

修士論文

被験者の内在的要因を考慮した
fNIRS データのクラス分類手法の提案と検討

A Proposal of the Class Separation Method of the fNIRS data

based on the Intrinsic Factor of the Subjects

同志社大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

博士前期課程 2011年度 711番

福原 理宏

指導教授 三木 光範教授

2013年1月24日

Abstract

I proposed the new method to extract the intrinsic factor from fNIRS data using factor analysis. The signals of fNIRS include a various noise component. It is often known that the changes in brain blood flow are affected by these factors. The one of them involved the intrinsic factor such as a fatigue or sleepiness. In recently study, however, the method to decrease the intrinsic factor was not proposed. Therefore, the experimenter of fNIRS need analysis method to analyze the intrinsic factor. In this paper, I conducted the experiments to examine the effectiveness of the proposed method that can extract the intrinsic factor from fNIRS data. In the application result to a model data, the proposed method could classify the blood flow pattern of model data into correct groups. In the application result to the actual fNIRS signals, a factor such as the stress or the difficulty of tasks was extracted. These results showed that this method can extract the intrinsic factor. Therefore, it was indicated that the proposed method is usefulness to analysis of intrinsic factor.

目次

| | | |
|----------|-------------------------------------|-----------|
| 1 | 序論 | 1 |
| 2 | fNIRS を用いた脳機能イメージング | 2 |
| 2.1 | fNIRS とは | 2 |
| 2.2 | ノイズやアーチファクト低減のための既存手法と問題点 | 2 |
| 3 | 因子分析を用いた内在的要因の分類手法 | 3 |
| 3.1 | 概要 | 3 |
| 3.2 | 因子分析とは | 3 |
| 3.3 | 因子分析の多変量時系列データへの適用方法 | 5 |
| 3.4 | 提案手法のアルゴリズム | 5 |
| 4 | 提案手法の検証実験 | 7 |
| 4.1 | 実験 1 —モデルデータへの適用実験— | 7 |
| 4.2 | 実験 2 —実データへの適用実験 1— | 8 |
| 4.3 | 実験 3 —実データへの適用実験 2— | 9 |
| 5 | 結論 | 11 |

1 序論

近年、MRI (Magnetic Resonance Imaging) や EEG (electroencephalography) をはじめとする、非侵襲に計測できる脳機能イメージング装置が普及し、脳機能の解明が急速に進んでいる。その中のひとつに、人間の感性や情動を測定する手段として、fNIRS(functional near infrared spectroscopy) を用いた研究が盛んに報告されている。この装置は脳血流変化量を計測でき、その平均変化パターンは疾患患者と健常者の間で異なることから、精神疾患の診断手法として注目されている。このように、様々な分野で利用されている fNIRS から計測される脳血流変化は、外在的要因 (体動や機器ノイズなど) や内在的要因 (疲労や眠気など人の中に存在する要因) などの影響が複雑に絡み合った時系列信号である。そのため、実験者はこれらの影響を考慮した上で検討を行う必要がある。

このような影響についての対策は、様々な面から検討されている。外在的要因の場合、実験環境を整えることで多くの外乱を抑えることが可能である。それでも取り除けない場合は、ノイズの低減のためにデータ処理を行う必要がある。最も多く使われている手法は、フィルタ処理や加算平均処理による不要な成分の除去である。しかしこれらの処理は、各要因そのものにもとづいた処理手法では無い。誤った処理を行うと、目的とする波形パターンの特徴まで除去してしまう可能性がある。そのため、得られたデータがどのような性質を持っているか十分な検討をした上で、処理を行う必要がある。近年では、脳血流変化に内在的要因である眠気や疲労の影響が生じることが報告されており¹⁾、脳血流変化を分析することで、要因を抽出できると考えられる。

そこで本稿では、fNIRS 信号の一検討手法として、fNIRS 信号に対して因子分析を用いて被験者の分類を行い内在的要因を抽出する手法を提案する。

本論文の議論の流れについて述べる。2章では、fNIRS の概要と問題点について深く掘り下げ、提案手法の必要性について述べる。3章では、本稿の提案手法について具体的に述べる。4章では、提案手法の有効性を示すため、モデルデータと実データに対して検証実験を行う。5章では、これらの検討に対しての結論について述べる。

2 fNIRS を用いた脳機能イメージング

2.1 fNIRS とは

fNIRS (functional near infrared spectroscopy) は、近赤外分光法を用いて大脳皮質付近の脳血流変化を多点で計測し画像化する脳機能イメージング装置である²⁻⁴⁾。脳血流変化は、神経活動に伴い変化するため、局所的な脳活動の指標となる⁵⁾。MRI や EEG など他の脳機能イメージング装置と比較して、装着が容易であること、低拘束性であること、比較的安価であることといった主なメリットがあげられ、様々な研究分野で活躍している。その例として、健常者と非健常者の間で脳血流の平均変化パターンが異なることが報告されており⁶⁾、「うつ症状の鑑別診断補助」の先進医療として認可されるなど臨床分野における応用に注目が集まっている。また、BMI (Brain Machine Interface) 分野での新しい入力装置としても様々に検討されている^{7,8)}。

このように注目を集めている一方、様々な問題点が存在する。その一つに、脳血流変化は神経活動に伴う二次的な変化であるため、脳活動以外の様々な要因の影響を含んでおり、解析が難しいという問題点がある。我々はそれらの要因を外在的要因と内在的要因という2つの要因に大別して考えている。外在的要因は、頭の動きや咀嚼運動といった体動による要因や機器ノイズ等を含めた、外部からの刺激に対するノイズである。それに対して内在的要因とは、疲労や眠気、環境の変化に伴う心理的变化といった、人の中に内在する要因のことを呼ぶ。脳血流変化は、これらの要因の影響を受け変動することから、血流パターンの再現性が低下してしまう。そのようなノイズを低減するための手法は様々提案されているが、未だに処理手法は確立していない。このような背景から、他の脳機能イメージング装置と比較して、一般的な普及が進んでいないと考えられる。次節で、現在提案されている主なノイズ低減手法とその問題点について述べる。

2.2 ノイズやアーチファクト低減のための既存手法と問題点

主な低減手法として、バンドパスフィルタ (Band Pass Filter : BPF) と移動平均処理を取り上げる。BPF はフィルタ回路の一種で、指定した必要な範囲の周波数のみを通し、他の周波数は減衰させるフィルタである。また、移動平均処理は、一種のローパスフィルタで、時系列データを指定したウィンドウ幅で平均し、平滑化する処理である。これらの手法は、ノイズを低減できる一方で、重要である波形の特徴も無くしてしまう可能性がある。そのため、元の波形の特徴を十分に検討した上で、各手法のパラメータを決定する必要がある。この際、体動などの外在的要因は外部から確認できる要因であるので、動画で撮影するなどして現象の有無を確認した上で除去することができる。しかし、内在的要因は外部から検証することができず、ノイズ低減手法を使用するためには実験者が現象を仮定して使用する必要がある。この為、現状では恣意的にデータを処理してしまう可能性がある。

そこで本稿では、fNIRS のデータに含まれるこのような要因を検討するための手法を提案する。次章より、その提案手法について述べる。

3 因子分析を用いた内在的要因の分類手法

3.1 概要

2.2節で述べたような内在的要因の影響を検討するための方法として、fNIRS信号の変化パターンと、アンケートや課題成績からみられる内在的因子との関係を十分に検討した上で処理することが重要であると考え、この検討から、同じ傾向を持つ被験者をまとめ、各群に適切なノイズ低減手法を用いることで、要因の影響を考慮した上で解析ができる。

そこで我々は、因子分析を用いて被験者を共通因子上に写像し被験者を分類する手法を提案する。この手法を用いることで、変動の大きいfNIRS信号に対して被験者に共通する変動因子の存在を提示し、実験者の解析の補助ツールとして使用できると考えられる。

次節より、因子分析の概要と、時系列データへの適用方法について述べた後、提案手法のアルゴリズムについて述べる。

3.2 因子分析とは

因子分析とは、観測変数の相関係数から共通する因子を求め、因子が観測変数に与える影響を解釈する多変量解析手法のひとつである⁹⁾。観測データにおける変数間の関連成分をまとめたものを共通因子 (Common factor) とよび、他の変数と関係がなく、その変数のみ持っている成分を独自因子 (Unique factor) と呼ぶ。因子分析のモデルをパス図で表現すると Fig. 1 のように示される。ここで、 f は共通因子、 x は観測変数、 e は独自因子である。Fig. 1 のように、観測変数を共通因子と独自因子という二つの潜在する因子から説明する手法が因子分析である。数式で表現すると式 (3.1) のように表現される。ここで、式中の x_{ik} は観測変数、 a_{ik} は因子負荷量、 f_{ik} は因子得点、 e_{ik} は独自因子である。添字 i は各観測変数の項目番号を表す。因子負荷量とは、共通因子と観測変数の相関係数で、因子と観測変数の結びつきの強さを表す指標となる。因子分析では、観測変数をもとに式中の他の変数の値を推定することで、潜在変数を解析する。

$$\begin{aligned}x_{i1} &= a_{11}f_{i1} + a_{12}f_{i2} + \cdots + e_{i1} \\x_{i2} &= a_{21}f_{i1} + a_{22}f_{i2} + \cdots + e_{i2} \\x_{i3} &= a_{31}f_{i1} + a_{32}f_{i2} + \cdots + e_{i3} \\x_{i4} &= a_{41}f_{i1} + a_{42}f_{i2} + \cdots + e_{i4} \\x_{i5} &= a_{51}f_{i1} + a_{52}f_{i2} + \cdots + e_{i5} \\&\quad \dots \\x_{ik} &= a_{k1}f_{i1} + a_{k2}f_{i2} + \cdots + e_{ik}\end{aligned}\tag{3.1}$$

因子分析は、以下の流れで因子の抽出を行う。

(1) 観測変数の適切性の検討

因子分析では、観測変数間に相関があることを前提とするため、分析対象のデータセットが因

因子分析に対してどの程度適切であるか前もって検討する必要がある。そのために、本稿では式 (3.2) で表される Kaiser - Meyer - Olkin のサンプリング適切基準 (以下 KMO) を用いた^{10,11)}。ただし、 r_{ij} , a_{ij} をそれぞれ変数 i と j の間の相関係数および偏相関係数とする。KMO は相関係数と偏相関係数の比で表される。KMO の値が小さいほど 2 変数間の相関関係を他の変数によって説明しにくい事を意味し、因子分析の適用が不適切であることを示す。

$$KMO = \frac{\sum \sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum \sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum \sum_{i \neq j} a_{ij}^2} \quad (3.2)$$

Kaiser によって、Table 1 に示す判定基準を提案されている。これを参考に、観測変数の KMO が unacceptable であった場合は、分析不可能とした。

(2) 因子数の決定

因子の数によって因子構造が変わることから、因子数の決定は極めて重要である。因子数の決定方法は様々に提案されている。代表的なものを以下に挙げる。

- カイザー基準
- スクリーンテスト¹²⁾
- MAP¹³⁾
- 並行分析¹⁴⁾
- 最尤解のカイ 2 乗検定¹⁵⁾

提案手法で用いた並行分析を中心に説明する。他の手法の原理については、参考文献¹⁵⁾ が詳しい。カイザー基準は、観測変数の相関行列から求まる固有値 (観測変数のばらつきを表す) を 1 以上とする基準を設ける手法である。これはサンプリング誤差を無視しており、サンプル数が無限のときに正しくなる。しかし、実際のデータに適用するには誤差が大きく、問題が残る。そこで Horn はこの点を指摘し、同じ変数の数、同じサンプルの数の正規乱数行列の相関行列の固有値を推定し、対応する固有値を比較し、乱数データの相関行列の固有値のほうが大きくなる前の因子までをとることを提案した¹⁶⁾。この手法を並行分析と呼ぶ。並行分析を用いることで、サンプリング誤差を考慮できるだけでなく、統計的推論により定量的に因子数を決定できる点で、他手法より優れる。また、Zwick らの広範なシミュレーションで高い評価を得ていることで有名である¹⁷⁾。MAP とほぼ同等に良い因子数決定法であり、カイザー基準やスクリープロットより明確に良い手法であると述べられている。これらのことから、本稿の提案手法では並行分析を用いた。また比較的近年での因子分析を用いた論文では、因子数決定法を複数使うべきだと主張されている^{18,19)}。本提案手法では、並行分析により因子数を決定した後、カイ 2 乗検定によりモデルの適合度について検定を行い、モデルの信頼性について評価を行なった。

(3) 因子負荷量の推定

因子の各観測変数にかかる負荷を推定する。推定法は、主因子法、最尤法、最小二乗法、重み

つき最小二乗法など様々ある。一般的な手法は、主因子法と最尤法であるが、本手法では最尤法を選択した。その理由として、最尤法を用いることで、最尤解のカイ2乗検定ができる点で、分析をより厳密に行うことができることである。しかし、厳密な検討は解の探索の難しさに繋がり、他の手法に比べ因子負荷量が1を超える不適解がでやすいというデメリットがあることに注意が必要である。そのため、(1)で説明したKMOを用いて観測変数を評価することで、この点を解消している。

(4) 因子の回転

推定した因子の解釈をよりしやすくするために、軸の回転を行う。回転法としては、バリマックス法（直交回転）とプロマックス法（斜行回転）が代表的である。直交回転は、因子間の相関が0という仮定をおいて行い、斜行回転は因子間の相関を考慮して解析する。本稿では、プロマックス法を用いて回転を行なった。

(5) 因子の解釈

因子負荷量の値をもとに、共通因子が被験者に与えた影響について考察する。また、寄与率についても検討する必要がある。寄与率とは、因子全体に対してその因子がもつ影響度の割合を表す値である。

これらの指標をもとに、共通因子と被験者の関係性について解釈を行う。

3.3 因子分析の多変量時系列データへの適用方法

因子分析を多変量時系列に適用するためには、時系列データを観測変数と読み替えて適用することで、形式的には分析できる。しかし、このような形式的な適用方法には問題がある。それは、因子分析の理論が観測変数は独立同一の多変量正規分布からの標本であるという仮定に基づいており、その前提が時系列データには適さない。その解決策として、二つの方法が考えられる²⁰⁾。一つめに、動的因子分析モデルによる方法である²¹⁾。因子分析のモデルに時間変動を考慮した因子を拡張することで、時間変動を考慮する。この方法ではモデルの信頼性は高いと考えられるが、従来の因子数推定法が使用できない点で、本手法では適用は困難であると考え使用しなかった。二つめの方法として、時系列の離散フーリエ変換によって漸近的に独立なデータに変換し、因子分析のモデルに適用することが考えられる。定常時系列に対しての離散フーリエ変換は、漸近的に正規分布に従う²²⁾。さらに、周波数によってインデックスづけられた量となり、そのインデックスで近接する変数同士は漸近的に独立となる。この方法の利点として、従来の因子分析のモデルに帰着させることが可能であり、従来の因子数推定法を用いて検討することが可能な点である。fNIRS信号は、また、生体情報のデータへの適用例として、EEG (Electroencephalography) のデータへの適用例なども報告されている²³⁾。これらのことから、本稿での手法では後者の手法を選択した。

3.4 提案手法のアルゴリズム

fNIRS信号に対して因子分析を用いて被験者を共通因子の次元に写像した上で、被験者を分類する手法を提案する。fNIRS信号は時系列データであることから、離散フーリエ変換し、周波数領域で扱

うことで独立性を実現した。しかし、fNIRS 信号に対してこの手法を用いるには、二点問題がある。一つ目に、ゆらぎの影響により低周波成分が非常に大きくなり、寄与率が特定の因子に偏ってしまう可能性があることである。ゆらぎとは、脳血流変化に超低周波成分のことで、脳活動などの他の成分とは同期せずに独立で変動する性質がある^{24,25)}。

二つ目に、局所的でランダムに発生する体動が被験者ごとに発生した場合、独自因子の影響が強くなり、累積寄与率（各寄与率の総和）が減少する（因子分析のモデルで被験者を表現できない）という問題がある。そこで本稿では、階差処理とオーバーラップ処理を導入することで、これらの問題を解決した。提案手法のアルゴリズムを以下に示す。

(1) 階差処理によるゆらぎ成分の除去

本処理により、fNIRS 信号からゆらぎ成分を取り除く。具体的には、式 (3.3) のように階差成分である $DIFF$ を求める。ここで、 $x(t)$ は時刻 t における fNIRS 信号の値である。

$$DIFF = x(t) - x(t - 1) \quad (3.3)$$

(2) FFT のオーバーラップ処理による体動成分の除去

本処理により、体動のような局所的でランダムに生じるノイズの影響を低減する。具体的にはまず、時系列データを時間窓 256 サンプルに区切り、FFT を行った。次に、時間窓を少しずつずらしながら、FFT を繰り返し実行した（オーバーラップ率 99% とした）。このとき窓関数としてはハニング窓を用いた。最後に、すべての FFT の実行結果を加算平均した。この結果を因子分析の入力値（観測変数）とした。この処理により、局所的なノイズ成分を平滑化し、fNIRS 信号本来の特徴成分を明確化できると考えられる。

(3) 並行分析による因子数の決定

観測変数に対して最適な共通因子数の数を求める手法である並行分析を用いて、共通因子数を定量的に決定した。

(4) 因子の抽出

最尤法を用いて因子の推定を行った。因子の回転法は、プロマックス法を用いた。また、求めた因子分析のモデルの適合率をカイ二乗検定にて検証を行なった ($p < .05$)。もし棄却されなければ、次に最適な因子数を選択し、再度分析を行なう（本稿の結果では、そのような結果は現れなかった）。

(5) 因子負荷量をもとにしたクラスタリング

各被験者の各共通因子に対する因子負荷量を評価値として、クラスタリング手法である k-means 法を用いて被験者を分類した²⁶⁾。

4 提案手法の検証実験

4.1 実験1 —モデルデータへの適用実験—

提案手法が実際に因子を含んだ時系列データに対して機能するか検討するために、モデルデータを作成し、適用を行った。

4.1.1 データセットの作成

内在的要因のひとつであるストレスの影響による脳血流変化を想定したデータセット（以下ストレスモデルと呼ぶ）を作成した。具体的には、高ストレス群と低ストレス群の脳血流変化を各3名ずつ作成した。脳血流変化は、脳活動、脈拍、機器ノイズ、ゆらぎ、体動の5つの要素から構成されるとした。ストレスモデルの脳血流変化の各要素の内容について、Table 2に示す。ストレスに起因して変動する要素は脳活動と脈拍であると仮定し、高ストレス群は脳活動の振幅が大きく脈を速く、低ストレス群では脳活動の振幅が小さく脈を遅くした。また、脳活動のピークに達するまでの時間と振幅は被験者によって異なるよう作成した。脈拍は、高ストレス群は1.5Hz、低ストレス群は1.2Hzとした。体動は、被験者によってランダムな時間にインパルスが発生させて作成した。また、サンプル数は1200点とした。作成した脳血流変化の時系列データをFig. 2に示す。

4.1.2 検討方法

提案手法と、階差処理とオーバーラップ処理を行わなかった際の結果（以下、比較手法とする）の比較を行なった。これは、提案手法においてゆらぎや体動の影響を取り除いた上で検討ができているか確認するためである。また、提案手法のパラメータをTable 3に示す。

4.1.3 結果と考察

各手法の実行の結果、比較手法では因子は1つ、提案手法では因子は2つに分類された。また、寄与率の結果をTable 4に示す。因子負荷量の結果をFig. 3, Fig. 4に示す。比較手法の場合（Fig. 3）、因子負荷量の値はすべての被験者でほぼ同じ値を示した。これは、ゆらぎの影響が強く、ひとつの因子に偏ってしまったと考えられる。FFTの結果を見ると（Fig. 5）、低周波成分の影響が強く、他の成分が埋れていることがわかる。従って、比較手法では良好な結果を得ることが出来なかったと考えられる。一方、提案手法の場合（Fig. 4）、それぞれの因子で、高ストレス群と低ストレス群の間で因子負荷量が大きく異なった。クラスタリングの結果、高ストレス群と低ストレス群に適切に分類できた。FFTの結果を見ると（Fig. 6）、低周波成分の影響が減衰し、脈拍成分が明確に確認できた。このことから、ストレスモデルに対して適切に分類ができたと考えられる。しかし、脳活動の反応は1Hz以下に現れると想定できるが、それらの成分は大きく減衰し、確認出来なかった。このことから、脳活動による差異は本手法では抽出できないと考えられる。この点には注意が必要であるが、本手法での目的である内在的要因を抽出することに対しては問題は無いと考えられる。

これらの検討により、単純なモデルに対して提案手法が有効であることを示した。しかし、実データでは、交感神経や副交感神経による成分や、より複雑な体動や電気ノイズなどの存在が考えられる。次節では、実データへの適用を行い、提案手法の有効性について検討する。

4.2 実験2 —実データへの適用実験1—

実際に計測した fNIRS 信号に対して、提案手法が有効であるか検証するために、検証実験を行なった。本節では、Psychomotor Vigilance Task (以下 PVT とする) に対する検討を行なった。

4.2.1 方法

fNIRS 装置は、HOT-121 (日立製作所製) を用いた。本装置では、前頭部の脳血流変化を 2CH で測定できる。本実験では、左前頭部に位置する 1CH のデータを用いた。被験者は 20 代前半の男性健康者 22 名である。また設置の際は、EEG の電極配置基準である、国際 10/20 法を参考に設置した²⁷⁾。

4.2.2 実験課題

計測中の課題は PVT を用いた。この課題は、被験者の注意力評価のために用いられる課題である²⁸⁾。課題内容はまず、3~5 秒の間隔でランダムに音を発生させた。次に、被験者は音が聞こえたらボタンを押した。その際、ボタンが押されるまで音は鳴り続けるものとした。そして、ボタンが押されると音が止まる。本実験で使用した音は、1000Hz、60dB の純音である。実験の流れは、PVT を 120 秒間行い、その前後にレスト期間を 30 秒間設けた。レスト時には被験者は安静静止し、刺激音を聴き続けた。

4.2.3 結果

PVT 課題時の fNIRS の計測結果を Fig. 7 に示す。また、FFT 後の周波数領域の結果を Fig. 8 に示す。このデータに提案手法を適用した結果、因子は 5 つに分類された。Table 5 に共通因子の寄与率を示す。因子寄与率を見ると、Factor 1 と Factor 2 の影響が大きいことがわかった。Fig. 9 に、全被験者の因子負荷量の値を示す。特に寄与率の高かった 2 つの因子と被験者の因子負荷量との関係を示した結果を Table 10 に示す。図中の点は、被験者を表している。Factor 1 と Factor 2 にそれぞれ偏った被験者が見られた。クラスタリングした結果、Factor 1 に偏った被験者を Group B、Factor 2 に偏った被験者を Group A と便宜上呼ぶ。これらのクラスタに対して、脳血流変化や課題の反応時間がどのような傾向を示していたか確認し、各群が寄与していた因子の存在について次項で考察する。

4.2.4 考察

提案手法を用いて分類した Group A および Group B に、何らかの要因の影響がみられたか考察する。

まず、全被験者と Group A と Group B における平均脳血流変化を Fig. 11 に示す。Group A では、課題開始時から大きい血流変化が示されていることに対し、Group B では血流変化が小さい被験者に偏っていることが分かった。精神的なストレスによって前頭皮質の血流量が増加するという報告²⁹⁾があることから、Group A は課題開始前から緊張状態にあった可能性が示唆される。また、どの群でも課題中に大きな血流変化は見られなかった。

より検討を深めるため、FFT により周波数領域で見た各群の結果を Fig. 12 に示す。この結果を見ると、Group A と比較して Group B の脈拍成分 (約 1Hz 付近の反応) の周波数が速かったことがわかる。これは、Group B の方が課題の負荷を受けていたことに起因している考えられる。また、反応時間の結果を Fig. 13 に示す。反応時間では Group A と Group B を比較して t 検定による有意差は

見られなかったものの、Group Bの方が反応時間が遅い傾向がみられた。このことから、Group Bの方が回答が困難であったことが考えられる。

これらの考察から、「緊張」もしくは「課題の困難さ」といった因子の影響が脳血流へ影響を及ぼしていた事が考えられる。

4.3 実験3 —実データへの適用実験2—

実際に計測したfNIRS信号に対して、提案手法が有効であるか検証するために、検証実験を行なった。本節では、GO/NOGO Task（以下GO/NOGOとする）に対する検討を行なった。

4.3.1 方法

実験機器や使用データは4.2と同様である。被験者数は20代前半の男性健常者20名に協力して頂いた。

4.3.2 実験課題

計測中の課題には、GO/NOGO課題を用いた。本課題も、PVT課題と同様に注意力評価に用いられている課題である³⁰⁾。しかし、PVTよりも難易度の高い課題であるため、より心理的影響が強い可能性が考えられる。

課題内容について説明する。本課題では、2つの音を用意した（1000 Hzと1100 Hz、60 dBの純音）。2つの音は、7:3の割合でランダムに発生するものとした。1000 Hzの音が鳴った際、被験者は手元のボタンを押した。一方1100 Hzの音が鳴った際は反応してはいけない。その際、音は0.1秒間鳴り続けた。

実験の流れは、GO/NOGO課題を120秒間行い、その前後にPVT課題と同様にレスト期間を30秒間設けた。

4.3.3 結果

GO/NOGO課題時のfNIRSの計測結果をFig. 14に示す。また、FFT後の周波数領域の結果をFig. 15に示す。このデータに提案手法を適用した結果、因子は7つに分類された。Table 6に共通因子の寄与率を示す。因子寄与率を見ると、PVTと比べて寄与率が低いことが分かった。これは、血流変化のばらつきが多いことに起因するので、被験者の因子のばらつきが結果に大きく出ていることが示唆される。Fig. 16に、全被験者の因子負荷量の値を示す。特に寄与率の高かった2つの因子と被験者の因子負荷量との関係を示した結果をTable 17に示す。図中の点は、被験者を表している。PVT課題での結果ほど特徴的ではないが、各因子に偏った被験者がみられた。クラスタリングした結果、Factor 1に偏った被験者のクラスタをGroup B、Factor 2に偏った被験者のクラスタをGroup Aと便宜上呼ぶ。PVTでの検討と同様、これらのクラスタに対して、脳血流変化や課題の反応時間がどのような傾向を示していたか確認し、各群が寄与していた因子の存在について次項で考察する。

4.3.4 考察

提案手法を用いて分類したGroup AおよびGroup Bに、何らかの要因の影響がみられたか考察する。

まず、全被験者と Group A と Group B における平均脳血流変化を Fig. 18 に示す。この結果を見ると、課題に対する反応が明確な群とそうでは無い群に分類されている。Group A では、課題開始から徐々に脳血流が増加していく一方、Group B では大きな変化は見られなかった。また、タスク開始時には差が見られなかった。また、FFT により周波数領域で見た各群の結果を Fig. 19 に示す。FFT の結果を見ると、Group A の方が脈拍成分の周波数が速いことがわかった。これらの結果から、Group A の方が課題が困難に感じていた可能性が考えられる。また、反応時間では、t 検定によって有意差は見られなかった (Fig. 20)。

これらの結果から、課題の困難さに関する因子の影響が脳血流変化へ影響を及ぼしていた事が考えられる。

5 結論

本稿では、内在的要因の影響を検討するための方法として、因子分析を用いた内在的要因の分類手法を提案した。そして、提案手法の有効性を示すために、モデルデータと実データに対する検証実験を行なった。

ストレスモデルのモデルデータへ適用した結果、適切な分類を行うことができた。このことから、比較的単純な異なる波形パターンの分類が可能であることが示された。また実データへの適用例としてひとつ目に、PVT 課題時の脳血流変化へ適用した。その結果、被験者のクラスタ間の脳血流変化に大きな差異を確認できた。ま内在的要因の検討のため、周波数領域と課題の成績について検討を行った結果、ストレスに起因すると示唆される差異を確認できた。実データへの適用例としてふたつ目に、GO/NOGO 課題時の脳血流変化へ適用した。その結果、本結果においても被験者のクラスタ間の脳血流変化に差異を確認できた。課題に対する血流変化の増加量が大きく異なったことから、被験者の感じる課題の困難さの違いが血流変化に影響を及ぼしていた可能性が示唆された。

これらの検討から、本手法を用いて内在的要因の抽出が可能であることを示した。このことから、本手法が内在的因子の解析方法として有効であることが示唆された。

謝辞

本研究を遂行するにあたり、3年間に渡って熱心なご指導と、すばらしい研究室環境を提供して下さいました、廣安知之教授に心より感謝致します。また、3年間の研究生生活を通して、様々なご指摘、助言をして頂いた三木光範教授に心より感謝致します。さらに、多くの助言と、丁寧なご指導を頂きました、横内久猛教授に心より感謝致します。また、本論文を完成させる上で議論に参加して頂いた修論コーチの同志社大学生命医科学研究科修士一回生の星野雄地君と林貴之君、生命医科学部4回生の早川温子さん、松浦秀行君、吉田倫也君に心より感謝致します。さらに、本研究を遂行するにあたり、活発な議論をして頂いたfNIRS研究班の皆様と、研究室の皆様にご心より感謝致します。最後に、研究生生活を経済的、精神的に支えてくれた家族と、心の支えとなった深い付き合いの方々に深く感謝し、修士論文とします。

参考文献

- 1) M. Suda, M. Fukuda, T. Sato, S. Iwata, M. Song, M. Kameyama, and M. Mikuni. Subjective feeling of psychological fatigue is related to decreased reactivity in ventrolateral prefrontal cortex. *Brain Research*, Vol. 1252, pp. 152–160, 2009.
- 2) H. Owen-Reece, M. Smith, C. E. Elwell, and J. C. Goldstone. Near infrared spectroscopy. *British journal of anaesthesia*, Vol. 82, pp. 418–426, 1999.
- 3) S. C. Bunce, M. Izzetoglu, K. Izzetoglu, B. Onaral, and K. Pourrezaei. Functional near-infrared spectroscopy. *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, Vol. 25, No. 4, pp. 54–62, 2006.
- 4) M. Ferrari and V. Quaresima. A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fnirs) development and fields of application. *NeuroImage*, Vol. 63, pp. 921–935, 2012.
- 5) Fox P. T. and Raichle M. E. Focal physiological uncoupling of cerebral blood flow and oxidative metabolism during somatosensory stimulation in human subjects. *Proc Natl Acad Sci USA*, Vol. 83, pp. 1140–1144, 1986.
- 6) T. Suto, M. Fukuda, M. Ito, T. Uehara, and M. Mikuni. Multichannel near-infrared spectroscopy in depression and schizophrenia: cognitive brain activation study. *Biological Psychiatry*, Vol. 55, No. 5, pp. 501–511, 2004.
- 7) R. Sitaram, H. Zhang, C. Guan, M. Thulasidas, Y. Hoshi, A. Ishikawa, K. Shimizu, and N. Birbaumer. Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain - computer interface. Vol. 34, pp. 1416 – 1427, 2007.
- 8) S. M. Coyle, E. Ward, and C. M. Markham. Brain - computer interface using a simplified functional near-infrared spectroscopy system. *NeuroImage*, Vol. 4, pp. 219 – 226, 2007.
- 9) R. L. Gorsuch. *Factor Analysis*. L. Erlbaum Associates, 1983.
- 10) C. D. Dziuban and E. C. Shirkey. When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? some decision rules. *Psychological Bulletin*, Vol. 81, No. 6, pp. 358–361, 1974.
- 11) H. F. Kaiser. An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, Vol. 39, No. 1, pp. 31–36, 1974.
- 12) R.B. Cattell. The scree test for the number of factors. *Multivariate behavioral research*, Vol. 1, No. 2, pp. 245–276, 1966.
- 13) K. H. Riitters, R. V. O’neill, C. T. Hunsaker, J. D. Wickham, D. H. Yankee, S. P. Timmins, K. B. Jones, and B. L. Jackson. A factor analysis of landscape pattern and structure metrics. *Landscape ecology*, Vol. 10, No. 1, pp. 23–39, 1995.

- 14) J. C. Hayton, D. G. Allen, and V. Scarpello. Factor retention decisions in exploratory factor analysis: A tutorial on parallel analysis. *Organizational research methods*, Vol. 7, No. 2, pp. 191–205, 2004.
- 15) 堀啓造. 因子分析における因子数決定法. 香川大学経済論叢, Vol. 77, No. 4, pp. 35–70, 2005.
- 16) J. L. Horn. A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, Vol. 30, No. 2, pp. 179–185, 1965.
- 17) W. R. Zwick and W. F. Velicer. Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological bulletin*, Vol. 99, No. 3, pp. 432–442, 1986.
- 18) L. R. Fabrigar, D. T. Wegener, R. C. MacCallum, and E. J. Strahan. Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological methods*, Vol. 4, No. 3, pp. 272–299, 1999.
- 19) S. P. Reise, N. G. Waller, and A. L. Comrey. Factor analysis and scale revision. *Psychological Assessment*, Vol. 12, No. 3, pp. 287–297, 2000.
- 20) 能典川崎. 多変量時系列に対する主成分・因子分析. 数理統計, Vol. 49, No. 1, pp. 109–131, 2001.
- 21) A. L. Martel, A. R. Moody, S. J. Allder, G. S. Delay, and P. S. Morgan. Extracting parametric images from dynamic contrast-enhanced mri studies of the brain using factor analysis. *Medical image analysis*, Vol. 5, No. 1, pp. 29–39, 2001.
- 22) D. R. Brillinger. Time series: data analysis and theory. *Society for Industrial Mathematics*, 2001.
- 23) 伸一伊藤, 靖恵満倉, 稔福見, 則夫赤松. 脳波の個人特性を考慮した脳波分析法の提案. 電気学会, Vol. 124, No. 6, pp. 1259–1266, 2004.
- 24) Y. Hoshi, S. Kosaka, Y. Xie, S. Kohri, and M. Tamura. Relationship between fluctuations in the cerebral hemoglobin oxygenation state and neuronal activity under resting conditions in man. *Neuroscience letters*, Vol. 245, No. 3, pp. 147–150, 1998.
- 25) Y. Hoshi and M. Tamura. Fluctuations in the cerebral oxygenation state during the resting period in functional mapping studies of the human brain. *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 35, No. 4, pp. 328–330, 1997.
- 26) J. A. Hartigan and M. A. Wong. Algorithm as 136: A k-means clustering algorithm. *Applied statistics*, pp. 100–108, 1979.
- 27) H. Jasper. Report of committee on methods of clinical exam in eeg. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 10, pp. 370–375, 1958.

- 28) R. Hall, T. W. Huitt, R. Thapa, D. K. Williams, K. J. S. Anand, and E. Garcia-Rill. Long-term deficits of preterm birth: Evidence for arousal and attentional disturbances. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 119, No. 6, pp. 1281–1291, 2008.
- 29) M. Tanida, M. Katsuyama, and K. Sakatani. Relation between mental stress-induced prefrontal cortex activity and skin conditions: A near-infrared spectroscopy study. *Brain research*, Vol. 1184, pp. 210–216, 2007.
- 30) M. J. Herrmann, M. M. Plichta, A. C. Ehlis, and A. J. Fallgatter. Optical topography during a go–nogo task assessed with multi-channel near-infrared spectroscopy. *Behavioural brain research*, Vol. 160, No. 1, pp. 135–140, 2005.

付 図

| | | |
|----|---|----|
| 1 | Path diagram of the factor analysis | 1 |
| 2 | Bloodflow dataset of the stress model | 1 |
| 3 | Factor loadings of the stress model in comparative method | 2 |
| 4 | Factor loadings of stress model in proposed method | 2 |
| 5 | Results of frequency data in proposed method in comparative method | 3 |
| 6 | Results of frequency data in proposed method | 4 |
| 7 | Changes in bloodflow of subjects in PVT (x axis is "Time[s]". y axis is "Changes in oxy-Hb [mMol*mm]") | 5 |
| 8 | Frequency of subjects in PVT (x axis is "Frequency [Hz]". y axis is "Spectrum") | 5 |
| 9 | Factor loadings in PVT | 6 |
| 10 | Factor loadings of Factor1 and Factor2 in PVT | 6 |
| 11 | Changes in the blood flow of each group in PVT (Group A and B and all subjects) | 7 |
| 12 | Frequency of each group in PVT (Group A and B and all subjects) | 7 |
| 13 | Response time of each group in PVT (Group A and B and all subjects) | 8 |
| 14 | Changes in bloodflow of subjects in the GO/NOGO task (x axis is "Time[s]". y axis is "Changes in oxy-Hb [mMol*mm]") | 8 |
| 15 | Frequency of subjects in the GO/NOGO task (x axis is "Frequency [Hz]". y axis is "Spectrum") | 9 |
| 16 | Factor loadings in GO/NOGO task | 10 |
| 17 | Factor loadings of Factor1 and Factor2 in GO/NOGO task | 11 |
| 18 | Changes in the blood flow of each group in GO/NOGO task(Group A and B and all subjects) | 11 |
| 19 | Frequency of each group in GO/ NOGO task (Group A and B and all subjects) | 12 |
| 20 | Response time of each group in GO/NOGO task (Group A and B and all subjects) | 12 |

付 表

| | | |
|---|---|----|
| 1 | Evaluation of levels of KMO score | 13 |
| 2 | Contents of the boodflow of the model data | 13 |
| 3 | Parameter of the factor analysis and FFT in the proposed method | 13 |
| 4 | Contribution ratio of the stress model | 14 |
| 5 | Contribution ratio of each factor in PVT | 14 |
| 6 | Contribution ratio of each factor in GO/NOGO task | 14 |

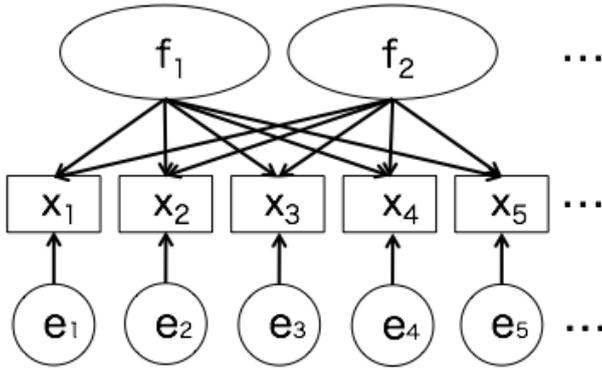


Fig. 1 Path diagram of the factor analysis

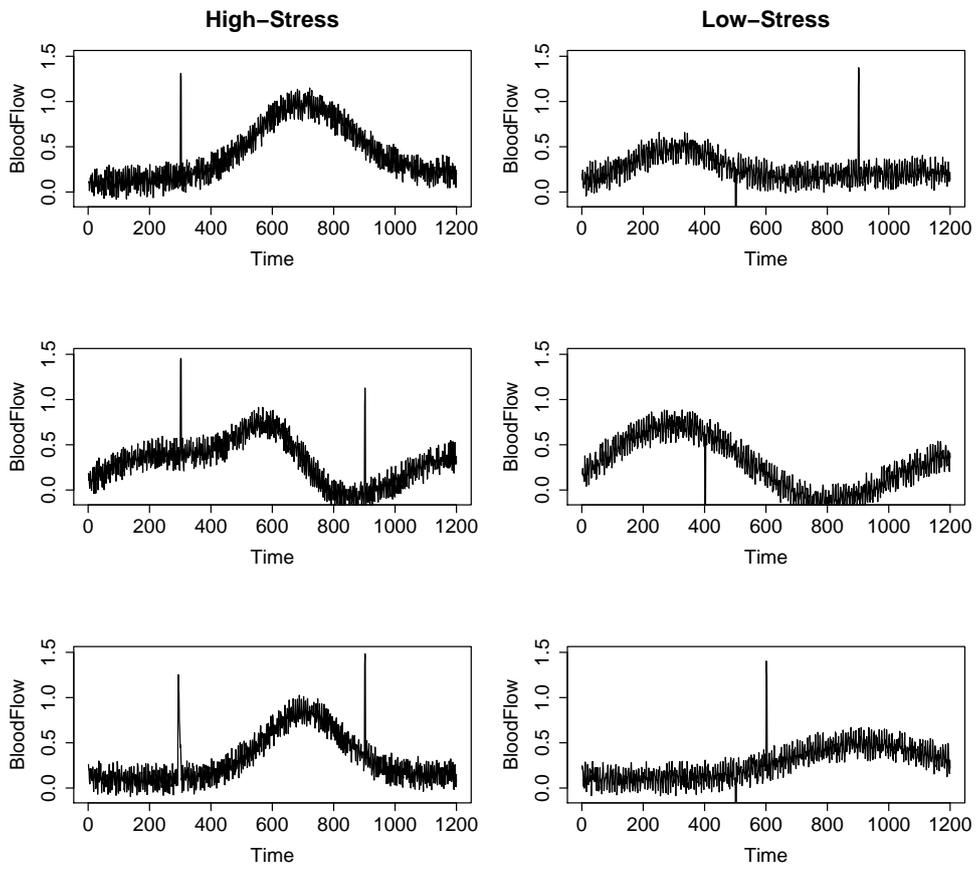


Fig. 2 Bloodflow dataset of the stress model



Fig. 3 Factor loadings of the stress model in comparative method

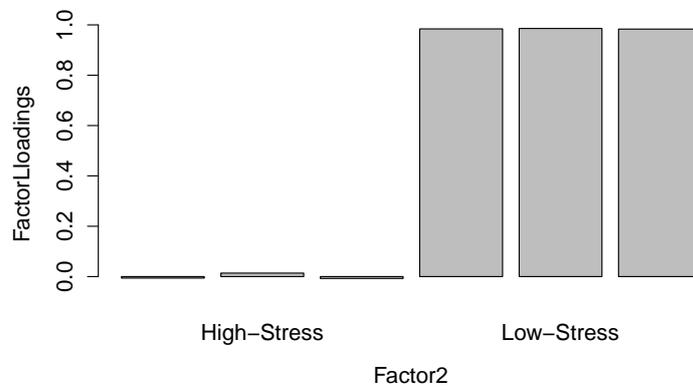
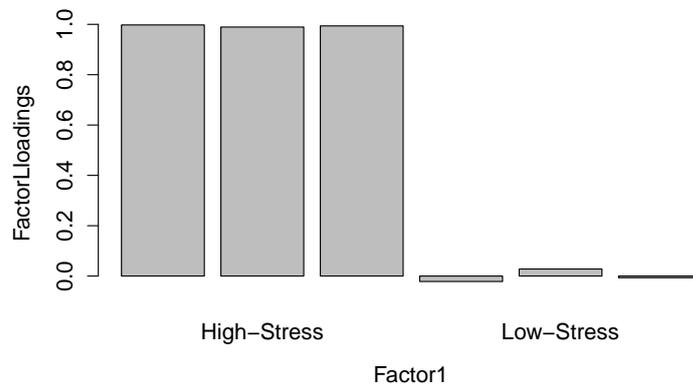


Fig. 4 Factor loadings of stress model in proposed method

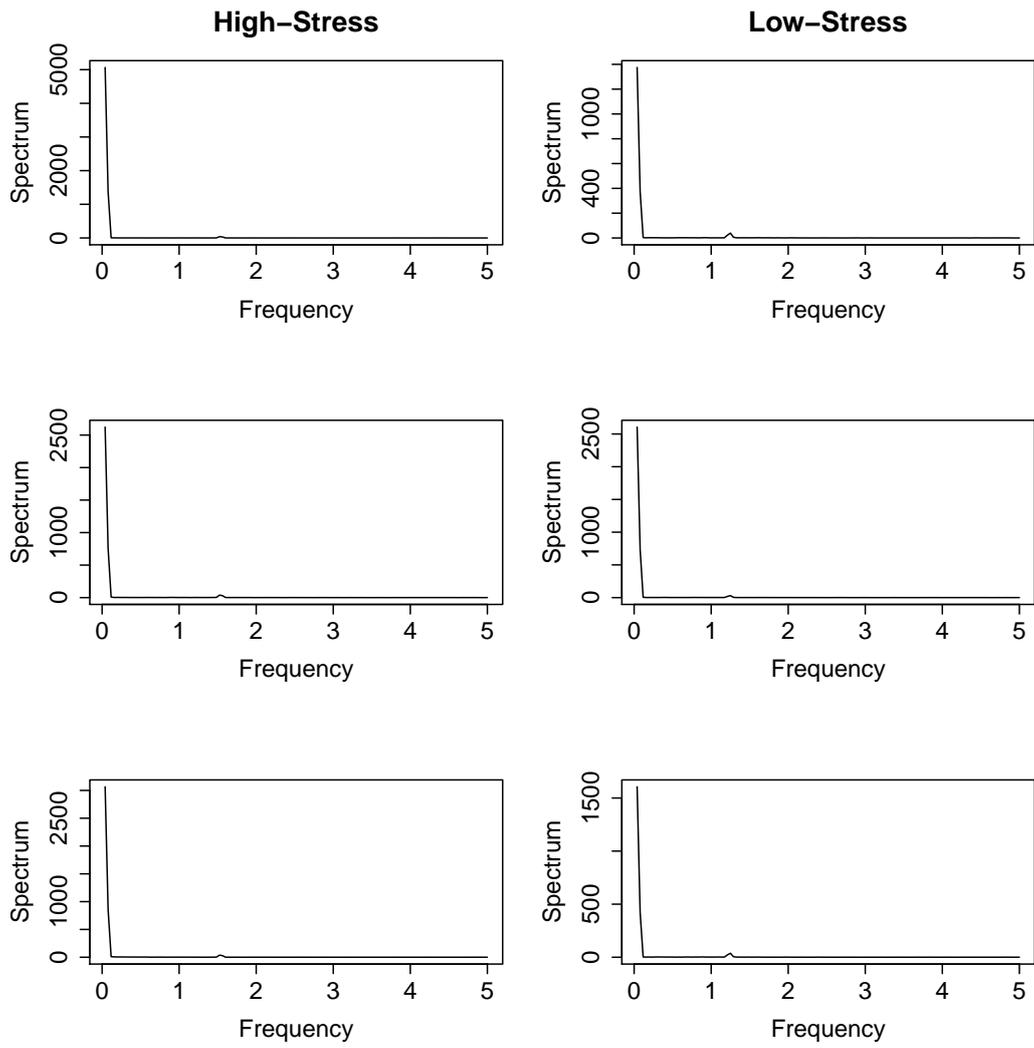


Fig. 5 Results of frequency data in proposed method in comparative method

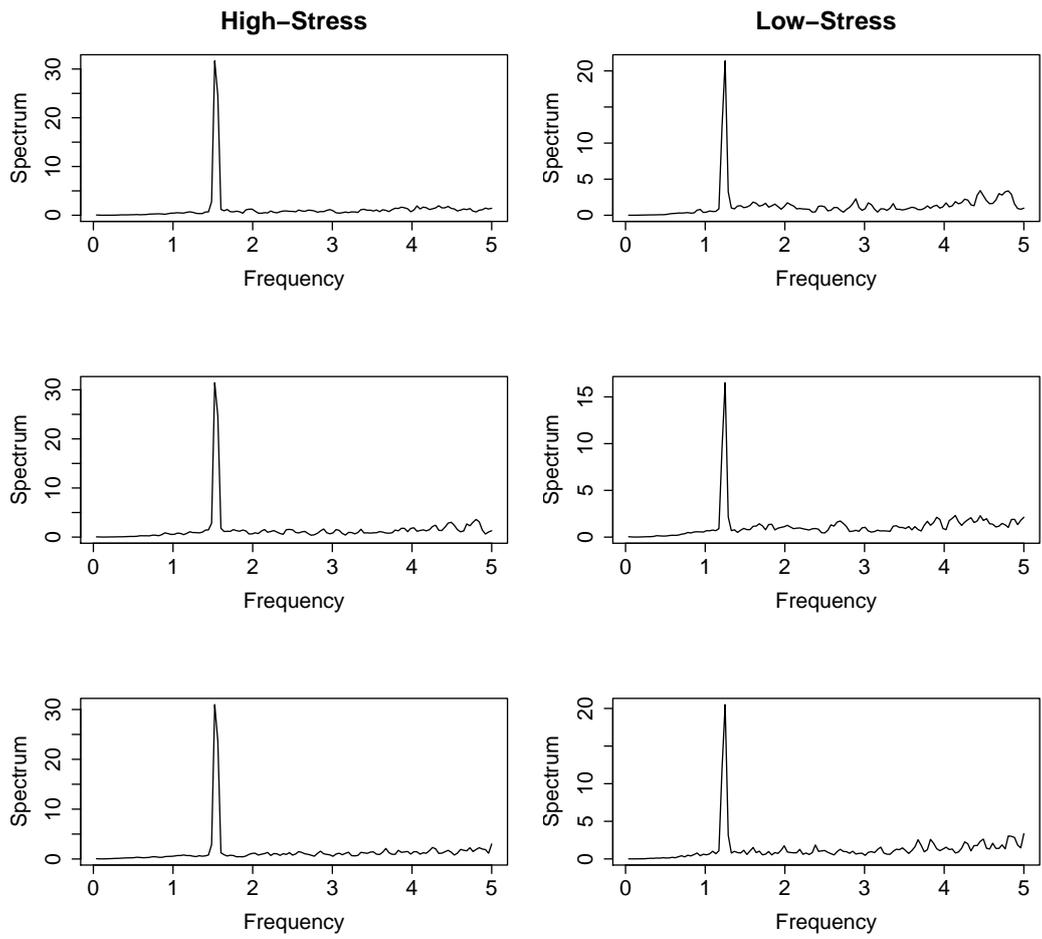


Fig. 6 Results of frequency data in proposed method

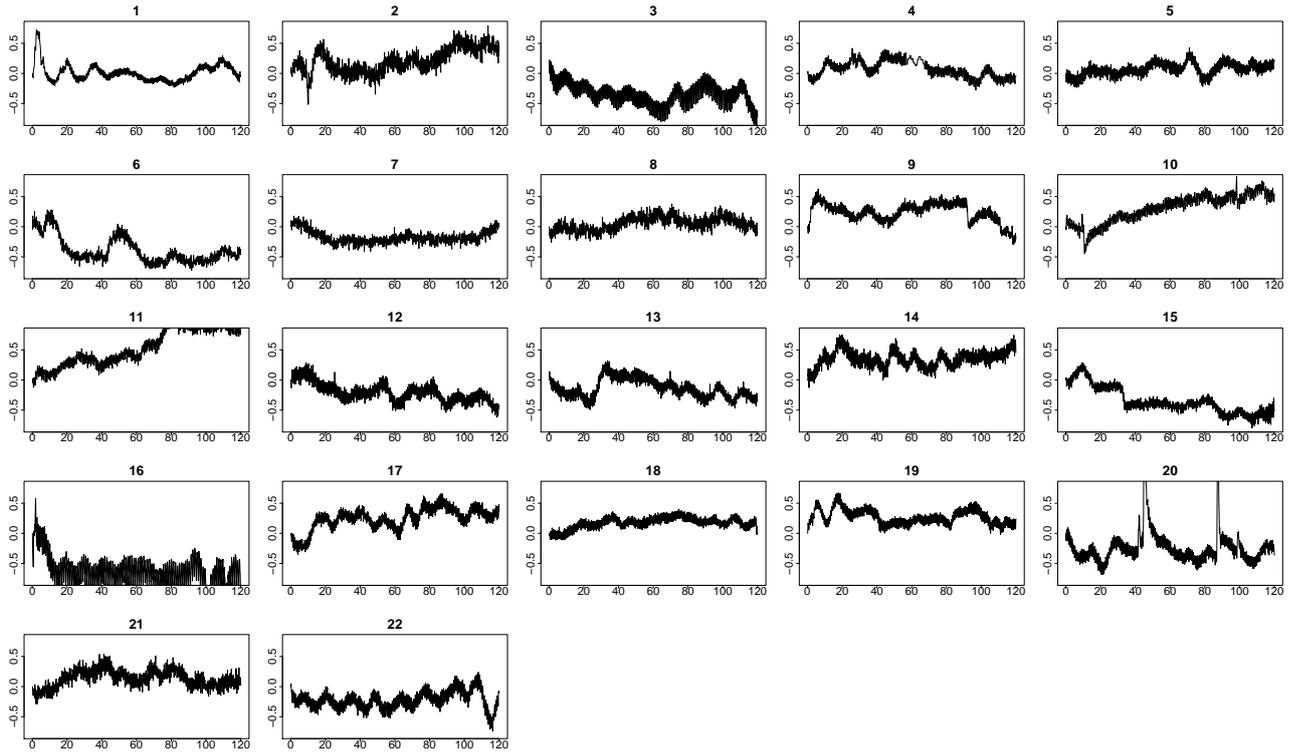


Fig. 7 Changes in bloodflow of subjects in PVT (x axis is "Time[s]". y axis is "Changes in oxy-Hb [mMol*mm]")

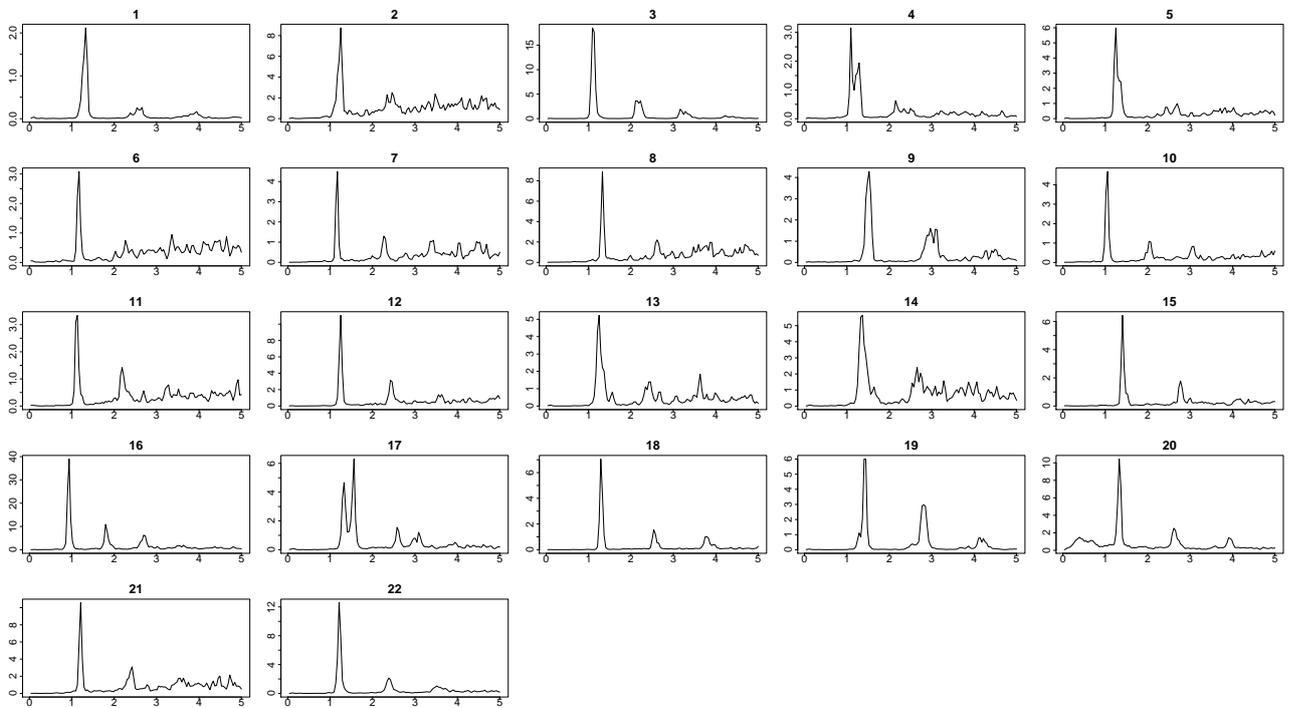


Fig. 8 Frequency of subjects in PVT (x axis is "Frequency [Hz]". y axis is "Spectrum")

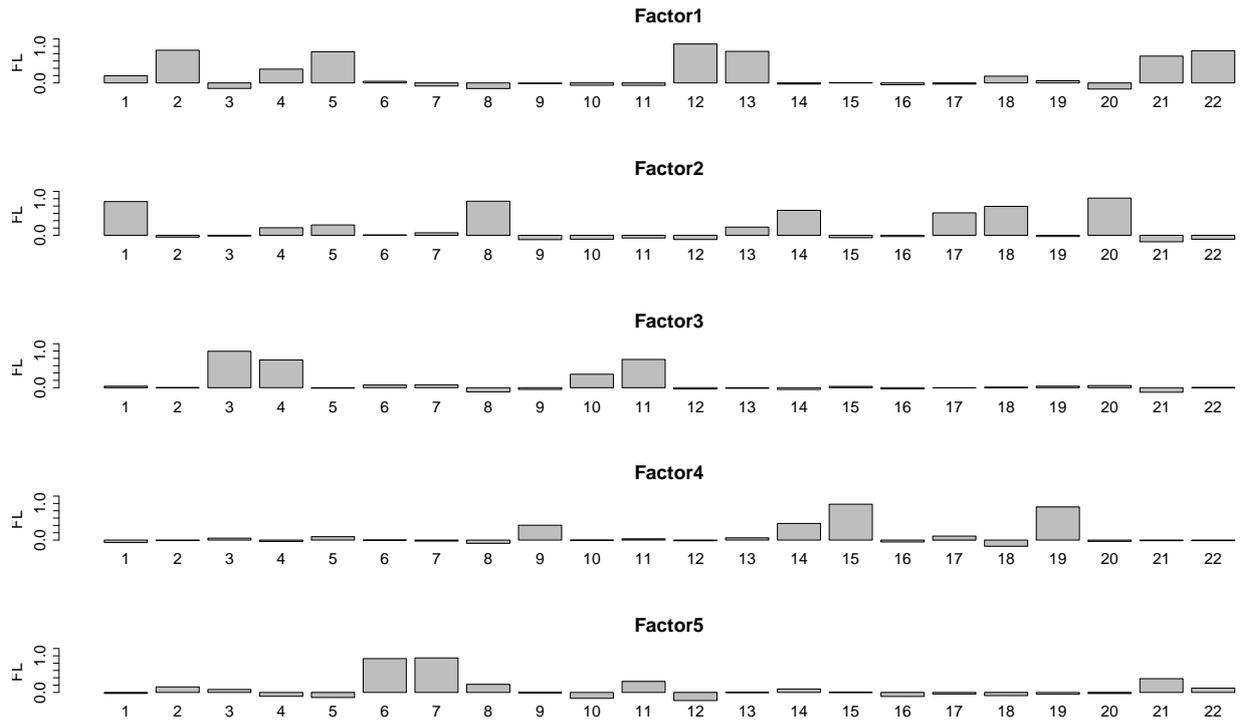


Fig. 9 Factor loadings in PVT

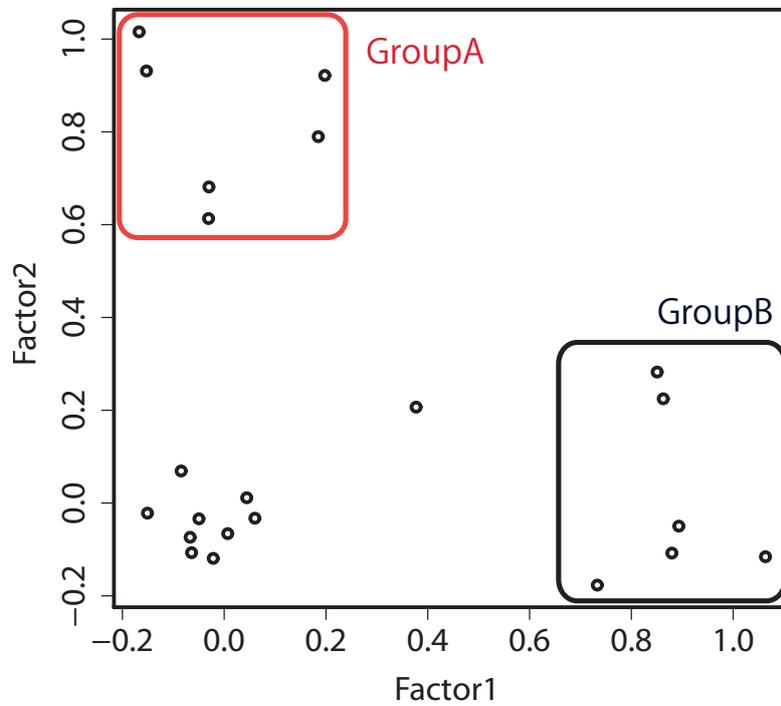


Fig. 10 Factor loadings of Factor1 and Factor2 in PVT

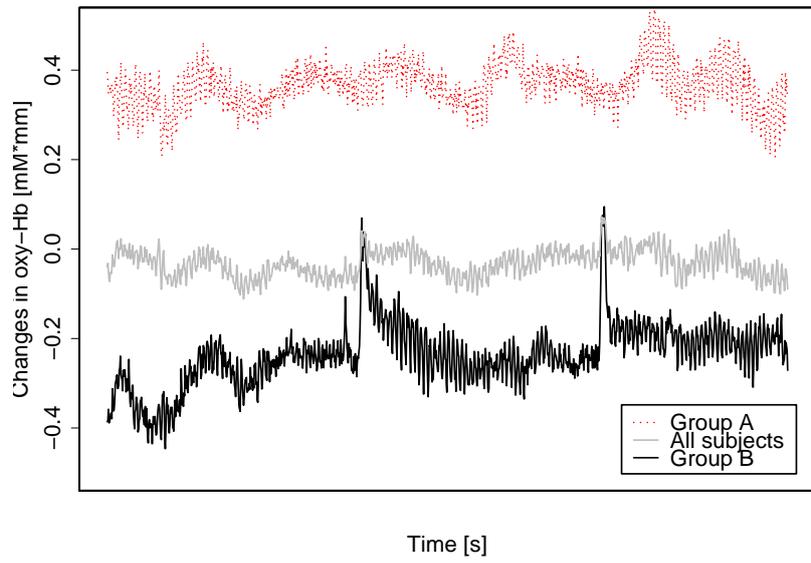


Fig. 11 Changes in the blood flow of each group in PVT (Group A and B and all subjects)

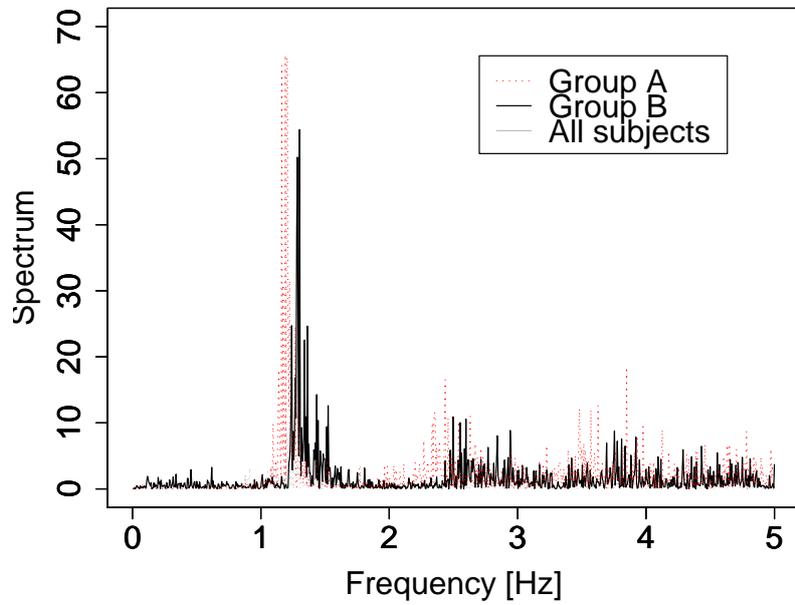


Fig. 12 Frequency of each group in PVT (Group A and B and all subjects)

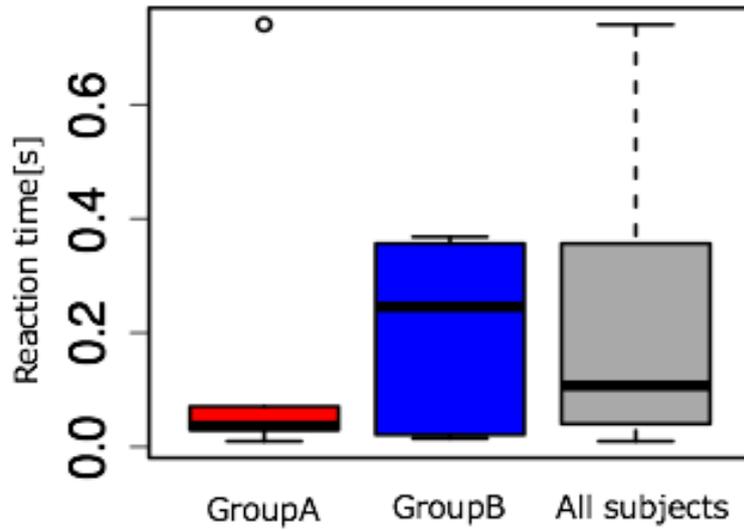


Fig. 13 Response time of each group in PVT (Group A and B and all subjects)

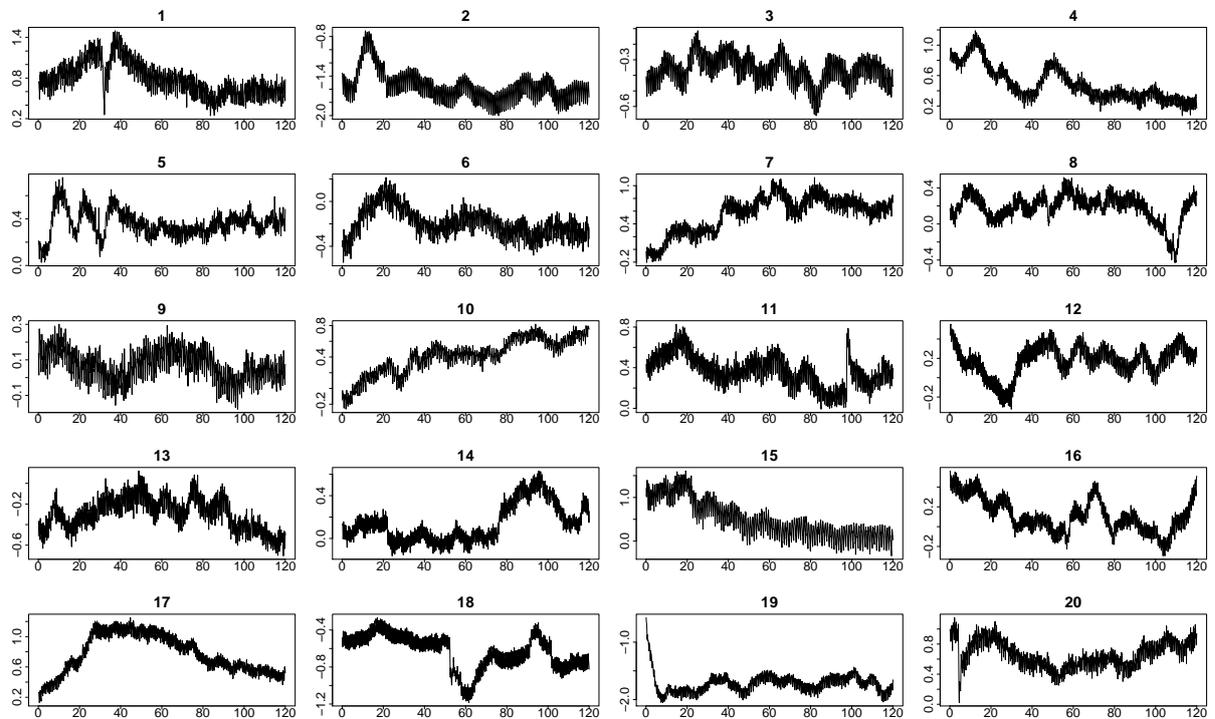


Fig. 14 Changes in bloodflow of subjects in the GO/NOGO task (x axis is "Time[s]". y axis is "Changes in oxy-Hb [mMol*mm]")

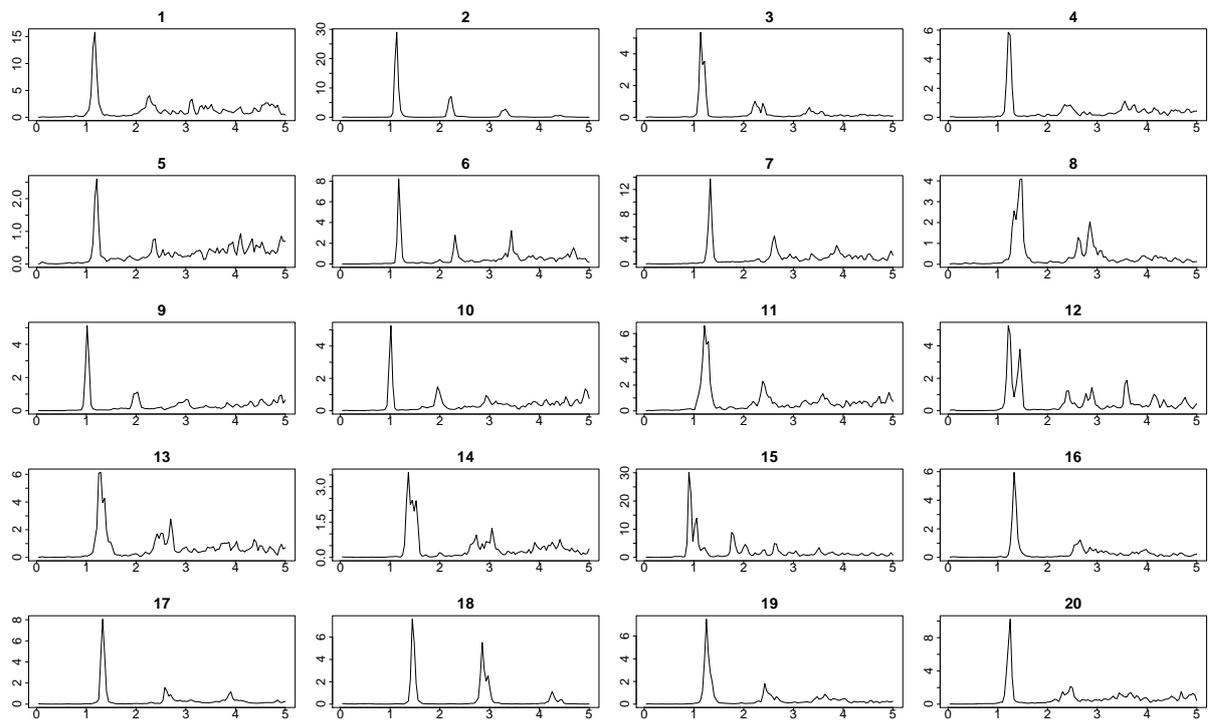


Fig. 15 Frequency of subjects in the GO/NOGO task (x axis is "Frequency [Hz]". y axis is "Spectrum")

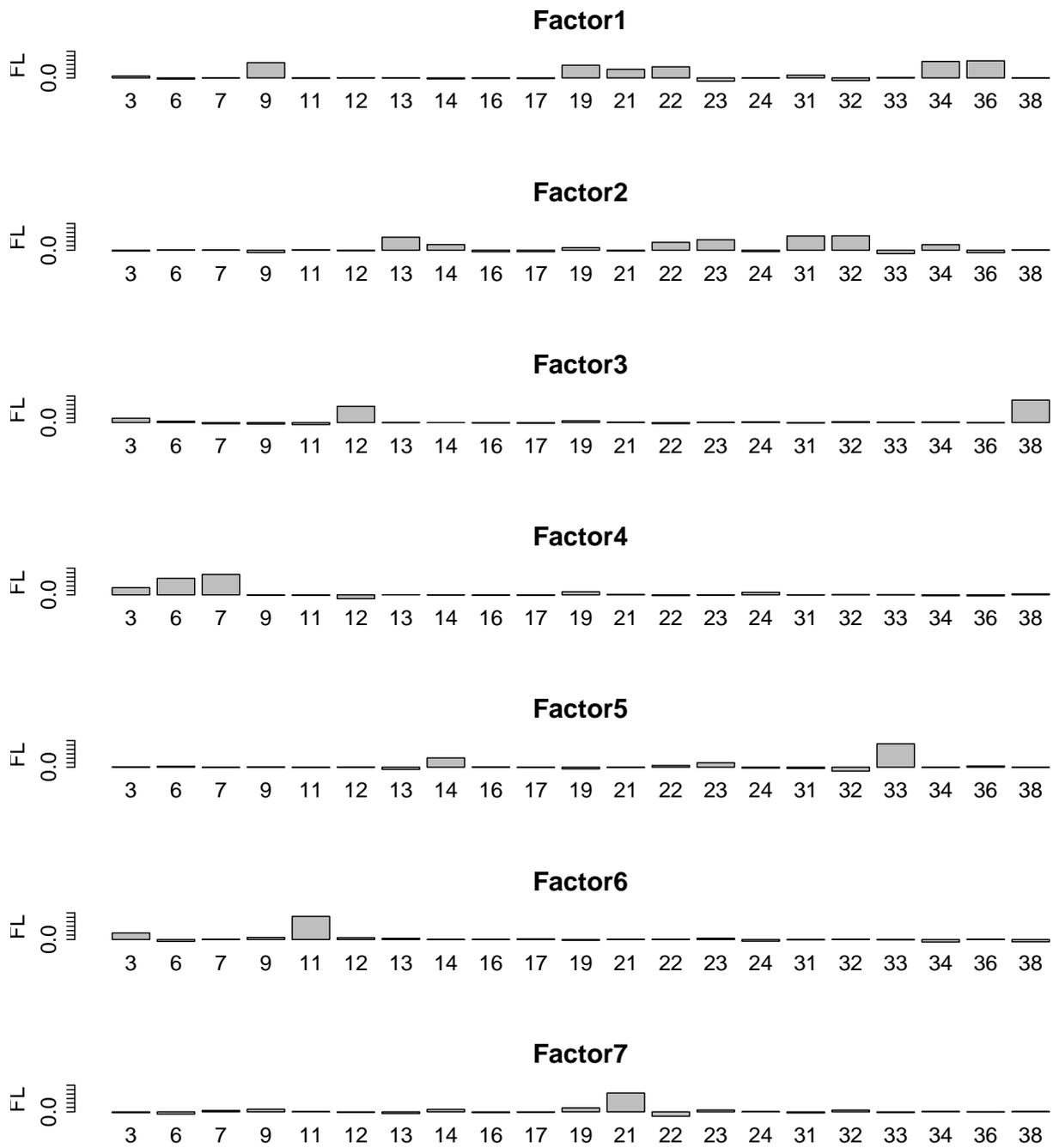


Fig. 16 Factor loadings in GO/NOGO task

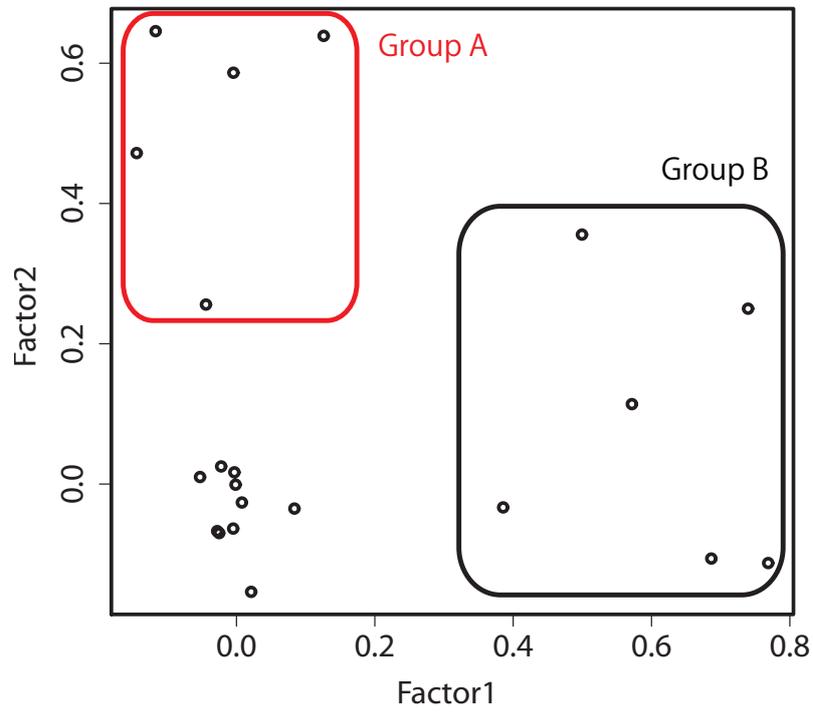


Fig. 17 Factor loadings of Factor1 and Factor2 in GO/NOGO task

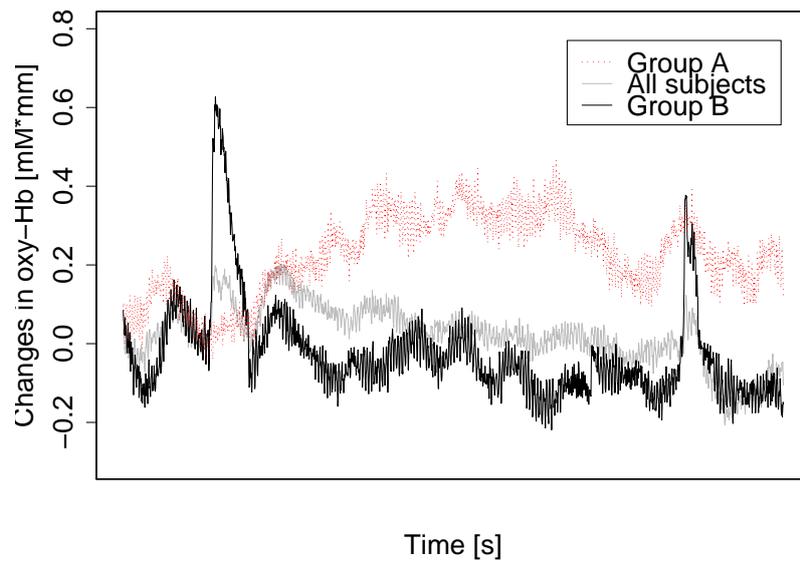


Fig. 18 Changes in the blood flow of each group in GO/NOGO task(Group A and B and all subjects)

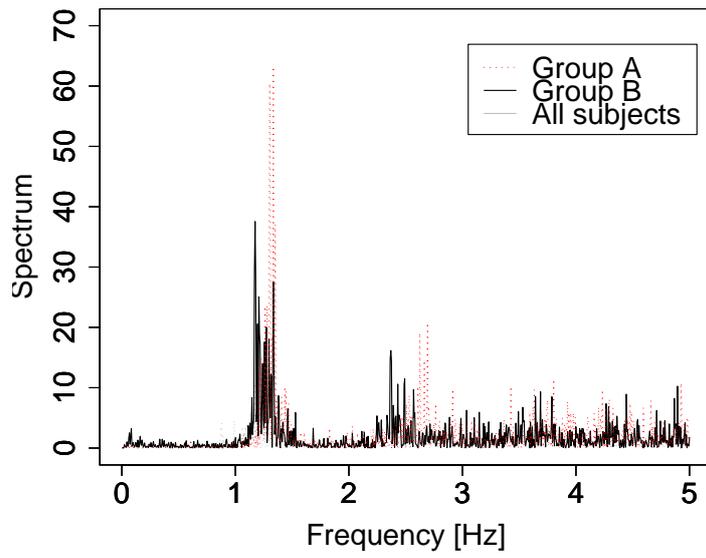


Fig. 19 Frequency of each group in GO/ NOGO task (Group A and B and all subjects)

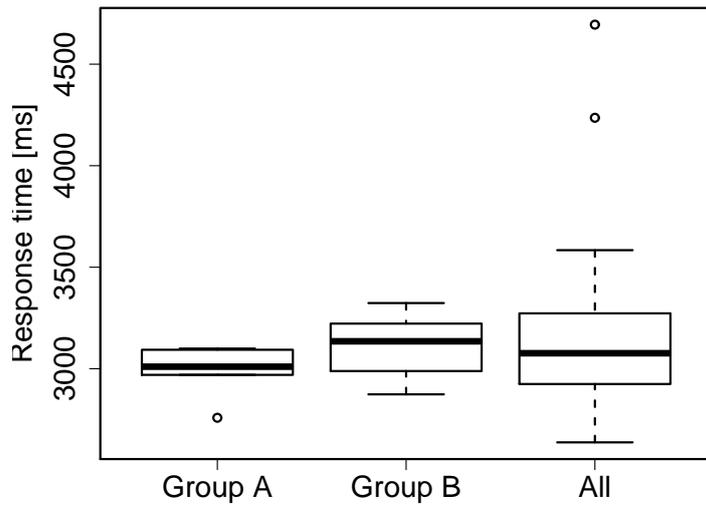


Fig. 20 Response time of each group in GO/NOGO task (Group A and B and all subjects)

Table 1 Evaluation of levels of KMO score

| KMO | The evaluation of levels |
|-----------|--------------------------|
| over 0.9 | marvelous |
| over 0.8 | meritorious |
| over 0.7 | middling |
| over 0.6 | medicore |
| over 0.5 | miserable |
| under 0.5 | unacceptable |

Table 2 Contents of the boodflow of the model data

| Blood flow | High-stress subjects | Low-stress subjects |
|------------------|---------------------------------|---------------------------------|
| Brain activity | Large | Small |
| Pulse | 1.5Hz | 1.2Hz |
| Electrical noise | identically distributed noise | identically distributed noise |
| Fluctuation | line wave or sine wave or mixed | line wave or sine wave or mixed |
| Body motion | impulsive noise | impulsive noise |

Table 3 Parameter of the factor analysis and FFT in the proposed method

| Parameter name | Contents |
|--------------------|-----------------------------|
| estimation method | Maximum-likelihood approach |
| rotation method | promax method |
| window size of FFT | 256 |
| overlap rate | 99% |
| window type | hanning window |

Table 4 Contribution ratio of the stress model

| | Proposed method | Comparative method |
|---------|-----------------|--------------------|
| Factor1 | 0.494 | 0.994 |
| Factor2 | 0.483 | - |

Table 5 Contribution ratio of each factor in PVT

| | Factor1 | Factor2 | Factor3 | Factor4 | Factor5 |
|--------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Contribution ratio | 0.228 | 0.204 | 0.107 | 0.101 | 0.100 |

Table 6 Contribution ratio of each factor in GO/NOGO task

| | Factor1 | Factor2 | Factor3 | Factor4 | Factor5 | Factor6 | Factor7 |
|--------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Contribution ratio | 0.114 | 0.082 | 0.077 | 0.075 | 0.066 | 0.059 | 0.041 |