

研究種目：基盤研究(C)
 研究期間：2006～2008
 課題番号：18500133
 研究課題名（和文） 画像プリミティブの高速・高精度抽出と物体形状の再構成に関する研究
 研究課題名（英文） A research on high speed, highly accurate extraction of image primitive, and re-composition of object shape

研究代表者
 村上 研二 (MURAKAMI KENJI)
 愛媛大学・大学院理工学研究科・教授
 研究者番号：30036446

研究成果の概要： コンピュータを用いて画像に描かれている物体の形状や位置を求める場合、物体を表現している直線や円などの画像基本要素(画像プリミティブ)を抽出する必要がある。本研究では、この画像プリミティブを高速・高精度に抽出する方法を提案しその能力を明らかにするとともに、画像プリミティブから物体形状を再構成するための基礎的考察を行った。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2006年度	1,400,000	0	1,400,000
2007年度	600,000	180,000	780,000
2008年度	600,000	180,000	780,000
年度			
年度			
総計	2,600,000	360,000	2,960,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・知覚情報処理・知能ロボティクス

キーワード：画像, 画像処理, 画像認識, 画像プリミティブ

1. 研究開始当初の背景

コンピュータを用いて、画像に描かれている物体の形状や位置（物体相互の位置関係）を明らかにすることを「画像認識」と言う。これまで、「画像認識」を行うための手法は様々提案されてきたが、これらの方法の基本となるのが、物体を表現している直線や円などの画像基本要素（画像プリミティブ）を、与えられた画像から如何に正確にかつ高速に抽出するかという問題であった。画像プリミティブの抽出法としてよく用いられる方法に Hough 変換がある。Hough 変換では、画像プリミティブの抽出を画像が表現され

ている座標系（画像空間上）で直接行うのではなく、画像プリミティブを表現するパラメータ空間上の投票配列の中から最もそれらしいパラメータを選び出すことで行う。ところが、Hough 変換には画像プリミティブの抽出精度と抽出速度に関する問題点を始めとして、実用上の種々の問題点があった。

一方、抽出された画像プリミティブから物体の形状や位置をもとめる再構成問題についても、これまで「IF THEN」ルールを用いる方法を始めとして種々の方法が提案されてきたが、何れも、組み合わせ爆発の問題や画像情報のルール表現の問題などがあり、

実際にこれを適用するには柔軟性に欠けるといった問題があった。

2. 研究の目的

本研究では、上記の問題に対処するため、画像プリミティブの抽出手法の改善に関して、また抽出された画像プリミティブからの物体形状の再構成手法に関して、次のような観点から検討を行った。

(1) 画像プリミティブの抽出手法の改善に関しては次の問題点の解決を目指した。

- ① 抽出する画像プリミティブのパラメータの数が増加すると、抽出に要する処理時間が各パラメータの分解能の積に比例して増加するため、できるかぎりパラメータの数を減少させることが望ましい。
- ② 抽出する画像プリミティブの抽出精度は投票配列の分解能に依存するため、投票配列の分解能を上げれば上げるほど抽出精度は向上するが演算時間は増加する。この相反する要求に応える手法の開発が必要である。
- ③ Hough 変換による直線抽出は多数決原理に基づいているため、最も多くの直線構成画素（黒画素とする）を通る直線が抽出されるが、ノイズの影響や $\rho - \theta$ パラメータ空間の離散化の問題により、同じ直線を構成する画素であっても、そのパラメータの値は正確には一致しない（十分な精度をもった直線が抽出されない）場合がある。すなわち、直線を抽出する精度は $\rho - \theta$ パラメータ空間の量子化間隔によるため量子化間隔が小さい（大きい）と本来同一とすべき（区別すべき）直線が異なる（同一の）投票配列要素に投票され、直線を正確に抽出できなくなる。また、直線を構成する黒画素点群の配置が非常に疎でばらつきがある場合は、それらから生成される Hough 曲線が $\rho - \theta$ パラメータ空間上の 1 点で交わらず、多数決原理がうまく働かないため、直線を適切に抽出することができないこともある。これらの問題に対する対策が必要である。
- ④ 空間フィルターにより抽出されたエッジは一般に太さをもつため、その画像プリミティブ構成画素数は、真の画像プリミティブ構成画素数よりもかなり多くなる。このような状況下でも正しい画像プリミティブを抽出することが必要である。

(2) 抽出された画像プリミティブから物体の形状や位置をもとめる再構成問題に関しては次の問題点の解決を目指した。

- ① 従来のルールベースに基づく手法では、物体形状のバリエーションの多さに対応できないため、ニューラルネットワークの

学習能力を利用した手法の可能性を検討する。

- ② ニューラルネットワークを用いる場合、その学習能力、特に「汎化能力」の高さが極めて重要である。したがって、この汎化能力を高めるための手法の検討が必要である。

3. 研究の方法

研究の目的に挙げた各項目に対して、以下のような研究の方法を用いて、その解決を目指した。

(1) 研究目的(1)–①について

先に研究代表者等が提案した「ローカル極座標法」に基づいて画像プリミティブのパラメータの数を減少させ、更に、演算領域を限定（縮小）することで処理の高速化を実現することを試みた。

(2) 研究目的(1)–②について

画像プリミティブの抽出精度と処理速度という相反する要求に応える方法として、画像プリミティブのパラメータ空間で「投票箱」を用いない手法を開発し、この手法の性質を理論解析ならびに計算機シミュレーションにより明らかにした。

(3) 研究目的(1)–③について

ここで用いた方法は、研究目的(1)–④とも密接に関係するもので、統計的に見て最も「それらしい（画素との距離の中央値を最小にする）」画像プリミティブを抽出する LMedS Hough 変換を改良したものである。

(4) 研究目的(1)–④について

ここで用いた方法は、上記の LMedS Hough 変換で得られる画像プリミティブとほぼ同等の画像プリミティブを、 $\rho - \theta$ パラメータ空間上での直接的な演算で求めようとするもので、処理の容易さという実用上の利便性を追求した方法である。

(5) 研究目的(2)–①について

研究代表者がこれまで研究を行ってきた、連想記憶、ニューラルネットワーク（相互結合型、階層型）を利用することで、画像プリミティブと物体形状との間の関係を学習し、これを利用して物体形状の再構成を行うことを試みた。

(6) 研究目的(2)–②について

階層型ニューラルネットワークの汎化能力の向上方法として知られる「選択的不感化法」ならびにこれを変形した方法（本研究で開発）を用いて、物体形状の再構成に不可欠な連想記憶、ニューラルネットワークの汎化能力を向上させることを試みた。

4. 研究成果

上記の各研究目的に対して、各方法による検討を行った結果、次のような研究成果が得られた。

(1) 研究目的(1)－①について

抽出する画像プリミティブが直線の場合を例に、「ローカル極座標法」を用いることでそのパラメータの数がどのように減少するのか、更にそれをどのように改良することで処理の高速化を実現したのかについて述べる。ここで述べる内容は、抽出する画像プリミティブがより複雑な円や楕円を対象とした場合にも同様に適用が可能である。

①パラメータ数の削減の方法とその問題点

1本の直線を記述するためには、極座標系では「原点から直線までの距離 ρ と偏角 θ 」が、 $X-Y$ 座標系では「直線の傾き a と切片 b 」が（何れの場合も2個のパラメータが）必要である。ところが、原点を抽出すべき直線上にとることができれば、極座標系では ρ は常にゼロになる（ $X-Y$ 座標系では $b=0$ となる）ため、パラメータは偏角 θ （ $X-Y$ 座標系では傾き a ）の1個のパラメータのみで記述できることになり、パラメータの数を削減することが可能となる。しかしながら、このような原点を設定するには、次のような手順が必要である。ある画素（黒画素）を注目画素として、画像内に存在する注目画素以外の全ての黒画素に対して、注目画素との偏角 θ を求め、同じ θ の値をもつ黒画素の数の最大値（ k 個とする）が閾値 T_1 以上であれば、注目している画素は長さ k の直線上に存在すると判定し、この注目画素を原点に設定する。この系を「ローカル極座標系」と呼び、このローカル極座標系の下で行う Hough 変換を「ローカル極座標法」と呼ぶ。このローカル極座標法を用いる際問題となるのが、原点の設定における「画像内に存在する注目画素以外の全ての黒画素に対して、注目画素との偏角 θ を求め」の部分の演算回数である。なお、原点の設定は、画像に存在する直線の本数回行う必要がある。

②問題点の解決手法（高速化の手法）

注目画素のまわりに適当な大きさ（縦 $r+1$ 画素、横 $2r+1$ 画素）の小領域（この小領域を「ウィンドウ」と呼ぶ。 r はある小さな整数値）を設定し、このウィンドウ内に存在する全ての黒画素に対して、注目画素との偏角 θ を求める（このとき、 θ の精度を向上させるため「一点多投票」と呼ぶ特殊な計算法を用いる）。この計算の結果、同じ θ の値をもつ黒画素の数の最大値（ m 個とする）が閾値 T_2 以上であれば、注目している画素は「原点の可能性がある」と判断して、先に述べた「画像内に存在する注目画素以外の全ての黒画素に対して、注目画素との偏角 θ を求め」なる演算を行うが、もし、 m の値が閾値 T_2 より小さい場合には、注目している画素は「原点の可能性がない」と判断して、この演算は行わない。このように、提案手法では、従来のローカル極座標法において最も演

算時間を要する「画像内に存在する注目画素以外の全ての黒画素に対して、注目画素との偏角 θ を求め」なる演算を、ウィンドウ内での演算結果（ m ）によってスキップさせることで、全体の演算時間を大幅に削減することができる（例えば、縦320画素、横240画素、256階調の実画像に対して直線プリミティブを抽出する実験を行った結果、提案法による演算時間は、従来のローカル極座標法による演算時間の約30%に減少した）。

(2) 研究目的(1)－②について

従来の Hough 変換を用いて画像プリミティブを抽出する場合、直線プリミティブに対しては2次元の投票箱を、円プリミティブに対しては3次元の投票箱を設定（準備）しなければならない。その理由は、画像空間上の黒画素1点からでは、画像プリミティブを表わすパラメータの値が「ユニーク」に定まらないためである。しかしながら、先にも述べたように、この投票箱のサイズの決定には、「画像プリミティブの抽出精度と処理速度」という問題が生ずる。そこでここでは投票箱を設定しない（投票箱を用いることなく画像プリミティブのパラメータを決定する）方法として、複数の黒画素からパラメータを「ユニーク」に決定する方法を提案した。この方法は投票箱を用いないため、従来の Hough 変換では相反する要求とされていた「精度と速度の両立」が実現できる点に特徴がある。しかしながら、複数の黒画素の効率的な選択法など、今後の検討課題も残されている。

(3) 研究目的(1)－③について

ここでも、直線プリミティブを抽出する場合に限定して研究成果の概要を説明するが、その内容は円や楕円など他の画像プリミティブを抽出する場合にも拡張できる。従来の Hough 変換がもつ問題点として、Hough 平面（ $\rho-\theta$ パラメータ空間）の離散化による抽出精度の問題がある。また、直線を構成する点群の配置が非常に疎でばらつきがある場合、Hough 変換の性質上うまく直線を抽出できないという問題もある。このような Hough 変換の苦手とする直線を適切に抽出する手法として LMedS Hough 変換が提案されている。LMedS Hough 変換は直線の評価値として LMedS 値（直線から w 以内の距離にある黒画素（ N 個以上とする）と直線との間の距離の中央値（メディアン）の最小値）を用いており、Hough 変換の多数決原理とは異なったアルゴリズムにより直線を適切に近似して抽出することが可能である。ところが、LMedS Hough 変換では LMedS 値の計算量が多いため、その処理速度に問題がある。そこでここでは、LMedS 値の計算量を削減することで高速化を実現しながら、LMedS

Hough 変換と同等の有効な画像プリミティブの抽出が可能な手法を提案し、その有効性を実験により示した。

提案の方法は、量子化間隔が比較的大きい（量子化間隔を $\Delta \rho$ 、 $\Delta \theta$ とする） $\rho - \theta$ パラメータ空間上の投票箱を用いて通常の Hough 変換（投票）を行い、投票の極大点を求め、その後、より精度の高い画像プリミティブのパラメータを求めるため、この極大点を与える投票箱が占める $\rho - \theta$ の範囲に限定して領域の細分化を行い、この細分化された各領域での LMedS 値を求め（再投票と呼ぶ）、その最小値から抽出すべき直線のパラメータ（ $(\rho p, \theta p)$ とする）を抽出するというものである。

このように提案法では、先ず通常の Hough 変換を用いて直線の存在範囲を限定することで、LMedS 値の計算量が大幅に低減される。なお、この手法では最初の Hough 変換における量子化間隔（ $\Delta \rho$ 、 $\Delta \theta$ ）が小さいほど直線の存在範囲を厳しく限定できるため、処理の高速化という点では望ましいが、小さくし過ぎると LMedS 値により与えられる直線（ $(\rho p, \theta p)$ ）を取り逃がす恐れがある。研究では、最初の Hough 変換における量子化間隔（ $\Delta \rho$ 、 $\Delta \theta$ ）をどの程度に設定しておけば、LMedS 値により与えられる直線を取り逃がすことがないかについて理論的な検討を行った結果、次のような結論を得た。

図 1 のように 1 本の直線を構成する黒画素群のばらつきを W とし（先の w とは異なることに注意）、この黒画素群は一様にばらついていると仮定する。すると LMedS Hough 変換で得られる正確な解の表す直線は黒画素群の中央を通る。この場合、提案手法における再投票時の範囲に抽出すべき直線の正確なパラメータ（ $(\rho p, \theta p)$ ）が含まれるようにするには、最初の Hough 変換による投票時に偏角が θp である投票配列において、 ρp が含まれる配列要素を極大点として抽出しなければならない。Hough 変換の性質により、偏角が ρp である投票配列において、 ρ 軸方向の量子化間隔を $\Delta \rho$ とすると、図 2 のように画像平面において直線 lk から $lk+1$ の間に存在する黒画素が同じ投票配列要素に投票される。そこで、 ρ 軸方向の量子化間隔 $\Delta \rho$ を $W/2$ 以上に設定することにより、抽出すべき直線の正確なパラメータ（ $(\rho p, \theta p)$ ）を含む投票配列要素に投票される画素数は最大となるため、（ $(\rho p, \theta p)$ ）を含む点を極大点として抽出することが保証される。なお、この Hough 変換の量子化間隔 $\Delta \rho$ 、 $\Delta \theta$ を最大限大きく $\rho - \theta$ パラメータ空間全体にとれば（ $\rho - \theta$ パラメータ空間全体を一つの投票箱にとれば）、最初に行う Hough 変換では直線の存在範囲を限定しないことになり、従来の LMedS Hough 変換と一致する。

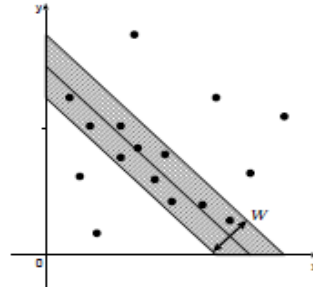


図 1 直線構成画素の幅

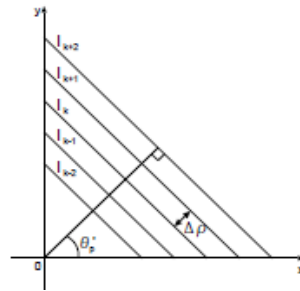


図 2 画像平面での $\Delta \rho$

図 3、図 4 に従来の LMedS Hough 変換の計算量（処理速度）と提案法の計算量を示す。この結果から、提案法の優位性分かる。

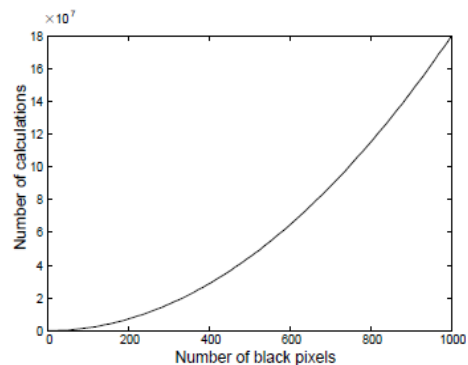


図 3 LMedS Hough 変換の計算量

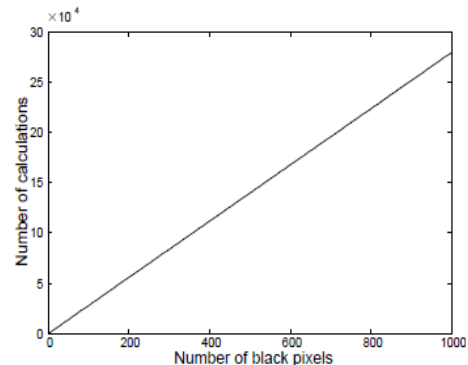


図 4 提案手法の計算量

(4) 研究目的(1)–④について

空間フィルタによって抽出されたエッジは通常太さをもつ。これに Hough 変換を適用すると数本の直線プリミティブの候補が得られる(例えば、太さをもつエッジが長方形をしている場合、長方形の長辺と同じ長さ(投票数)を有する直線プリミティブから長方形の対角線と同じ長さ(投票数)を有する直線プリミティブまで、複数の直線プリミティブ候補が得られる)。この直線プリミティブ候補の中から、真のエッジ(直線プリミティブ)を精度良く抽出する簡便で実用的な方法として、 $\rho-\theta$ パラメータ空間上での投票結果を移動平均することで、真の直線プリミティブのパラメータ(ρ 、 θ)に対応する投票箱に投票数のピークが現れる方法を開発した。この場合、移動平均幅をどのように設定すれば、精度の高い(真のエッジ位置になるべく近い)直線プリミティブが得られるのかということが問題となる。開発した方法では、この設定を自動的に行う方法として、最初の Hough 変換における $\rho-\theta$ パラメータ空間上での ρ 方向の投票数の変化量を求め、その変化量の最大値(+の値)と最小値(-の値)で囲まれた範囲を移動平均幅として決定すれば、真の投票箱に良好なピークが得られることを確かめた。この移動平均幅の決定法ならびに $\rho-\theta$ パラメータ空間上での移動平均は、何れも簡単な演算により求めることができることから、開発した方法は実用的な方法と言える。

(5) 研究目的(2)–①について

連想記憶、ニューラルネットワーク(相互結合型、階層型)を利用した物体形状の再構成法を検討した。連想記憶ならびに相互結合型ニューラルネットワークを用いる方法では、複数の画像プリミティブが理想的に配置された場合の、これに対応する物体形状を連想ペア(キーとデータのペア)として連想記憶に記憶する(例えば、9本の直線プリミティブの配置状況(キー)から、直方体や立方体といった物体形状(データ)を対応させて記憶する)方法を検討した。また、階層型ニューラルネットワークを用いる方法では、複数の画像プリミティブが理想的に配置された状況を入力信号、これに対応する物体形状を教師信号としてBP学習(誤差逆伝播学習)する方法等を検討した。しかしながら、「実際の画像プリミティブの配置状況」の多様性は、連想記憶や階層型ニューラルネットワークに学習データとして与えた「複数の画像プリミティブが理想的に配置された場合」に比べて極端に多いため、現在のところこれらの方法では満足な結果は得られておらず、更なる検討が必要である。

(6) 研究目的(2)–②について

ニューラルネットワークで十分な結果が得られない原因は、いわゆる「汎化能力」の不足にある。そこでここでは、汎化能力を向上させるための方法として知られる「選択的不感化法」ならびにこれを変形した方法について検討を行った。その結果、「選択的不感化法」によってネットワークの汎化能力が改善される秘密はデータ(学習データ、未知データ)の符号化法にあること、そしてそのような符号化法(ここでは、バイポーラ型ニューロ素子を用いているため、+1と-1を元とする符号化を考える)が具備すべき条件として次の4条件を満たす必要があることを明らかにした。

- ・表現したい情報同士がもつ数値的な距離とそれらを符号化したときの符号語同士のハミング距離は正比例する。
- ・求められた符号語における、+1と-1の出現頻度は等しい。
- ・求められた符号語同士のハミング距離は互いに等しい。
- ・十分な符号長をもつ。

ここでは、具体的にこの4条件を満足する符号化の方法を示し、このように符号化することでネットワークは高い汎化能力もつことを確かめた。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文](計 5件)

- ① 脇田 航, 村上研二, 井門 俊, テクスチャベースの触・力覚モデリングシステムの開発, 電子情報通信学会論文誌, J91-D, pp.2773-2780, 2008年, 査読有り。
- ② 木下浩二, 村上研二, 1次元フローを用いた急激な方向変化を有する移動物体の追跡, 画像電子学会誌, vol.37, pp.720-728, 2008年, 査読有り。
- ③ 金澤知典, 泉田正則, 村上研二, 井門 俊, 画像符号化における可変周波数帯域分割法によるプログレッシブ伝送の最適化, 画像電子学会誌, vol.36, pp.657-664, 2007年, 査読有り。
- ④ 村上研二, 山邊賢頭, 泉田正則, 木下浩二, LMedS ハフ変換における直線抽出の高速化, 電子情報通信学会論文誌, J90-D, pp.1781-1789, 2007年, 査読有り。
- ⑤ 村上研二, 前川裕治, 泉田正則, 木下浩二, Fast Line Detection by the Local Polar Coordinates Using a Window, Systems and Computers in Japan, vol.38, pp.43-52, 2007年, 査読有り。

〔学会発表〕(計 19 件)

- ① 木下浩二, 村上研二, Moving Object Tracking via One-Dimensional Optical Flow Using Queue, 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, 2008 年 12 月 19 日, Hanoi.
- ② 吉井大裕, 村上研二, 重松征史, 視覚情報による場所細胞の生成に関する研究電気関係学会四国支部, 2008 年 9 月 27 日徳島大学.
- ③ 小林 裕, 泉田正則, 村上研二, 木下浩二, 中央のウィンドウを優先したマルチウィンドウニューラルネットワークによる雑音劣化画像からのエッジ抽出, 電気関係学会四国支部, 2008 年 9 月 27 日徳島大学.
- ④ 井手 学, 村上研二, 木下浩二, 勾配強度を用いたエッジ抽出の閾値自動決定, 電気関係学会四国支部, 2008 年 9 月 27 日, 徳島大学.
- ⑤ 小西啓太, 村上研二, 木下浩二, 非方向依存共起度数画像を用いた特徴抽出, 電気関係学会四国支部, 2008 年 9 月 27 日, 徳島大学.
- ⑥ 岡田英之, 村上研二, 木下浩二, 補間投票を用いた Hough 変換による直線抽出法の改善, 電気関係学会四国支部, 2008 年 9 月 27 日, 徳島大学.
- ⑦ 植村真二, 村上研二, 木下浩二, 直線を構成する画素数を考慮した LMedS ハフ変換の高速化, 電気関係学会四国支部, 2008 年 9 月 27 日, 徳島大学.
- ⑧ 井手 学, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, 雑音を含む画像からのエッジ抽出, 電気関係学会四国支部, 2007 年 9 月 29 日, 徳島大学.
- ⑨ 小林 裕, 泉田正則, 村上研二, 木下浩二, 雑音劣化画像からのエッジ抽出を行うマルチウィンドウ階層型ニューラルネットワークの効率化, 電気関係学会四国支部, 2007 年 9 月 29 日, 徳島大学.
- ⑩ 福本壮志, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, 重み付き楕円成長法の初期重み設定, 電気関係学会四国支部, 2007 年 9 月 29 日, 徳島大学.
- ⑪ 岡田英之, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, Hough 変換における投票ピーク位置の復元, 電気関係学会四国支部, 2007 年 9 月 29 日, 徳島大学.
- ⑫ 藤井公家, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, Hough 変換と直線構成画素密度を用いた直線検出, 電気関係学会四国支部, 2007 年 9 月 29 日, 徳島大学.
- ⑬ 木下浩二, 榎谷正也, 泉田正則, 村上研二, Tracking of a Moving Object using One-Dimensional Optical Flow with a Rotating Observer, 9th International

Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, 2006 年 12 月 7 日, Singapore.

- ⑭ 竹田 梢, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, 中間層の教師信号を利用したデジタルニューラルネットワークの学習的構成法, 電気関係学会四国支部, 2006 年 9 月 26 日, 愛媛大学.
- ⑮ 田口義隆, 泉田正則, 村上研二, 木下浩二, 統合層を付加したマルチウィンドウ階層型ニューラルネットワークによる雑音劣化画像からのエッジ抽出, 電気関係学会四国支部, 2006 年 9 月 26 日, 愛媛大学.
- ⑯ 福本壮志, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, 重み付き楕円成長法による円形物体の自動検出, 電気関係学会四国支部, 2006 年 9 月 26 日, 愛媛大学.
- ⑰ 山邊賢顕, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, LMedS ハフ変換における直線抽出の高速化, 電気関係学会四国支部, 2006 年 9 月 26 日, 愛媛大学.
- ⑱ 藤井公家, 村上研二, 泉田正則, 木下浩二, 直線の密度を用いた領域分割 Hough 変換による直線検出, 電気関係学会四国支部, 2006 年 9 月 26 日, 愛媛大学.
- ⑲ 金澤知典, 井門 俊, 泉田正則, 村上研二, An Optimization of Progressive Transmission Based on a Variable Frequency Band Division Method, the Society for Imaging Science and Technology, International Congress of Imaging Science, 2006 年 5 月 11 日, Rochester.

〔図書〕(計 0 件)

〔産業財産権〕

- 出願状況 (計 0 件)
- 取得状況 (計 0 件)

〔その他〕

なし

6. 研究組織

(1) 研究代表者

村上 研二 (MURAKAMI KENJI)
愛媛大学・大学院理工学研究科・教授
研究者番号: 30036446

(2) 研究分担者

なし

(3) 連携研究者

なし