

fMRIにおける個人解析と集団解析について

情報学群 2 年 学籍番号:1280391
細川 夏風

2026 年 1 月 30 日

1 背景

今実習では、5人の利き手が右手の健常な成人を対象とした，“指上げ運動模倣課題”の実験データを用いて fMRI(functional Magnetic Resonance Imaging[1]: 機能的磁気共鳴画像法画像) の解析を行った。この時、1人称視点(1PP)と3人称視点(3PP)での模倣時における脳活動の差異を検討を目的として解析を行う。

2 方法

今実験に用いた環境をいかに示す。

環境

- (1). Windows 10
- (2). MATLAB
- (3). SPM12(Statistical Parametric Mapping)[4]: 脳画像解析のソフトウェア

手順及び結果

結果の殆どが図であるため、併せて示す。

前処理

1. Realignment(再配列): 頭部の運動による画像感の位置ずれの補正のために、全画像の位置合わせを行う。
 - Realign(Estimate) から、Realign & Unwarp を選択。
 - Batch Editor が立ち上がる。
 - Bata<-X をダブルクリックもしくは Specify し Data の内容を以下のように登録する。

- `Bimages<-X` は各被験者の EPI フォルダにあるすべて の.nii ファイル (NifTi ファイル) を指定する (合計 204 ファイル).
- `Bun` ボタンを押し実行する.

以下の図から身体運動によって位置ずれがどの程度起ったかがわかる.

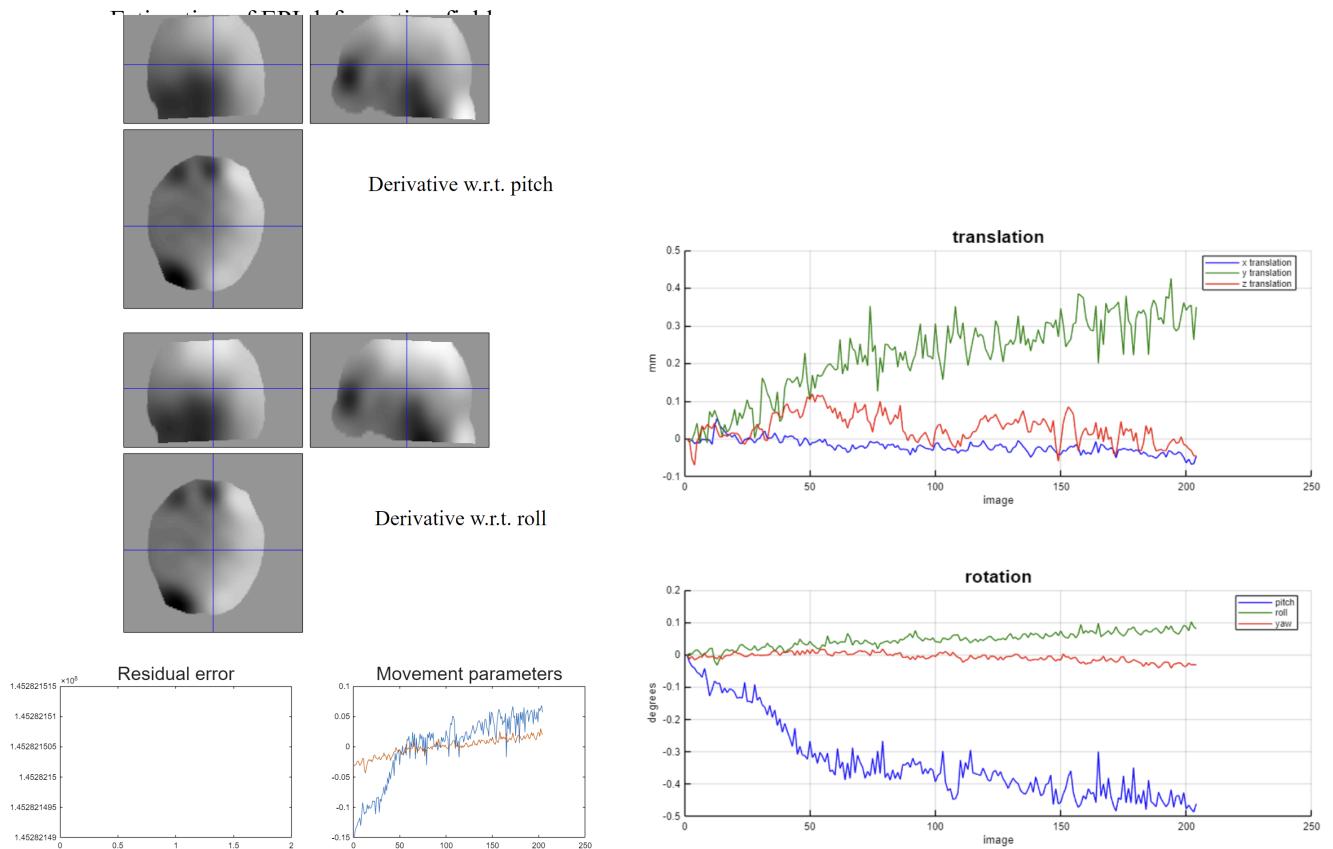


図 1: Realignment 時のデータ

2. Coregistration(供登録): 機能画像と解剖画像の構造情報の対応付けを行った.

- Coregister (Estimate) を選択する.
- Batch Editor の設定は以下.
- Reference Image <-X は EPI フォルダの meanusub1_001.nii,1 を指定 (被験者 1 の場合).

以下の図から脳と身体がそれぞれ対応づいたことがわかる.

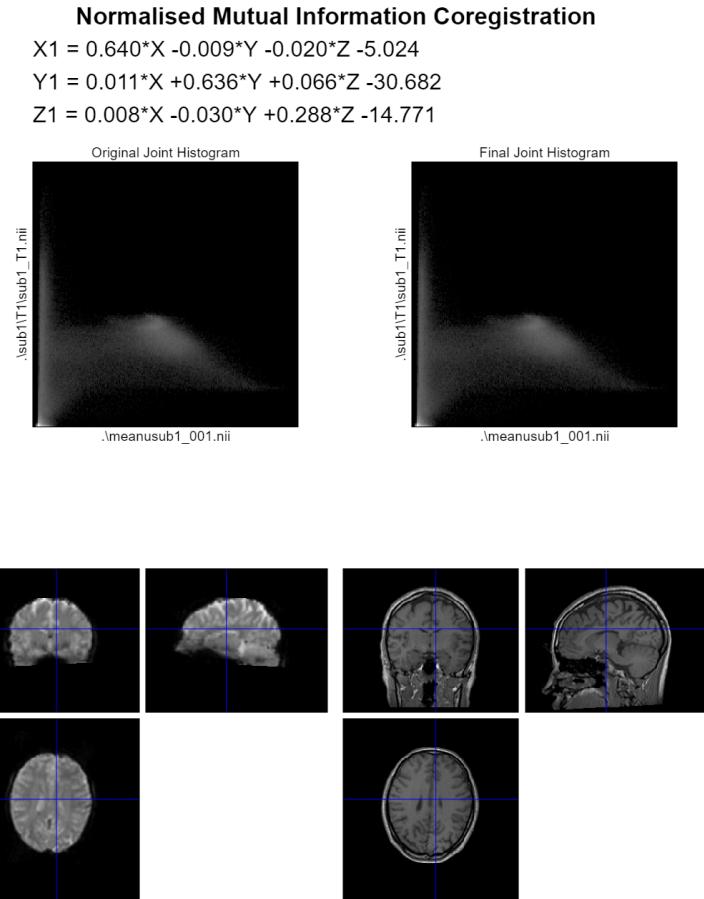


図 2: Coregistration 時のデータ

3. Segmentation(分割化): 解剖画像を灰白質, 白質脳脊髄液に分割し標準化のためのパラメータの算出を行った.

- Segment を選択し, 以下の Batch Editor 設定をする.
- Volumes は T1 フォルダ内の sub1_T1.nii.
- Save Bias Corrected は Save Bias Corrected に変更.

- Affine Regularisation は East Asian brains にする.
- 次のステップの Normalisation のために Deformation Fields を Forward に変更設定する.
- 実行する
- 実行すると、(sub1 の場合) T1 フォルダに
- c1sub1_T1.nii ... c5sub1_T1.nii の 5 ファイルと msub1_T1.nii sub1_T1_seg8.mat Y_sub1_T1.nii が生成される.

以下の画像に灰白質のみが映っていることから分割ができたことがわかる.

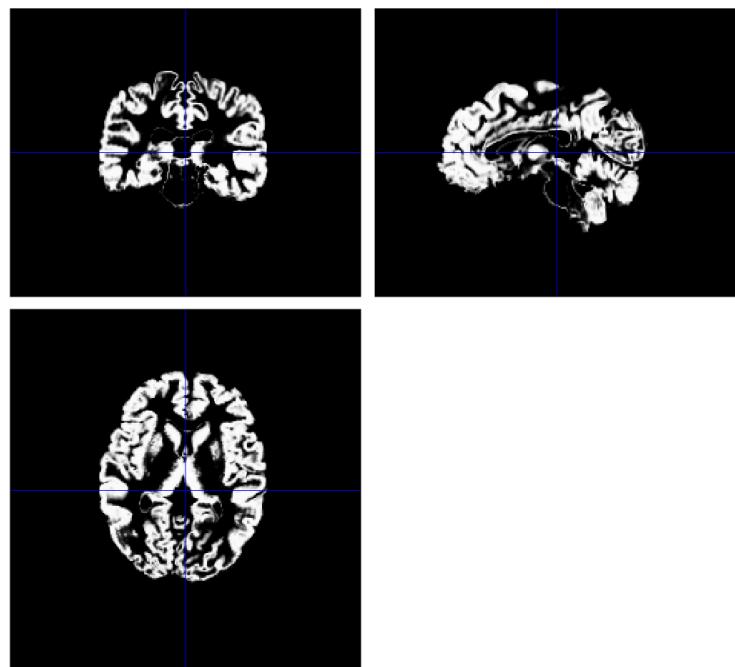


図 3: Segmentation 時のデータ

4. Normalisation(標準化): 個体差のある形状を, MNI(Montreal Neurological Institute) 標準脳に変換する.
 - Normalise (Estimate) から Normalise (Write) を選択する.

- Data<-X から, Deformation Field は T1 フォルダの y_sub1_T1.nii を選択する.
- Image to Write<-X は EPI フォルダの先頭に u が付いた機能画像 (Realign&Unwarp 処理をした画像) を選択する. Filter に[^] u と入力し, usub から始まる 204 ファイルを選択する (ボックス内で右クリックすると Select_All が見えるのでこれをクリックすると簡単に選択できる).
- 実行する

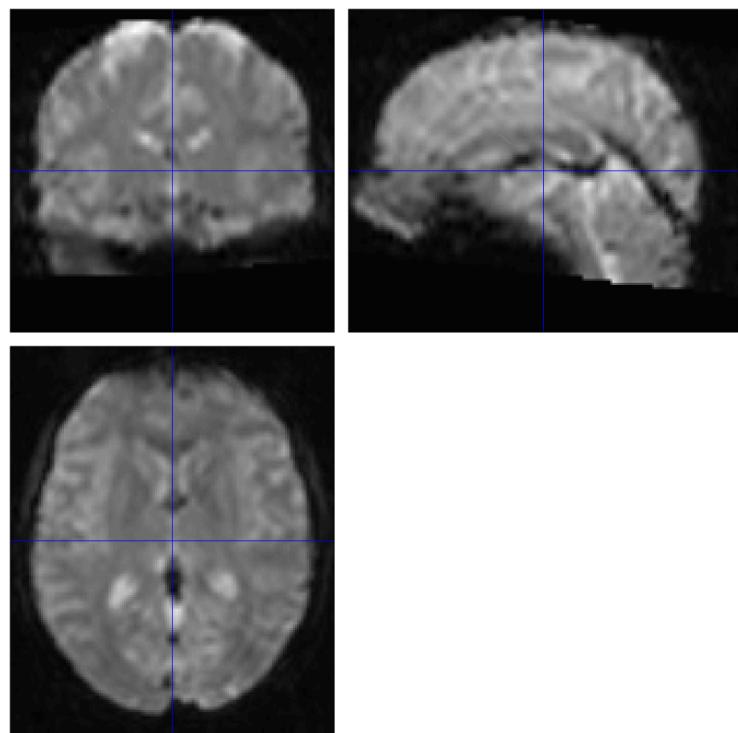


図 4: Normalisation 時のデータ

5. Smoothing(平滑化): フィルタを適用し、画像を平滑にし扱いやすい形に変換した。

- Smooth を選択する。
- Images to smooth<-X には normalisation 処理後の機能画像（先頭に w がついている）を指定する（EPI フォルダに移動し、Filter に^wと入力して 204 ファイルを Select All する）。
- 実行するとファイルの先頭に s が付いたファイルが生成される。

以下の画像からこれまでの画像と比べて平滑的な画像になっていることがわかる。

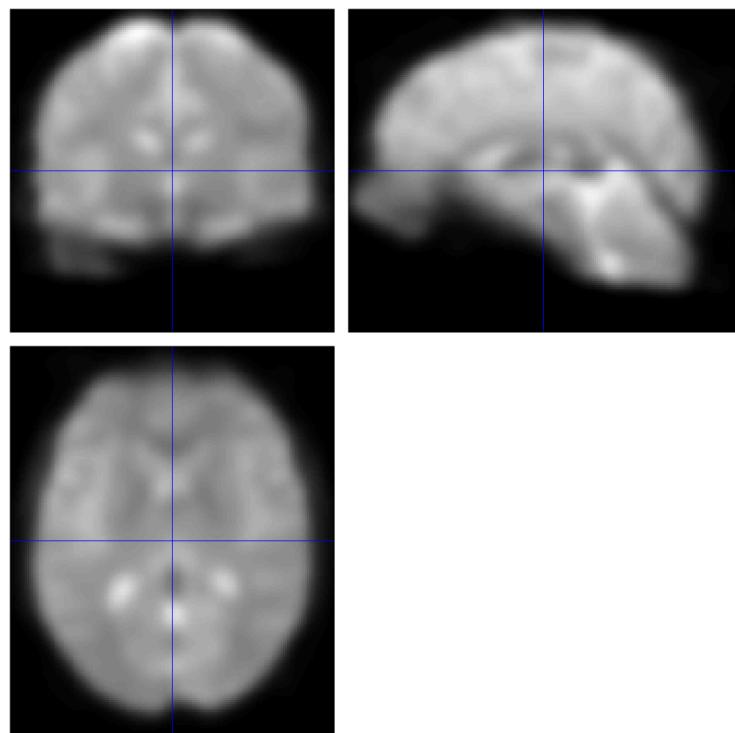


図 5: Smoothing 時のデータ

個人解析

個人解析の一連の流れをいかに示す.

- (1) デザインマトリックスを作成し、機能画像データを組み込む.
 - (2) GLM(一般線形モデル) の個々の回帰子の偏回帰係数を計算する.
 - (3) 比較したい条件間のコントラストを作成し、統計検定を実施する.
- Specify 1st-level を選択する.
 - Directory<-X で Work フォルダを選択する (解析結果はこのフォルダに保存される).
 - Timing Parameters の設定をする. Units for design<-X は Scans, Interscan interval<-X は 2.5.
 - Data & Design<-X (ダブルクリック) は、Subject/Session の中の Scans<-X は EPI フォルダの前
 - 理済みファイル (swu....nii, 204 ファイル), New: Conditions を 4 回クリックする (1PP_right 条件, 1PP_left 条件, 3PP_right 条件, 3PP_left 条件のため). 多くクリックするなどした場合は, lete: Condition(*) をクリックして削除.
 - 1PP_right 条件については, Name<-X は 1PP_right, Onsets<-X はスキャン数を入れる (9).
 - (注) 複数のタスクブロックからなる場合は、それぞれのタスクブロックの onset を半角スペース入れて複数入力する.
 - Duration<-X は 1 ブロックのスキャン数 (40) を入力する.
 - Onsets, Duration により、その条件のタイミングが規定される.
 - Estimate を選択する.
 - Work フォルダの SPM.mat を選択する.
 - 実行する.
 - Results を選択する.
 - work フォルダの SPM.mat を選択する.
 - Contrast manager が立ち上がる (左).
 - デザインマトリックスは左から 1PP_right, 1PP_left, 3PP_right, 3PP_left 条件を示している.
 - Define new contrast をクリック. 今回は、「3PP 条件において 1PP 条件よりも有意に高い活動を示す脳領域を推定する」帰無仮説は 3PP=1PP, 対立仮説は 3PP>1PP.
 - Name に 3PP vs. 1PP, type は t-contrast.
 - Contrast の数字は -1 1 1 1 とする. これが観点の主効果 (3PP vs. 1PP) を示している.
 - Submit, OK を押して、001T: 3PP vs. 1PP があることを確認. Done.
 - Subject effects: all subjects, between-subjects contrast: 1
 - (目的の ROI 間の機能的結合性の値が有意に 0 より大きいかどうかを検定).
 - 分析結果はリアルタイムに表示される ($p < 0.05$, FDR corrected).
 - Analysis results: source ROIs only を選択し、DMN 関連領域の間で解析.
 - Display 3D で表示可能.
 - Analysis results で表をファイルにエクスポート.

今実験では、1PP_right, 1PP_left, 3PP_right, 3PP_left の 4 条件で行っている。また、その結果はあまりに多いため、以下の付録に掲載している。

集団解析

集団解析の一連の流れを以下に示す。

(1) デザインマトリックスの作成

(2) 推定

(3) 結果の表示

- Specify 2nd-level
- Directory <-X は事前に作成しておいた Parametric
- Group Analysis を選択する (結果はこのフォルダに保存される).
- Batch Editor は以下: One-sample t-test, Scans <- X は con_0001.nii を 5 人分選択する.
- Estimate を選択する.

今実験データは以下の付録に掲載する。

その他の解析

今実験では、安静時のデフォルトモードネットワーク (DMN; Default Mode Network) の機能的結合性解析を実施する。DMN とは認知課題などを行っていない安静時に動悸して活動する脳内ネットワークのことであり、認知課題遂行中には逆に同期的活動が減少する [2],[5]。今課題に関しては、CONN_[3] を用いる。CONN とは MATLAB および SPM 上で動作する機能的結合解析用のツールボックスである。一般線形モデル (GLM) が特定の活動部位を同定するのに対し、CONN は脳領域間の信号の同期性を評価することに特化している。

以下 setup 方法である。

- Toolbox から conn を選択.
- DMN フォルダに project01.mat プロジェクトファイルを保存.
- Basic: 基本情報の入力
- Structural: 解剖画像の登録
- Functional: 機能画像の登録
- Toolbox から conn を選択.
- DMN フォルダに project01.mat プロジェクトファイルを保存.
- Basic: 基本情報の入力
- Structural: 解剖画像の登録
- Functional: 機能画像の登録
- Preprocessing: 基本は default で良い。外れ値検出は 95%.
- ROI : 本実習では計算量削減のために、default から変更している。
- Conditions: default でよい。
- Covariates 1st level: 個人レベルの共変量 (影響を除外したい因子; 例えば頭部の動きや crubbing など) の登録.

- Covariates 2nd level: 被験者間（集団レベル）の条件設定の登録. default で良い.
- Options: その他設定, 計算量削減のために, Voxel-to-voxel, Dynamic Circuits は除外.

解析手順

- ROI-to-ROI, Seed-to-Voxel を選択.
- Functional connectivity (weighted GLM), correlation (bivariate)
- Seeds/Sources: DefaultMode の 4つの ROI のみを選択.
- Done -> Start
- results/first level フォルダに NifTi ファイルが生成されることを確認
- Subject effects: all subjects, between-subjectscontrast: 1
- (目的の ROI 間の機能的結合性の値が有意に 0 より大きいかどうかを検定).
- 分析結果はリアルタイムに表示される ($p < 0.05$, FDR corrected).
- Analysis results: source ROIs only を選択し, DMN 関連領域の間で解析.
- Display 3D で表示可能.
- Analysis results で表をファイルにエクスポート.
- Results explorer で結果を詳しく見ることができる.
- Define connectivity matrix から対象の ROI を設定 (Targets are source only).
- Select seed ROIs で seed を選ぶ. Seed all.

この解析結果は付録に掲載している.

3 考察

今実験では 1PP と 3PP における脳活動の差異を検討した. 解析の結果 3PP 条件において右下頭頂小葉や上側頭溝に有意な活動が見られた.

この結果から, 3PP での模倣はトレースでは無く, 相手の動作を脳の中で作り上げる作業が行われることが示唆される. 1PP では見た動作を模倣するだけでよいが, 3PP では相手の動作を脳内で作り上げるというプロセスが必要となる. そのため, 模倣に比べて脳の広い範囲が協力的に活動していることが今実験よりわかった.

具体的には, 相手の動きを分析する領域である STS や自身と他者の位置関係を整理する領域である頭頂葉が連携して働いた結果, 集団解析において有意な活動として示されたと考えられる.

また, CONN による解析から安静時における標準的なネットワークであるデフォルトモードネットワークの存在が確認された. また, PPI 解析によって, 1 人称視点と比較して 3 人称視点条件では左一次運動野と社会性認知に関わる領域である上側頭溝や頭頂葉との機能的結合が有意に高まることが示された. これは, 3 人称視点での模倣において, 自己と他者の視点を変換するための情報処理が脳内ネットワーク間で行われていることを示唆している. 具体的には, 視点をひっくり返す複雑な作業を行うため, 運動命令を司る領域が他のエリアからより多くの情報を引き出している様

子がうかがえる。この領域間の連携の強まりは、単なる動作のコピーを超えて、脳全体が協力して他者の状態をシミュレーションしているプロセスの表れであると言える。

また、本実験では fMRI の基礎的な原理と解析法を学んだが、今後は以下のような技術発展により、脳科学研究が発展すると考えられる。

今実験で用いた GLM は特定の活動を統計的に判断可能であるが、どのような情報が処理されているかという脳の根幹的情報を判断することはできない。今後は機械学習やディープラーニングなどの多変量パターン解析を用いることにより脳そのものを調べることが可能になると考えられる。これにより、対象が何を見ているのかやどのような意図を持っているのかを読み取ることが可能になるとと考えられる。

また、fMRI には大きな問題がある。それは時間分解能の低さである。その問題を解決するためにリアルタイムで活動を判断することができるリアルタイム fMRI が脳科学の発展に寄与することになると考える。これにより、対象の脳活動をモニターしながら、それを自身で制御するという動作がより精密化すると考えられる。

参考文献

- [1] 菊池吉晃. 『fMRI データの脳活動・機能的結合性の解析』. 医歯薬出版株式会社, 2019.
<https://www.ishiyaku.co.jp/search/details.aspx?bookcode=255440>
- [2] Raichle, M. E., et al. "A default mode of brain function." *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(2), 676-682, 2001.
<https://www.pnas.org/doi/10.1073/pnas.98.2.676>
- [3] Whitfield-Gabrieli, S., and Nieto-Castanon, A. "Conn: a functional connectivity toolbox for correlated and anticorrelated brain networks." *Brain Connectivity*, 2(3), 125-141, 2012.
<https://web.conn-toolbox.org/>
- [4] The SPM Team. "Statistical Parametric Mapping (SPM12)." 2014.
<https://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/spm12/>
- [5] 竹田真己. 「情報学群実験第 2：脳画像処理 第 21 回～第 25 回 講義資料」. 高知工科大学, 2026.

A 付録: 解析結果詳細

本付録では、全被験者、集団解析の統計モデルおよびコントラスト解析の結果を掲載する。

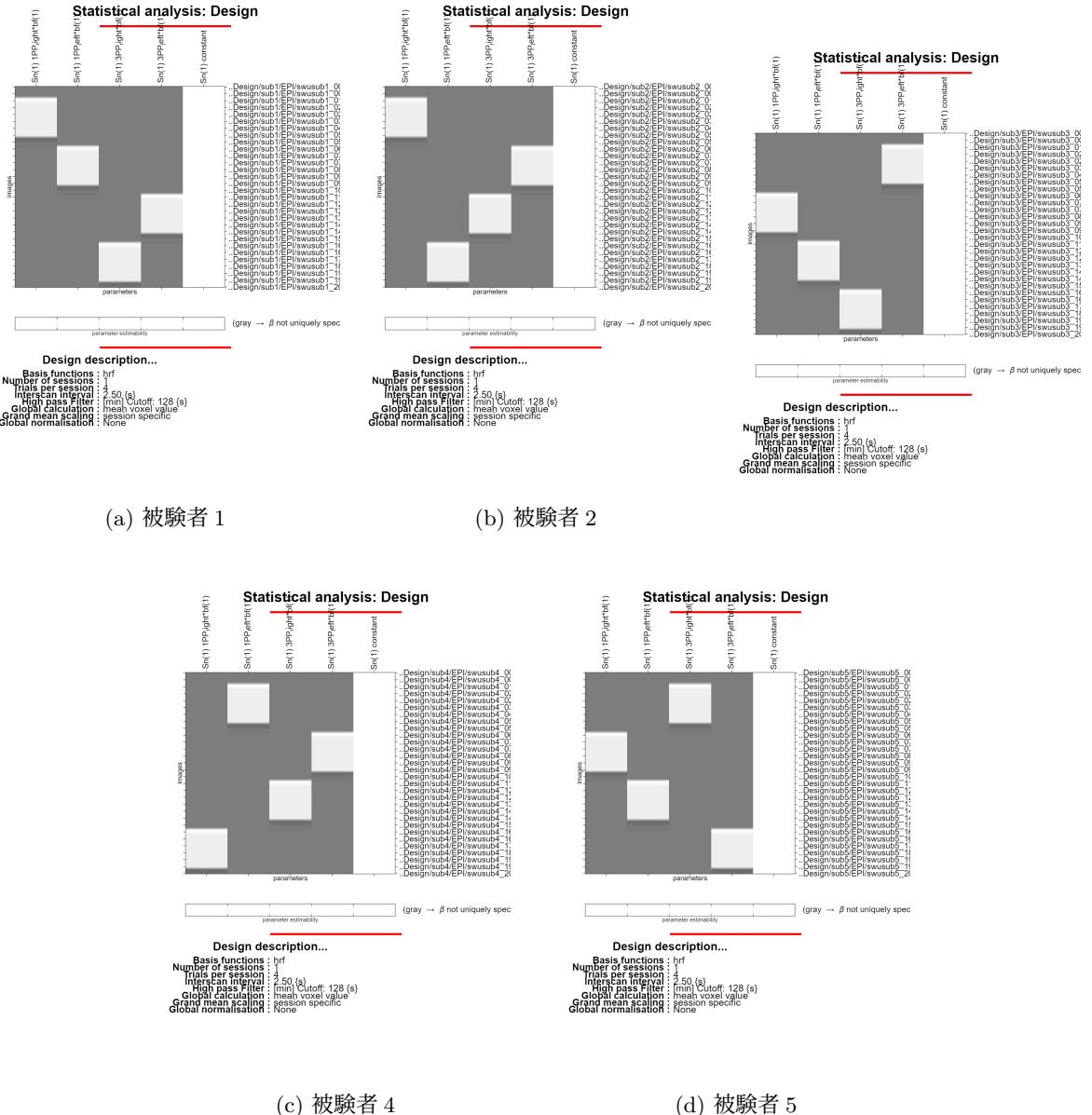
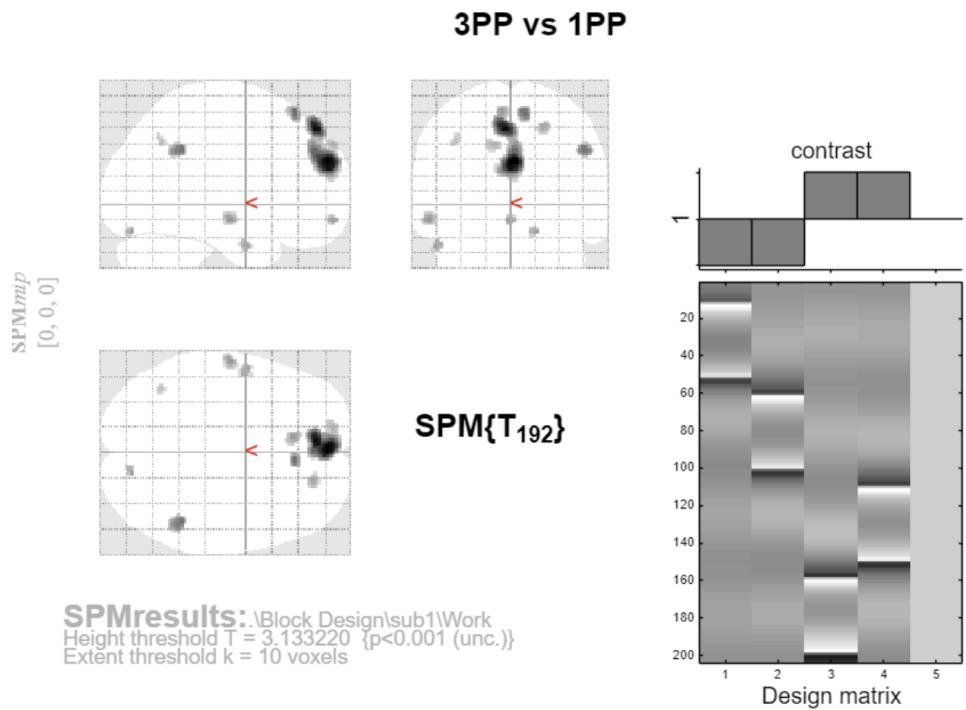


図 6: 全被験者のデザイン行列. 各レギュレッタは 1PP/3PP の左右条件および定数項を表す.

B 付録 B：CONN 解析結果詳細（全データ）



Statistics: p-values adjusted for search volume

set-level	cluster-level					peak-level					mm mm mm		
	p	c	$p_{FWE\text{-corr}}$	$q_{FDR\text{-corr}}$	k_E	p_{uncorr}	$p_{FWE\text{-corr}}$	$q_{FDR\text{-corr}}$	T	(Z_E)			
0.049	11	0.000	0.000	712	0.000	0.096	0.110	4.80	4.66	0.000	0	54	26
						0.157	0.110	4.66	4.53	0.000	-6	46	48
						0.819	0.599	4.00	3.91	0.000	0	46	34
0.630	0.234	43	0.053	0.865	0.599	3.95	3.87	0.000	8	32	60		
0.267	0.167	71	0.017	0.902	0.599	3.90	3.82	0.000	48	-46	34		
0.548	0.234	48	0.043	0.993	0.742	3.65	3.58	0.000	-58	-12	-12		
0.663	0.234	41	0.059	0.993	0.742	3.64	3.58	0.000	-8	30	60		
0.987	0.468	15	0.234	0.995	0.742	3.62	3.56	0.000	16	-80	-20		
0.973	0.431	18	0.194	0.995	0.742	3.61	3.55	0.000	-4	58	-12		
0.813	0.258	32	0.090	0.998	0.742	3.55	3.49	0.000	20	44	50		
0.899	0.308	26	0.123	0.999	0.742	3.55	3.49	0.000	-54	0	-30		
0.797	0.258	33	0.086	1.000	0.742	3.46	3.41	0.000	-14	58	38		
0.995	0.520	12	0.286	1.000	0.899	3.34	3.29	0.000	-40	-60	40		

table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

Height threshold: $T = 3.13$, $p = 0.001$ (1.000)
Extent threshold: $k = 10$ voxels, $p = 0.330$ (0.998)
Expected voxels per cluster, $\langle k \rangle = 11.397$
Expected number of clusters, $\langle c \rangle = 6.14$
FWEp: 4.974, FDRp: Inf, FWEc: 712, FDRc: 712

Degrees of freedom = [1.0, 192.0]
FWHM = 9.5 9.4 8.9 mm mm mm; 4.8 4.7 4.5 (voxels)
Volume: 1527568 = 190946 voxels = 1776.2 resels
Voxel size: 2.0 2.0 2.0 mm mm mm; (resel = 99.85 voxels)

図 7: 被験者 1: コントラスト解析結果 (3PP vs 1PP)

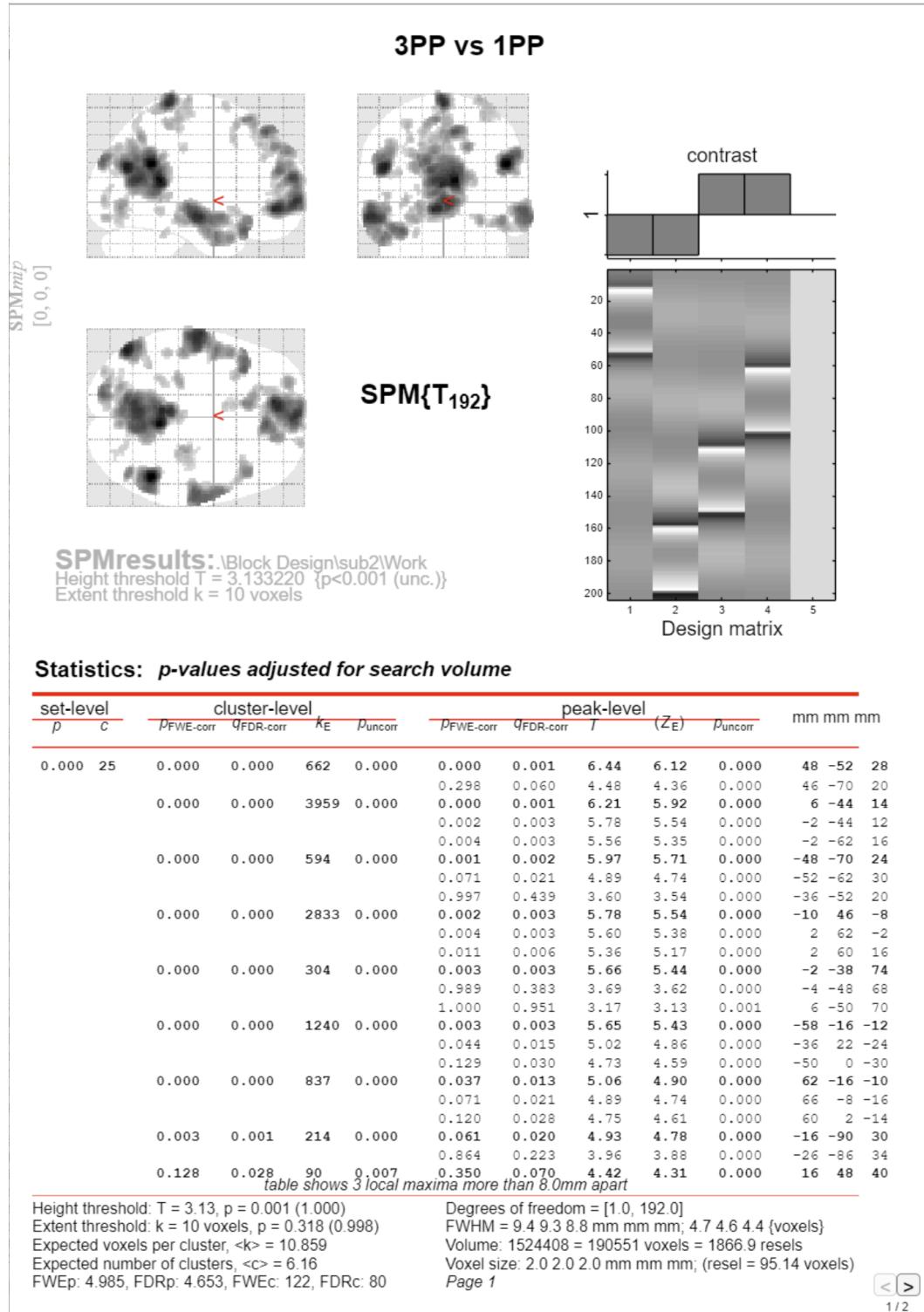


図 8: 被験者 2: コントラスト解析結果 (1/2)

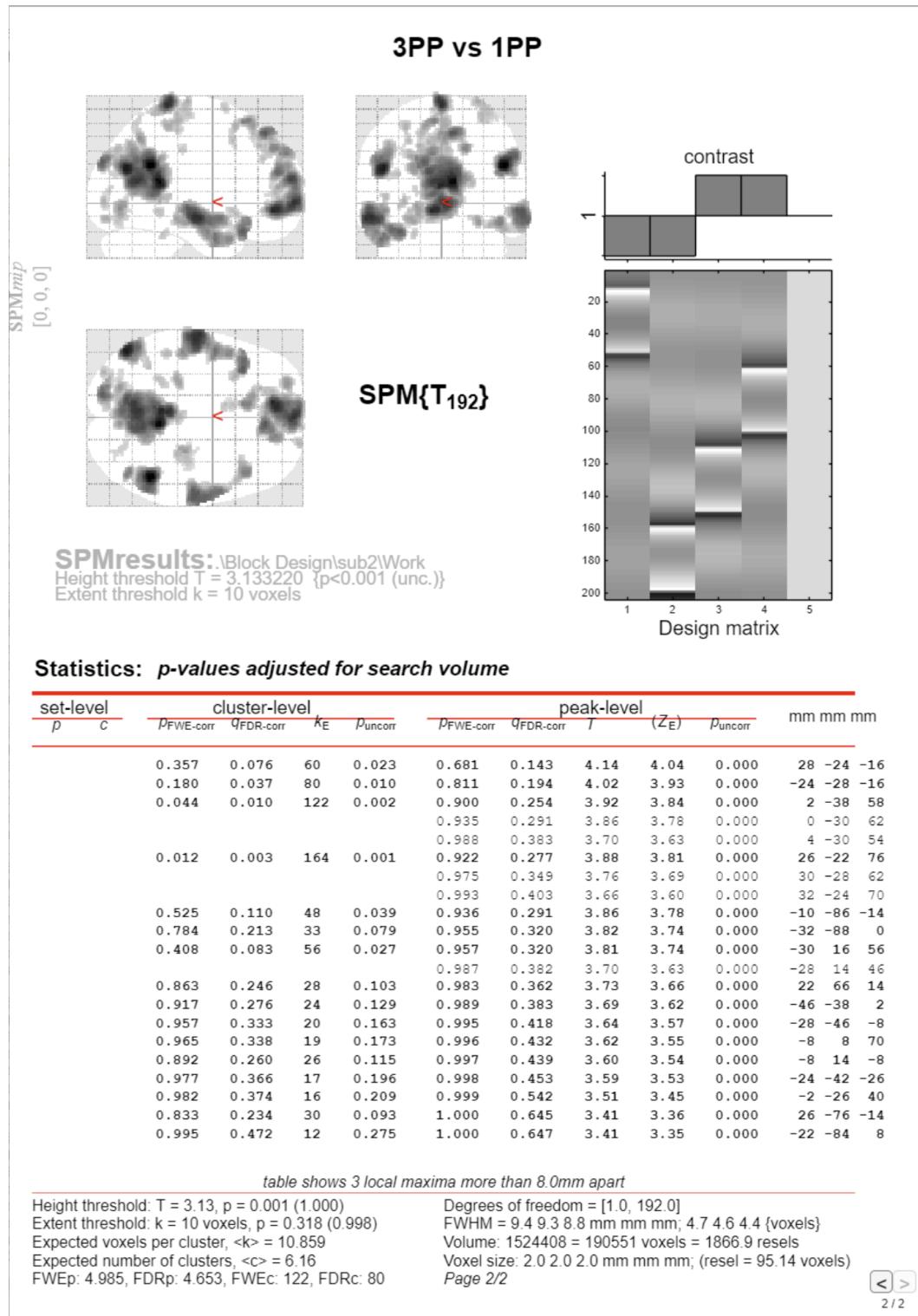
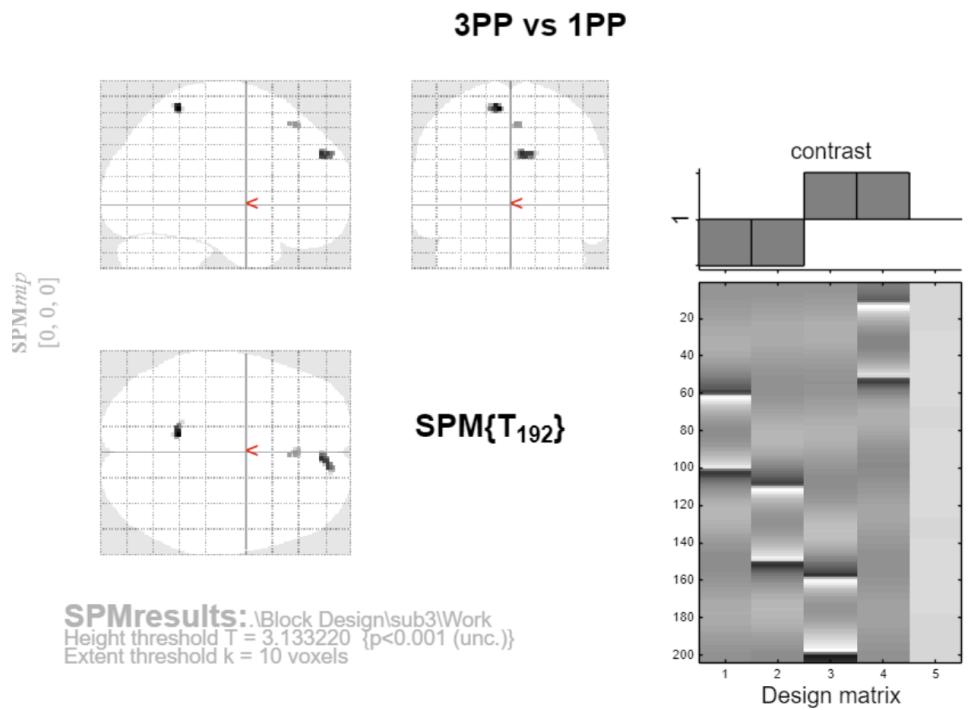


図 9: 被験者 2: コントラスト解析結果 (2/2)



Statistics: p -values adjusted for search volume

set-level	p	c	cluster-level			P_{uncorr}	peak-level			Z_E	p_{uncorr}	mm	mm	mm
			$P_{\text{FWE-corr}}$	$q_{\text{FDR-corr}}$	k_E		$P_{\text{FWE-corr}}$	$q_{\text{FDR-corr}}$	T					
0.929	3		0.947	0.633	20	0.158	0.999	0.914	3.54	3.48	0.000	-10	-48	62
			0.774	0.633	32	0.080	1.000	0.914	3.44	3.39	0.000	6	50	32
			0.995	0.768	11	0.290	1.000	0.914	3.26	3.21	0.001	2	32	52

table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

Height threshold: $T = 3.13$, $p = 0.001$ (1.000)
Extent threshold: $k = 10$ voxels, $p = 0.313$ (0.997)
Expected voxels per cluster, $\langle k \rangle = 10.623$
Expected number of clusters, $\langle c \rangle = 5.80$
FWEp: 4.974, FDRp: Inf, FWEc: Inf, FDRc: Inf

Degrees of freedom = [1.0, 192.0]
FWHM = 9.2 9.3 8.7 mm mm mm; 4.6 4.6 4.3 {voxels}
Volume: 1429504 = 178688 voxels = 1787.5 resels
Voxel size: 2.0 2.0 2.0 mm mm mm; (resel = 93.07 voxels)

図 10: 被験者 3: コントラスト解析結果

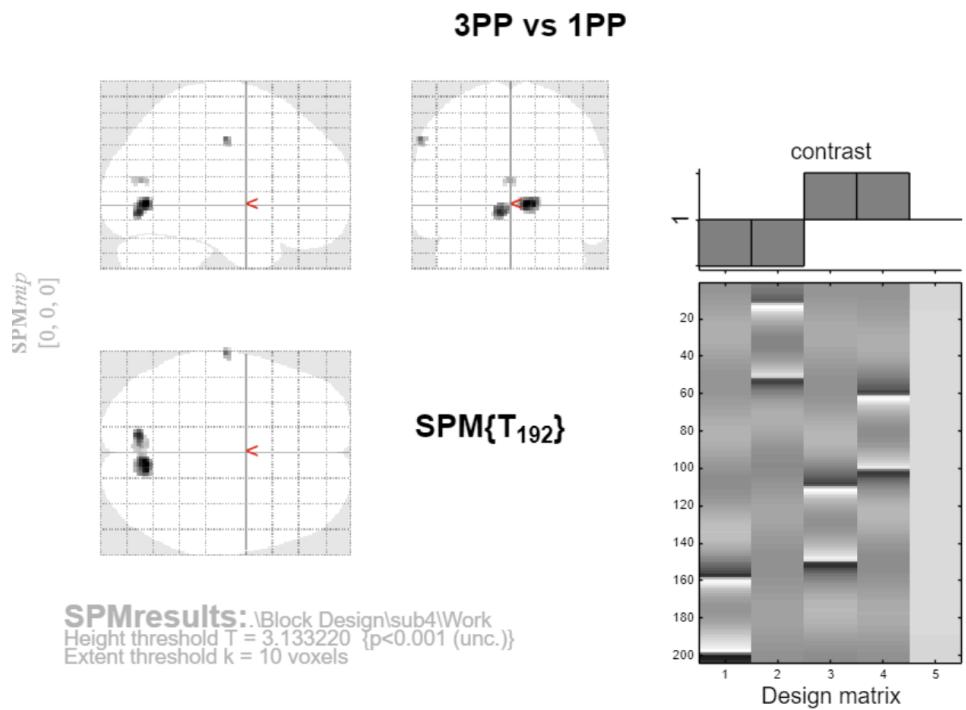


table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

Height threshold: $T = 3.13$, $p = 0.001$ (1.000)
Extent threshold: $k = 10$ voxels, $p = 0.284$ (0.999)
Expected voxels per cluster, $\langle c \rangle = 9.420$
Expected number of clusters, $\langle c \rangle = 6.55$
FWEp: 5.029, FDRp: Inf, FWEc: 126, FDRc: 126

Degrees of freedom = [1.0, 192.0]
FWHM = 8.9 8.9 8.4 mm mm mm; 4.4 4.4 4.2 {voxels}
Volume: 1587704 = 198463 voxels = 2241.5 resels
Voxel size: 2.0 2.0 2.0 mm mm mm; (resel = 82.53 voxels)

図 11: 被験者 4: コントラスト解析結果

3PP vs 1PP

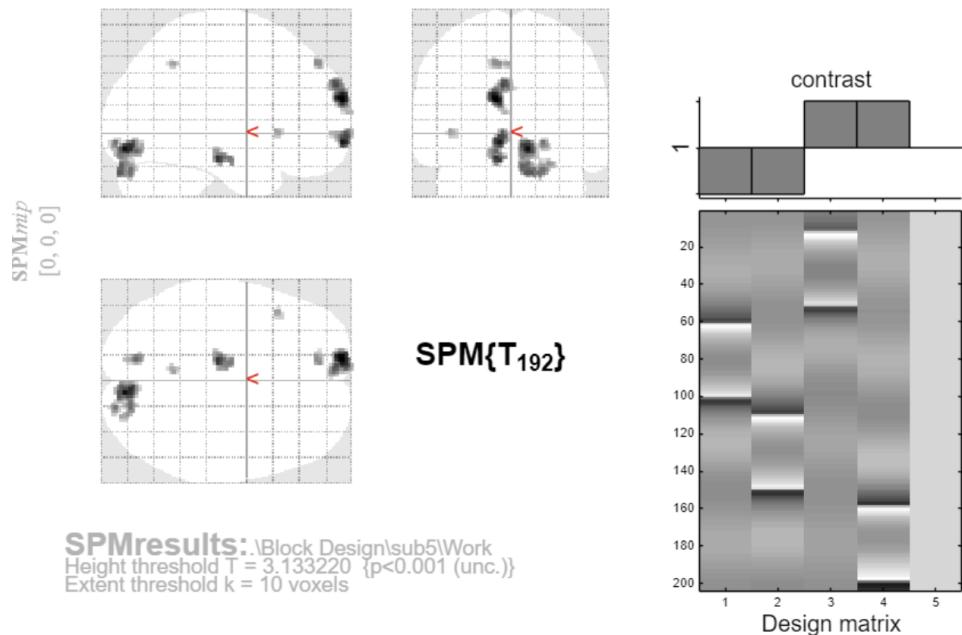
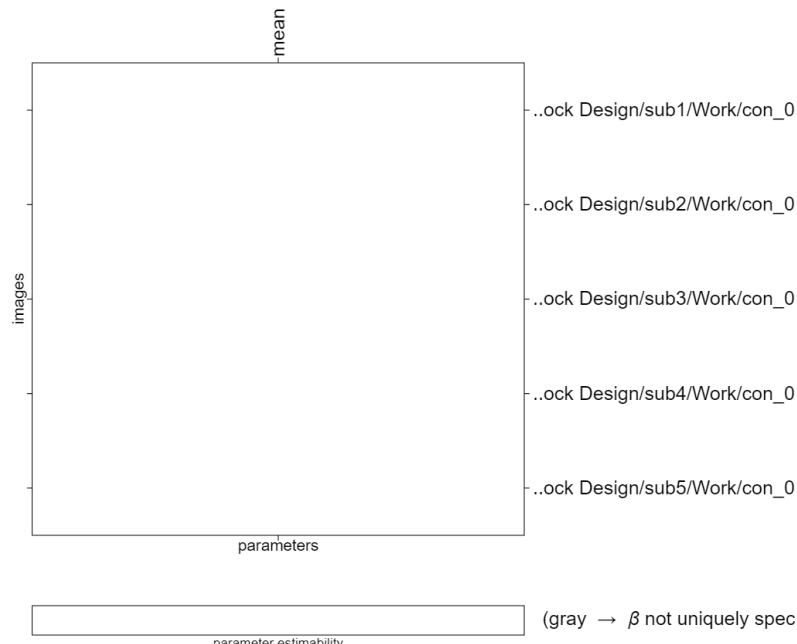


図 12: 被験者 5: コントラスト解析結果

Statistical analysis: Design

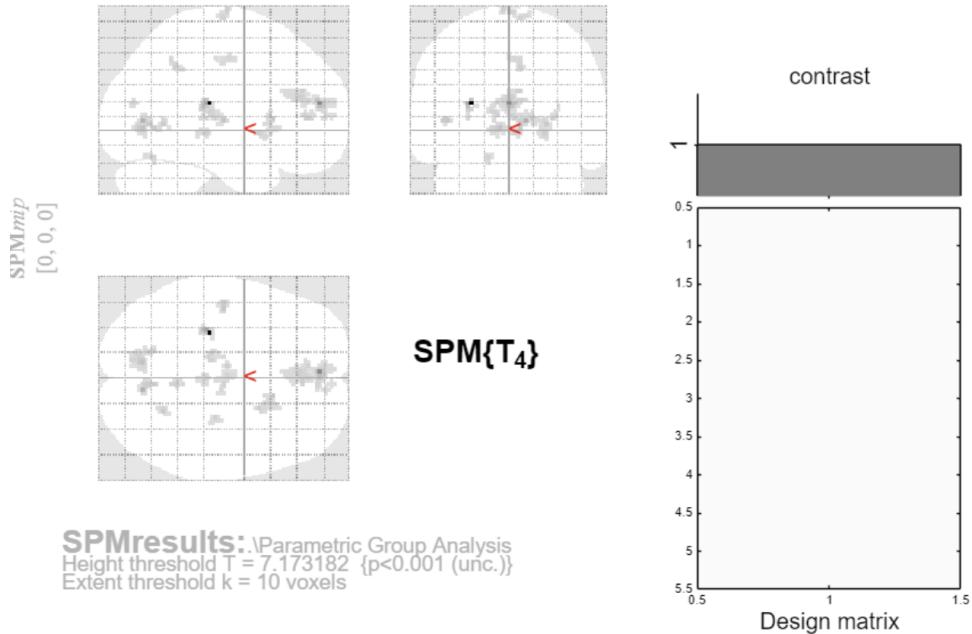


Design description...

Design : One sample t-test
Global calculation : omit
Grand mean scaling : <no grand Mean scaling>
Global normalisation : <no global normalisation>
Parameters : 1 condition, +0 covariate, +0 block, +0 nuisance
1 total, having 1 degrees of freedom
leaving 4 degrees of freedom from 5 images

図 13: 集団解析のデザイン行列. 5 名の被験者データを入力とした One sample t-test モデルである.

2nd analysis: 3PP vs 1PP



Statistics: p-values adjusted for search volume

set-level	cluster-level					peak-level					mm mm mm		
	p	c	$p_{FWE\text{-corr}}$	$q_{FDR\text{-corr}}$	k_E	p_{uncorr}	$p_{FWE\text{-corr}}$	$q_{FDR\text{-corr}}$	T	(Z_E)			
0.000 18	0.177	0.037	24	0.002	0.001	1.000	137.70	5.64	0.000	-28 -26 16			
					1.000	1.000	13.65	3.76	0.000	-30 -28 6			
	0.000	0.000	188	0.000	0.052	1.000	55.90	4.99	0.000	-2 50 16			
					1.000	1.000	17.81	4.02	0.000	-2 36 20			
	0.014	0.005	41	0.000	0.464	1.000	32.28	4.55	0.000	10 -72 4			
					1.000	1.000	19.66	4.11	0.000	6 -64 0			
	0.003	0.002	53	0.000	1.000	1.000	24.39	4.30	0.000	-8 -72 0			
	0.007	0.003	46	0.000	1.000	1.000	22.81	4.24	0.000	14 18 6			
					1.000	1.000	18.38	4.05	0.000	22 8 -4			
					1.000	1.000	10.48	3.50	0.000	20 20 0			
	0.700	0.115	14	0.015	1.000	1.000	20.74	4.16	0.000	-44 -16 4			
	0.627	0.115	15	0.012	1.000	1.000	18.74	4.07	0.000	24 -58 2			
	0.838	0.143	12	0.022	1.000	1.000	18.29	4.04	0.000	-6 -14 78			
	0.152	0.037	25	0.002	1.000	1.000	17.92	4.02	0.000	2 42 6			
	0.700	0.115	14	0.015	1.000	1.000	17.33	3.99	0.000	6 -48 40			
	0.372	0.069	19	0.006	1.000	1.000	17.01	3.98	0.000	2 -28 -4			
	0.771	0.123	13	0.018	1.000	1.000	16.53	3.95	0.000	28 -22 6			
					1.000	1.000	8.23	3.24	0.001	32 -26 12			
	0.322	0.065	20	0.005	1.000	1.000	15.75	3.90	0.000	-10 -26 8			
					1.000	1.000	9.53	3.40	0.000	-12 -16 4			
	0.940	0.208	10	0.034	1.000	1.000	15.44	3.88	0.000	6 -16 72			
	0.627	0.115	15	0.012	1.000	1.000	14.53	3.83	0.000	-16 -66 -20			

table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

Height threshold: $T = 7.17$, $p = 0.001$ (1.000)

Degrees of freedom = [1.0, 4.0]

Extent threshold: $k = 10$ voxels, $p = 0.034$ (0.940)

FWHM = 11.4 11.5 11.1 mm mm mm; 5.7 5.8 5.6 (voxels)

Expected voxels per cluster, $\langle k \rangle = 2.150$

Volume: 1351992 = 168999 voxels = 857.6 resels

Expected number of clusters, $\langle c \rangle = 2.81$

Voxel size: 2.0 2.0 2.0 mm mm mm; (resel = 183.05 voxels)

FWEp: 56.400, FDRp: Inf, FWEc: 41, FDRc: 24

Page 1



1

図 14: 集団解析結果 (3PP vs 1PP) : 統計マップおよびテーブル (1/2).

2nd analysis: 3PP vs 1PP

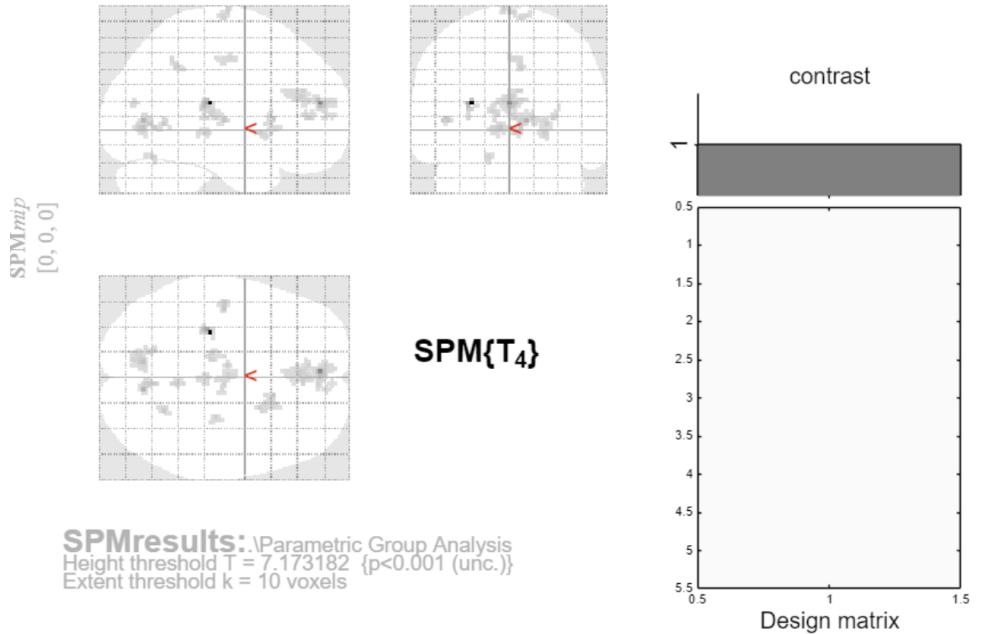


table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

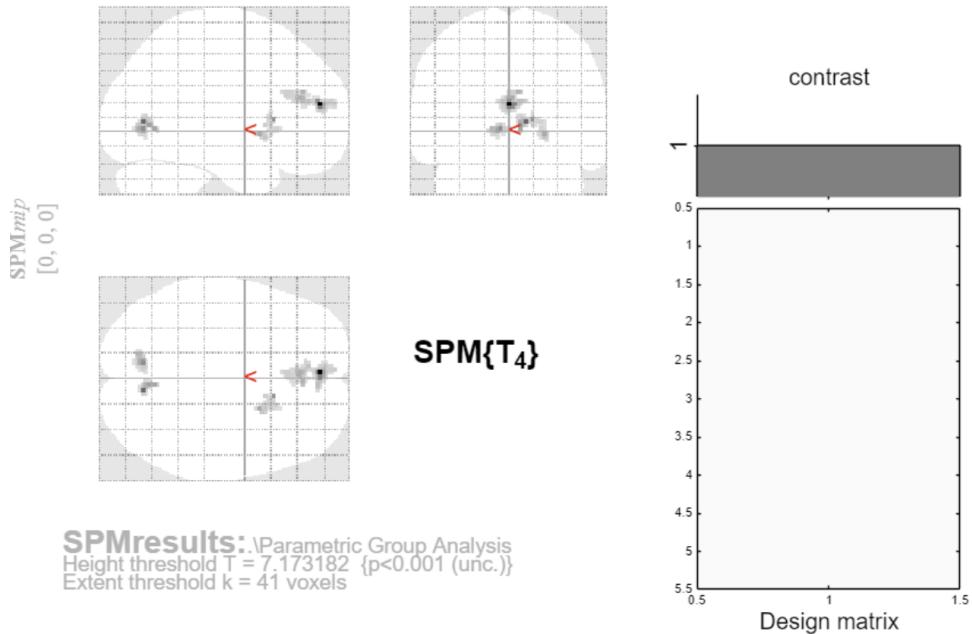
Height threshold: $T = 7.17$, $p = 0.001$ (1.000)
Extent threshold: $k = 10$ voxels, $p = 0.034$ (0.940)
Expected voxels per cluster, $\langle k \rangle = 2.150$
Expected number of clusters, $\langle c \rangle = 2.81$
FWEp: 56.400, FDRp: Inf, FWEc: 41, FDRc: 24

Degrees of freedom = [1.0, 4.0]
FWHM = 11.4 11.5 11.1 mm mm mm; 5.7 5.8 5.6 {voxels}
Volume: 1351992 = 168999 voxels = 857.6 resels
Voxel size: 2.0 2.0 2.0 mm mm mm; (resel = 183.05 voxels)

Page 2/2

図 15: 集団解析結果 (3PP vs 1PP) : 統計マップおよびテーブル (2/2).

2nd analysis: 3PP vs 1PP



Statistics: p -values adjusted for search volume

set-level	cluster-level					peak-level					mm mm mm		
	p	c	$p_{FWE\text{-corr}}$	$q_{FDR\text{-corr}}$	k_E	p_{uncorr}	$p_{FWE\text{-corr}}$	$q_{FDR\text{-corr}}$	T	(Z_E)			
0.000 4	0.000	0.000	188	0.000	0.052	1.000	55.90	4.99	0.000	-2 50 16			
					1.000	1.000	17.81	4.02	0.000	-2 36 20			
					1.000	1.000	14.24	3.81	0.000	6 48 18			
0.014	0.005	41	0.000	0.464	1.000	32.28	4.55	0.000	10 -72 4				
				1.000	1.000	19.66	4.11	0.000	6 -64 0				
0.003	0.002	53	0.000	1.000	1.000	24.39	4.30	0.000	-8 -72 0				
0.007	0.003	46	0.000	1.000	1.000	22.81	4.24	0.000	14 18 6				
				1.000	1.000	18.38	4.05	0.000	22 8 -4				
				1.000	1.000	10.48	3.50	0.000	20 20 0				

table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

Height threshold: $T = 7.17$, $p = 0.001$ (1.000)
Extent threshold: $k = 41$ voxels, $p = 0.000$ (0.014)
Expected voxels per cluster, $\langle k \rangle = 2.150$
Expected number of clusters, $\langle c \rangle = 0.01$
FWEp: 56.400, FDRp: Inf, FWEc: 41, FDRc: 24

Degrees of freedom = [1.0, 4.0]
FWHM = 11.4 11.5 11.1 mm mm mm; 5.7 5.8 5.6 {voxels}
Volume: 1351992 = 168999 voxels = 857.6 resels
Voxel size: 2.0 2.0 2.0 mm mm mm; (resel = 183.05 voxels)

図 16: 集団解析結果：クラスタレベルの閾値補正 ($k = 41$ voxels) を適用した結果である。

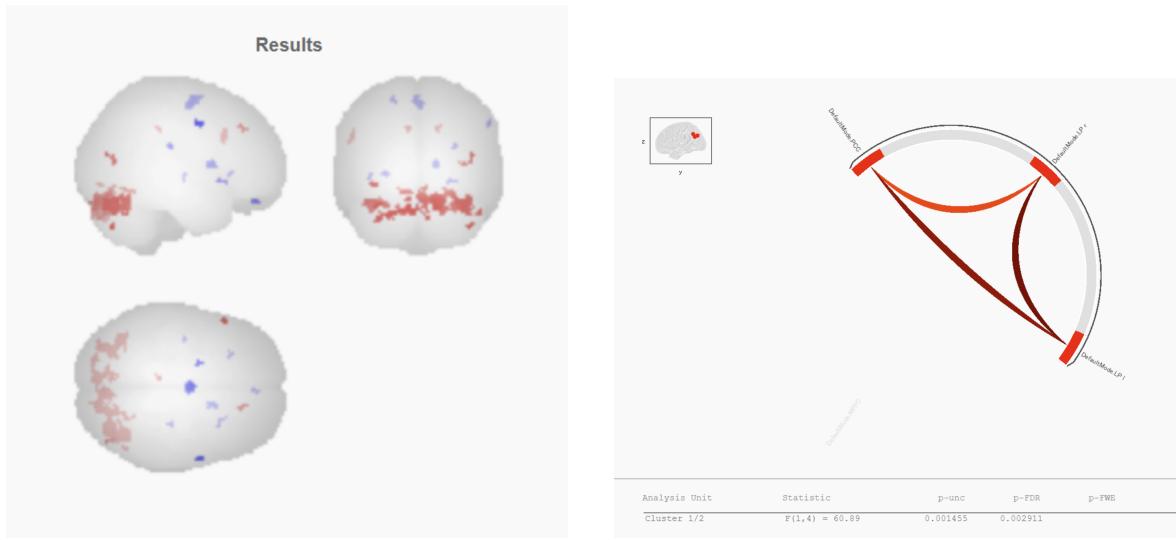


図 17: DMN 解析 (1/3) : 初期設定および領域間相関

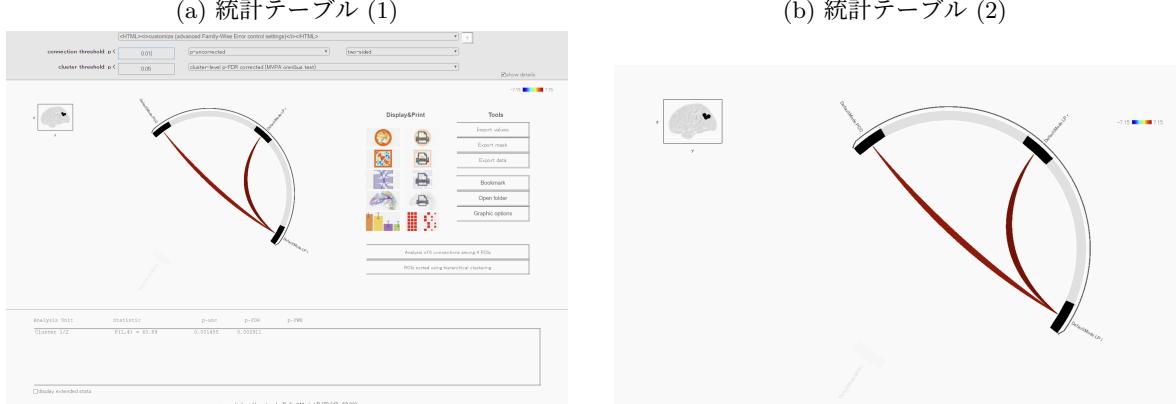
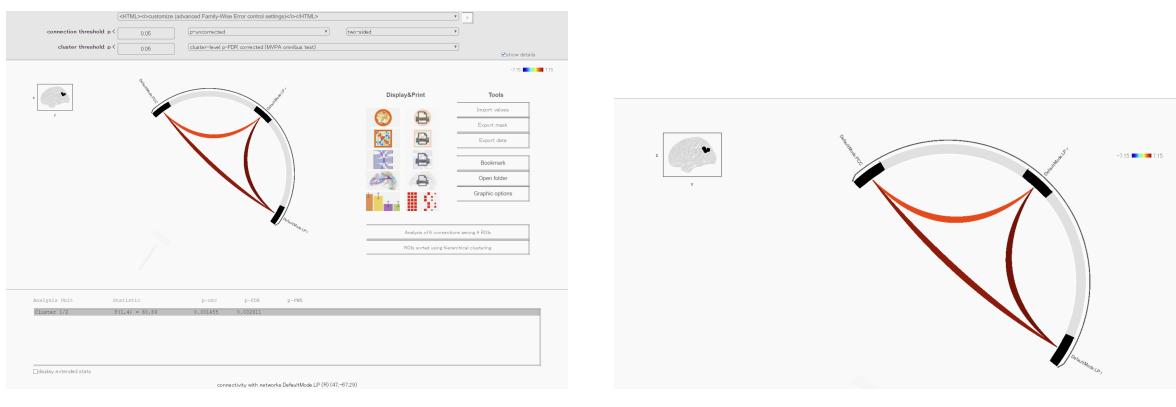


図 18: DMN 解析 (2/3) : 統計結果詳細

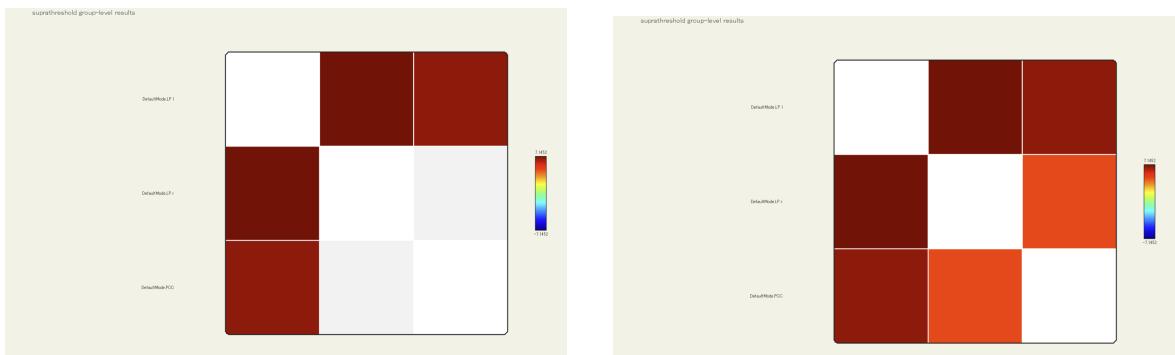
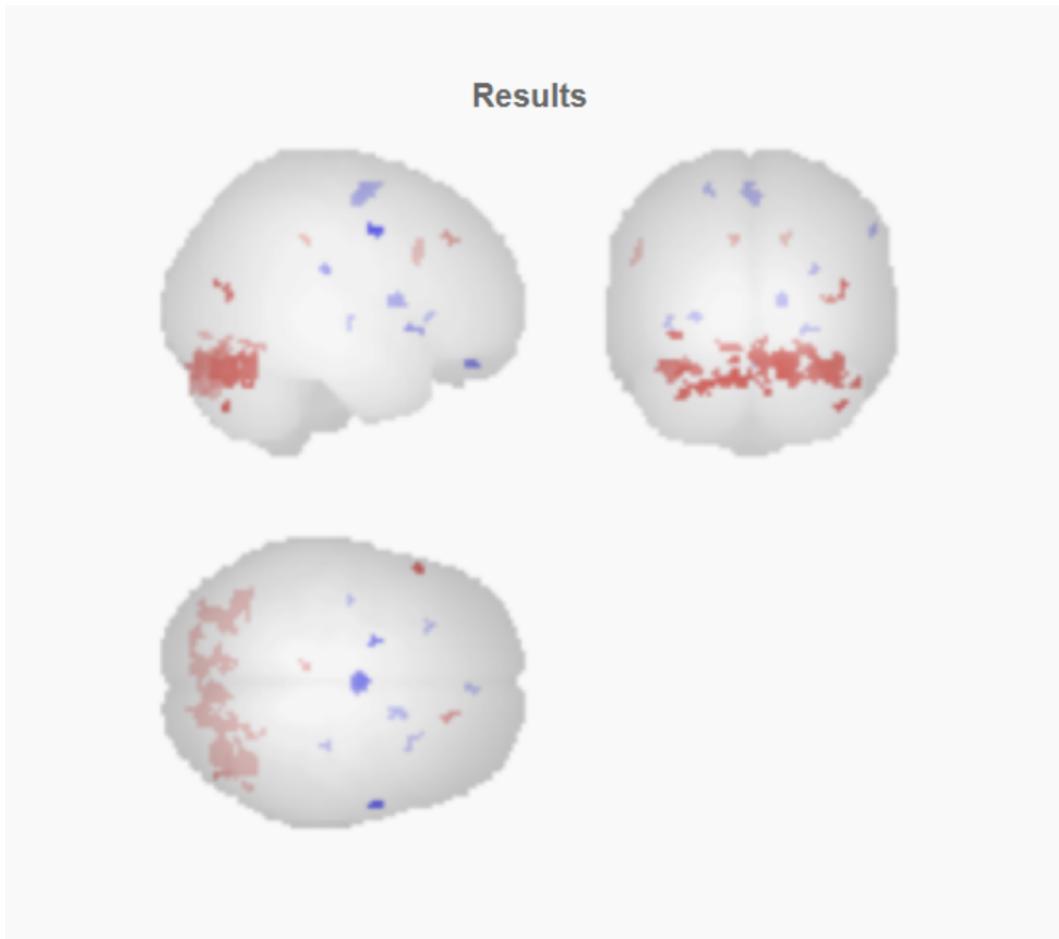


図 19: DMN 解析 (3/3) : ROI 解析の空間的分布

Results



(a) PPI ガラス脳表示 ($3\text{PP} > 1\text{PP}$)



(b) PPI 統計テーブル



(c) PPI クラスタ解析結果

図 20: PPI 解析 (L_M1 シード)：視点変換に伴う結合変化の全データ