

## ノンパラメトリック回帰分析とニューラルネットワークを用いた脳の賦活領域の特定プログラムの作成

AA&S 黒野昭彦

### 背景

fMRI による脳機能画像解析では、血流量と酸素化 Hb の増減を MR 信号の増減として捕らえられること (BOLD 効果) が基本原理となっている。この原理に基づいて、脳内での BOLD 信号の増加領域が賦活領域であると特定される。信号の解析においては、基本的には比較を取りたい状態の画像間の差分を取ることによって賦活領域を検出する (Boxcar Paradigm)。この際、差分が十分に大きければ解析は容易なのだが、実際の変化量は多くても数%しかない。従って単純な差分では信号と雑音を分離することが困難であり、ここで様々な手法の適用が必要となる。現在最も広く用いられている解析手法は、SPM と呼ばれる、画素単位に回帰分析を行う統計的手法である。

これに対し、新たな手法として、東京電機大学工学部人工知能研究室 月本洋教授が提唱されたノンパラメトリック線形回帰、およびニューラルネットワークを用いた賦活領域の検出法に基づき、これを実装した。以下はその概略である。

### 基本的アイデア

SPM では画素単位にモデルを作成するが、本方式では逆に画像全体をひとつのモデルで学習し、そのモデルから画像情報を抽出するという方法を取る。その際学習に用いるのがノンパラメトリック線形回帰とニューラルネットワークである。いずれにおいても課題遂行状態を 1、安静状態を 0 とコーディングし、これを被説明変数とする。説明信号は各ボクセルにおける BOLD 信号値である。

### ノンパラメトリック線形回帰分析

ノンパラメトリック線形回帰分析では、モデルは

$$y = \sum_{i=1}^n a_i x_i$$

と書ける。y は被説明変数、x は説明変数、a は回帰係数であり、和は全てのボクセルについて取る。

モデルは、誤差とモデルの空間的連続性を考慮した評価関数によって評価される。両者のバランスを決め

るパラメタは交差検証法による推定汎化誤差を最小とする値とする。このモデルから画像情報を抽出する際は、画像値として係数そのものを用いる。

### ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、強力な近似能力と使いやすい学習アルゴリズムの存在によって、さまざまな学習においてよく用いられる。一方でそのアルゴリズムは収束が遅く、大規模問題では応用が難しかった。この難点を回避できる新たなアーキテクチャとして、ELM (Extreme Learning Machine) が注目されている。ELM は 3 層ニューラルネットワークの一種であり、独自の高速学習アルゴリズムを用いることができる。ここではこの ELM を用いて脳機能画像を学習し、学習済みモデルから画像情報を抽出する。画像情報を抽出する際は、線形モデルの場合のように、単純にあるパラメタを画像値とすることはできない。ここでは感度解析の手法を用いて画像情報を抽出する。

### 結果

複数被験者に対し、ノンパラメトリック線形回帰分析、ニューラルネットワーク、SPM を用いて画像解析を行った。実験課題は日本語文章の復唱であり、感覚性言語野、運動性言語野、聴覚野、運動野等の領域が賦活すると期待される。Talairach Daemon を用いてこれらの領域を合成した画像を作成し、これを解析結果に対するレファレンスとして用いた。これらの画像の一例を次ページに示す。(x = -54, MNI)

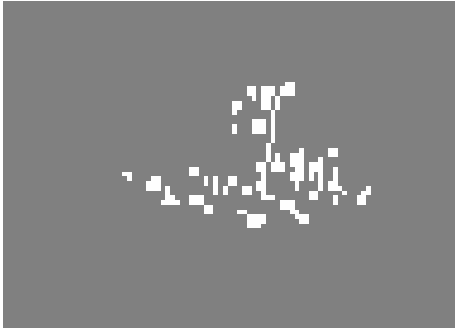


Fig.1 Tarailach Daemon

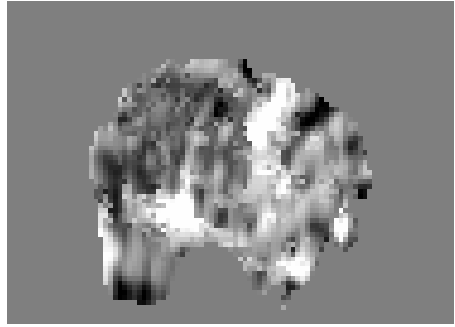


Fig.2 SPM

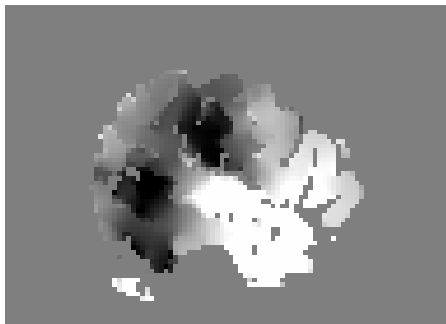


Fig.3 Nonparametric

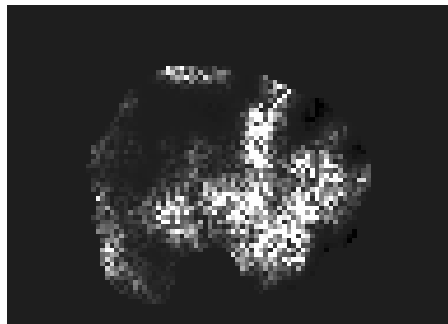


Fig.4 Neural Networks