

# fMRI画像に対する超解像処理とその効果についての検証

松崎 公紀<sup>1\*</sup> 宮崎 玲奈<sup>2</sup>

(受領日：2015年5月15日)

<sup>1</sup> 高知工科大学情報学群  
〒782-8502 高知県香美市土佐山田町宮ノ口185

<sup>2</sup> 高知工科大学大学院工学研究科  
〒782-8502 高知県香美市土佐山田町宮ノ口185

\* E-mail: matsuzaki.kiminori@kochi-tech.ac.jp

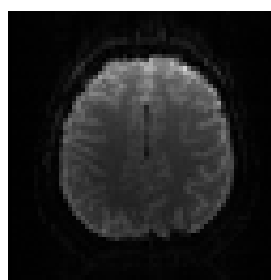
要約：脳科学で広く利用されているfMRI（機能的磁気共鳴画像法）では、3mm角程度の比較的低い空間解像度の画像が、1スキャンあたり2~3秒程度の時間解像度で得られる。著者らは、この低い空間解像度の問題に対して、超解像処理を適用することによる空間解像度の向上について研究を行っている。fMRI画像は3次元データであるが、本検証では1スライスからなる2次元データに対して超解像処理を行う。具体的には、fMRIにおいて一般的な64×64の画像（低解像度画像）4枚を入力とし、128×128の画像（高解像度画像）1枚を生成する。このようにして得られた高解像度画像と低解像度画像の両方に対して統計処理を行い、賦活領域や信号雑音比（S/N比）を調べる。実際のタッピング運動によるfMRI画像をもとに行った実験の結果、超解像処理により賦活領域をより細かく特定できることが確認できた。また、左運動野を含む関心領域内でのS/N比についても、1枚の低解像度画像の場合の0.455に比べて超解像処理により最大で0.864と向上した。

## 1. はじめに

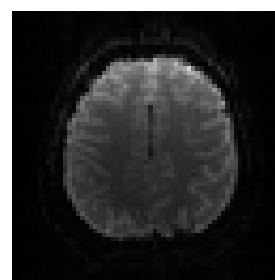
脳科学分野において、fMRI（機能的磁気共鳴画像法）が広く利用されている。fMRIは非侵襲的であり、また脳の表面だけでなく内部の活動も画像化できることが大きな利点である。

臨床で主に用いられる構造画像では、0.5~1mm角程度の高い空間解像度の画像が得られるが、脳全体の撮像には数分かかってしまう。これに対し、脳活動を調べるfMRIでは、1スキャンあたり2~3秒程度の時間解像度で画像を得られるが、空間解像度は3mm角程度と比較的低い。図1にfMRI画像の例を示す。fMRIにおいて脳活動は、それによって引き起こされる脳血流増加と酸素量の変化を通して計測される。ただし、その変化は数パーセント程度と小さく、またノイズと比べても小さいため、fMRIでは多数の画像から統計処理を行うことで脳活動を判定する。

上で述べたとおり、fMRI画像の空間解像度は低く、3mm角程度のボクセル単位でしか計測できな



レスト状態



タッピング状態

図1. fMRI画像の例

い。この空間解像度を高めることができれば脳科学の発展に有用である。その方法のひとつはより強い磁場を用いることであるが、物理的な制限や磁場酔いなどの現象のように解決すべき課題は多い。もう一つの方法は、撮像した画像に対して後処理を施すことで解像度を向上させることである。すなわち、超解像処理<sup>1)</sup>の適用である。

MRIにおける構造画像（静止画像）を対象とした超解像処理の研究はすでに多く行われている<sup>2,3)</sup>。

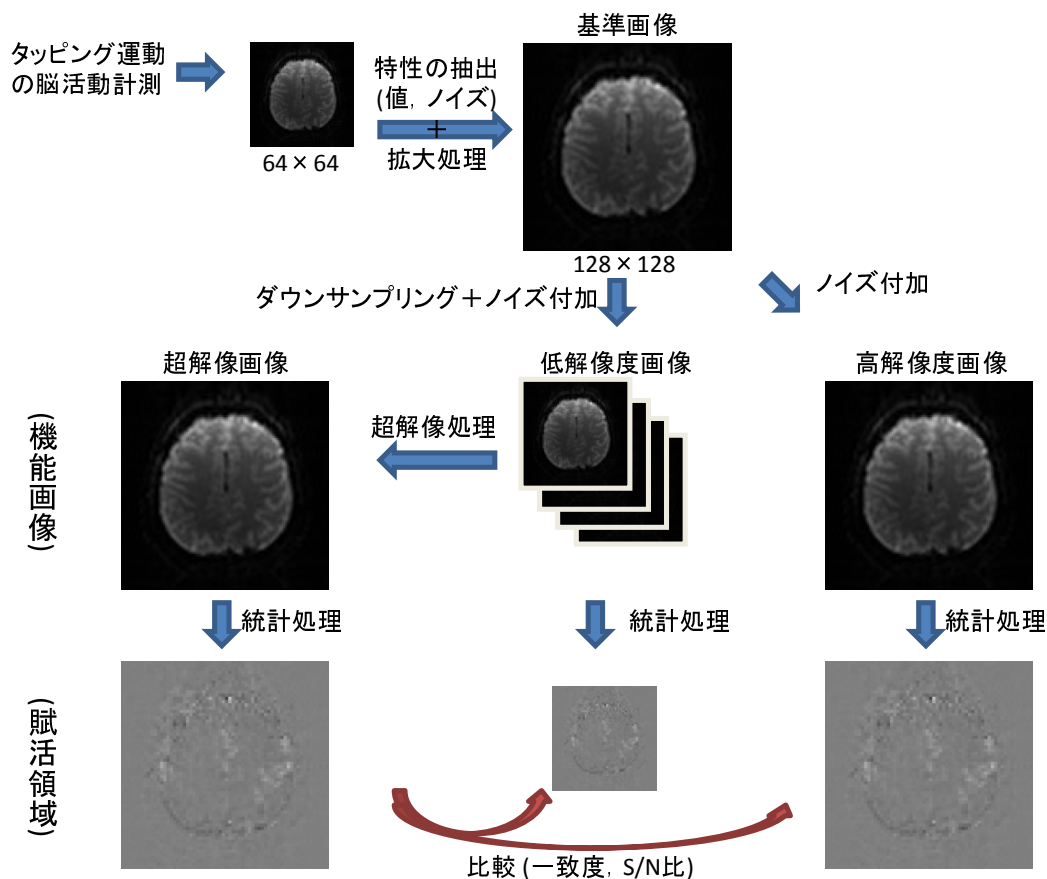


図 2. 本研究の内容

一方、fMRI で得られる機能画像を対象とした超解像処理の研究は少ない。

本研究では、実際に被験者から得られた fMRI 画像からその特性を抽出し、超解像処理の効果を調査する<sup>4)</sup>。ここで、超解像処理の結果を考察可能とするため、抽出した特性からまず高解像度画像を生成し、それからダウンサンプリングにより低解像度画像を生成するというアプローチをとる。これらの低解像度画像に超解像処理を適用し、得られた fMRI 画像、統計処理から得られる賦活領域、および信号雑音比 (S/N 比) をもとの高解像度画像と比較・検討する。図 2 は、本研究の内容を図示したものである。

本論文の構成を以下に示す。第 2 節では超解像処理の概要を紹介する。第 3 節では本実験のために撮影した fMRI 画像とその特性について示す。第 4 節では、本実験で生成した高解像度画像 / 低解像度画像とそれに対する超解像処理などについて説明し、実験の結果を示す。関連研究について第 5 節で述べ、最後に第 6 節にて本研究まとめと今後の課題について議論する。

## 2. 超解像処理

超解像処理には大きく分けて以下の 2 つの方法がある<sup>1)</sup>。

**再構成型** 位置ずれのある複数枚の低解像度画像を入力として取り、画像劣化をシミュレーションして得られる画像との誤差を最小化するような高解像度画像を推定する。

**学習型** 1 枚の低解像度画像に対し、データベースとして蓄積した画像のパターンと照合・置換することで、画像を高解像度化する。

本研究では、複数枚の画像に含まれる情報を利用する再構成型の超解像処理を行う。以下では、超解像処理に必要な画像生成モデルと MAP 推定アルゴリズムについて述べる。

### 2.1 画像生成モデル

実体もしくは理想的な高解像度画像を  $x$  とする。これに対して、カメラなどの撮像機器を用いて得た観測画像を  $y$  とする。

一般に撮像を行うと、対象の位置のずれに加えて、ぼけやノイズが発生する。そのプロセスを、動きを表す行列  $M$ 、ぼけを表す行列  $B$ 、ダウンサン

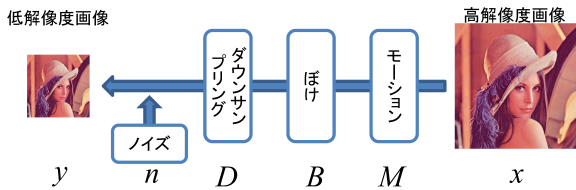


図3. 画像生成モデル

リング行列  $D$ 、およびノイズ  $n$  を用いて表現したものが画像生成モデルである。超解像処理の分野でよく用いられる画像生成モデルは以下の式

$$y = DBMx + n \quad (1)$$

で表される。この式は、元の理想的な高解像度画像に対して、動きとぼけを適用した後で低解像度化し、さらにノイズを加えることで観測画像が得られることをモデル化したものである (図3)。

超解像処理は、観測画像  $y$  から高解像度画像  $x$  を推定する逆問題である。一般には、観測画像から動き  $M$  やぼけ  $B$  を推定して逆問題を解く必要がある。

## 2.2 MAP 推定アルゴリズム

MAP 推定は、超解像において広く用いられている画像再構成手法である<sup>9)</sup>。MAP 推定では、ベイズ推定に基づく自然画像の事後確率を最大化することで高解像度画像が再構成される。以下、高解像度画像を  $x$ 、画像の枚数を  $n$ 、観測画像を  $y_i$ 、それに対する変換行列を  $A_i = D_i B_i M_i$  とする。

MAP 推定において典型的に用いられるモデルでは

- 観測時の雑音が正規分布に従うこと、
- 画像が滑らかであること、

の仮定のもとに、以下の評価関数  $E$

$$E(x) = \left[ \sum_{i=1}^n \|y_i - A_i x\|^2 \right] + \alpha \|Hx\|^2 \quad (2)$$

を最小化する。この式において、 $\alpha$  は画像の滑かさを決めるパラメータ、 $H$  はハイパスフィルタである。観測画像と推定画像から計算した画像との誤差が小さければ第1項が小さくなる。また、推定画像が滑らかであれば第2項が小さくなる。

## 3. fMRI 画像の特性の調査

### 3.1 調査対象の fMRI 画像データ

実験に用いる fMRI 画像は、次の条件下で撮影を行った。被撮影者は 30 代の男性 1 名である。タスクとして、何もしないレスト状態と右手指のタッピング運動を 30 秒ごとに交互に行うことを 15 セット行う。3 秒ごとに 1 回のスキャンを行い、1 回のス

キャンでは 36 枚の断層映像 (解像度は  $64 \times 64$ 、画素値は 12 ビット) が得られる。本研究ではそのうち、左運動野が含まれると期待される、頭頂側から 11 枚目の断層画像 (図1) を用いる。

脳活動が fMRI 画像として反映されるまでにかかる時間を考慮し、撮像した fMRI 画像のうち、レスト状態とタッピング運動のそれぞれの 1 枚目のデータを用いない。したがって、実験に用いたデータは、 $9 \times 2 \times 15 = 270$  スキャン分のデータである。

### 3.2 画素値モデル

観測される画素値はさまざまな要因によって決まるが、その大きな要因には以下の3つがある。

**組成** 観測される信号値は、灰白質、白質、空気など、観測位置にある物質によって大きく異なる。ただし、被験者が動かなければ、この組成は時間によって変化しない。

**賦活** タスク (タッピング運動) を行うことによる脳活動の変化である。

**ノイズ** ノイズは、時間とともに (線形に) 変化するものと、そうでないものに分けて扱う。前者には、撮像装置の特性から入るノイズの他、体動によるノイズも含まれると考える。

これらを式で表すと以下ようになる。時間 (スキャン) を  $t (t \in [0, 300])$ 、そのときのタスクの有無を  $s (s \in \{0, 1\})$ 、ボクセル  $i$  における観測値を与える関数を  $f_i(s, t)$  とする。 $x_i$ 、 $y_i$ 、 $z_i$  はそれぞれ組成、賦活、時間依存のノイズを表すパラメータであり、 $N(0, \sigma_i^2)$  は時間に依存しないノイズとし、平均 0 分散  $\sigma_i^2$  の正規分布に従うとする。

$$f_i(s, t) = x_i + y_i s + z_i (t - t_c) + N(0, \sigma_i^2) \quad (3)$$

タッピング運動の実験によって得られた fMRI 画像の各ボクセルに対して、上記の画素値生成モデルを最小二乗法によりフィッティングした。その結果を図4に示す。

以下に、画像の特徴をまとめる。

**組成** 組成に基づく値  $x_i$  は、最小値 0、最大値 3376 であった。

**賦活** 賦活の大きさ  $y_i$  は、最小値 -51、最大値 +70 であった。

**ノイズ** 時間に依存するノイズの傾きの絶対値は  $|z_i|$  が最大で 2.23 であり、時間依存しないノイズの標準偏差  $\sigma_i$  の最大が 196 であった。また、全体としてそれらの値は前部の方が大きかった。これは、瞬きなどの影響により、頭の前部が動いてしまっていたのではないかと推測される。

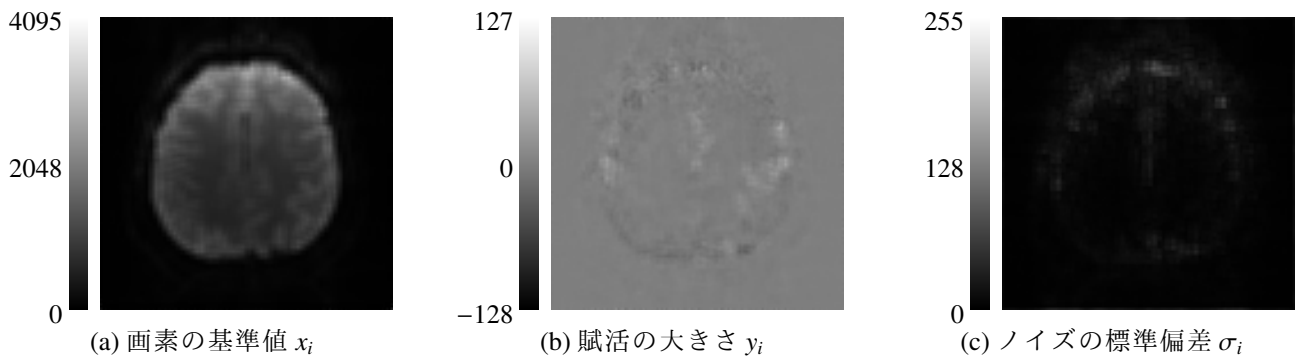


図4. タッピング運動によるfMRI画像に対する画素値生成モデルのフィッティング結果

fMRI画像では、賦活の大きさと比較してノイズが大きいことが確認された。

#### 4. 実験

図2に示したとおり、本研究では

1. fMRI画像の画素値モデルから基準画像の生成
2. 基準画像からの高解像度画像と低解像度画像の生成
3. 低解像度画像に対する超解像処理
4. 各画像に対する統計処理の適用

の順で実験を行う。以下、それぞれの詳細を述べる。実験の結果はまとめて表1に示す。

##### 4.1 基準画像の生成

まず、前節の画素値モデルから時間に依存しないノイズを除いて得られる式

$$\hat{f}_i(s, t) = x_i + y_i s + z_i(t - t_c) \quad (4)$$

によって解像度  $64 \times 64$  の画像を生成する。次に、それを双三次補間法により各方向に2倍する。これによって得られた解像度  $128 \times 128$  の画像を基準画像と呼ぶ。基準画像は、タッピング運動の実験と同様に270枚生成する。

同様に、前節の画素値モデルにおける時間依存するノイズの標準偏差  $\sigma_i$  を並べた画像に対して、双三次補間法により各方向に2倍して解像度  $128 \times 128$  の画像を得る。この画像を基準誤差画像と呼ぶ。基準誤差画像は1枚のみである。

##### 4.2 高解像度画像・低解像度画像の生成

次に、基準画像と基準誤差画像をもとに、高解像度画像と低解像度画像を生成する。

高解像度画像は、基準画像の各画素  $i$  に対して、平均0分散  $\sigma_i^2$  の正規分布に従うノイズを加えたものである。低解像度画像は、1枚の基準画像に対して4通りのモーションを行い、ダウンサンプリング

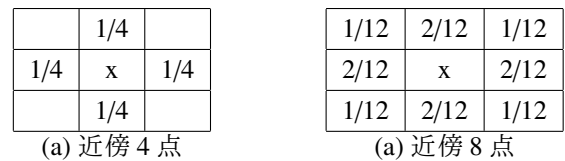


図5. 近傍4点と近傍8点の重み

することによって生成する。したがって、低解像度画像は  $270 \times 4$  枚生成される。高解像度画像と同様に、ダウンサンプリング後に各画素に対応する誤差の標準偏差に従いノイズを発生させて加える。

##### 4.3 超解像処理の適用

低解像度画像4枚を1セットとして、超解像処理を実行する。

fMRIでは撮像位置を厳密に指定することができないため、モーション  $M_i$  およびダウンサンプリング  $D_i$  は既知であると仮定する。また、ぼけ  $B_i$  については存在しないと仮定する。このことから、MAP推定における評価関数(式(2))の第1項に現れる行列  $A_i = M_i B_i D_i$  は既知となる。一方、第2項のスムージングに関しては2通りの方法を試す。一つは近傍4点の平均との差分であり、もう一つは近傍8点の重み付き平均との差分である(図5)。パラメータ  $\alpha$  は値1と4の2通りを試す。したがって、本研究における超解像処理はスムージングによって4種類与えられる。

##### 4.4 統計処理の適用

上記のとおり生成した高解像度画像、低解像度画像、および、超解像処理を適用して得られた画像に対して、それぞれ式(3)の画素値モデルを最小二乗法によってフィッティングした。関心領域を左運動野を含む長方形の領域(表1の図中の赤四角で示される)とする。その関心領域において、S/N比を式

$$S/N \text{ 比} = \frac{\sum |y_i|}{\sum \sigma_i} \quad (5)$$

表 1. 実験の結果：超解像 1 は 8 近傍  $\alpha = 4$ ，超解像 2 は 8 近傍  $\alpha = 1$ ，超解像 3 は 4 近傍  $\alpha = 4$ ，超解像 4 は 4 近傍  $\alpha = 1$  による。

	機能画像	賦活領域	一致度
高解像度			<p>S/N 比 = 0.498</p>
低解像度			<p>S/N 比 = 0.455</p>
超解像 1			<p>S/N 比 = 0.864</p>
超解像 2			<p>S/N 比 = 0.559</p>
超解像 3			<p>S/N 比 = 0.818</p>
超解像 4			<p>S/N 比 = 0.552</p>

によって計算する。また、関心領域における基準画像に対する賦活の大きさ（横軸）と各画像に対する賦活の大きさ（縦軸）を散布図としてプロットしたのもを示す。

超解像を行った機能画像および賦活量の画像を見ると、予想されたとおりスムージングのパラメータ $\alpha$ を大きくした画像の方がなめらかな（ぼけた）画像となっている。しかし、賦活の大きさの一致度を見ると、 $\alpha$ が大きいものの方が、ばらつきが小さいようである。また、S/N比についても $\alpha$ が大きい画像の方がよく、4画像を用いることによる理論的な向上（2倍）と比較して95%の結果を得ている。

## 5. 関連研究

ビデオイメージに対して超解像を適用することによって解像度を向上することは、1980年代より研究されている。その超解像処理をMRIによって撮像された構造画像に適用するというアイデアは、2000年代以降、多くの研究が行われている<sup>2,3)</sup>。一方、脳活動を見るためのfMRIの機能画像に対して超解像処理を適用することに関する研究はこれまであまり多くない。ここでは、fMRIに対する超解像処理の研究について関連研究をまとめる。

Kornprobstら<sup>6)</sup>は、スライス面に直交する方向にずらした画像をもとに、スライス面に直交する方向にのみ超解像を適用することを提案・評価している。Joshiら<sup>7)</sup>は、単画像からの超解像処理を研究している。特に、edge-preserving upscanと呼ばれる方法により、高解像度のfMRI画像が得らえると報告している。一方、フーリエ変換を用いないfMRIの撮像シーケンスであるRASERやHybrid SPENによる撮像結果に対して超解像処理を適用するという研究がEliezerら<sup>8)</sup>によって行われている。この研究は、それらのシーケンスを高解像化する際に問題となるRFパルス強度の物理的問題を解決する。

## 6. 議論

本論文では、fMRIによって得られる機能画像に対して超解像処理を適用した。本論文のまとめと今後の課題について、以下に3つの観点で述べる。

### 6.1 超解像の効果

本研究の結果より、1スライス内においても超解像を行うことによってfMRI画像の高解像化が可能であることが見込まれる。特に、複数の低解像度画像を用いて超解像処理を行うことによって、S/N比

が向上したことは重要な貢献である。

一方で、本研究で用いた超解像処理には改良の余地がある。例えば、本研究ではノイズに対するスムージングに4通りの方法を試したが、これ以外の方法、特に時間軸に沿ったスムージングの扱いを与えることは重要であると考えられる。また、スムージングの方法に対する、S/N比の向上と画像の見た目との間の関係についてもさらに調査が必要である。

### 6.2 撮像方法

本研究で行ったような再構成型の超解像処理を行うには複数の画像が必要である。同じ撮像方法のもとで画像枚数を増やすには、より多くの（もしくは長い）実験を行うことが必要である。近年、multibandのように、より高速に多数の画像を撮像することができる撮像シーケンスが開発されている。このような撮像シーケンスと組み合わせることによって、同じ実験時間の中でより解像度の高い画像を得られれば有用であると考えられる。その場合の解像度やS/N比を調査することは今後の課題である。

本研究では、画素がちょうど半分だけずれた画像が得られると仮定して調査を行った。既存のMRI装置で提供される撮像シーケンスではそのような画像を得ることができないため、撮像シーケンスの改良もしくは利用時に設定することが必要である。一方、fMRIの実験では何らかのタスクを行うため、被験者がまったく動かないということはないはずである。これまでは、そのような被験者はノイズとして扱われ、モーションコレクション機能により補正された後に統計処理が行われているが、そのような動きのデータを積極的に利用すれば超解像を適用できる可能性がある。

### 6.3 計算速度

本研究で用いたプログラムは、あまり計算速度について考慮せずに作成したJavaプログラムである。ただし、画像生成モデルなどの計算については、行列積をそのまま計算するのではなく、各値が影響を及ぼす範囲についてのみ計算を行っている。そのため、実験を行ったCore i7 3770 (3.4GHz)のCPUを持つ計算機上で128×128の1枚の画像を超解像処理で生成するのに0.05秒程度かかっている。3次元データへの拡張と全脳に対する処理を同様に行うと、1つの実験から得られるデータを超解像するのに15分以上かかることが予想される。したがって、特に並列化を適用することで、プログラムの高速化を行うことが必要である。

## 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科学研究費基盤研究 (C) 25330088 の助成を受けて実施された。

## 文献

- 1) 小森 秀樹, “超解像技術.” 映像情報メディア学会誌, Vol. 63, No. 10, pp. 1400–1402, 2009.
- 2) H. Greenspan, “Super-resolution in medical imaging.” *The Computer Journal*, Vol. 52, No. 1, pp. 43–63, 2009.
- 3) E. V. Reeth, I. W. K. Tham, C. H. Tan, C. L. Poh, “Super-resolution in magnetic resonance imaging: A review.” *Concepts in Magnetic Resonance*, Vol. 40A, No. 6, pp. 306–325, 2012.
- 4) 宮崎 玲奈, “fMRI 画像を対象とした超解像技術に関する研究.” 高知工科大学情報学群卒業論文, 2015.
- 5) C. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning.” Springer, 2006.
- 6) P. Kornprobst, R. Peeters, M. Nikolova, R. Deriche, M. Ng, P. Van Hecke, “A superresolution framework for fMRI sequences and its impact on resulting activation maps.” *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2003)*, pp. 117–125, 2003.
- 7) S. H. Joshi, A. Marquina, S. J. Osher, I. Dinov, J. Darrell, V. Horn, A. Toga, “Image resolution enhancement and its applications to medical image processing.” TechReport CAM08-62, Department of Mathematics, UCLA, 2008.
- 8) N. Ben-Eliezer, U. Goerke, K. Ugurbil, L. Frydman, “Functional MRI using super-resolved spatiotemporal encoding.” *Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 30, No. 10, pp. 1401–1408, 2012.

# Super-Resolution for fMRI Images and its Evaluation

Kiminori Matsuzaki<sup>1\*</sup> Reina Miyazaki<sup>2</sup>

(Received: May 15th, 2015)

<sup>1</sup> School of Information, Kochi University of Technology  
185 Tosayamadacho-Miyanokuchi, Kami, Kochi, 782–8502, JAPAN

<sup>2</sup> Graduate School of Engineering, Kochi University of Technology  
185 Tosayamadacho-Miyanokuchi, Kami, Kochi, 782–8502, JAPAN

\* E-mail: matsuzaki.kiminori@kochi-tech.ac.jp

**Abstract:** Functional magnetic resonance imaging (fMRI) is now widely used in brain science, and it takes a low-resolution brain image for 2–3 seconds. The authors are trying to enhance space resolution of fMRI images by applying a super-resolution technique. Though actual fMRI images are three dimensional, we apply super-resolution technique to two-dimensional image (a slice) in this evaluation. Concretely speaking, we take a set of four  $64 \times 64$  images (low-resolution images) and generate a  $128 \times 128$  image (high-resolution image). We apply statistical processing for these images to verify the activated areas and signal-noise ratio (SNR). We used images that come from real fMRI experiments (tapping), and the results of evaluation experiments show that we can specify more detailed activated area. Also, we achieved maximum SNR 0.864 for a super-resolved image, compared to the SNR 0.455 for a low-resolution image.