DCTを用いた一枚の低解像度画像からの高解像度画像の生成

Generation of a High-Resolution Image from a Single Low-Resolution Image Using Discrete Cosine Transformation

学生会員 鈴木 紳也[†], 工藤 博幸^{††}

Shinya Suzuki[†] and Hiroyuki Kudo^{††}

Abstract We propose a simple method to generate a high-resolution (HR) image from a single low-resolution (LR) image. The method solves a simultaneous linear equation that relates the HR image to the LR image. Since this equation is underdetermined, we utilize the energy compaction property of discrete cosine transformation to reduce the number of unknowns used to represent the HR image. We propose two different implementation methods. The first divides the LR image into a set of small blocks and the proposed method is applied to each block separately. The second implementation method applies the proposed method directly to the full image frame. The results of our simulation studies are shown.

キーワード：超解像，画像復元，解像度，直交変換，DCT

1. ま え が き

画像処理により低解像度画像から高解像度画像を生成する技術は超解像 (Super Resolution) と呼ばれ，近年注目され様々な手法が提案されている^{1)~8)}．高解像度画像が劣化して低解像度画像が生成される過程は，センサの特性を表すローパスフィルタと間引きを組合せた線形演算でモデル化され，この線形方程式を解くことにより，低解像度画像から高解像度画像を求めることができる．しかし低解像度画像の画素数は，高解像度画像の画素数より少ないため，この問題は解が一意に定まらない不良設定問題となる．そこで，この問題点を克服するため，同じシーンを撮影した複数枚の低解像度画像を組合せて，高解像度画像を生成する手法が検討されている^{1)~4)}．例えば，(1) カメラの位置を移動させて複数枚の低解像度画像を撮影，(2) ビデオ画像から抜き出した複数枚のフレームを使用，(3) フォーカスを変化させて複数枚の低解像度画像を撮影，などの方法

により，複数枚の独立な低解像度画像を得ることができる．また，最近では，欠損した高周波成分を学習データから求め一枚の低解像度画像のみで超解像を実現する手法も提案されている⁵⁾⁶⁾．

本論文では，1枚の低解像度画像のみを用いて高解像度画像を生成する簡便な手法を提案する．提案手法は，高解像度画像と低解像度画像の関係を表す線形方程式を解く原理に基づいているが，1枚の低解像度画像でも線形方程式の未知数と式の数と同じにして一意に解けるようにするため，DCT (Discrete Cosine Transform) によるデータ圧縮の考え方を用いている．すなわち，高解像度画像のDCT変換係数の高次成分を無視することにより高解像度画像の自由度を削減し，線形方程式が一意に解けるようにする．そして，提案手法の有効性をシミュレーション実験により示す．なお，DCTを超解像に応用した文献として7)8)があるが，これらの手法の原理は本論文のものとは異なる．

2. 提 案 手 法

本章では，低解像度画像から高解像度画像を生成する問題の定式化を行い，提案手法の原理と具体的な実装方法を述べる．

2.1 問題の定式化

多くの場合，センサの物理的制約により $I \times J$ 画素の高解像度画像 $x(i, j)$ が劣化して $I/2^p \times J/2^p$ 画素の低解像度

2007年3月23日受付，2007年5月2日再受付，2007年5月21日採録

[†] 筑波大学 第三学群 情報学類

(〒305-8573 つくば市天王台 1-1-1, TEL 029-853-5445)

^{††} 筑波大学 大学院 システム情報工学研究科 コンピュータサイエンス専攻

(〒305-8573 つくば市天王台 1-1-1, TEL 029-853-5516)

[†] College of Information Science, University of Tsukuba

(Tennoudai 1-1-1, Tsukuba-shi, 305-8573, Japan)

^{††} Department of Computer Science, University of Tsukuba

(Tennoudai 1-1-1, Tsukuba-shi, 305-8573, Japan)

画像 $y(i, j)$ が生成される過程は,

$$y(i, j) = \frac{1}{2^{2p}} \sum_{k=0}^{2^p-1} \sum_{l=0}^{2^p-1} x(i \times 2^p + k, j \times 2^p + l) \\ (i = 0, 1, \dots, I/2^p - 1; j = 0, 1, \dots, J/2^p - 1) \quad (1)$$

のようにモデル化できる. ただし, 2^p ($p \geq 1$) は高解像度画像と低解像度画像の画素数の比を表す定数で, I, J は共に 2^p で割り切れるものとする. 式 (1) は, 高解像度画像の $2^p \times 2^p$ 画素ずつ濃度値が平均化され, 低解像度画像が生成されることを表している. なお, 提案手法は平均化の重みが一律でない場合にも拡張できるが, 説明の複雑化を避けるため平均化の重みは一律としている. 次に, 式 (1) を行列とベクトルを用いて表す. 高解像度画像 $x(i, j)$ と低解像度画像 $y(i, j)$ の濃度値を一列に並べたベクトルを各々 $\vec{x}, \vec{y}$ とすると, 式 (1) は

$$\vec{y} = A\vec{x} \quad (2)$$

の形で表すことができる. ただし, $\vec{x}$ の次元 N は $N = IJ$, $\vec{y}$ の次元 M は $M = IJ/2^{2p}$ であり, A は式 (1) における濃度値の平均化操作から決まる $M \times N$ 行列である. 低解像度画像から高解像度画像を生成する問題は, 式 (2) のモデルに基づき $\vec{y}$ から $\vec{x}$ を復元する問題と考えることができる. しかし, $\vec{y}$ の次元 M は $\vec{x}$ の次元 N より小さい ($M = N/2^{2p}$) ため, 式 (2) の解は 1 枚の低解像度画像の情報のみでは一意に定まらない.

2.2 提案手法の原理

本論文では, 式 (2) の線形方程式の解が一意に定まらない問題点を克服するため, DCT の低次変換係数へのエネルギー集中度が高い性質を利用して高解像度画像の自由度を削減する手法を提案する. その考え方を以下で述べる. 高解像度画像 $x(i, j)$ の (タイプ II) DCT 変換係数を $X(u, v)$ とすると, DCT 逆変換は

$$x(i, j) = \sum_{u=0}^{I-1} \sum_{v=0}^{J-1} d_I(u) d_J(v) X(u, v) \\ \times \cos\left(\frac{\pi(2i+1)u}{2I}\right) \cos\left(\frac{\pi(2j+1)v}{2J}\right) \\ d_I(u) = \begin{cases} \sqrt{1/I} & (u=0) \\ \sqrt{2/I} & (u \neq 0) \end{cases} \quad (3)$$

により定義される. DCT は画像のエネルギーを低次変換係数に集中させる性質があるので, $X(u, v)$ の低次成分 $\Omega = \{(u, v) \mid 0 \leq u \leq I/2^p - 1, 0 \leq v \leq J/2^p - 1\}$ のみを考えそれ以外の高次変換係数の影響は十分に小さいとみなす. すると, 式 (3) は

$$x(i, j) \approx \sum_{u=0}^{I/2^p-1} \sum_{v=0}^{J/2^p-1} d_I(u) d_J(v) X(u, v) \\ \times \cos\left(\frac{\pi(2i+1)u}{2I}\right) \cos\left(\frac{\pi(2j+1)v}{2J}\right) \quad (4)$$

のように少数の $(u, v) \in \Omega$ の範囲の $X(u, v)$ を用いて近似できる. 無視しない低次変換係数 $X(u, v)$ を一列に並べたベクトルを $\vec{X}$ とすると, 式 (4) は

$$\vec{x} \approx T\vec{X} \quad (5)$$

の形で表すことができる. ただし, T は DCT 逆変換の基底から決まる $IJ \times IJ/2^{2p}$ 行列である. 式 (5) を式 (2) に代入すると,

$$\vec{y} \approx AT\vec{X} \quad (6)$$

を得る. 式 (6) は高解像度画像の DCT 変換係数 $\vec{X}$ と低解像度画像 $\vec{y}$ の関係を表す式であるが, 高次変換係数を無視したため $\vec{y}$ と $\vec{X}$ の次元は同じで共に $IJ/2^{2p}$ になっている. また, 付録に示す考察により, 式 (1), (4) の設定の場合には行列 AT は正則になることが示される. よって, 以下の手順により, 低解像度画像 $\vec{y}$ から高解像度画像 $\vec{x}$ を求めることができる.

[STEP 1] 式 (6) を解いて $\vec{y}$ から $\vec{X}$ を求める.

[STEP 2] $\vec{X}$ を式 (5) に代入して $\vec{x}$ を求める.

提案手法のキーは, DCT の高次変換係数を無視して, 高解像度画像を低解像度画像と同じ少ない自由度で表現することである. DCT のエネルギー集中度率は非常に高いため, 高次変換係数を無視したことに起因する高周波数成分の欠損は, 式 (1) のモデルによる画像の劣化と比べてかなり小さい. 幾つかの実画像について実験的にこの事実を確認している. 直交変換として (タイプ II) DCT を採用した理由を以下に述べる. このような目的に用いる直交変換としては, (1) 特定の変換係数へのエネルギー集中度が高く無視した変換係数の影響が小さいこと, (2) どの変換係数を無視した時に行列 AT の正則性が保証されるかが明確であること, (3) 計算時間が短いこと, の三つの条件を満足するものが望ましい. 条件 (1) を満足する具体的な候補としては, データ圧縮との類推から (タイプ II) DCT, ウェーブレット変換, KL 変換の三つが考えられるが, ウェーブレット変換と KL 変換は条件 (2) を満足せず計算時間の点でも DCT に劣る傾向があるため, DCT を採用した.

2.3 実装方法

DCT を変換符号化に用いる場合, 画像を小ブロックに分割してブロックごとに処理を行うブロック符号化と画像全体で処理を行う符号化の二つがある. これとの類推から, 提案手法も小ブロックへの分割を行うか行わないかで二つの異なる実装方法が考えられる. ここでは, 小ブロックに分割して処理を行う方法をブロック分割法, 画像全体で処理を行う方法を全フレーム法と呼び, 両者の具体的な実装方法を述べる. まず, ブロック分割法と全フレーム法の位置づけを以下に述べる. ブロック分割法では, 小ブロックごとに DCT を行うので計算時間は短くなるが, 各ブロックを独立に処理するため, 復元画像にブロック歪みが生じやすい. 計算量の増加を許容して画像全体で DCT を行うこ

図 1 ブロック分割法の処理手順
Data processing procedure of the block division method.

とにより、ブロック歪みの問題点を克服したのが全フレーム法である。実際に両方で復元画像の画質がどの程度異なるかは、次章のシミュレーション実験で示す。

ブロック分割法では、低解像度画像 $\vec{y}$ を長方形小ブロック $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_B$ に分割し、各ブロックに別々に提案手法を適用して高解像度画像のブロック $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_B$ を求め、これらを結合して高解像度画像 $\vec{x}$ を得る。その様子を図 1 に示す。この実装方法の利点は、行列 AT のサイズが小さくなりかつ全ブロックに共通であるから^{*}、逆行列 $D = (AT)^{-1}$ を最初に一回だけ計算してメモリーに確保し各ブロックの処理は $\vec{x}_b = TD\vec{y}_b$ ($b = 1, 2, \dots, B$) で表される行列の乗算のみで済むことである。ブロック分割法の処理手順を以下にまとめる。

<ブロック分割法の手順>

[STEP 1] ブロックのサイズで決まる逆行列 $D = (AT)^{-1}$ を計算して、メモリーに確保する。

[STEP 2] $\vec{y}$ を小ブロック $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_B$ に分割する。

[STEP 3] 各ブロック $\vec{y}_b$ ($b = 1, 2, \dots, B$) に行列の乗算 $\vec{x}_b = TD\vec{y}_b$ を施し、高解像度画像のブロック $\vec{x}_b$ ($b = 1, 2, \dots, B$) を求める。ただし、 T の乗算は DCT の高速アルゴリズムで行う。

[STEP 4] 小ブロック $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_B$ を結合して $\vec{x}$ を得る。

上述の手順において最も計算量が多いのは、逆行列 D の乗算である。しかし、式 (1),(4) の設定の場合には劣化過程と DCT 基底の両者が i 方向と j 方向に分離可能であるため、 D も分離可能となり D の乗算を以下の手順で高速に計算できる。まず、 i, j 方向の各行と各列を表す 1 次元信号に対する逆行列 $D_H = (A_H T_H)^{-1}$, $D_V = (A_V T_V)^{-1}$ を計算しておき、メモリーに確保する^{**}。そして、次式のように、1 行ずつ低解像度画像 $y(i, j)$ の i 方向に D_H を乗算して中間画像 $z(u, j)$ を作成し、次に 1 列ずつ $z(u, j)$ の j 方向に D_V を乗算して変換係数 $X(u, v)$ を求める。

^{*} 例えば、低解像度画像の 1 ブロックが 8×8 画素からなる場合、行列 AT のサイズは 64×64 となる。

^{**} 例えば、低解像度画像の 1 ブロックが 8×8 画素からなる場合、行列 D_H, D_V のサイズは 8×8 とかなり小さくなる。

$$y(i, j) \xrightarrow{D_H} z(u, j) \xrightarrow{D_V} X(u, v) \quad (7)$$

全フレーム法では、画像全体で提案手法を適用する。この場合、行列 AT のサイズが大きくなり、逆行列 $D = (AT)^{-1}$ を厳密に計算して乗算することは困難となる。そこで、式 (6) の線形方程式を凸射影法 (Projections Onto Convex Sets)²⁾ を用いて解く手法を提案する。まず、式 (6) の線形方程式を解くことは、以下の 2 式を満足する $\vec{x}$ を求めることと等価である。

$$A\vec{x} = \vec{y} \quad (8)$$

$$X(u, v) = 0 \quad \text{for } (u, v) \notin \Omega \quad (9)$$

式 (8) は復元画像 $\vec{x}$ が $A\vec{x} = \vec{y}$ を満足しなくてはならないこと、式 (9) は $\vec{x}$ の無視した DCT 高次変換係数が零でなくてはならないことを表している。式 (8) の各行 $(\vec{a}_m, \vec{x}) = y_m$ ($m = 1, 2, \dots, M$) を満足する $\vec{x}$ の集合を $C_1, C_2, \dots, C_M$ 、式 (9) を満足する $\vec{x}$ の集合を C_{M+1} とすると^{***}、式 (6) を解くことは共通集合 $C = \bigcap_{m=1}^{M+1} C_m$ の要素を求める問題として定式化できる。ただし、 $\vec{a}_m$ は行列 A の m 行目の行ベクトル、 y_m はベクトル $\vec{y}$ の m 番目の要素、 $(\cdot, \cdot)$ は内積を表す。凸射影法では、このような複数の凸集合の共通要素を以下の反復式により求める。

$$\begin{aligned} \vec{x}^{(0)} &: \text{arbitrary} \\ \vec{x}^{(k+1)} &= P_{M+1} P_M \dots P_1 \vec{x}^{(k)} \end{aligned} \quad (10)$$

ただし、 P_m は C_m への射影演算子である。集合 $C_1, C_2, \dots, C_M$ への射影は

$$P_m \vec{x} = \vec{x} + \frac{y_m - (\vec{a}_m, \vec{x})}{\|\vec{a}_m\|^2} \vec{a}_m \quad (m = 1, 2, \dots, M) \quad (11)$$

で表される。また、集合 C_{M+1} への射影は、 $\vec{x}$ を DCT して高次変換係数を零にセットした後 DCT 逆変換すること、即ち

$$P_{M+1} \vec{x} = TT^t \vec{x} \quad (12)$$

で表される。式 (11),(12) の射影を用いて式 (10) の反復を行うことにより、高解像度画像 $\vec{x}$ を求めることができる。全フレーム法の処理手順を以下にまとめる。

<全フレーム法の手順>

[STEP 1] 初期画像 $\vec{x}^{(0,1)}$ を与え、反復回数を $k = 0$ とする。

[STEP 2] 次式により集合 $C_1, C_2, \dots, C_M$ へ逐次的に射影する。

^{***} 定義から、 $C_1, C_2, \dots, C_M$ は N 次元空間の $(N-1)$ 次元アフィン部分空間 (超平面) であり、 C_{M+1} は N 次元空間の M 次元部分空間である。アフィン部分空間や部分空間に含まれる任意の 2 点を $\vec{x}_A, \vec{x}_B$ とすると、凸結合 $\vec{x} = \lambda \vec{x}_A + (1-\lambda) \vec{x}_B$ ($0 \leq \lambda \leq 1$) も同じアフィン部分空間や部分空間に含まれるので、 $C_1, C_2, \dots, C_{M+1}$ は全て凸集合である。

$$\begin{aligned}\tilde{x}^{(k,m+1)} &= \tilde{x}^{(k,m)} + \frac{y_m - (\tilde{a}_m, \tilde{x}^{(k,m)})}{\|\tilde{a}_m\|^2} \tilde{a}_m \\ &\text{for } m = 1, 2, \dots, M\end{aligned}\quad (13)$$

[STEP 3] 次式により集合 C_{M+1} へ射影する.

$$\tilde{x}^{(k+1,1)} = TT^t \tilde{x}^{(k,M+1)} \quad (14)$$

ただし, T, T^t の乗算は DCT の高速アルゴリズムで行う.

[STEP 4] 収束判定を行う. 収束していたら終了, それ以外なら $k \leftarrow k + 1$ として [STEP 2] に戻る.

3. シミュレーション実験

512 × 512 画素の 2 種類のテスト画像 Lena と Goldhill を用いて, シミュレーション実験を行った. 劣化の過程は, 512 × 512 画素の高解像度画像の 2 × 2 画素ずつ濃度値が平均化され, 256 × 256 画素の低解像度画像が生成されるものとした. これは, 式 (1) のモデルで $I = J = 512, p = 1$ の場合に相当する. ブロック分割法におけるブロックのサイズは経験的に定め, 低解像度画像の 8 × 8 画素を 1 ブロックとした. また, 全フレーム法における凸射影法の反復回数は経験的に定め, 10 回とした. そして, 画像の拡大処理に最も良く用いられている双 3 次補間法と提案手法の性能を比較した.

復元画像の PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) を表 1 に, Goldhill の復元画像から中央部 (256 × 256 画素の範囲) を切り出したものを図 2 に示す. 双 3 次補間法と比較して, 提案手法では建物と窓の境界線や屋根と木のテクスチャーに含まれる高周波成分が回復され, より見やすい画像が生成されている. 数値的にも, 提案手法により双 3 次補間法と比較して PSNR が向上している. Lena と Goldhill とでブロック分割法と全フレーム法の PSNR の優劣が逆転している理由は, 以下のように考察できる. 良く知られているように, DCT は有限長信号の右半分と左半分を折り返した後に周期信号とみなすことから導かれ, DCT の高次変換係数を無視したことに起因する復元誤差は (折り返した際に) ブロックの端から生じる高周波成分の量に影響される. ブロックのサイズが極端に小さくない限り, 画像をブロック分割して DCT した方が高周波成分が多いか全体で DCT した方が高周波成分が多いかは, ブロックの端における画像の濃度変化に依存し一概には言えず, PSNR の優劣は画像に依存する. Lena と Goldhill 以外にも幾つかの画像で実験を行ったが, 全フレーム法とブロック分割法の PSNR の優劣は画像によって異なっていた. また, 図 3 に (ブロック歪みが強く現れていた) Lena の復元画像

図 2 Goldhill に対する復元画像. 上: 双 3 次補間法, 中: ブロック分割法, 下: 全フレーム法

Restored images for Goldhill. Top: bi-cubic interpolation, middle: block division method, bottom: full-frame method.

表 1 復元画像の PSNR
PSNR of restored images.

	双 3 次補間法	ブロック分割法	全フレーム法
Lena	30.02	34.47	34.56
Goldhill	29.20	31.19	31.05

(単位は dB)

図3 ブロック分割法と全フレーム法のブロック歪みの比較。
左：ブロック分割法，右：全フレーム法
Comparison of the block division method and the full-frame method in terms of block distortions. Left: block division method, right: full-frame method.

の髪の毛を拡大したものを示すが，全フレーム法によりブロック分割法で生じたブロック歪みはなくなっている。ただし，ブロック分割法と全フレーム法の差異は顕著ではなかった。なお，計算時間は，Power PC(2.1GHz)上で動作するMATLABを用いて，双3次補間法が0.45(s)，ブロック分割法が1.54(s)，全フレーム法が(10回の反復で)11.88(s)であった。

4. む す び

本論文では，1枚の低解像度画像から高解像度画像を生成する新しい手法を提案した。提案手法は，非線形最適化や学習を必要としないため簡便で，計算時間も多くの実用に耐え得る範囲と考えられる。今後の課題としては，ウェーブレット変換やKL変換などのDCT以外の直交変換を用いること，雑音を考慮に入れた手法に拡張すること，などが挙げられる。

【文 献】

- 1) S.C.Park, M.K.Park, and M.G.Kang : "Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview", IEEE Signal Process. Magazine, **20** 3, pp.21-36 (May.2003)
- 2) H.Stark and P.Oskoui : "High-Resolution Image Recovery from Image-Plane Arrays Using Convex Projections", J.Opt.Soc.Am.A, **6** 11, pp.1715-1726 (Nov.1989)
- 3) R.C.Hardie, K.J.Barnard, and E.E.Armstrong : "Joint MAP Registration and High-Resolution Image Estimation Using a Sequence of Undersampled Images", IEEE Trans.Image Process., **6** 12, pp.1621-1633 (Dec.1997)
- 4) M.Elad and A.Feuer : "Restoration of a Single Superresolution Image from Several Blurred, Noisy, and Undersampled Measured Images", IEEE Trans.Image Process., **6** 12, pp.1646-1658 (Dec.1997)
- 5) S.Baker and T.Kanade : "Limits on Super-Resolution and How to Break Them", IEEE Trans.Patt.Anal. & Mach. Intell., **24** 9, pp.1167-1183 (Sep.2002)
- 6) C.V.Jiji, M.V.Joshi, and S.Chaudhuri : "Single-Frame Image Super-Resolution Using Learned Wavelet Coefficients", Int.J.Imaging Systems & Tech., **14** 3, pp.105-112 (Sep.2004)
- 7) H.Sakane and H.Kiya : "A Super-Resolution Method Based on the Discrete Cosine Transform", IEICE Trans. on Fundamentals, **E79-A** 6, pp.768-776 (Jun.1996)
- 8) B.K.Gunturk, Y.Altunbasak, and R.M.Mersereau : "Super-Resolution Reconstruction of Compressed Video Using Transform-Domain Statistics", IEEE Trans.Image Process., **13** 1, pp.33-43 (Jan.2004)

〈付 録〉

行列 AT の正則性

式(1),(4)の設定では劣化過程とDCT基底の両者が i 方向と j 方向に分離可能であるため，行列 AT も分離可能となり以下のように1次元信号に対する演算の繰り返しに分解できる。まず，DCT変換係数 $X(u,v)$ の u 方向に1行ずつ1次元信号に対する行列 $A_H T_H$ を乗じて中間信号 $z(i,v)$ を生成する。次に， $z(i,v)$ の v 方向に1列ずつ1次元信号に対する行列 $A_V T_V$ を乗算して劣化画像 $y(i,j)$ を生成する。したがって，1次元信号の場合に対して行列 AT の正則性が示されれば，式(1),(4)の設定の場合も行列 AT は必ず正則になる。そこで，1次元信号の最も典型的な $N=2M$ (信号を2倍のサイズに拡大)と $N=4M$ (信号を4倍のサイズに拡大)の場合について，数値計算により行列 AT の特異値分解を行い最小特異値 $\sigma_{\min}$ と最大特異値 $\sigma_{\max}$ の比 $\sigma_{\min}/\sigma_{\max}$ を求めた。その結果を付・表1にまとめて示す。すべての場合について，零の特異値は存在せず行列 AT は正則になっている。また，最小特異値 $\sigma_{\min}$ は小さすぎず逆演算 $(AT)^{-1}$ が安定であることもわかる。

付・表1 行列 AT の最小特異値と最大特異値の比 $\sigma_{\min}/\sigma_{\max}$.
Ratio of the minimum singular value to the maximum singular value $\sigma_{\min}/\sigma_{\max}$ for the matrix AT .

	$N=4$	$N=8$	$N=16$	$N=32$	$N=64$
$N=2M$	0.92	0.83	0.77	0.74	0.72
$N=4M$	1.00	0.88	0.76	0.68	0.63

鈴木 紳也 1985年生。2004年，筑波大学第三学群情報学類入学。現在，同4年次在籍。画像処理に興味を持つ。学生会員。

工藤 博幸 1963年生。1985年，東北大学工学部卒業。1990年，同大学院博士課程修了。現在，筑波大学准教授。主としてCTとPETを中心とした医用画像処理の研究に従事。工学博士。