

機関番号：14401

研究種目：基盤研究 (C)

研究期間：2008～2010

課題番号：20560415

研究課題名 (和文) 画像処理技術を利用した複合システムのモデリング

研究課題名 (英文) Multiple systems modeling using image processing technologies

研究代表者

飯國 洋二 (IIGUNI YOUJI)

大阪大学・大学院基礎工学研究科・教授

研究者番号：80168054

研究成果の概要 (和文) : 入出データが得られたとき、観測頻度を画素値とする階調画像に変換し、太線化、細線化、雑音除去などの画像処理技術を利用することで、複合システムのモデリングを行った。具体的には、システムが複数あることは分かっているものの、どのシステムから出力されたのか分からないデータが観測される場合に、任意の入力に対する出力を推定する方法を提案した。

研究成果の概要 (英文) : A gray scale image whose pixel value expresses the number of observations is generated from a set of input/output data of multiple systems. The image processing technologies such as thinning, thickening, and noise suppression are used for multiple systems modeling, and the output to an arbitrary input is estimated from the processed image.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2008年度	1,200,000	360,000	1,560,000
2009年度	1,300,000	390,000	1,690,000
2010年度	900,000	270,000	1,170,000
年度			
年度			
総計	3,400,000	1,020,000	4,420,000

研究分野：工学

科研費の分科・細目：電気電子工学・制御

キーワード：細線化、太線化、複合モデル、フーリエ記述子、位置ずれ

1. 研究開始当初の背景

複合システムのモデリング問題とは、システムが複数あることは分かっているものの、どのシステムから出力されたのか分からないデータが観測される場合に、各システムのモデリングをおこなうものである。これは複数飛翔体の追尾、経済分析、3次元形状計測、音声分離などで有用となる。

従来法では、観測データを各システムに分類する操作と、分類したデータから各システムのモデルを構築する操作を並行して行わ

なければならず、本質的に困難な問題を含んでいた。各システムの入力空間が重複しない場合は、例えば混合エキスパートモデルにおける空間分割法を用いて各システムの入力空間を推定すれば、比較的容易にモデリングが行える。それに対し入力空間が重複する場合は、データの分類と各システムのモデリングを並行処理しなければならず、モデル交差がある場合には対応できなかった。各システムのデータ数に有意な差がある場合は、外れデータの影響を取り除くロバスト推定法が

適用できるが、その応用範囲が限られていた。一方、観測データを視覚化すれば人間はおおよそのモデル化ができることもわかるように、観測データをデジタル画像に変換することで、データの分類と各システムのモデル化が同時に行える。そこで、太線化、細線化、雑音除去といった画像処理技術を複合システムのモデリングに応用する。なお、ここでいうモデリングとは任意の入力に対する出力を推定する意味で用いている。

2. 研究の目的

- (1) 観測データをデジタル画像化する際、データ分布密度と入力次数に応じて量子化幅を調整する方法を検討する。
- (2) 2値画像を対象とした従来の太線化、細線化手法を階調画像に拡張する。その際、データ分布密度と雑音分散に応じて膨張量と収縮量を制御する方法を検討する。
- (3) 多次元入力データへの拡張方法を検討し、本手法の有効性と問題点を明らかにする。

3. 研究の方法

(1) 太線化処理

1入力1出力データを量子化し2次元階調デジタル画像を作成する。その際、出現頻度を画素値とする。この画像は雑音を含んでいる上、任意の入力に対し出力が得られるとは限らない。そこで、画素値を周囲に拡散する太線化処理により、任意の入力点で出力値が得られるようにする。通常、二値画像に対する太線化処理では、データ分布密度情報を生かさないため、雑音分散とデータ分布密度に応じて拡散量と拡散方向を制御する。

(2) 細線化処理

太線化で冗長な入出力関係を持つようになるので、細線化で冗長性を排除する。その際、太線化と同様に階調画像に対応できるよう拡張し、データ分布密度に応じて収縮量と収縮方向を制御する。

(3) 2値化と耐雑音性の評価

細線化で作成されたデジタル画像は、ほとんどの画素値がゼロとなり、モデル数と同じ数の曲線を形成する。そこで、各モデルに対応する曲線の連続性を保存しながら2値化する。これら一連の処理について、雑音と推定精度との関係の評価する。

(4) 性能評価

観測データ数が増加すると、雑音の影響を軽減できるので推定精度が向上するが、処理時間は増加する。量子化幅を広くすると、処理速度が向上し耐雑音性が向上するが、量子

化誤差により推定精度が落ちる。そこで、観測データ数、信号雑音比、量子化幅と処理時間と推定精度の関係を評価する。その際、出力のみならず入力に雑音を重畳する。

(5) 3次元入力への拡張

2次元画像に対する細線化、太線化処理を、各断面画像に適用しその処理結果を融合することで3次元入力に拡張する。

4. 研究成果

(1) ある道路における単位時間当たりの車の通過台数と速度の関係を図1に示す。まず、x方向の量子化幅100、y方向の量子化幅4として、図2のデジタル画像を生成した。そして、三通りの太線化法を比較した。

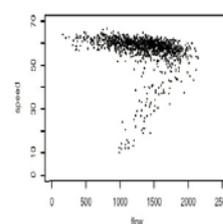


図1：通過台数と速度の関係

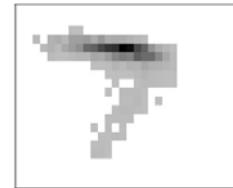
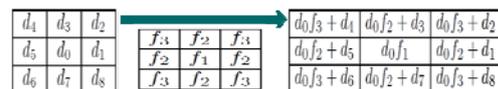


図2：デジタル画像

(a) Plus One (PO)フィルタ：二値画像に対する太線化と同様に、注目画素とその近傍の画素の画素値に1を加える。

(b) Gaussian (GS)フィルタ：注目画素の周辺に真値が存在する確率が、注目画素からの距離 m を変数とする分散 σ^2 のガウス分布 $f(m)$ に従うとする。



ただし、 $f_1=f(0)$ 、 $f_2=f(1)$ 、 $f_3=f(\sqrt{2})$ である。 σ^2 が大きいほど拡散力が大きくなるので、回答率を向上させるために、疎な部分ほど拡散力を大きくする。具体的には、注目画素の8近傍の中で正の画素値を持つ画素数 p 、適当な V_1, V_2 に対し $\sigma^2 = V_2 - (V_2 - V_1)p/8$ とした。ただし、 $0 \leq V_1 \leq V_2 < \infty$ である。 P と σ^2 の関係を図3に示す。

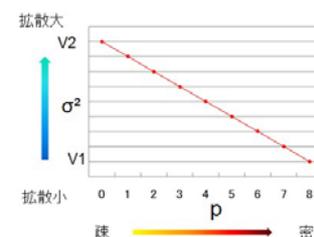


図3 P と σ^2 の関係

(c) Inversely Proportional to Distance (IPD) フィルタ：注目画素からの距離に反比例した重みをもつフィルタを用いて、注目画素の画素値を 8 近傍に拡散する。そして、 f_1 を設計パラメータとして、重みの総和が 1 となる条件 $f_1 + 4(f_2 + f_3) = 1$ 、重みが距離に反比例する条件 $f_2 = \sqrt{2} f_3$, $f_1 \geq f_2$ のもとに、定数 f_2, f_3 を決定した。 f_1 が小さいほど拡散力が大きくなるので、疎な部分ほど拡散力が大きくなるように、適当な E_1, E_2 に対し、 $f_1 = E_1 + (E_2 - E_1)p/8$ ($1/(5+2\sqrt{2}) \leq E_1 \leq E_2 \leq 1$) とした。 p と f_1 との関係を図 4 に示す。

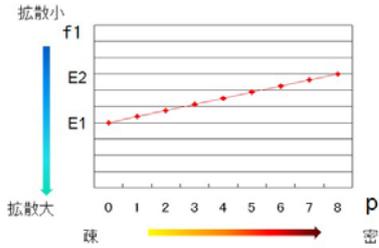


図 4 : P と f_1 の関係

(2) 入力に対する出力が一意に決まるように、太線化で得られた階調画像にヒルディッチの条件を適用して細線化をする。ただし、階調画像を処理できるように、次のように条件を拡張した。

- ①境界である
 - ②端点ではない
 - ③孤立点ではない
 - ④連結数が 1 である
 - ⑤線幅 2 の線分は片側だけ削除
- (①②④は並列処理. ③⑤は逐次処理)

画素値が観測頻度を表すことから、画素値の大きな画素を優先的に残るように画素値の小さなものから $1 \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow 3 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow \dots$ との順にラスラスキャンし収縮処理をした。

(3) 太線化処理に P0, GS, IPD フィルタを用いたモデリング結果を図 5 に示す。ただし、GS フィルタでは $V_1=0.1, V_2=0.9$, IPD フィルタでは $E_1=0.4, E_2=0.7$ とした。P0 フィルタでは、特に注目画素の画素値が小さいとき、その周辺で元データの分布密度情報が失われ、太線化の際に元データにない冗長な情報が加わるため、GS フィルタ、IPD フィルタに比べ結果が悪くなった。 V_1, V_2 の範囲は $0 \leq V_1 \leq V_2 < \infty$ であるのに対し、 E_1, E_2 は有限区間 $1/(5+2\sqrt{2}) \leq E_1 \leq E_2 \leq 1$ であることから、パラメータ設定の容易さの点からは IPD フィルタが優れている。

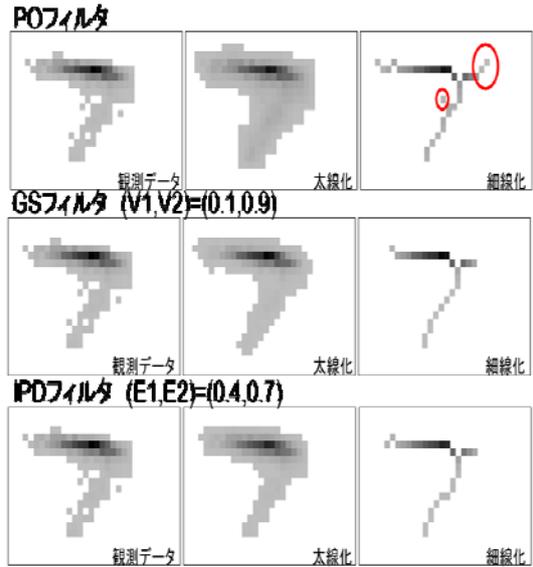


図 5 : 処理結果

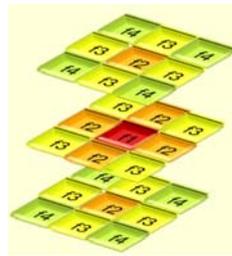


図 6 : 2 入力 IPD フィルタ

(4) 図 6 の 2 入力 IPD フィルタにおいて、 f_1 を設計パラメータとして、重みの総和が 1 となる条件 $f_1 + 6f_2 + 12f_3 + 8f_4 = 1$ 、重みが距離に反比例する条件 $f_2 = \sqrt{2} f_3$, $f_2 = \sqrt{3} f_4$, $f_1 \geq f_2$ のもとに、定数 f_2, f_3 を決定した。また、一入力の場合と同様に、疎な部分ほど拡散力が大きくなるように、適当な E_1, E_2 に対し、 $f_1 = E_1 + (E_2 - E_1)p/26$ ($1/(7+6\sqrt{2} + 8/\sqrt{3}) \leq E_1 \leq E_2 \leq 1$) とした。そして、 $[25, 75]$ の四角形移動体を

$$\begin{pmatrix} x_1^{(1)}(t+1) \\ x_2^{(1)}(t+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\pi/4) & -\sin(\pi/4) \\ \sin(\pi/4) & \cos(\pi/4) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^{(1)}(t) \\ x_2^{(1)}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 150 \\ 30 \end{pmatrix}$$

$(x_1 - 50)^2 + (x_2 - 50)^2 < 250$ の円移動体を

$$\begin{pmatrix} x_1^{(2)}(t+1) \\ x_2^{(2)}(t+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\pi/24) & \sin(\pi/24) \\ -\sin(\pi/24) & \cos(\pi/24) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^{(2)}(t) \\ x_2^{(2)}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -10 \\ -30 \end{pmatrix}$$

によって移動させた。入力と出力に分散 σ^2 の雑音を重畳した。 $\sigma^2=20$ として量子化した。

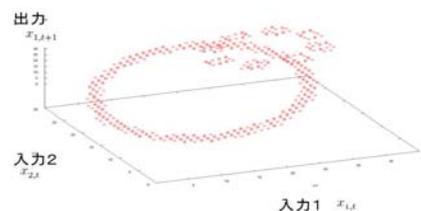


図 7 : 量子化後の 2 入力観測データ

入出力データを図7に示す. E_1 を[0.1, 0.8], E_2 を[0.2, 0.9]の範囲で0.1ずつ変化させた. $\sigma^2=0, 20, 40$ の場合の応答率と正答率を図8に示す. 雑音が小さいときには E_1, E_2 を調整しても正答率はほとんど変化しないが, 雑音が大きくなると E_1, E_2 を小さくすることで正答率, 応答率が向上している. これは, 観測値と真値が離れている場合は, 太線化の効果を広くすることで正答率が向上するからである.

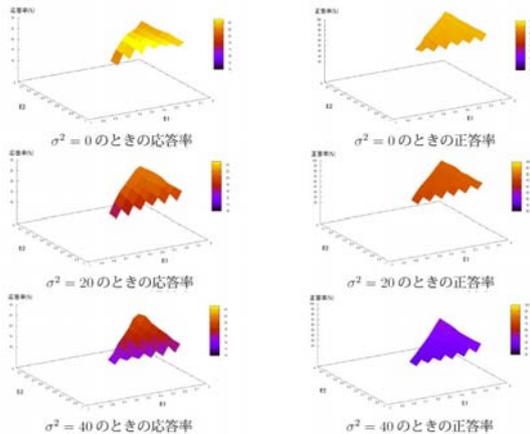


図8：応答率と正答率 1

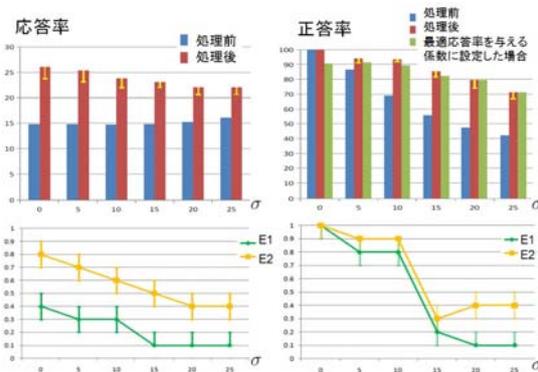


図9：応答率と正答率 2

次に, $\sigma^2=0, 5, 10, 15, 20, 25$ の場合について, 最も高い応答率と正答率を与えるように E_1, E_2 を設定した場合の結果を図9に示す. 右上の棒グラフは処理前後の正答率であり, 処理後の正答率が高くなっている. 右下の図は E_1, E_2 の最適値であり, 雑音が大きくなるほど小さくなっている. これは, 誤差を含むデータが多くなるほど, 注目画素の画素値を拡散することにより雑音除去できるからである. E_1, E_2 の最適値から ± 0.1 変化させたときの正答率を黄色の範囲で示す. 正答率がほとんど下がらないことから, パラメータ E_1, E_2 がロ

バストであることがわかる. 左上の図は処理前後の正答率である. 処理後の応答率が向上しており, E_1, E_2 にロバスト性があることがわかる. 応答率の点からは雑音が大きいかほど E_1, E_2 を大きくして拡散力を小さくしなければならないが, 正答率の点からは E_1, E_2 を小さくしなければならない. そこで, 正答率を最適にする E_1, E_2 を用いて応答率を評価した. 結果を緑色の棒グラフで示す. これより, ほとんど正答率が下がらないことが本手法の有用性が確認できる.

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計3件)

- ① Ken-ichi Sakaue and Youji Iiguni, "Moment invariants of the weighted image," IEICE Trans. Inf. and Syst., vol.E93-D, no. 3, pp.666-670, March. 2010. (査読有り)
- ②長谷川哲平, 飯國洋二, "開曲線にも適用可能な新しいフーリエ記述子", 画像ラボ, vol. 21, no. 5, pp.7-11, 2010. (査読無し)
- ③長谷川哲平, 飯國洋二, "開曲線のための回転型フーリエ記述子," 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J92-D, No. 12, pp. 2217-2224, Dec. 2009. (査読有り)

[学会発表] (計5件)

- ①山下友子, 飯國洋二, 画像処理を用いた複数システムのモデリング, 第52回システム制御情報学会研究発表講演会論文集. 2008. 5. 16. (査読無し)

[図書] (計1件)

- ①Yoshinori Abe and Youji Iiguni, "A DCT based image restoration from a blurred and downsampled image", Chapter 17 in "New Signal Processing Research" pp.477-490, Nova Science Publishers, March 2009.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

飯國 洋二 (IIGUNI YOUJI)

大阪大学・大学院基礎工学研究科・教授

研究者番号: 80168054

(2) 研究分担者

該当無し

(3) 連携研究者

該当無し