

大腸内視鏡画像のタイプ識別に適した SVM の FPGA 実装

岡本拓巳^{†1}, 小出哲士^{†1}, 清水達也^{†1}, 杉幸樹^{†1}, Anh-Tuan Hoang^{†1}, 佐藤光^{†1}
 玉木徹^{†2}, Bisser Raytchev^{†2}, 金田和文^{†2}, 吉田成人^{†3†1}, 三重野寛^{†3}, 田中信治^{†4}

近年の大腸ガン患者数の増加に対して、本研究では病状を定量的に評価し医師の診断を支援する大腸 NBI 拡大内視鏡画像診断支援システム (**eCAD** システム) の実現を目指している。本稿では、**eCAD** システムの処理モジュールである、大腸 Narrow Band Imaging (NBI) 拡大内視鏡 Full HD (1920×1080 pixel) 画像に対して、局所特徴量から病理タイプを識別する、Support Vector Machine (SVM) を用いたタイプ識別部の FPGA 実装について述べる。実装の結果、**eCAD** システム全体でスループット約 16 fps, レイテンシ約 61 msec (動作周波数 100 MHz) での動作見積りが得られ、医療現場からの要求性能 (スループット 1~5 fps, レイテンシ 1 秒以下) を満たすことが可能であることを示す。

Effective Implementation of SVM in the FPGA for Type Identification with Colorectal Endoscopic Images

TAKUMI OKAMOTO^{†1} TETSUSHI KOIDE^{†1} TATSUYA SHIMIZU^{†1}
 KOKI SUGI^{†1} ANH-TUAN HOANG^{†1} HIKARU SATO^{†1}
 TORU TAMAKI^{†2} BISSER RAYTCHEV^{†2} KAZUFUMI KANEDA^{†2}
 SHIGETO YOSHIDA^{†3†1} HIROSHI MIENO^{†3} SHINJI TANAKA^{†4}

With the increase of colorectal cancer patients in recent years, the needs of quantitative evaluation of colorectal cancer are increased, and the Computer-Aided Diagnosis (CAD) system which supports doctor's diagnosis is essential. Our goal is to develop a CAD system for colorectal endoscopic images with Narrow Band Imaging (NBI) magnification findings. We call the system "**eCAD** system". In this paper, we introduce an implementation for FPGA of type identification module which includes Support Vector Machine (SVM) architecture for the **eCAD** system. As an estimation result, we predict that the system possible real-time processing on throughput about 16 fps and latency 61 msec. at 100 MHz. This means that the system satisfies the requirement from clinical doctors (processing speed : 1-5 fps, latency : less than 1 sec.).

1. はじめに

近年、国内外において大腸ガンの罹患数は年々増加傾向にある。しかし、大腸ガンは早期ステージで発見、治療ができれば完治はほぼ可能である。そのための大腸内視鏡検査方法として、NBI (Narrow Band Imaging) システムを用いた、大腸拡大内視鏡による画像検査が行われている。大腸 NBI 拡大内視鏡診断では、医師が大腸内壁の血管等の微細模様構造から腫瘍の有無やガン深達度を診断する。この診断を行う医師には専門知識と経験が必要となり、診断できる医師に限られる。

そこで、コンピュータ画像解析を用いた症状の客観的な判断による診断の正確度向上や、定量的な指標による若手医師に対する教育支援を行うことが可能なコンピュータ診断支援 (Computer-Aided Diagnosis : CAD) システムが必要とされている。我々研究グループでは、広島大学病院の提唱する NBI 拡大所見分類 [1]に基づき、大腸内視鏡画像を図 1 に示すように 3 タイプ (Type A, Type B, Type C3) に分

類する大腸 NBI 拡大内視鏡画像診断支援システム (**eCAD** システム) の実現を目指している。**eCAD** システムに求められる医療現場からの要求性能として、(I) 高速性と即応性 (スループット 1~5 fps かつ、レイテンシ 1 秒以内)、(II) 高識別精度 (腫瘍部位か、あるいは非腫瘍部位であるかの診断結果が、医師による診断結果と 90% 以上一致すること [2]) が求められている。これまでに我々研究グループはソフトウェア実装による **eCAD** システムを開発しており、大腸 NBI 拡大内視鏡画像中央の 120×120 pixel 領域に対し処理速度 14.7 fps を達成し、正診率約 97% を達成している [3]。

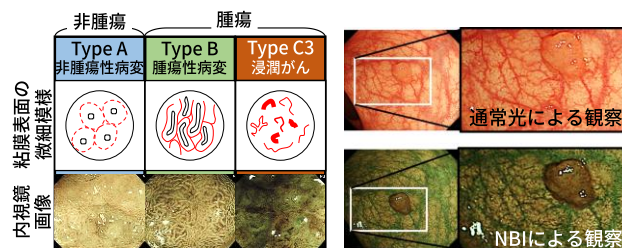


図 1. NBI 拡大所見分類 (広島大学病院提唱) [1].

†1 広島大学 ナノデバイス・バイオ融合科学研究所
 Research Institute for Nanodevice and Bio Systems, Hiroshima University
 †2 広島大学 工学研究院
 Graduate School of Engineering, Hiroshima University

†3 JR 西日本 広島鉄道病院 消化器内科
 Department of Gastroenterology Hiroshima General Hospital of
 West Japan Railway Company
 †4 広島大学大学院 歯歯薬保健学研究所 内視鏡医学
 Department of Endoscopy and Medicine Graduate School of Biomedical and
 Health Science, Hiroshima University

2. リアルタイム内視鏡 Full HD 全画面識別

eCAD システムの次段階として、全画面識別への拡張によって画像内に複数タイプが混在する場合や、画像中央領域外に腫瘍が存在する場合への対応が挙げられる。ソフトウェア実装による **eCAD** システムを単純に Full HD (1920 × 1080 pixel) の内視鏡画像に適用した場合、120 × 120 pixel の領域 (Scan Window : SW) を 10 pixel 間隔でスキャンすると、1 画像の処理時間は (1SW の処理時間) × (全画面識別に必要な SW 数) = (1/14.7 fps) × (17,557 個) ≒ 20 分となるため、ソフトウェア実装による **eCAD** システム全画面識別では医師からの要求性能である (I) 高速性と即応性が実現できない。そこで本研究ではリアルタイムで医師の診断を支援するため、**eCAD** システムのハードウェア実装を行う。このため、高速な処理を実現するために、ソフトウェア向けのアルゴリズムをハードウェア向けアルゴリズムに改良する必要がある。図 2 に示すように、**eCAD** システムの主要モジュールとしては、(1) 特徴抽出部 [4]、(2) 特徴変換部、(3) タイプ識別部があり、(1) の FPGA 実装では約 21 msec. を実現 [5]、(2) では約 60 msec. の処理速度 [6] を実現している (いずれも 100 MHz)。

特に本稿では、(3) タイプ識別部の FPGA ハードウェア化について議論し、Support Vector Machine (SVM) を用いたタイプ識別アーキテクチャを提案する。更に全画面識別において課題となる、SW サイズの大小に見られる処理速度と識別精度のトレードオフ解消を目指し、複数サイズの階層的検出ウィンドウを用いたタイプ識別手法のハードウェアアーキテクチャを提案する。また、ターゲットとする FPGA は Altera 社製 Stratix IV (EP4SE360F35C2) を想定している。ターゲット FPGA の搭載機能である Digital Signal Processing (DSP) ユニットを用いた、18 × 18 bit の積和演算の上限数は 1,024 個である。DSP を用いた処理の並列度と処理速度のトレードオフもシステムの他のモジュールでの使用数も含めて考慮していく必要がある。

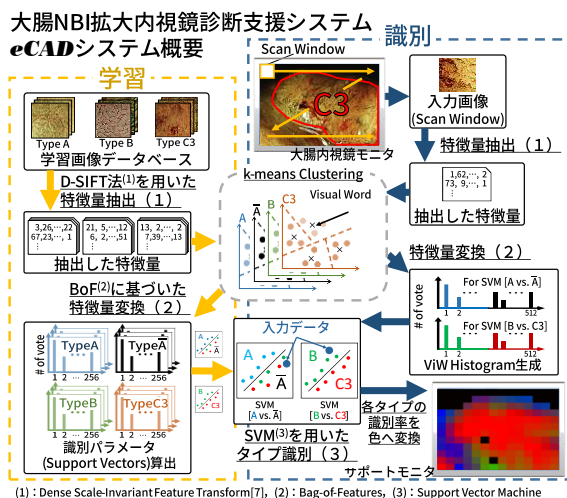


図 2. **eCAD** システム処理フロー概要。

2.1 複数病理タイプや複雑な形状が存在する内視鏡画像の全画面識別に見られる課題点

eCAD システムによる内視鏡画像の全画面識別、そして医師への病理部位箇所の提示による診断支援の実現には、Scan Window (SW) と呼ばれる領域による内視鏡画像のラスタスキャンが必要となる。この際、患部の形状は SW のそれに沿ったものではないため、SW 内に病理タイプが複数混在してしまうことや、複雑な形状を持つ病理タイプの領域の識別が難しいことがシステムの解決すべき課題として挙げられる。

このような課題解決のためには、**eCAD** システムの全画面識別において用いる SW サイズの大小には、識別精度と分解能にトレードオフの関係を考える必要がある。小さい SW サイズによる全画面識別を行った場合、高い分解能の識別結果を得ることができるが、SW 内の特徴点数が少ないことから、全画面識別の識別精度は SW サイズが大きなものに比べて低くなってしまふ。SW サイズが大きい場合にはその逆の性質が見られ、SW 内の特徴点数が多いことから識別精度は高くなるが、全画面識別結果の分解能は低くなってしまふ (図 3)。

加えて、SW サイズの大小によって前段モジュールである特徴変換部での処理時間が異なることも分かっている。処理時間の観点からは、小さい SW サイズ (例えば 60 × 60 pixel) に比べて、大きい SW サイズ (240 × 240 pixel) は処理時間が 20 倍程度かかってしまふ。

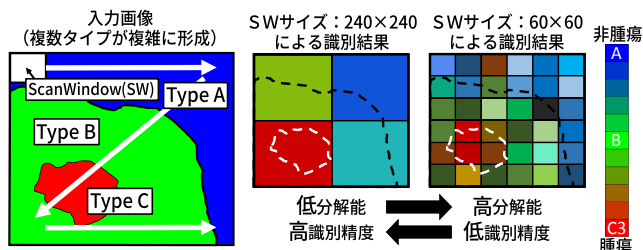


図 3. 全画面識別で用いる SW サイズに見られるトレードオフ。

2.2 階層的タイプ識別による内視鏡画像の全画面識別

このトレードオフ解消のため、単一の SW サイズを用いるのではなく複数の SW サイズを組合せて識別を行う階層的タイプ識別手法の基本コンセプトを提案している [8][9]。その概要を図 4 に示す。

階層的タイプ識別手法では、Scan Grid という任意の SW サイズを基にラスタスキャンし特徴抽出を行う。次に、Scan Grid から得た特徴量を組み合わせて特徴変換することにより、より大きなサイズの SW の VW ヒストグラムを得る。それらを基にタイプ識別部では、SW サイズ毎の大きさに切り取った画像で学習を行い、学習結果を用いてタイプ識別を行う。これによって、上述の識別精度と分解能のトレードオフを解消することができる。

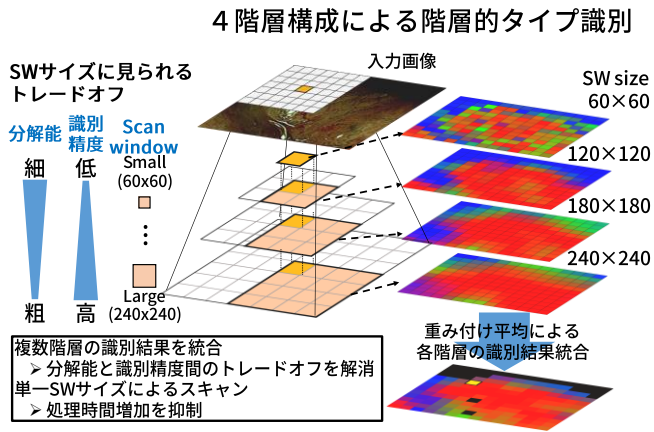


図 4. 階層的タイプ識別手法コンセプト.

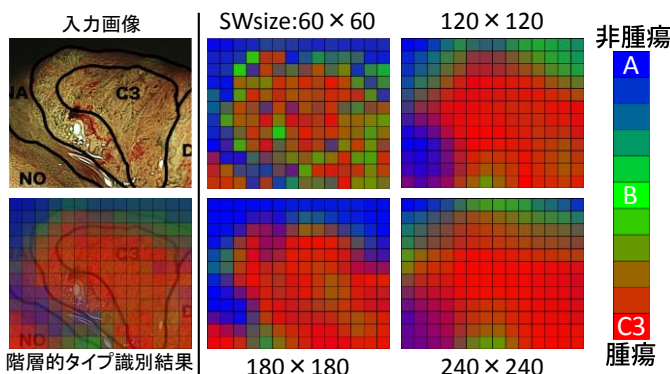


図 5. 実際の内視鏡画像に対する 4 階層構成による階層的タイプ識別手法適用例.

図 5 に実際の内視鏡画像に対して提案手法を適用した場合の全画面識別結果を示す. 階層的タイプ識別手法を適用した出力画像の方が, 単一階層で識別した結果よりも正確に病理部位を捉えられていることが確認できている.

3. SVM を用いた病理タイプ識別

3.1 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) は, 2 タイプ識別を行う分類アルゴリズムである[10]. SVM は教師あり学習により, 識別空間において正と負の 2 タイプの距離 (マージン) が最大となるような識別超平面を生成する. 入力データが識別超平面のどちら側に位置するかどうかを識別関数値の正負によって判断する.

本研究における SVM は 2 クラス識別器であるため, 識別対象となる 3 クラスの識別には複数の SVM が必要となる. 本研究における SVM での識別関数を式(1)に示す. 式(1)は入力データである特徴変換部の出力である VW ヒストグラムデータ \vec{x} がクラス Y とクラス Z のどちらに近いかに計算する (Y vs. Z) クラス識別器の例である.

$$d_{Y,Z}(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{N_Y+N_Z} coef_i \times (\overline{sv}_i \cdot \vec{x}) + \rho_{Y,Z} \quad (1)$$

ここで, \overline{sv}_i は学習時に求められるサポートベクトル (Support Vector : SV) であり, 識別超平面を構成する. 本研究において, \overline{sv}_i 及び \vec{x} は 512 次元ベクトルである. また, $coef_i$ は各 sv の係数, $\rho_{Y,Z}$ は識別器の係数であり, 学習時に求められる. また, N_Y, N_Z はクラス Y とクラス Z の SV の数である. $(\overline{sv}_i \cdot \vec{x})$ はカーネル関数と呼ばれ, 入力空間を高次元特徴空間に写像することで線形分離不可能な問題にも適応が可能になる関数である (カーネルトリック) [10]. 大腸 NBI 拡大内視鏡画像認識において, SVM のカーネル関数の違いによる認識率の差は 2~3% であることが検証されている [3]. そこで, 本研究ではハードウェア実装において計算コストの小さな, 積和演算を行う Linear kernel (線形カーネル) を採用している. 上述したように, 本システムでは高次元特徴量を取り扱うため, 積和演算を多並列に行うことで高速化を図る必要がある.

本稿では, $(\overline{sv}_i \cdot \vec{x})$ の積和演算を同時に処理するための DSP ユニット並列数のことを並列度と定義する.

3.2 臨床データからの内視鏡画像データベースの構築

eCAD システムにおける学習には, 共同研究機関である広島大学病院から提供される臨床データである, 大腸 NBI 拡大内視鏡画像を画像データベースとして用いている. 画像データベースは, 図 6 に示すような順序を経て構築される. まず, 専門医による大腸内視鏡による診察が行われ, 患者の同意を得た上で, 病理タイプに該当する箇所の画像が臨床データとして収集される.

次に, 熟練した医師により, 収集された臨床データから 3 タイプそれぞれの特徴が明確に確認できる部位を切り出す. このようにして切り出された画像を蓄積し, 画像データベースとして構築する. 画像データベースは eCAD システムにおいて学習, 及びシステムのテストを行う際に用いられる.

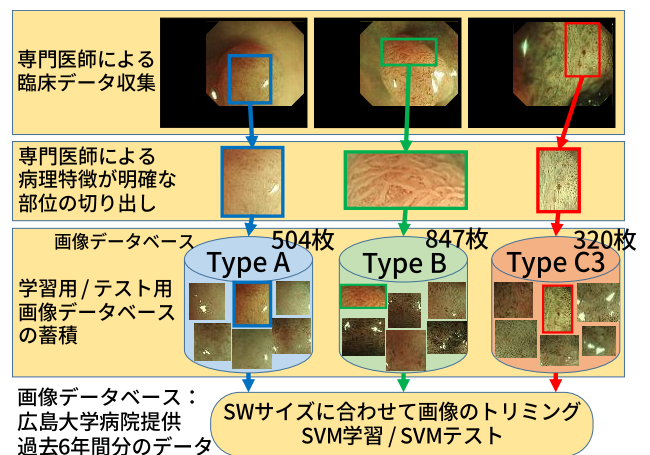


図 6. 本研究で用いる画像データベースの構築フロー.

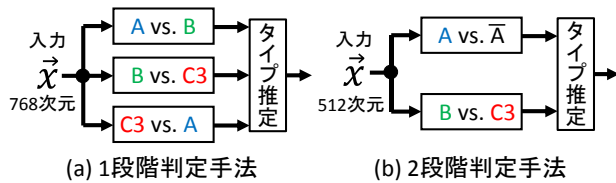


図 7. 3 タイプ識別器.

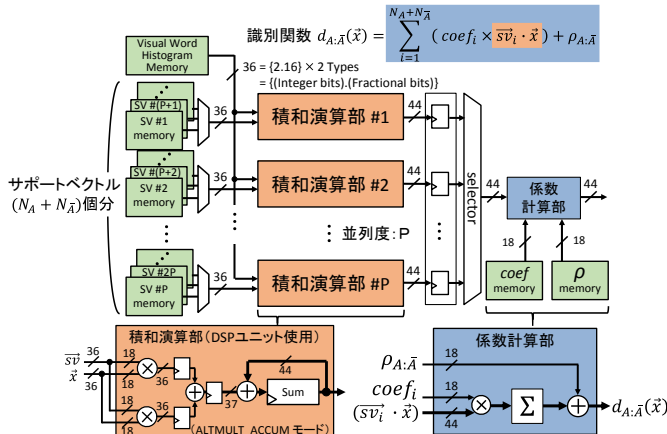


図 8. SVM 識別関数計算アーキテクチャ.

3.3 ハードウェア実装に適した 3 病理タイプ識別

2 クラス識別器である SVM を用いて 3 クラス (3 タイプ) 識別を行うため, 本研究では一般にソフトウェア実装で用いられる 1 段階判定手法ではなく, 2 段階判定手法による 3 タイプ識別を提案している. 1 段階目で Type A と Type B 及び C3 の識別を行う. 1 段階目は言い換えれば, 非腫瘍と腫瘍の識別に相当し, 医療現場からの要求に対して十分実用に足る正答率 96% が得られることがシミュレーションにより明らかになっている (図 7). 次に 2 段階目で Type B と Type C3 の識別を行う. このような 2 段階判定手法を採用することで, 1 段階判定手法と比べて識別精度を維持しながら, ハードウェア実装の回路面積の削減が可能, かつ, Support Vector (SV) の数も削減可能であり, 処理速度の向上も実現できる [11].

4. SVM の識別関数計算アーキテクチャ

SVM によるタイプ識別では式 (1) に示した識別関数を計算し, その正負により識別を行う. その際に使用する学習時に得たサポートベクトルはそれぞれ, 512 次元ベクトルで表現される. 識別関数計算アーキテクチャを図 8 に示す. サポートベクトルと, システムオンライン時に作成した VW ヒストグラム (512 次元) との積和演算は DSP ユニットにより並列に計算し (積和演算部), 係数 $coef_i$, $\rho_{y,z}$ との積和演算を経て (係数計算部), 識別関数計算終了となる.

識別関数計算のタイミングチャートを図 9 に示す. 積和演算部それぞれで, 積和演算が並列に行われ, サポートベクトル \bar{sv}_i と \bar{x} との積和演算が 256 クロックで完了する. 残り全てのサポートベクトルも同様にメモリから読み込まれ, 積和演算が行われる. 同時に係数計算部では, 積和演

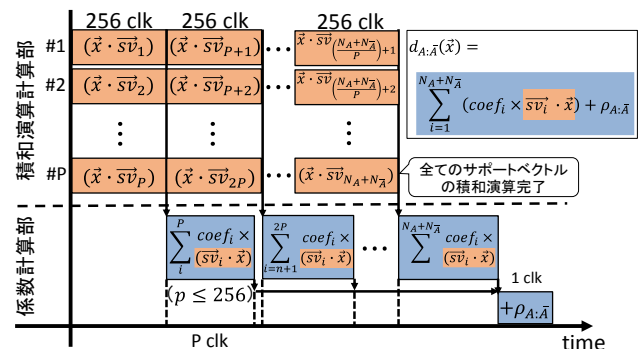


図 9. 識別関数計算タイミングチャート.

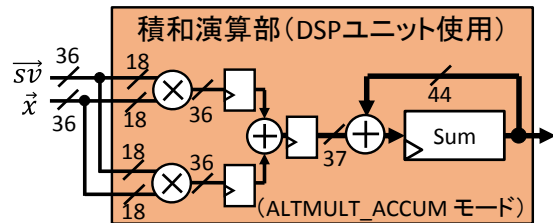


図 10. DSP を用いた積和演算部のブロック図.

算部からの結果 $(\bar{sv}_i \cdot \bar{x})$ と係数 $coef_i$ の計算を順次行う. この演算は 256 クロック毎に到着する $(\bar{sv}_i \cdot \bar{x})$ の処理結果を 2 つずつ処理するため, 計算に要するクロック数は $n/2$ となる. 最後に係数 ρ を加算して (1 clock), 識別関数計算は終了する. この一連の処理を連続的に処理し, システム全体でストリーム処理を行うことで, リアルタイム全面識別を行う.

4.1 SVM ハードウェア実装に適した固定小数点数の検討

これまでに, ハードウェアリソースを削減するために式 (1) に示した識別関数計算の際に固定小数点を用いたタイプ識別部の実装を検討している. シミュレーションによる最適化の結果, 小数部ビット数は 14~16 bit 程度あれば, ソフトウェアにおける倍精度浮動小数点による実装と同程度の識別精度が得られることを確認している [11].

4.2 ターゲット FPGA と eCAD システムに適した

識別関数計算のアーキテクチャ実装

本稿で提案するアーキテクチャは, Altera 社 Stratix IV 上への実装を想定している (EP4SE530H35C2, 以下 FPGA). FPGA には Digital Signal Processing (DSP) ユニットが搭載されており, 18x18 bit の積和演算 (Multiply-ACcumulation: MAC) がサポートされている. 識別関数計算の際の, 特に積和演算計算部に DSP ユニット (ALTMULT_ACCUM モード使用) を並列配置することで処理時間を短縮しリアルタイム処理を実現させる (図 10).

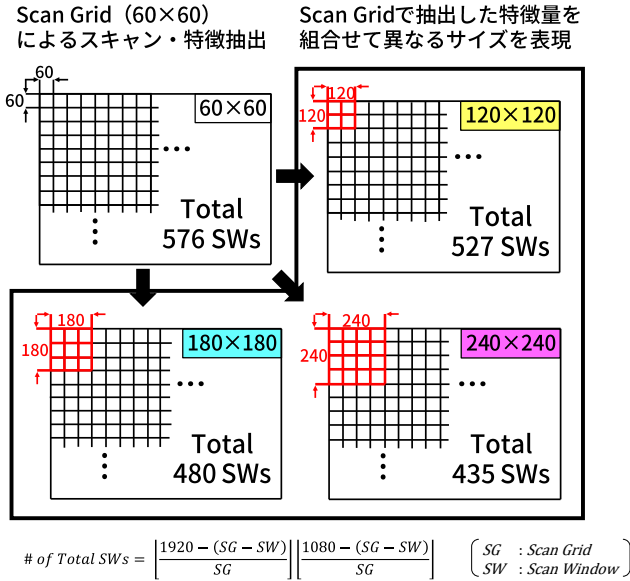


図 11. 4 階層構成の階層的タイプ識別手法による
全画面識別。

表 1. 各 SW サイズの学習画像枚数内訳と SV 数。

SWsize (pixel)	Type A	Type B	Type C3	Total	# of Support Vectors	
					A vs. \bar{A}	B vs. C3
60x60	420	420	420	1,260	371	477
120x120	420	420	420	1,260	240	383
180x180	350	350	350	1,050	160	273
240x240	230	230	230	690	103	186

5. 階層的タイプ識別手法の FPGA 実装

4 節で述べたアーキテクチャを用いて、2.2 節で述べた階層的タイプ識別手法を構成する。また、図 11 に示すように、4 つの異なる SW サイズを 60 pixel 間隔で Full HD 画像をスキャンする。この場合の階層的タイプ識別ブロック図を図 12 に示す。各階層で 2 段階判定手法を採用するため、それぞれで 2 つの識別関数計算が必要となり、合計で 8 つの識別関数計算ブロックが必要となる。

識別器の学習において、広島大学病院から提供される大腸拡大内視鏡画像を、中央から各 SW サイズに合わせてトリミングしたものを用いる。この際の提供される画像のサイズによっては大きな SW サイズでトリミングできないものも存在する。その場合にはその画像からは学習画像は抽出しないものとしている。表 1 に各 SW サイズの学習枚数内訳と、学習の結果得られたサポートベクトル数を示す。

3.1 節で述べたように、サポートベクトルは次元数 512 のベクトルである。

eCAD システムによる全画面識別の際は、スキャンされる SW 毎に作成される、タイプ識別部の前段モジュールである特徴変換部からの 512 次元の VW ヒストグラムを \vec{x} として、学習で得たすべてのサポートベクトルとの積和演算及び係数計算が行われる (式(1))。

表 2. 並列度 P を 1 とした場合の各識別関数の
Full HD 全画面識別の処理時間。

SWsize	# of Total SWs	識別関数	SWあたりの処理時間[clock]	Full HD識別時の処理時間[msec.]
60x60	576	A vs. \bar{A}	94,976	54.7
		B vs. C3	122,112	70.3
120x120	527	A vs. \bar{A}	61,440	32.3
		B vs. C3	98,048	51.6
180x180	480	A vs. \bar{A}	40,960	19.6
		B vs. C3	69,888	33.5
240x240	435	A vs. \bar{A}	26,368	11.5
		B vs. C3	47,616	20.1

100 MHzでの計算

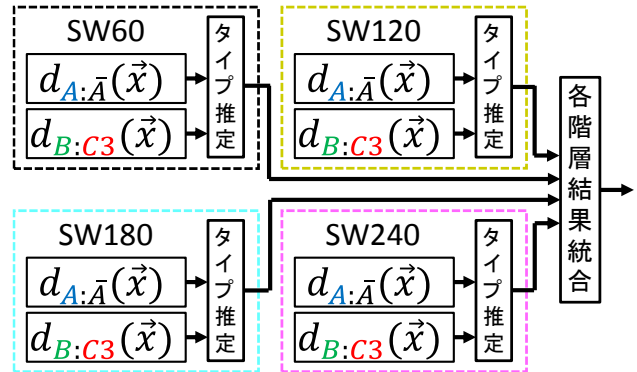


図 12. 4 階層構成による階層的タイプ識別ブロック図。

5.1 階層的タイプ識別による内視鏡画像の全画面識別

複数 SW サイズの VW ヒストグラム作成には、60x60 pixel (Scan Grid) の VW ヒストグラムを再利用することで、残り 3 階層を生成する手法を我々の研究グループが提案している[6]。これにより、Scan Grid によるスキャンのみで、他の階層の VW ヒストグラムを生成することができる。

SW あたりの処理時間は、式(2)で求めることができる。SV の次元数である 512 に対して、各識別関数の学習で得た SV 数を積和演算する必要がある。この演算時間が並列度 P 及び DSP あたりで計算される次元数 2 に依存する。

表 2 に並列度 $P = 1$ とした場合の識別関数毎の処理時間を示す。識別関数としては $d_{B:C3}$ の方が、SW サイズとしては小さなサイズの方が、処理時間は長いことが分かる。原因として、サポートベクトル数と全画面識別に要する SW 数が依存していることが挙げられる。これらに対して、並列度を変更させた時の処理時間とリソース消費の関係を考慮しながら階層的タイプ識別のハードウェア実装を行う。

$$\text{SW あたりの処理時間} = \frac{\text{SV の次元数} \times \text{SV 数}}{\text{並列度} P \times 2} \quad (2)$$

5.2 リアルタイム処理実現のための各階層の並列度検討

識別関数あたりの積和演算部の並列度 P を等しく 32, 64, 128 とした場合の FPGA (Stratix IV EP4SE530H35C2) のリソース消費見積りを表 3 に示す。実装のリソース消費及び最大動作周波数算出には、Quartus II 13.1, 及び TimeQuest Timing Analyzer を用いた。全画面識別までのクロック数は、処理クロック数が最大である SW サイズ 60x60 pixel, 識別関数 B vs. C3 のクロック数を指す。

表 3. 識別関数計算アーキテクチャのリソース使用率.

Altera Stratix VI Available (EP4SE530)	識別関数あたりの積和演算部 並列度						
	32		64		128		
# ALUTs	424,960	2,154	1%	2,992	1%	8,079	2%
# registers	424,960	2,256	1%	3,759	1%	7,200	2%
# Logic Array Blocks	21,248	207	1%	299	1%	795	4%
# M9K RAM Blocks	1,280	512	40%	520	41%	512	40%
# M144K RAM Blocks	64	64	100%	64	100%	64	100%
# 18 x 18 DSPs	1,024	288	28%	544	53%	1,024	100%
最大動作周波数	163.9 MHz		133.0 MHz		122.61 MHz		
全画面識別までのクロック数	15,368 clocks		7,696 clocks		3,872 clocks		

最大並列度を実現できる並列度 128 (128×8=1,024 並列) の場合には、並列度 1 の場合と比べて 31.5 倍の処理速度で全画面識別を行うことが可能である。

5.3 提案アーキテクチャ実装でのリアルタイム性検証

表 3 の結果を基に、**eCAD** システム全体でリアルタイム性確保の検証を行う。図 13 にシステムにおける、現在実装を行っている主たるモジュールである特徴抽出部、特徴変換部、そしてタイプ識別部の処理タイミングチャートを示す。Full HD 画像 1 枚を処理する総クロック数 (およそ 6 M clocks) を 100 MHz での動作周波数で処理時間を計算した場合、約 61 msec となり、スループットは 16 fps を実現できることが確認できた。また、特徴変換部での SW あたりの処理クロック数約 10,000 に対して、タイプ識別部の SW あたりの処理クロック数を比較すると、並列度 128 の場合で約 4,000、並列度 64 の場合でも約 8,000 となる。このことから、特徴変換部での処理クロック数に合わせた並列度を考える場合、並列度 64 で問題なくリアルタイム処理が可能であることが分かった。

6. まとめ

本稿では、**eCAD** システムの処理モジュールの一つであるタイプ識別部に関して、識別関数計算の FPGA 実装について述べた。また、階層的タイプ識別手法において、各階層で消費する DSP ユニット数を 64 とすることで、動作周波数 100 MHz の場合でレイテンシ 61 msec、スループット 16 fps を実現可能であり、残りのモジュールを搭載してもリアルタイム性を満たすことができると考えられる。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費基盤研究(C)2459102 と基盤研究(B)26280015 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) H. Kanao, et al., "Narrow-band magnification predicts the histology and invasion depth of colorectal tumors," Journal of Gastrointestinal Endoscopy, vol. 69, no.3, pp. 631-636, 2009.
- 2) D. K. Rex, et al., "The American Society for Gastro-intestinal Endoscopy PIVI (Preservation and Incorporation of Valuable Endoscopic Innovations) on real-time endoscopic assessment of the histology of diminutive colorectal polyps," Gastrointestinal Endoscopy, Vol.73, Issue 3, pp.419-422 March 2011.
- 3) T. Tamaki, et al., "Computer-aided colorectal tumor classification in NBI endoscopy using local features", medical image analysis, Vol. 17, No. 1, pp. 78-100, 2013.
- 4) T. Mishima, et al., "FPGA implementation of feature extraction for colorectal endoscopic images with NBI magnification," Proc. of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp.2515-2518, June 1-5 2014.
- 5) 清水 達也 他, "全画面大腸内視鏡画像に適したリアルタイム特徴量抽出の FPGA 実装," 情報処理学会 DA シンポジウム 2015.
- 6) K. Sugi, et al., "High performance feature transformation architecture based on bag-of-features in CAD system for colorectal endoscopic images," Proc. of the 19th Workshop on Synthesis And System Integration of Mixed Information Technologies, pp. 374-379, 2015.
- 7) A. Vedaldi, and B. Fulkerson, "vlfeat: an open and portable library of computer vision algorithms," <http://www.vlfeat.org/>
- 8) T. Okamoto, et al, "Effective Diagnostic Image Segmentation with Pyramid Style Support Vector Machine for Colorectal Endoscopic Images," Proc. of the 30th International Conference on Circuits / Systems, Computers and Communications, 2015.
- 9) T. Okamoto, et al, "A Hierarchical Type Segmentation Algorithm Based on Support Vector Machine for Colorectal Endoscopic Images with NBI Magnification," Proc. of the 19th Workshop on Synthesis And System Integration of Mixed Info. Technologies, pp. 374-379, 2015.
- 10) V. Vapnik, "Statistical learning theory," John Wiley & Sons Inc., New York, 1998.
- 11) S. Shigemi, et al., "Customizable hardware architecture of support vector machine in CAD system for colorectal endoscopic images with NBI magnification," Proc. of the 18th Workshop on Synthesis And System Integration of Mixed Info. technologies, pp. 298-303, 2013.
- 12) 杉 幸樹 他, "大腸内視鏡診断支援のための高速 Visual Word 特徴量変換の FPGA 実装," 情報処理学会 DA シンポジウム 2015.

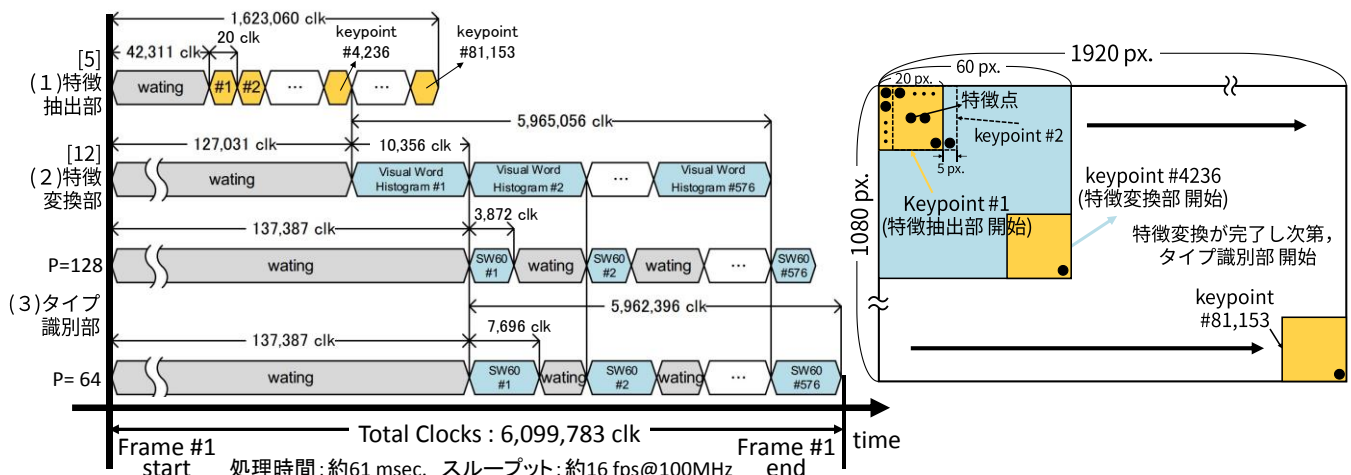


図 13. **eCAD** システム全体での処理タイミングチャート.