

2.3. 双対問題の解法

本章では 2.2. で定式化した双対問題に対して座標降下法を用いて解を導出する。座標降下法はベクトル λ の各要素を一つずつ更新して式(7)の解 λ^* を得る手法である。座標降下法ではベクトル λ の各要素 λ_i に対して次式を満たすように解を更新していく。すなわち、

$$\lambda_i = \arg \max_{\lambda_i} D(\dots, \lambda_{i-1}^{(k+1)}, \lambda_i, \lambda_{i+1}^{(k)}, \dots) \quad (17)$$

を満たす 1 変数関数最大化問題を要素数 T 個分順に解くことになる。ここで、式(17)の上付き文字 (k) は反復回数を示し、 λ_i 以外の変数は現在の値に固定されているものとする。

式(17)より座標降下法の各ステップにおいて、最大化の対象となる部分評価関数は式(12)から一要素 λ_i について抜き出した 1 変数関数 $D_i(\lambda_i)$ に対しての最適解を求めればよいこととなる。

$$D_i(\lambda_i) = \log(\lambda_i) - g(\lambda_i) \quad (18)$$

$$g(\lambda_i) = \sum_{j=1}^N f_{\epsilon}(e m_j + w_j^{(k,i)}) - \sum_{i=1}^M a_{ij} \quad (19)$$

式(19)の $w_j^{(k,i)}$ は $\lambda^{(k,i)} = (\lambda_1^{(k+1)}, \dots, \lambda_i, \dots, \lambda_T^{(k)})$, λ_i 以外の値は固定されているものとして、 $w_j^{(k,i)} = \mathbf{c}_j^T \lambda^{(k,i)}$ で定義される。式(18)は複雑な非線形方程式であることから、解析的に解くことが難しい。そこで、 $D_i(\lambda_i) \geq D_i(\lambda_i^{(k)})$ を保証するような λ_i により解を順次更新することを考える。

まず、式(18)において最大化を困難にしている第二項の式(19)を $\lambda_i = \lambda_i^{(k)}$ の周りで二次近似し次式の関数を構成する。

$$h(\lambda_i, \lambda_i^{(k)}) = g(\lambda_i^{(k)}) + g'(\lambda_i^{(k)})(\lambda_i - \lambda_i^{(k)}) + \frac{\|a_{i(\cdot)}\|^2}{2\epsilon} (\lambda_i - \lambda_i^{(k)})^2 \quad (20)$$

式(19)は区間的に 2 次関数または 0 である。つまり、曲率が有限であることから容易に $g(\lambda_i) \leq h(\lambda_i, \lambda_i^{(k)})$ を満たす。以上より、代理関数は式(18)を用いて次のように構築でき、座標降下法では式(21)の解を順に求めればよいこととなる。

$$\bar{D}_i(\lambda_i) = \log(\lambda_i) - h(\lambda_i, \lambda_i^{(k)}) \quad (21)$$

ここで、式(21)の代理関数は解析的に解け、 $\bar{D}_i(\lambda_i)$ を最大化する解、つまり λ_i の $k+1$ 回目の更新解は式(21)の勾配を 0 とした方程式の解となる。また、解は式(13)の制約条件及び式が凸関数であることから解析的に用意にわかる。

ここで、収束速度に影響を与えるため座標降下法を行う際の初期値 $\lambda^{(0)}$ を考える。式(16)から変数 λ の理想的な初期値は観測データ \mathbf{y} の逆数を取れば良いこととなる。そのため、本提案手法では一度観測データを計測し、式(16)を利用して初期化する。以下、便宜上ベクトル λ の要素全部 (k) を更新し終えることを主反復と呼び、 i 番目の要素を更新し終えることをサブ反復 i とよぶ。

2.4. 摂動項の影響の減少

2.3. で求めた座標効果法を用いることにより、式(7)の解 λ^* 及び解の関係性から主問題となる式(6)の最適解 \mathbf{x}^* を求めることが可能となった。しかし、式(7)は摂動関数を加えた式(6)の双対問題であるため、反復を重ねても摂動関数 $\epsilon \|\mathbf{x} - \mathbf{m}\|^2 / 2$ の影響が残ると考えられる。そこで、交互最小化法を用いることで 1 主反復が終了する度、摂動関数の影響度を最小化していく。交互最小化法では最小化の対象を λ, \mathbf{m} に分け、それぞれの最小化を行う次の 2 ステップからなる。

[Step1] 双対問題 $D(\lambda)$ の解 λ^* を求めることで主問題の評価関数値を最小化 \mathbf{x}^* を導出

[Step2] $\mathbf{m}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{m}^{(k)}} \frac{\epsilon}{2} \|\mathbf{x}^* - \mathbf{m}^{(k)}\|^2$ を計算

ここで、[Step1]は 2.3. で求めた手法、式(22)を用いることで求められる。また、[Step2]の \mathbf{m} に対しての最小化問題も式が 2 次関数であることから解析的に容易に求めることができる。

2.5. 主問題の解を求めるアルゴリズム

主問題と双対問題の解の関係性を考慮すると、 \mathbf{x}^* を求める際には式(15)の関係式の中に $\mathbf{c}_j^T \lambda$ が含まれていることから、座標降下法で各要素 λ_j を更新する度に計算する必要が生じてしまう。そこで、新たに変数 $w_j = \mathbf{c}_j^T \lambda$ を導入する。変数 w_j を用いることで不要な計算を省くことができ、主問題での解 \mathbf{x}^* の更新を容易に行うことができる。ここで、各変数 λ_j が更新された時の更新量を s とすると、変数 w_j の更新量は次式の様に導かれる。

$$\begin{aligned} w_j^{(k,t+1)} &= \mathbf{c}_j^T \lambda^{(k,t)} + s a_{i(t)j} \\ &= w_j^{(k,t)} + s a_{i(t)j} \end{aligned} \quad (23)$$

上付き文字 $(k,t+1)$ は主反復を k 回行い、 λ に対して i 番目の要素まで座標降下法を適応したことを表す。

2.で定義してきた手法をまとめると本提案手法のアルゴリズムは次のようになる。

-
- [Step1] 初期ベクトル $\lambda^{(0)}, \mathbf{x}^{(0)}$ を与え、 $\mathbf{w} = \mathbf{A}^T \lambda^{(0)}, \mathbf{m}^{(0)} = \mathbf{x}^{(0)}$ とする。
 - [Step2] 定数 ε, K を選択。 $k=K$ となるまで
 - [Step 3]~[Step 6]の計算を繰り返す
 - [Step3] 各投影データ p_i に順にアクセスしていき、 $t=T$ となるまで次の計算を行う。
 - 3.1 式(15)を基に λ_i 更新
 - 3.2 $\mathbf{w}^{(k,t+1)} = \mathbf{w}^{(k,t)} + s \mathbf{a}_{i(t)}$
 - [Step4] $\mathbf{w}^{(k+1)} = \mathbf{w}^{(k,T+1)}$
 - [Step5] $\mathbf{x}^{(k+1)} = [\varepsilon \mathbf{m}^{(k)} + \mathbf{w}^{(k+1)} - \mathbf{B}]^+$
 - [Step6] $\mathbf{m}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k+1)}$
-

ただし、 $\mathbf{B} = (\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_N)$, $\mathbf{b}_j = \sum_{i=1}^M a_{ij}$ となる。

3. シミュレーション実験

3.1. 数値ファントムを用いた実験

本提案手法がリミットサイクルを回避し、高速に評価関数を収束させることを確認するため、数値ファントムを用いたシミュレーション実験を行った。実験に用いた数値ファントムおよび、値の比率を Fig.2(a)に示す。画像サイズは 128×128 (pixels)、投影データは

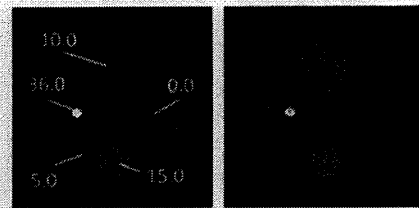


Fig.2 (a) Numerical phantom in simulation. (left)
(b) Reconstructed image from MLEM method.
(10000 iteration) (right)

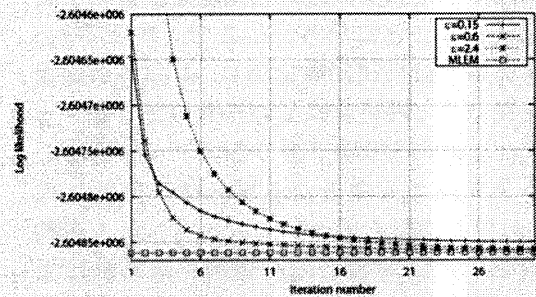


Fig.3 Cost function in proposed in each parameter (ε).

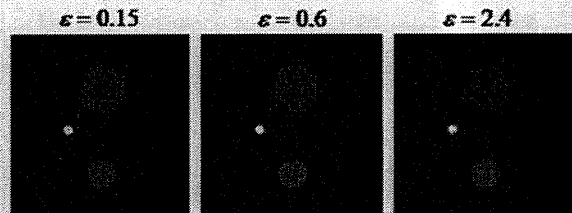


Fig.4 The difference of reconstructed image in each parameter.

128 (angle) $\times 128$ (bin)の標本値で計測されるものし、光子の吸収・散乱は考慮しなかった。投影データには全計数値を80万としたポアソン雑音を付加した。比較のためノイズを付加したデータからのMLEM法を10000反復行った際の再構成結果を Fig.2(b)に示す。ここで、各再構成アルゴリズムで用いる初期画像 $\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{m}$ は全画素で同じ値を持つ平均画像を用いた。提案手法では、初期画像 $\mathbf{x}^{(0)}$ が収束速度に及ぼす影響度は非常に少ないことが考えられる。理由としては(1)解が数回の反復で十分に収束すること、(2) ε の値を小さくすることで $\varepsilon \|\mathbf{x} - \mathbf{m}\|^2 / 2$ の影響はなくすことが

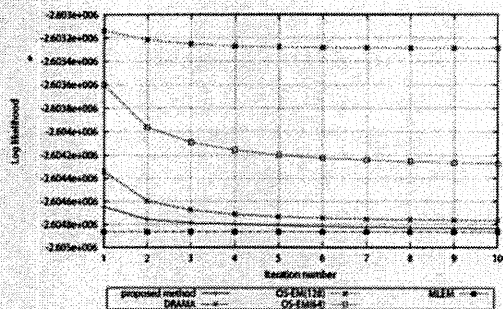


Fig.5 Cost function of each image reconstruction method in 10 iterations.

できること, (3)交互最小化法で m の影響度は主反復毎に最小化できること, が挙げられるためである.

3.2. ϵ による収束速度の変化

本提案手法では, 従来の緩和パラメータに変わり任意パラメータ ϵ の設定が必要となる. そのため, ϵ の値を 0.15, 0.6, 2.4 と変化させ収束の影響度を検証した. Fig.3 に任意パラメータ ϵ の値を変化させた場合の 30 回反復時における評価関数値の変化を, Fig.4 にはそれぞれのパラメータにおける 1 反復終了時の再構成画像を示す. Fig.3 において MLEM は反復を 10000 回を行った際的评价関数値を直線として描いたものである. Fig.3 より, 本提案手法においては ϵ の値を変化させたとしても反復を繰り返していけば最尤推定解に収束して行くのが分かる. また, 特徴として ϵ の値を小さく取った場合, 初期収束速度が速いが真の回に収束するのに反復を多く必要とし, 逆に ϵ の値を大きく取ると初期収束速度は遅いが, 真の回に収束する回数が少なくなるのが分かる. また, 画質に関しても Fig.4 より, ϵ の値が高い場合分解能の低い画像が生成されることが分かる.

3.3. 複数回反復時における従来手法との比較

従来手法との 10 回反復時的评价関数の収束速度の違いを検証する. Fig.5 に本実験的评价関数値の変化を示す. ここで, Fig.5 の OS-EM(64)と OS-EM(128)はサブセット数が

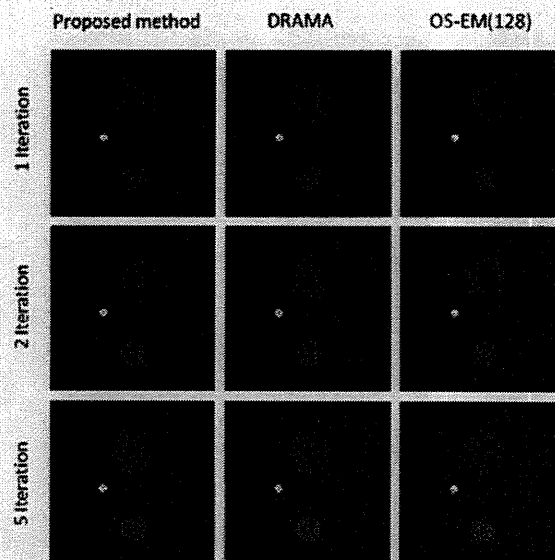


Fig.6 Comparison of reconstructed image in OS-EM(128), DRAMA, and proposed method.

それぞれ 64,128 であることを示す. DRAMA 法では 1 サブセット 1 光子として扱い, 緩和パラメータの設定は予備実験より最も結果の良いものを使用した. MLEM は 3.2 と同様である. 今回の実験における提案手法でのパラメータ ϵ の値は 0.15 である. Fig.6 では 1, 2, 5 回反復時における再構成画像の比較を示す. Fig.5, Fig.6 より提案手法の方が従来手法に比べて, 高速に評価関数値を収束させ, またリミットサイクルを回避して MLME 法と同様の画像(Fig 2.(b))を生成しているのが分かる.

3.4. 低反復時の際の再構成比較

本提案手法及び, 従来手法である DRAMA 法は Row-Action 型のアルゴリズムであることから 1 光子を観測する度に解を更新し, 一回の主反復で十分な画質の画像再構成を行うワンパス画像再構成を行うことが出来る. 本実験では, 更に比較実験としてワンパス画像再構成時における低カウント時の収束速度の比較を行う.

実験を行うにあたり, 今回 DRAMA 法, 及び提案手法は同条件で実験を行うため, 一度観測データを取得後, それらを元に収束速度を向上させる最適化を行っている. 具体的に,

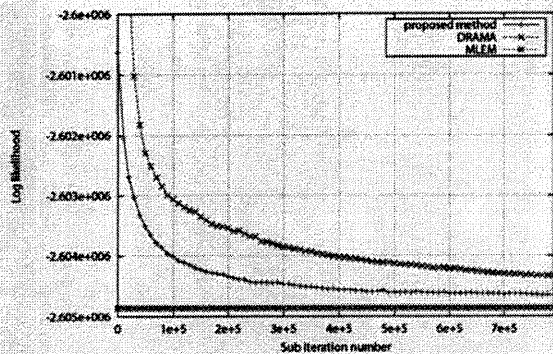


Fig.7 Convergence properties of each image reconstruction method.

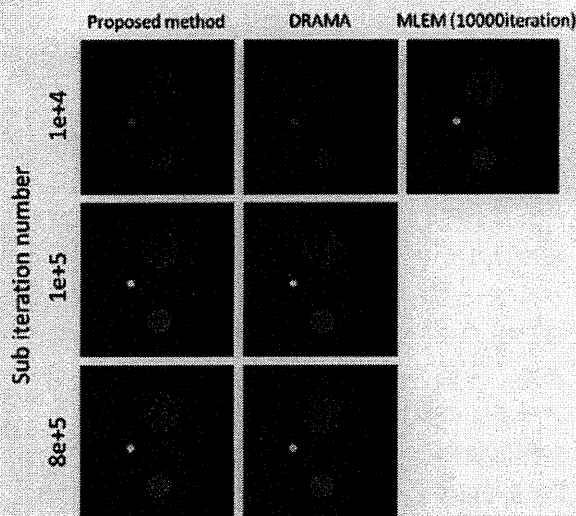


Fig.8 Comparison of reconstructed image between DRAMA and proposed method.

DRAMA 法ではブロッキングファクターの適切な選択 [5], 提案手法ではラグランジュ変数の初期化がそれにあたる. Fig.7 に各サブ反復時の評価関数値の変動, Fig.8 にそれぞれの再構成画像の結果を示す. Fig.7, Fig.8 より低カウント時における収束速度の比較では評価関数の値から提案手法の方が明らかに速く, 画像も正確に求まることが分かる. 以上より, 本提案手法では一度観測データを集計後, 1 反復で再構成を行う低反復時の画像再構成に対しても有効に動作することが分かる.

4. 考察とまとめ

本論文では, 先行研究に従い非線形計画問

題のラグランジュ双対性を用いたリストモードデータに対する PET 画像再構成を提案した. また, 10 回の主反復を行った画像再構成, 観測データ取得後のワンパス画像再構成のシミュレーション実験を行うことで, 緩和パラメータを用いずにリミットサイクルを回避し, 従来手法に比べて高速に解を収束させる本提案手法の有効性を示した.

本提案手法では, 従来の緩和パラメータに変わり任意パラメータ ε の設定が必要となるが, 実験 3.2. の結果から 0 付近の値を取れば高速に解を収束させられることが分かる. また, 仮に ε の値を誤って設定したとしても 1 反復終了時の画像の分解能が低下する単純な変化であることから従来手法に比べて容易に扱うことが出来ると考えられる.

今後の課題としては, 観測と同時に画像を再構成するワンパス画像再構成を実現するためのラグランジュ変数の適切な初期化が挙げられる.

文 献

- [1] L.A. Shepp and Y. Vardi, "Maximum likelihood reconstruction for emission tomography", IEEE Trans. Med. Imaging, vol.1, no.2, pp.113-132, 1982.
- [2] Hudson, H.M. and Larkin, R.S.: Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data. IEEE Trans. Med. Imag., vol.13, pp.601-609, 1994.
- [3] E.Tanaka and H.Kudo "Subset-Dependent Relaxation in Block-Iterative Algorithms for Image Reconstruction in Emission Tomography" Phys.Med.Biol, vol.48, pp.1405-1422, 2003.
- [4] 李花美, 工藤博幸: 非線形計画問題の双対性を用いた統計的 PET 画像再構成. 電子情報通信学会論文誌 J87-D-2: 62-70, 2004
- [5] 福島雅夫, 非線形最適化の理論, 産業図書, 東京, 1980
- [6] 森元成, 豆生田有香, 工藤博幸. タイムオブライト情報を用いた新しいリストモードデータ PET 画像再構成法の提案. 電子情報学会 信学技法 106(343): 7-11, 2006

The method to overcome a limit-cycle problem in block-iterative image reconstruction without using a relaxation parameter

-Extension to list-mode reconstruction-

kazuaki TAKAHASHI^{*1}, hiroyuki KUDO^{*1}

^{*1} Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

The block-iterative method like OS-EM has been proposed to get the ML(Maximum Likelihood) solution rapidly. Block-iterative method divides the projection data into some subsets and updates the solution in each subset. In generally, we can calculate ML solution rapidly by taking the number of subset more. But, it causes the problem called limit-cycle it's not to converge the ML solution. It is realized to overcome the limit-cycle problem to use the relaxation parameter like DRAMA. However, the setting of relaxation parameter is too difficult that algorithm will operate in best performance in PET image reconstruction from list-mode data. In this paper, we applied the duality of nonlinear-programming framework proposed by the authors to the PET image reconstruction from list-mode data. By using this framework, we can overcome the limit-cycle problem easily and get ML solution rapidly than DRAMA and OS-EM methods. The effectiveness of the proposed method is presented through simulated experiments.

Key words: PET, List-mode, Image reconstruction, Block-iterative method, Lagrangian duality

脳血流 PET/SPECT イメージングにおける 画像再構成と病変検出の統合

大森 広崇*, 野村 勇人*, 工藤 博幸*

要旨

医療画像システムにおいて、一般に画像再構成と病変検出の処理は別々のアルゴリズムやソフトウェアにより行われるが、筆者らは両者を一つの単純なアルゴリズムに統合した病変検出機能を持つ新しい画像再構成の枠組みを提案している。先行研究では、PET 腫瘍イメージングに対して、この枠組みに基づく画像再構成を開発した。本研究では、脳血流 PET/SPECT イメージングに対して、この枠組みに基づく画像再構成法を導出してシミュレーション実験により有効性を示す。提案手法では、同一患者の位置合わせした MRI 画像が利用できる状況を想定して、MRI 画像から同定した灰質・白質・CSF・その他の領域情報を先見情報に用いて、正常画像と病変画像を別々に分離して再構成する原理に基づいている。更に、脳疾患の診断において問題となる部分容積効果を MRI 画像を用いて補正する処理を、提案手法に組み込むことを検討している。

キーワード：PET, 脳血流, 画像再構成, 画像処理, 部分容積効果

1. はじめに

PET (Positron Emission Tomography) および SPECT (Single Photon Emission Computed Tomography) とは放射性同位体で標識された薬剤を患者に投与し、放射される γ 線を元に生体内の放射性薬剤の分布を求めることで、脳や心臓などの局所機能を画像化する検査法である。PET/SPECT を用いることで、血流低下が微妙な段階である早期の認知症診断が可能になる。しかし、統計雑音の影響により画質が劣化するという問題がある。統計雑音を抑制させる従来手法の一つに、最大事後確率 (Maximum a Posterior, MAP) 推定 [1, 2] の枠組みで再構成を行う MAP 再構成がある。一般に、MAP 再構成では濃度変化が滑らかであることを先見情報として用いることで、統計

雑音の抑制が可能となる。しかし、病変部位と正常部位を区別せず一様に対象画像全体を滑らかにするため、病変部位と正常部位のコントラストが低くなり、病変検出を困難にしまう問題がある。この問題に対し、対象画像を滑らかな背景画像 (正常部位) と疎なスポット画像 (病変部位) の和として表現する SOS (Spots-on-smooth) モデル (Fig.1) の導入が画質改善に有効であるとされる [3]。SOS モデルを用いることにより、背景画像とスポット画像の各々に適切な先見情報を与えることが可能になり、病変部位と正常部位のコントラストの保存が実現される。加えて、背景画像とスポット画像を分離して再構成するアルゴリズムであるので、画像再構成と病変検出の統合が実現される。先行研究では、PET 腫瘍イメージングに対して、この枠組みに基づく画像再構成法が開発された。

筆者らは、脳血流 PET/SPECT イメージングに対して、この枠組みに基づく画像再構成法を導出してシミュレーション実験により有

*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]
e-mail:oomori@imagelab.cs.tsukuba.ac.jp
投稿受付: 2011 年 5 月 20 日

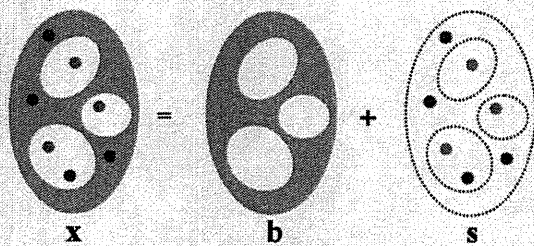


Fig.1 Compound image model.

効性を示す。提案手法では、同一患者の位置合わせをした MRI 画像が利用できる状況を想定して、MRI 画像から同定した灰質・白質・CSF・その他の領域情報を背景画像の先見情報に加えることで、画質性能と病変検出の向上が期待される。

また、脳血流 PET/SPECT において、先に述べた統計雑音の他に部分容積効果の影響による画像劣化が脳疾患の診断を困難にすることが知られている。ここで、部分容積効果とは検出器の特性によって引き起こされる問題である [4]。生体から放出される γ 線を検出する際、検出器から帯状に伸びた領域を検出するのが理想的である。しかし、検出器の開口は一定の大きさを持っているため、実際には広がりを持った領域から γ 線を検出することになる (Fig.2)。これにより、検出器から収集される投影データにボケが生じる。この問題に対して、提案手法では MRI 画像を用いて部分容積効果を補正する処理を組み込むことで部分容積効果の影響を軽減させることを目指す。

本論文の流れは以下ようになる。第1章では提案手法の概念を述べる。第2章では先行研究の SOS-MAP 法の再構成問題を説明し、第3章では提案手法について述べる。第4章では提案手法の有効性を検証するために行ったシミュレーション実験の結果を示す。第5章で考察を述べ、第6章をまとめとする。

2. SOS-MAP [3]

SOS-MAP 法とは、Fig.1 のように対象画像 \mathbf{x} を背景画像 \mathbf{b} とスポット画像 \mathbf{s} の和として表現することで、背景画像とスポット画像を

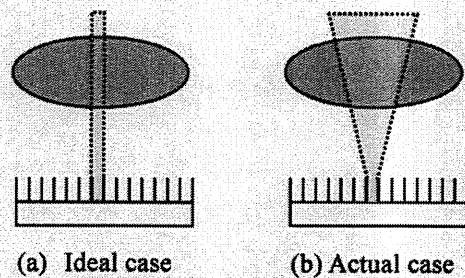


Fig.2 Partial volume effect.

独立に分離して再構成する手法である。ここで、対象画像、背景画像、スポット画像は J 次元ベクトル $\mathbf{x} = (x_1 \cdots x_J)$, $\mathbf{b} = (b_1 \cdots b_J)$, $\mathbf{s} = (s_1 \cdots s_J)$ で表されるものとする。

また、投影データを I 次元ベクトル $\mathbf{g} = (g_1 \cdots g_I)$, 検出確率 (画素 j から放出された光子が検出器 i で検出される確率) を $I \times J$ 個の要素 c_{ij} で表す。SOS-MAP 法の評価関数は MAP 推定に基づく以下の評価関数に定式化される。

$$F(\mathbf{b}, \mathbf{s}) = L(\mathbf{b}, \mathbf{s}) + \beta_1 U_1(\mathbf{b}) + \beta_2 U_2(\mathbf{s}) + \gamma D(\mathbf{s}) \quad (1)$$

ここで β_1 , β_2 , γ は対応する関数の重みパラメータである。また、 $L(\mathbf{b}, \mathbf{s})$ はポアソン分布の対数尤度、 $U_1(\mathbf{b})$ は背景画像の先見情報を活用する Median Root Prior (MRP) [5] と呼ばれる関数、 $U_2(\mathbf{s})$ は一般的な 2 次の平滑化関数、 $D(\mathbf{s})$ はスポット画像のスパース性を評価する関数であり、以下のように定義される。

$$\begin{aligned} L(\mathbf{b}, \mathbf{s}) &= \sum_{i=1}^I \left[\sum_{j=1}^J c_{ij} (b_j + s_j) - g_i \ln \left(\sum_{j=1}^J c_{ij} (b_j + s_j) \right) \right] \\ U_1(\mathbf{b}) &= \sum_{j=1}^J (b_j - m_j(\mathbf{b}))^2 \\ U_2(\mathbf{s}) &= \sum_{j=1}^J \sum_{j' \in S_j} \omega_{(j,j')} (s_j - s_{j'})^2 \\ D(\mathbf{s}) &= \sum_{j=1}^J l_0(s_j) \end{aligned} \quad (2)$$

ただし、 $m_j(\mathbf{b})$ は背景画像の画素 j の近傍画素領域の中央値であり、近傍画素領域は撮影対象に対して適切に設定する必要がある。また、 S_j はスポット画像の画素 j の隣接画素集合、 $\omega_{(j,j')}$ は平滑化の強さを決める重みで

ある。関数 $l_0(\cdot)$ は、文献 [6] で提案された L0 ノルムを用いる。L0 ノルムは、スポット領域を除いて画素値が 0 であるという性質を活用する距離関数であり、次式のように定義される。

$$l_0(a) = \begin{cases} 0 & a = 0 \\ 1 & a \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

以上から、SOS-MAP 法の画像再構成問題は次式の最小化問題となる。

$$\text{minimize } F(\mathbf{b}, \mathbf{s}) \text{ subject to } \mathbf{b} \geq 0, \mathbf{b} + \mathbf{s} \geq 0 \quad (4)$$

3. 提案手法

1) MRI 画像を用いた SOS-MAP 法

人間の脳は灰質、白質、CSF、その他の領域から構成されている。健常者の場合、脳血流 PET/SPECT 画像の灰質と白質の血流値はほぼ一定で、CSF とその他の領域の血流値はほぼ 0 であることが知られている。提案手法では、MRI 画像から同定した領域情報を利用することで SOS-MAP 法の画像再構成を行う。先行研究では、MRP の近傍画素領域をスポットの大きさに対して小さく設定すると背景画像からスポットを十分に除去できず、脳の構造に対して大きく設定すると背景画像の構造にボケが生じてしまうといった問題があり、近傍画素領域の設定には特別な配慮が必要である。そこで、提案手法では脳の領域情報を利用して領域ごとの中央値を求める。つまり、先行研究における中央値 $m_j(\mathbf{b})$ を背景画像の画素 j が属する領域の中央値 $m'_j(\mathbf{b})$ に設定することで、近傍画素領域の設定が必要でなくなる。したがって、脳の領域情報を用いた SOS-MAP 法における背景画像のポテンシャル関数 $U'_i(\mathbf{b})$ は、式(2)のポテンシャル関数 $U_i(\mathbf{b})$ とは中央値の求め方が異なり、次式のように定義される。

$$U'_i(\mathbf{b}) = \sum_{j=1}^J (b_j - m'_j(\mathbf{b})) \quad (5)$$

Table 1 Symbols used to define the expression

\mathbf{x}_{actual}	原画像
\mathbf{x}_{obs}	部分容積効果を受けた画像
\mathbf{x}_W	白質の血流値
\mathbf{x}_G	灰質の血流値
\mathbf{x}_{CSF}	CSF の血流値
\mathbf{I}_W	白質の指示関数
\mathbf{I}_G	灰質の指示関数
\mathbf{I}_{CSF}	CSF の指示関数
h_σ	半値幅の σ ガウシアンフィルタ

以上より MRI 画像を用いた SOS-MAP 法の評価関数は式(6)のようになり、画像再構成問題は式(7)の最小化問題となる。

$$F'(\mathbf{b}, \mathbf{s}) = L(\mathbf{b}, \mathbf{s}) + \beta_1 U'_1(\mathbf{b}) + \beta_2 U_2(\mathbf{s}) + \gamma D(\mathbf{s}) \quad (6)$$

$$\text{minimize } F'(\mathbf{b}, \mathbf{s}) \text{ subject to } \mathbf{b} \geq 0, \mathbf{b} + \mathbf{s} \geq 0 \quad (7)$$

2) MRI 画像を用いた部分容積効果の補正
続いて、部分容積効果を補正する手法について述べる。

文献 [7] において MRI 画像を用いて部分容積効果を補正する計算機支援診断が提案されている。この手法を用いるためには、以下の 3 つの仮定を満たす必要がある。

- ・灰質の血流値のみを診断に用いる
- ・白質の血流値は一定とみなせる
- ・灰質と白質以外の領域の血流値は 0 とみせる

また、部分容積効果による画像の劣化は以下の畳み込み積分でモデル化することができる。

$$\mathbf{x}_{obs} = h_\sigma * \mathbf{x}_{actual} \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_{actual} = \mathbf{x}_G \mathbf{I}_G + \mathbf{x}_W \mathbf{I}_W + \mathbf{x}_{CSF} \mathbf{I}_{CSF} \quad (9)$$

式(8), (9) の記号の定義を Table 1 に示す。

前述の3つの仮定と式(8), (9)より, 灰質領域の部分容積効果の補正式は次式によって表すことができる.

$$\mathbf{x}_G = \frac{\mathbf{x}_{obs} - \mathbf{x}_W h_\sigma * \mathbf{I}_W}{h_\sigma * \mathbf{I}_G} \quad (10)$$

式(10)の補正式を提案手法に組み込むことで, 部分容積効果の補正を行う. 具体的には, 1)で提案した領域ごとの中央値を採用したMRP (式(5)) を次式のように再定義する.

$$U_i^*(\mathbf{b}) = \sum_{j=1}^J (b_j - m'_j(\mathbf{b}'))^2 \quad (11)$$

$$\mathbf{b}'_j = \begin{cases} \frac{h_\sigma * b_j - m'_w(\mathbf{b})(h_\sigma * \mathbf{I}_W)}{h_\sigma * \mathbf{I}_G} & (\text{gray matter}) \\ b_j & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (12)$$

式(11), (12)を見てわかる通り灰質以外の領域については式(5)のMRPと同じ処理を行い, 灰質の領域では部分容積効果の補正処理を行った灰質領域から, 中央値を設定する. 補正処理を行った灰質領域は式(10)を踏まえて式(12)の上段のように定義される. ただし, $m'_w(\mathbf{b})$ は白質領域の中央値である. 式(12)の補正式を利用することにより, 部分容積効果を受けた灰質の血流値を, 白質からの回り込みの影響を除去することが可能になる.

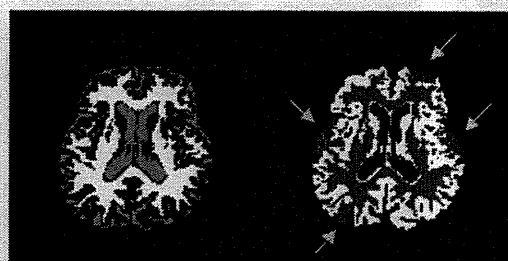
以上より, 提案手法の評価関数はSOS-MAP法を基にした式(13)のようになり, 画像再構成問題は式(14)の最小化問題となる.

$$F''(\mathbf{b}, \mathbf{s}) = L(\mathbf{b}, \mathbf{s}) + \beta_1 U_1^*(\mathbf{b}) + \beta_2 U_2(\mathbf{s}) + \gamma D(\mathbf{s}) \quad (13)$$

$$\text{minimize } F''(\mathbf{b}, \mathbf{s}) \text{ subject to } \mathbf{b} \geq 0, \mathbf{b} + \mathbf{s} \geq 0 \quad (14)$$

4. 実験

提案手法の有効性を検証するため, 脳ファントムのシミュレーション実験を行い, 従来手法との比較を行う. ここでは, 認知症患者の脳を仮定したPET/SPECT画像再構成を行



(a) MRI

(b) PET/SPECT

Fig.3 The phantom used in the simulation.

う. 認知症患者の脳内では, 局所的な血流低下が灰質に生じることが知られており, そのような血流低下部位をPET/SPECT画像から検出することで認知症の早期発見が可能となる. 実験に用いた脳ファントムをFig.3に示す. Fig.3(a)は脳の領域情報を補足的に利用するために利用するMRI画像を仮定した脳ファントムであり, Fig.3(b)はPET/SPECTを仮定した脳ファントム画像である. PET/SPECT画像の灰質, 白質, その他の組織の放射線濃度比は4:1:0となるように設定した. また, 認知症の病変に相当する血流低下部位を矢印周辺に付加し, 病変部分は灰質の濃度の80%とした. 投影データのサイズは128(方向)×128(角度)で表され, 半値幅13mmのガウシアンフィルタによりボケを生じさせ, γ 線光子の平均検出光子数を100万個とするポアソン雑音を付加した. 従来手法として, 2.で説明した式(4)の最小化問題を解くSOS-MAP法, 提案手法として式(7), 式(14)の最小化問題を解くSOS-MAP法により再構成を行った.

各手法における再構成画像をFig.4, 5, 6に示す. Fig.4は従来のSOS-MAP法, Fig.5は式(7)の最小化問題を解くSOS-MAP法, Fig.6は式(14)の最小化問題を解くSOS-MAP法の再構成画像である. ポテンシャル関数の重みは全ての手法について同一の重みを用い, 先行研究のSOS-MAP法のMRPでは適切な近傍画素領域を与えた. また, Fig.4, 5, 6に示した画像の表示スケールは対象画像とスポット画像

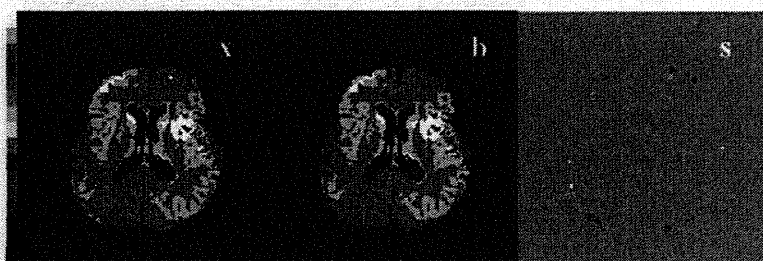


Fig.4 The images reconstructed by SOS-MAP reconstruction method which is previous work.

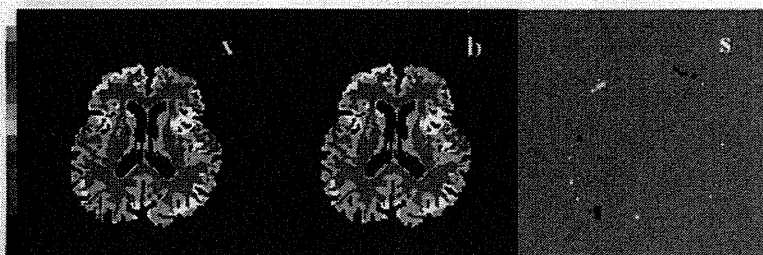


Fig.5 The images reconstructed by the new SOS-MAP reconstruction method which use MRI information.

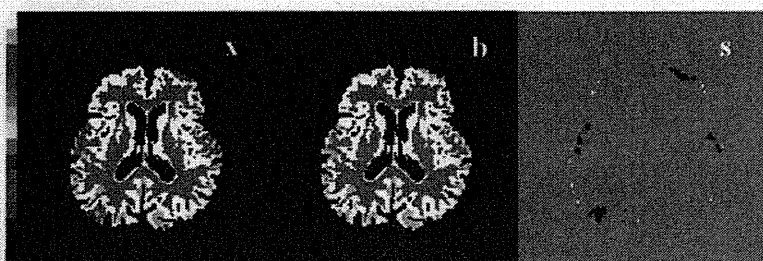


Fig.6 The images reconstructed by the new SOS-MAP reconstruction method which use MRI information and the processing that improve the partial volume effect.

については[0.0:4.0]の範囲を表示し、スポット画像については[-1.3:1.0]の範囲を表示した。

5. 考察

従来手法の再構成画像 (Fig.4) と提案手法の再構成画像 (Fig.5, Fig.6) を比較すると、従来手法の背景画像では、病変部位周辺で画素値が低下し、病変部位と正常部位のコントラストが低下してしまっている。これは従来手法の MRP は、手動で設定した近傍画素領域の中央値であるため、病変部位周辺では画素値の低い値が中央値として設定されることにより生じる問題であると考えられる。その結

果、背景画像から病変部位を十分に除去することができず、正常部位と病変部位を十分に分離することができていない。一方、提案手法の MRP は、各領域の中央値を設定しているので、背景画像の病変部位周辺の画素値の低下を抑えることができ、病変の位置、大きさがより特定しやすいことがわかる。

続いて、部分容積効果の補正処理を組み込んでいない提案手法の再構成画像 (Fig.5) と組み込んでいる提案手法の再構成画像 (Fig.6) を比較する。部分容積効果の補正処理を組み込んでいない提案手法では、灰質領域全体の画素値が低下しており、スポット画像にうまく病変部位が検出されていないこと

が示されている。一方、部分容積効果の補正を組み込んでいる手法では、灰質領域について白質からの回り込みの影響を除去することができ、灰質領域全体の画素値の低下を抑えることが実現されている。その結果、病変部位と正常部位をほぼ完全に分離することが示されている。

6. まとめ

本研究では、脳血流イメージングにおける画像再構成と病変検出の統合に、部分容積効果の補正処理を組み込む手法を開発した。提案手法の特徴として以下の2点が挙げられる。

- ・MRI画像から得られる脳の領域情報を先見情報として再構成に用いること
- ・部分容積効果の補正処理を組み込むこと

提案手法のアルゴリズムは先行研究と同様のものである。拡張が容易であると同時に、従来手法のMRPでは中央値を画素ごとに求めているが、提案手法のMRPは領域ごとの中央値を求めているので計算量を大幅に減らすことが可能である。本論文のシミュレーション実験では、提案手法の視覚的な有効性が示された。今後は定量的な評価、実データを用いた実験を行う予定である。

文 献

- [1] Levian E, Herman GT: A maximum a posteriori probability expectation maximization algorithm for image reconstruction in emission tomography. IEEE Trans Med Imag 6: 185-192, 1987
- [2] Green PJ: Bayesian reconstructions from emission tomography data using a modified EM algorithm. IEEE Trans Med Imag 9: 84-93, 1990
- [3] Kobayashi T, Kudo H: Fusion of image reconstruction and lesion detection in PET/SPECT. Med Imag 26: 233-239, 2008
- [4] 橋本雄幸, 横井孝司, 篠原広行, “SPECT画像再構成の基礎”, 医療科学社, 2006
- [5] Alenius S, Ruotsalainen U: Generalization of median root prior reconstruction. IEEE Trans Med Imag 21: 1413-1420, 2002
- [6] Mameuda Y, Kudo H: New anatomical-prior-based image reconstruction method for PET/SPECT. 2007 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record 6: 4142-4148, 2007
- [7] 工藤博幸, 野村昌弘, 朝田隆, “SPECT画像とMRI画像を融合した痴呆症疾患の計算機支援診断”, 第二回多次元医用画像の知的診断支援シンポジウム, pp. II-146-II-152, 2005

Fusion of image reconstruction and lesion detection in cerebral blood-flow PET/SPECT imaging

Hiroataka Oomori*, Hayato Nomura*, Hiroyuki Kudo*

* Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

In medical imaging systems, image reconstruction and lesion detection are generally performed independently using different algorithms or software. Recently, we have proposed new concept that fuse image reconstruction and lesion detection with a simple approach that integrates them into a single process. In previous studies, we developed a fusion framework for image reconstruction and lesion detection for Positron Emission Tomography (PET) imaging. In this study, we extend this study to another imaging application by derive an image reconstruction method based on the framework in cerebral blood-flow PET/SPECT imaging, and demonstrate its effectiveness by simulation data. Proposed method is based on the separation of the radionuclide distribution to normal image and lesion image. Then, image reconstruction is implemented using cerebral area information obtained from MRI image. In this paper, we assume that MRI image of the same patient is available. Moreover, an improvement to the partial volume effect is introduced by incorporating information obtained from the MRI image into the proposed method.

Key words: PET, cerebral blood-flow, image reconstruction, image processing, partial volume effect

