

論理回帰分析法による fMRI データの解析

岡本 智幸[†] 竹迫 信宏[†] 森田 晋一郎[†] 月本 洋[†]

[†]東京電機大学工学部 〒101-8457 東京都千代田区神田錦町 2-2

1. はじめに

昨今、詳細な fMRI 画像（データ）が得られるようになってきた。現在、この fMRI データの解析は神経活動の主要な部位を同定するだけであるが、論理回帰分析では、回帰分析で予測式を求め、その式からルールを抽出できる。つまり神経活動の主要な部位を AND, OR, NOT で回路的に表現できる。過去、論理回帰分析（ノンパラメトリック回帰分析）[1][2]を 2次元の fMRI データに適用して、有効性を確認した。今回は 3次元の機能画像用に拡張したものと、その他の解析手法を人工データと実際の fMRI データで比較し、良好な結果を得たので報告する。

2. 論理回帰分析法

2.1. 概要

論理回帰分析法とは、与えられたデータから回帰分析等で予測式を求め、その予測式からルール（論理的規則）を抽出することにより理解可能な知識を発見する手法である。本研究では、論理回帰分析法の前半の予測式はノンパラメトリック回帰分析を用いて求め、それにより得られた予測式から近似法でルール抽出を行う。ノンパラメトリック回帰分析を使用する理由は、本研究では変数に対応するのは各画素であり、得られるサンプルは数十～百数十程度が一般的なもので、普通の回帰分析では満足な結果を得られないからである。ノンパラメトリック回帰分析は、データの値の間に連続性や滑らかさ等の制約を入れることにより、少ないサンプル数でも回帰が可能となっている。

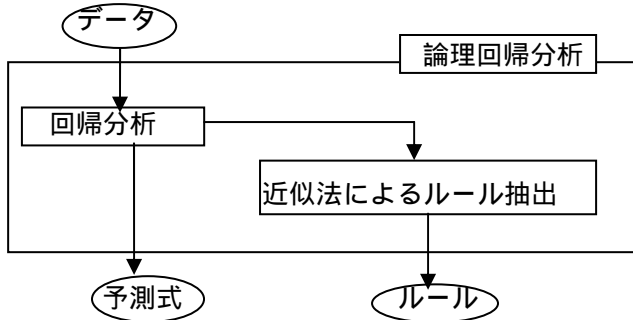


図 1 . 論理回帰分析の流れ

2.2. ノンパラメトリック回帰分析法

ノンパラメトリック回帰分析は、説明変数の各測定値で回帰式を構成する[1]. 被説明変数を y とし、説明変数 t の測定値 t_j が m 個ある場合には、

$$y = \sum_{j=1}^m a_j t_j \quad (j = 1, \dots, m), \quad (a_j \text{ は実数})$$

The Analysis of fMRI data by Logical Regression Analysis
Tomoyuki OKAMOTO[†] Nobuhiro TAKESAKO[†] Shinichiro MORITA[†] and Hiroshi TSUKIMOTO[†]

[†] School of Engineering, Tokyo Denki University 2-2 Kanda-Nishiki-cho Chiyoda-ku, Tokyo, 101-8457 Japan

となり、被説明変数 y の測定値 y_i が n 個ある場合には

$$y_i = \sum_{j=1}^m a_j t_{ij} \quad (i = 1, \dots, n)$$

となる。このとき、最小にする評価量は誤差だけでなく連続性もしくは平滑性の項を付加する。連続性の項を付加した場合の誤差 Q は以下ようになる。

$$Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{i=1}^n (\hat{y}_{i+1} - \hat{y}_i)^2$$

となる。 \hat{y}_i は推定される解である。これは隣り合う被説明変数間の 1 階差分であり被説明変数の連続性を意味する。

は連続性の重み係数である。上式は被説明変数に連続性がある場合である。そうでない場合は、係数 a の連続性を制約として使う。この係数の連続性は隣り合っている説明変数の測定値が被説明変数に及ぼす影響に連続性を仮定するもので、評価量は以下ようになる。

$$Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^{m-1} (\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j)^2$$

これは 1 次元しか考慮していないもので、3次元画像用に拡張したものを以下に示す。

$$Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^{m-1} (\hat{a}_{j+1} - \hat{a}_j)^2 + \lambda \sum_{j=1}^{m-\text{row}} (\hat{a}_{j+\text{row}} - \hat{a}_j)^2 + \lambda \sum_{j=1}^{m-\text{row} \times \text{column}} (\hat{a}_{j+\text{row} \times \text{column}} - \hat{a}_j)^2$$

ここで row は画像の横幅、column は画像の縦幅である。

2.3. ルール抽出

ルール抽出は近似法という方法を使用する。近似法の基本は回帰分析で得られた予測式を連続ブール関数に近似することである[2]. ブール関数の定義域は $\{0, 1\}$ であるが、連続ブール関数とはそれを拡張して定義域を $[0, 1]$ としたものである。線形式を

$$y = p_1 x_1 + p_2 x_2 + \dots + p_n x_n + p_{n+1}$$

とする。この線形式に最も近い連続ブール関数を以下のようにして求める。

近似後の連続ブール関数に

$$x_{i1} \dots x_{ik} \bar{x}_{ik+1} \dots \bar{x}_{il}$$

という項が存在するかどうかを

$$p_{n+1} + \sum_{i=1}^{ik} p_j + \sum_{1 \leq j \leq n, j \neq i, \dots, il, p_j \leq 0} p_j \geq 0.5$$

で判定する。第 1 項は定数項（ノンパラメトリック回帰では 0）、第 2 項は存在を判定する項に肯定で含まれる変数に対応する係数、第 3 項は存在を判定する項に含まれない変数に対応するもので、かつ負のものである。

存在する項を論理和で接続する。

上記 , を最低次の項から判定していき、任意の次数

で停止する。

3. 比較する解析手法

今回は以下の2つの手法と比較する。

3.1. z-score 法

z-score 法は fMRI データ解析で最も用いられている手法で、全体の分布の中で、ある変数が占める相対位置を表すものである。今回の解析では、以下の式で画素ごとの z-score を求める[3]。

$$z\text{-score} = (Mt - Mc) / \sqrt{\sigma^2 + \alpha^2}$$

Mt : タスク (ある課題を行なっている時) 画像の信号値の平均値

Mc : レスト (ある課題を行っていない時) 画像の信号値の平均値

σ : タスク画像の信号値の標準偏差

α : レスト画像の信号値の標準偏差

3.2. 独立成分分析

fMRI データ解析に用いられる先端技術の1つである独立成分分析 (Independent Component Analysis: ICA)[4]は、観測信号から独立な信号源を復元することである。詳細は[4]参照。

4. 実験

今回は2つの人工データと実際の fMRI データで比較した。人工データを使用する理由は、正解がわかっているため、比較が行いやすいということである。人工データは、2つとも図2のような二つの部位がタスク時に活性化するというものである。違いは2つの活性化部分が同時に活性化する (AND) か、どちらか一方だけでも活性化すればよいか (OR) ということである。どちらも若干の平滑化と雑音を加えた。画素数は、 $32 \times 32 \times 4$ で、タスク (レスト) サンプル数は各々 AND が 120 で、OR が 50 である。

AND の結果が図3である。左上が z-score 法の結果、右上が ICA の結果、左下がノンパラメトリック回帰分析の結果、右下がルールを抽出した画像である。ICA は、右上の部分が復元されていない。z-score 法と論理回帰分析 (ノンパラメトリック回帰分析) はほぼ似た結果である。

また OR の結果が図4である。左が z-score 法の結果、右がノンパラメトリック回帰分析の結果である。ICA は AND が復元できていないので OR は行わなかった。OR について、z-score 法では活性化部分が復元できていないが、ノンパラメトリック回帰分析では復元できていることが分かる。

また実際の fMRI データは非利き手 (左手) でのタッピングをタスクとしたものである。脳科学の知見では、利き手を運動させると利き手側の運動野、感覚野のみ神

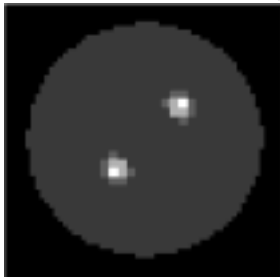


図2 . 正解画像

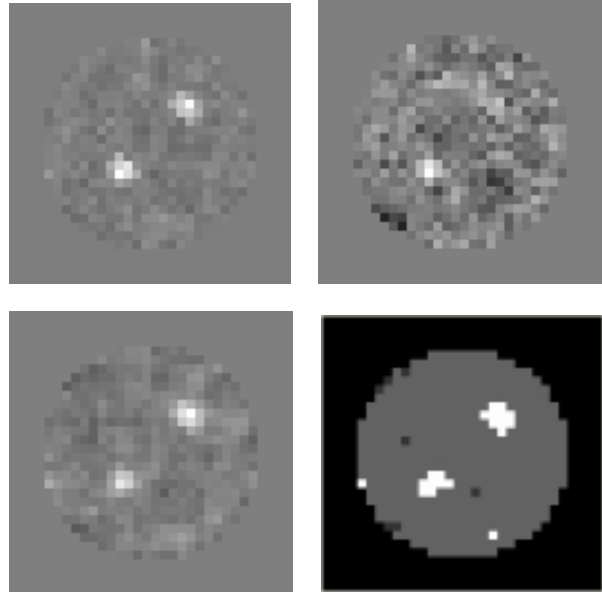


図3 . AND 結果

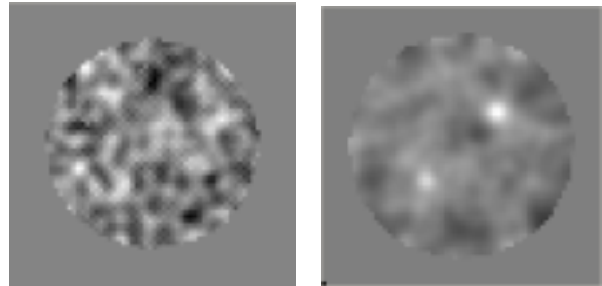


図4 . OR 結果

経活動が見られるが、非利き手を運動させると、非利き手側の運動野、感覚野が優勢に、かつ両側で神経活動が見られることがわかっている。今回の解析では、ノンパラメトリック回帰分析の解析結果で右 (非利き手) 側だけでなく左 (利き手) 側の運動野の活性化がそれなりに顕著に見られたが、ほかの2手法ではあまり顕著に見られなかった。

5. 結論

3次元用に拡張した論理回帰分析法により人工データと実際の fMRI データを解析した。それにより、論理回帰分析法が、z-score 法及び ICA と比較して良好な結果が得られることを確認した。今後はより詳細な人工データでの比較や、様々なタスクの fMRI データでの比較を行い、論理回帰分析法の優位性を示していきたい。また、実験を重ねて脳の新しい知見の発見に活用していきたい。

参考文献

- [1] 月本洋, 柿本満, 森田千絵, 菊池吉晃: 脳機能画像のノンパラメトリック回帰分析, 電子情報通信学会論文誌, vol. J84-D-, no.12, pp.2623-2633(2000)
- [2] 森田千絵, 柿本満, 菊池吉晃, 月本洋: 論理回帰分析法による脳機能画像からの知識の発見, 人工知能学会論文誌, 16巻2号 G, pp.212-219(2001)
- [3] Institute of Neurology in United College of London, SPM course Short course notes, 1997.
- [4] S. Roberts, R. Everson, Independent Component Analysis: Principles and Practice, Cambridge University Press, 2001.