モデルベースロボットビジョン3次元計測VLSIプロセッサの構成と 性能評価[†]

佐々木 慶文*・亀山 充隆*

Architecture and Performance Evaluation of a Model-Based Robot Vision VLSI Processor for 3-D Instrumentation

Yoshifumi SASAKI* and Michitaka KAMEYAMA*

In intelligent robots, three-dimensional (3-D) instrumentation and object recognition are required to move autonomously. Moreover, not only throughput but also the latency between the image acquisition and the output generation of the 3-D instrumentation and object recognition result should be considered because of its frequent visual feedback. However, enormously large computation power is required to perform 3-D instrumentation and object recognition because they handle two-dimensional (2-D) and 3-D image. Development of a special-purpose VLSI processor for 3-D instrumentation and object recognition is essential for real-time motion of the intelligent robots.

In this paper, a Model-Based Robot Vision (MBRV) VLSI processor for 3-D instrumentation and object recognition is proposed. The principle of its algorithm is model matching between an input image and 3-D models. Because the algorithm always gives the candidates for the accurate 3-D instrumentation and object recognition result with simple and regular procedures, it is suitable for the implementation of the VLSI processor.

Highly parallel architecture is employed in the VLSI processor to reduce the latency. Pipeline architecture is very useful to reduce the latency because a large amount of data is streamed into the VLSI processor successively. Spatial parallel architecture based on data flow graph (DFG) is also introduced for regular pipeline data flow.

As a result, it is confirmed that the proposed VLSI processor can perform 3-D instrumentation and object recognition 10000 times faster than 28.5 MIPS workstation.

Key Words: Model-Based 3-D instrumentation and object recognition, small latency, pipeline architecture, spatial parallel architecture, regular pipeline data flow

1. ま え が き

変化する環境に迅速に対応しながら自律動作を行う知能ロボットを実現するためには、環境情報から高速に対象物体の3次元距離情報を獲得するための3次元計測および3次元物体認識¹⁾が重要である。これらの処理は、ビジュアルフィードバックに含まれるため、画像が入力さ

れてから計測結果が出力されるまでの演算遅れ時間(レイテンシ)を小さくすることが要求される²⁾。しかしながら、2次元あるいは3次元の画像情報に対する膨大な処理を行うため、従来のスループットを重視した汎用DSPなどでは実現が困難であるといわれている。以上の観点から、演算遅れ時間の小さい3次元計測および3次元物体認識専用VLSIプロセッサの開発が不可欠である³⁾。

VLSIプロセッサ化においては、ハードウェア化の効果を有効に活用できる、規則性を有するアルゴリズムを見出すことが重要である。従来から提案されている3次元物体モデルに基づく3次元計測アルゴリズム^{4),5)}は、基本的にソフトウェアでの実現を前提として作られ

[†] 電子情報通信学会春季全国大会で発表(1992・3)

* 東北大学工学部 仙台市青葉区荒巻字青葉

* Faculty of Engineering, Tohoku University, Sendai
(Received January 6, 1994)

(Revised January 4, 1995)

たものであり、グラフマッチングなど複雑かつ不規則なアルゴリズムを導入して処理量の減少を図るものがほとんどである。これに対して、本稿ではモデルベースロボットビジョン(Model-Based Robot Vision: MBRV)アルゴリズムを提案する。

本アルゴリズムでは知能ロボットの動作環境に存在する対象物体に関する大きさや形状の情報が既知であるとし、対象物体ごとにその情報をモデルとしてあらかじめ記憶しておくものとする。ロボットに与えられた命令にしたがって、これらの中から計測に用いるモデルを一つ選択する。入力画像として、対象物体の2次元シルエット画像がカメラから取り込まれる。ある位置・姿勢の候補を指定したモデルから、透視投影に基づき入力画像と等価な2次元シルエット画像を生成し、入力画像との類似度を計算する^{9),7)}。指定した候補と対象物体の実際の位置・姿勢が一致する場合には、原理的に入力画像とモデルから生成された画像は一致するため、類似度は最大となる。したがって、すべての位置・姿勢の候補について最大類似度となるものを探索すれば、論理的に厳密な解が得られる。本計測アルゴリズムは、回転移動、平行移動、透視投影など⁸⁾比較的簡単な処理の規則的な繰り返しであるためVLSI向きアルゴリズムである。

提案するVLSIプロセッサは、ビジュアルフィードバックを構成する1要素であるため、スループットが高いだけでなく、画像が得られてから計測結果が得られるまでの演算遅れ時間が小さくなるように設計することが重要である⁹⁾。VLSIプロセッサに入力されるデータはすべてあらかじめメモリに格納しておき、連続的に読み出すことが可能であることから、パイプライン処理により演算遅れ時間を小さくすることが可能である^{10),11)}。さらに、データ依存グラフに基づく空間的並列構造^{12),13)}を併用することにより、規則的なパイプライン処理を実現している。以上の高並列アーキテクチャに基づくVLSIプロセッサの総合的評価を、LSI CADおよびSPICEシミュレーションにより行った。その結果、汎用ワークステーション(28.5 MIPS, 32 MB メインメモリ)による処理と比較して、10000 倍程度の高速化が達成できることが明らかとなった。

2. MBRV アルゴリズム

2.1 座 標 系

Fig. 1 に本システムで用いる座標系を示す。カメラの焦点を原点とし、カメラの光軸と z 軸が一致する座標系を計測座標系と呼び、そこでの座標を (x_c, y_c, z_c) のように表記する。また、カメラの撮像面に設定した2次元直交座標系をスクリーン座標系と呼び、そこでの座標を

Fig. 1 Model-Based Robot Vision algorithm

(x_s, y_s) のように表記する。ただし、 x_s 座標および y_s 座標はそれぞれ $-\frac{N}{2} \leq x_s \leq \frac{N}{2}-1$ および $-\frac{N}{2} \leq y_s \leq \frac{N}{2}-1$ の範囲で整数値をとり、単位は1画素分の離散幅である。また、 h は焦点距離であり、 N は水平方向および垂直方向の画素数(偶数)である。さらに、モデルを定義する座標系をモデル座標系と呼び、そこでの座標を (x_m, y_m, z_m) のように表記する。

2.2 基本アルゴリズム

同図に MBRV システムにおける処理の流れを示す。システム内には、モデルとして対象物体ごとに表面離散点座標が記憶されているものとする。ロボットに与えられた命令にしたがって、これらの中から計測に用いるモデルを一つ選択する。入力画像として対象物体の2次元シルエット画像がカメラから取り込まれる。これに対してモデルにある位置・姿勢を指定し、入力画像と等価な2次元シルエット画像(モデル投影画像)に投影する。入力画像とこのモデル投影画像とを画素ごとに照合し、類似度を計算する。指定した候補と実際の位置・姿勢が一致している場合には、入力画像とモデル投影画像は同一のものとなるため、原理的に類似度は最大となる。したがって、すべての位置・姿勢を総当りの探索して、最大類似度となるものを結果として出力する。以下にこのためのアルゴリズムを示す。

1. (1)式により姿勢の候補を指定する。簡単のため、

対象物体は $x_m - z_m$ 平面上に置かれているものとし、姿勢は y_m 軸回りの回転のみ考慮する。

$$x_{mi} = x_{mi} \cos \theta_m - z_{mi} \sin \theta_m$$

$$y_{mi} = y_{mi} \quad (1)$$

$$z_{mi} = z_{mi} \cos \theta_m + x_{mi} \sin \theta_m$$

ただし、 (x_{mi}, y_{mi}, z_{mi}) は、 i 番目のモデルの表面離散点座標であり、 i は 0 から表面離散点数 N_s の間の値をとる。また、回転方向は (1) 式を変更するだけで x, y, z 軸回りの回転に容易に拡張できる。

2. 回転移動を行ったモデルに対して、(2) 式により位置の候補 (対象物体の重心座標 (x_{c0}, y_{c0}, z_{c0})) を指定する。

$$x_{ci} = x_{mi} + x_{c0}$$

$$y_{ci} = y_{mi} + y_{c0} \quad (2)$$

$$z_{ci} = z_{mi} + z_{c0}$$

ただし、 (x_{ci}, y_{ci}, z_{ci}) は、平行移動後の i 番目の表面離散点座標である。

3. 候補を与えたモデルから (3) 式の透視投影に基づき、モデル投影画像を生成する。

$$x_{si} = \frac{x_{ci}}{z_{ci}} h \quad (3)$$

$$y_{si} = \frac{y_{ci}}{z_{ci}} h$$

ここで、 (x_{si}, y_{si}) はモデル投影画像の画像離散点座標であり、重複した値を取り得る。また、 h は焦点距離である。

4. 入力画像とモデル投影画像との類似度を計算し、指定した位置・姿勢を検証する。入力画像とモデル投影画像の各画素値をそれぞれ $I(i, j)$, $P(i, j)$ とすると、類似度は (4) 式により計算される。

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \{I(i, j) \oplus P(i, j)\} \quad (4)$$

ただし、 N は 2 次元シルエット画像の水平方向および垂直方向の画素数であり、 $I \oplus P$ は I と P の一致論理演算を示している。

5. 以上をすべての位置・姿勢について行うことにより解を得る。

2.3 Terminal-Edge-Based アルゴリズム

総当りの探索を行う基本アルゴリズムでは計算量が膨大となるため、入力画像の特徴量を利用して検証する位置・姿勢をあらかじめ限定することが要求される。ここでは、透視投影により情報が欠落しない terminal edge (TE) を利用して、透視投影の逆問題に基づき対象物体の位置を限定する Terminal-edge-based アルゴリズム (TEBA) を提案する。

Fig. 2 に 2 次元シルエット画像の上端 (top TE: TTE)、下端 (bottom TE: BTE) および左端 (left TE:

Fig. 2 Terminal edges of an input image

Fig. 3 Estimated position of the object

LTE) の例を示す。透視投影の逆問題に基づき、Fig. 3 に示すように計測座標系原点と各 TE をそれぞれ含むような平面 TP, BP および LP が計算される。このとき、対象物体はこれらの平面に接する位置に存在することが明らかであり、存在範囲が限定できる。対象物体に姿勢を与えれば、各平面に接する対象物体の表面離散点座標をモデルを用いて求めることができる。すなわち、2 次元画像と 3 次元物体の対応する TE を求めることができるため、与えた姿勢に対する対象物体の位置が一意に定まる。すべての姿勢の候補について位置を求め、得られた位置・姿勢の候補を基本アルゴリズムにより検証する。このためのアルゴリズムを以下に示す。

1. 入力画像の各 TE から TP, BP および LP を計算する。
2. (1) 式により、モデルに姿勢を与える。
3. モデルを用いて、TP, BP および LP に接する対象物体の表面離散点座標 (x_{mt}, y_{mt}, z_{mt}) , (x_{mb}, y_{mb}, z_{mb}) および (x_{ml}, y_{ml}, z_{ml}) を求める。これらは、モデルの表面離散点座標と各平面の傾きから大小比較演算により容易に求めることができる。
4. 求めた座標うち、 (x_{mt}, y_{mt}, z_{mt}) の計測座標系座標を (x_{ct}, y_{ct}, z_{ct}) とすると、(5) 式が導出される。

$$z_{ct} = \frac{(y_{mt} - y_{mb})}{(y_{st} - y_{sb})} h - \frac{(z_{mt} - z_{mb})}{(y_{st} - y_{sb})} y_{sb} \quad (5)$$

$$y_{ct} = \frac{y_{st}}{h} z_{ct}$$

5. モデルの表面離散点および TE の座標から (6) 式に基づき、対象物体の位置が計算できる。

$$x_{co} = \frac{x_{st}}{h} (z_{ct} + z_{mt} - z_{mt}) \quad (6)$$

$$y_{co} = y_{ct} - y_{mt}$$

$$z_{co} = z_{ct} - z_{mt}$$

6. 得られた位置・姿勢を基本アルゴリズムにより検証する。

7. 以上をすべての姿勢の候補について繰り返すことにより、解を得ることができる。

2.4 アルゴリズムの評価

以下の評価は、入力画像の解像度を 256×256 画素の場合について行ったものである。

本計測アルゴリズムで用いる入力画像は離散画像であるため、離散化による誤差が生じる。この誤差について、円柱、直方体、円錐、四角錐、球をモデルとして記憶し、このうち一つを対象物体として実験を行った。各対象物体について、奥行き 80 cm 付近で位置を変化させて計測を行い、それらの計測値に対して (7) 式に基づく相対誤差 r の平均値を算出した結果を Table 1 に示す。

$$r = \frac{\sqrt{x_p^2 + y_p^2 + z_p^2} - \sqrt{x_r^2 + y_r^2 + z_r^2}}{\sqrt{x_p^2 + y_p^2 + z_p^2}} \quad (7)$$

ここで、 (x_p, y_p, z_p) は計測値であり、 (x_r, y_r, z_r) は真値である。この実験により、これらの物体については奥行き 80 cm 付近で計測誤差が 1% 程度 (x_c, y_c, z_c 軸方向についてそれぞれ 10 mm 程度) で計測が可能であること

Table 1 Relative error for the calculated distance

Object	Column	Rectangular solid	Cone	Pyramid	Sphere
Error (%)	0.525971	0.276808	0.236524	0.606388	1.10571

Fig. 4 Computation time

を確認している。

TEBA を用いて計測を行った場合の、姿勢の候補数に対する計算時間を Fig. 4 に示す。計算時間は、TEBA を C 言語により記述し、SPARC station IPX (28.5 MIPS, メインメモリ 32 MB) で処理した場合のものである。上記の結果から、姿勢の候補を 360 通り考慮すると 1 時間程度の計算時間を要するため、実時間で 3 次元計測を行うためには VLSI プロセッサによる超高速処理が不可欠である。

3. モデルベースロボットビジョン VLSI プロセッサ

環境の変化に迅速に対応するためには、演算遅れ時間を小さくすることが重要である。ここでは、TEBA に基づく演算遅れ時間の小さいアーキテクチャを示す。

3.1 VLSI プロセッサの構成

TEBA は Fig. 5 に示すように同質の処理という観点から位置探索、モデル投影画像生成および類似度演算の時間的並列処理が可能な三つの処理部に分割できる。また、入出力間に依存関係のない繰返し処理となっているため、各処理部にプロセッサ要素 (PE) を割り当て、パイプライン処理を行うことにより演算遅れ時間を減少させることが有用である。パイプライン処理は、基本的にスループットを向上させるために用いられるが、膨大な数のデータが連続的に入力される場合には初期遅延が無視できるため、動作速度の向上による演算遅れ時間の減少が可能である。以上のような考え方に基づく、VLSI プロセッサの構成を Fig. 6 に示す。

本プロセッサは主に、位置探索 PE (PS)、モデル投影画像生成 PE (MP) および類似度演算 PE (SE) で構成され、3 次元物体モデルメモリ、入力画像メモリ、モデル投影画像メモリおよび制御部を備える。また、PS-MP 間にはパ

Fig. 5 Flowchart of the TEBA

Fig. 6 Architecture of the VLSI processor

イブラインレジスタを設ける。MP-SE間では、MPにおける画像生成とSEにおける画像参照が同時に行われることを考慮して、二つの同一メモリを交互に書き込みと読み出しに割り当てることにより、規則的なパイプライン処理を実現する。

3.2 PEの構成

本VLSIプロセッサでは、Fig. 7に示すように処理内容が異なる三つのPEによるパイプライン処理を行うため、パイプラインピッチを統一する必要がある。各PEの処理内容の比較から、MPの処理時間をパイプラインピッチと定めることになるため、特にMPを高速化することが重要である。

MPでは与えられた位置・姿勢の候補に基づき、(1)、(2)、(3)式によりモデルから2次元シルエット画像を生成する。処理対象はモデルの表面離散点座標であり、入力画像の解像度を 256×256 とした場合、 10^5 程度と膨大な離散点数となる。これらの表面離散点座標は、3次元物体モデルメモリに記憶されており、連続的に読み出し可能であるため、演算器レベルでのパイプライン処理が演算遅れ時間の減少に有用である。パイプライン処理を実現する上では、データの流れが規則的になるようにMPの処理をスケジューリングすることが重要である。このために、Fig. 8に示すようなデータ依存グラフによるスケジューリングに基づく空間的並列処理を併用し、データ依存グラフの各レベルが各パイプラインステージと対応する規則的なパイプライン処理を実現している。また、データ依存グラフに基づくスケジューリングでは、一つのデータに対する処理時間を最小化することができるため、これらの相乗効果により大幅に演算遅れ時間を小さくすることが可能である。以上の考え方に基づく

Fig. 7 Timing chart

Fig. 8 Data flow graph of model projection

MPの構成をFig. 9(a)に示す。PSおよびSEは、稼働率の点から処理時間がMPの処理時間以下となるように設計することが重要である。Fig. 9(b)および9(c)にPSおよびSEの構成を示す。

3.3 演算器のマイクロパイプライン化

データ依存グラフによるスケジューリングの問題点は、各種演算器の遅延時間が同一であると仮定している点である。実際には、それぞれ遅延時間が異なるため、パイプラインピッチを統一することになる。たとえばMPの場合、パイプラインピッチは除算器の遅延時間に設定しなければならないが、高速な除算器でも2進桁上げ先見加算器(Binary Lookahead Carry Adder: BLCA)の十数倍の遅延時間を要するため、加算器や乗算器の稼働率が低く抑えられてしまう。本構成では、パイプラインピッチを加算器の遅延時間に統一できれば、基本的にすべての演算器の稼働率をほぼ100%に維持しつつ、高速動作が可能となる。このため、乗算器および除算器を内部でそれぞれ5段および16段程度に分割し、各ステージの遅延がBLCAの遅延以下となるようにマイクロパイプライン化する。Fig. 10に、配列型演算器のパイプライン化を示す。乗算器と除算器は、構造の規則性とレジスタ挿入によるハードウェア規模の増加を考慮して、配列型演算器を用いる。

3.4 メモリ部の構成

規則的なパイプライン処理という観点では、PE内部の高並列化とともにデータアクセスの高速化が重要である。本プロセッサには、3次元物体モデルメモリ、入力画像メモリおよびモデル画像メモリを備えるが、これらの

(a) Model projection PE

(b) Position search PE

(c) Similarity evaluation PE

Fig. 9 Structures of the PEs

データアクセスをアドレス生成という観点から高速化する。

3次元物体モデルメモリはモデルの表面離散点座標(x_{mi} , y_{mi} , z_{mi})を記憶する。PSおよびMPでは、 x_{mi} , y_{mi} , および z_{mi} を同時に読み出す必要があるため、Fig. 11 に示すようにそれぞれ異なるメモリを割り当て、インターリーピングを行う。

入力画像およびモデル投影画像メモリは、2次元シル

エット画像を記憶する。このメモリは、透視投影により計算される画像離散点座標(x_s , y_s)に対応するアドレスの内容を1, ほかを0として記憶するため、通常のRAMなどをを用いた場合には離散点座標からアドレスを生成する必要がある。これに対して、Fig. 12 に示すように y_s 座標ごとに異なるメモリを割り当てれば、得られた座標がそのままアドレスに対応するため、アドレス生成が不要となる。以上のメモリの高速化により、データの入出力

Fig. 10 Pipelined multiplier

Fig. 11 Structure of a 3-D object model memory

Fig. 12 Structures of an input image memory and a model projected image memory

を含めて規則的なパイプライン処理が実現される。

3.5 制御部の構成

本プロセッサに必要な制御信号は、主に3次元物体モデルメモリから表面離散点座標を読み出すためのアドレス信号、モデルの姿勢を指定するための信号およびモデル投影画像メモリの選択信号である。プロセッサは規則的なパイプライン処理を行うため、これらの制御信号が規則的に変化することから、制御部は Fig. 13 に示すように、カウンタおよびデコーダのみで容易に構成される。カウンタ1はモデルの表面離散点座標を読み出すためのメモリのアドレスを生成する。カウンタ2の出力は、モデルに指定する y_m 軸回りの回転角 θ_m とモデル投影画

Fig. 13 Structure of the control unit

像メモリの選択信号を生成する。各カウンタには、拡張性を考慮してモデル数と姿勢の候補数を記憶するためのレジスタを備えている。

4. 評価

まず、レイアウト評価を行う。MP は、主に五つの2進

RU : Rotation unit
PTU : Parallel translation unit
PPU : Perspective projection unit

(a) Model projection PE

RU : Rotation unit
CSU : Characteristic point search unit

(b) Position search PE

IIM : Input image memory
PIM : Projected image memory
MU : Matching unit

(c) Similarity evaluation PE

Fig. 14 Layout of the PEs

桁上げ先見加算器(binary lookahead carry adder: BLCA), 六つの配列型乗算器, 配列型除算器および二つの丸め回路で構成される。同様に, PSは主に九つのBLCA, 七つの乗算器と三つの比較器で構成され, SEは主にメモリと比較器で構成される。各PEについて0.8 μ m CMOS設計ルールに基づくレイアウトを行った結果をFig. 14に示す。チップ面積は, それぞれMPが6.0 $\times$ 6.0[mm²], PSが8.5 $\times$ 6.0[mm²], SEが4.5 $\times$ 2.5[mm²]程度となる。

つぎに, 速度評価を行う。MP, PSおよびSEの処理時間 T_m , T_p および T_s は, (8)式により表わされる。

$$\begin{aligned} T_m &= (N_s + 21)t_c \\ T_p &= (N_s + 11)t_c \\ T_s &= (N_d + 2)t_c \end{aligned} \quad (8)$$

ここで, N_s と N_d はそれぞれモデルの表面離散点数と入力画像の画素数である。また, 各PEではパイプライン処理を行っているため, 動作クロック周期 t_c は, 遅延時間が最大となるステージの遅延で決定する。この場合, 加算器(BLCA), パイプライン乗・除算器の各演算ブロックの遅延時間および3次元物体モデルメモリ, 入力画像メモリ, モデル投影画像メモリのアクセス時間の中で最大の遅延を動作クロック周期とする。これらの演算器およびメモリについて, 0.8 μ m CMOS設計ルールに基づくSPICEシミュレーションなどを行った結果, BLCAの遅延時間が最大となるため, この遅延時間とレジスタのラッチ時間の和である10 nsecを動作クロック周期に設定する。画素数を $N_d = 256 \times 256$, モデルの表面離散点数の平均を $N_s = 10^5$ とした場合, 各PEの処理時間はそれぞれ $T_m = 1.1$ [msec], $T_p = 1.1$ [msec]および $T_s = 0.7$ msec程度となる。

さらに, 各PEの消費電力をSPICEシミュレーションに基づき評価した結果, MPが1.54 W, PSが1.34 W, SEが0.30 W程度と予測されるため, 消費電力の観点からも各PEは1チップ化可能であると考えられる。以上のPEの性能評価をTable 2に示す。

これらのPEを用いたVLSIプロセッサの処理時間 T_v は(9)式により表わされる。

$$T_v = (D_v + 2)T_m \quad (9)$$

ただし, D_v は姿勢の候補数である。360通りの姿勢を考慮した場合の処理時間は400 msec程度となり, 逐次処理を基本とする汎用ワークステーション(28.5 MIPS, 32 MBメインメモリ)で処理した場合と比較して10000倍程度の高速化を達成している。

5. む す び

本稿では, モデルベーストロボットビジョンVLSIプロセッサを提案した。本計測アルゴリズムは, モデルとのマッチングに3次元計測を帰着させることにより, 従来のアルゴリズムと比較して比較的簡単な処理の規則的繰返しで, 3次元計測と物体認識を同時にかつ正確に行うことができるためVLSI化に適している。実験に基づく評価により28.5 MIPSの汎用ワークステーションでは1時間以上の計算時間を要するため, 専用VLSIプロセッサの開発が実用上, 不可欠となる。TEBAに基づくVLSIプロセッサは, データが連続的に入力できることから, データ依存グラフに基づく空間的並列処理を併用した規則的なパイプライン処理を行うことにより, 演算遅れ時間の小さい3次元計測を達成している。

今後の課題として, 知能ロボットが実時間動作を達成するためには, さらに姿勢について探索回数を減少させるアルゴリズムの開発が重要である。また, 2次元シルエット画像のみでは解が一意に定まらない場合が生じるので, 濃淡画像などを用いた再計測などの工夫が重要である。さらに, 提案するVLSIプロセッサの試作および実測による評価を行い, 実用上の問題を明らかにすることが重要である。

常日頃から有益な御助言をいただき, 東北大学大学院樋口龍雄教授に深謝する。

参 考 文 献

- 1) G. J. Agin: Computer Vision System for Industrial Inspection and Assembly, COMPUTER, **13**-5, 11/20 (1980)
- 2) 亀山充隆: 知能ロボットとスーパーチップ, 日本ロボット学会誌, **8**-1, 105/107 (1990)
- 3) 佐々木, 亀山: モデルベーストロボットビジョンVLSIプロセッサの性能評価, 1992信学秋季全大, 249 (1992)
- 4) Y. Kuno, Y. Okamoto and S. Okada: Robot Vision Using a Feature Search Strategy Generated from a 3-D Object Model, IEEE Trans., **PAMI**-13-10, 1085/1097 (1991)
- 5) D. Forsyth, J. L. Mundy, A. Zisserman, C. Coelho, A. Heller and C. Rothwell: Invariant Descriptors for 3-D Object Recognition and Pose, IEEE Trans., **PAMI**-13-10, 971/991 (1991)
- 6) R. M. Haralick and L. G. Shapiro: Computer and Robot Vision VOLUME II, Addison Wesley (1993)
- 7) D. G. Morgenthaler, S. J. Hennessy and D. DeMenthon:

Table 2 Features of the PEs

PE	MP	PS	SE
Technology	0.8 μ m double-metal CMOS		
Data format	32-bit floating point		
Chip size[mm ²]	6.0 $\times$ 6.0	8.5 $\times$ 6.0	4.5 $\times$ 2.5
Clock period[nsec]	10		
Supply voltage[V]	5		
Power dissipation[W]	1.54	1.34	0.30
Latency[msec]	1.1	1.1	0.7

Range-Video Fusion and Comparison of Inverse Perspective Algorithms in Static Image, IEEE Trans., SMC-20-6, 1301/1312 (1990)

- 8) A. S. Glassner: 3D COMPUTER GRAPHICS A User's Guide for Artists and Designers, TAB BOOKS (1989)
- 9) S. Kittichaikoonkit, M. Kameyama and T. Higuchi: Design of a Matrix Multiply-Addition VLSI Processor for Robot Inverse Dynamics Computation, IEICE Trans., E74-11, 3819/3828 (1991)
- 10) K. Hwang: Computer Arithmetic: PRINCIPLES, ARCHITECTURE AND DESIGN, John Wiley & Sons, Inc. (1979)
- 11) M. D. Ercegovac and T. Lang: DIGITAL SYSTEM AND HARDWARE/FIRMWARE ALGORITHMS, John Wiley & Sons, Inc. (1985)
- 12) G. S. Almasi and A. Gottlieb: Highly Parallel Computing, Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc. (1989)
- 13) 富田眞治: 並列計算機構成論, 昭晃堂 (1986)

=====

[著者紹介]

佐々木 慶文

1993年, 東北大学大学院工学研究科電子工学専攻博士課程修了。現在, 同大学院情報科学研究科情報基礎科学専攻博士後期課程2年在学中。ロボットビジョン VLSI プロセッサに関する研究に従事。システム制御情報学会の会員。

亀山 充隆 (正会員)

(Vol. 31, No. 6 参照)

=====