⁷⁾、Essex Corporation の ImSyn™⁸⁾等の研究成果を参照されたい。PCI 等最新のコンピューターインターフェイス、FPGA を用いた高速プログラマビリティ、光であることを意識させない GUI 等、実用的な光システムの構築を目指した精力的な研究開発が行われている。また応用についても、軍事目的に留まらず、工業や医用分野への展開にも積極的であり、多くの知見が得られるはずである。

文 献

- 1) K. Hamanaka, H. Nemoto, M. Oikawa, E. Okuda and T. Kishimoto: Appl. Opt., **29** (1990) 4064-4070.
- 2) Y. Li and Y. Zhang: Opt. Eng., **31** (1992) 1865-1885.
- 3) T. Kohonen: *Self-Organization and Associative Memory*, 3rd ed. (Springer-Verlag, Berlin, 1989).
- 4) M. Terashima, F. Shiratani, T. Hashimoto and K. Yamamoto: Opt. Rev., **3** (1996) 414-417.
- 5) T. Hashimoto, I. Fukushima, M. Namiki and K. Yamamoto: Opt. Rev., **5** (1998) 152-157.
- 6) J. P. Karins, S. A. Mills, J. R. Ryan, R. B. Dydyk and J. Lucas: Proc. SPIE, **3073** (1997) 128-137.
- 7) S. D. Lindell, B. D. Bock, W. B. Hahn, D. R. Homan and G. L. Shapiro: Proc. SPIE, **3073** (1997) 138-155.
- 8) T. M. Turpin, P. Woodford, C. Price, J. Lafuse, S. Evanko and L. Phillips: Proc. SPIE, **3073** (1997) 178-184.

(1998 年 8 月 29 日受理)