

## KLASIFIKASI RESTING-STATE DAN TASK-STATE PADA FUNCTIONAL MAGNETIC RESONANCE IMAGING MENGGUNAKAN CROSS CORRELATION DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

### *Classification of Resting-State and Task-State In Functional Magnetic Resonance Imaging Using Cross Correlation and Support Vector Machine*

**Agus Eko Minarno**

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Malang  
Jl. Tlogomas 246 Malang (0341) 464318  
Email : agoes.minarno@gmail.com

#### **ABSTRACT**

*In the previous study identified several overlapping voxel during the resting-state and state task. Methods for determining the connectivity map involves overlapping areas, less than optimal in describing patterns of task-state as a feature. In this study, proposed a new method for the selection of features to improve accuracy and reduce computational time in determining significant voxel-state task when using a non-overlapping area. Selection of the features to determine significant voxel using cross Correlation, and take voxel correlation value which is above the average correlation. The next stage is the determination of the threshold value to determine the number of voxels are chosen as a feature. The selected features will be labeled in accordance with the given stimulus, namely picture and sentence, and then selected voxel to obtain non-overlapping between the stimulus picture with the stimulus sentence. The average yield of 6 subjects, methods that involve overlapping area using SVM classifier obtained precision, recall, and accuracy respectively 94.2%, 95.1%, 94.6% and computation time 0.021 seconds. While the method has a non-overlapping area of precision, recall, and accuracy respectively 95.0%, 95.3%, 95.1% and computation time 0.019 seconds. Feature selection methods using non-overlapping area has the accuracy and computation time better than methods that involve overlapping area, in determining the connectivity map.*

*Keywords: feature selection, task-state, cross-correlation, voxel-based selection, non-overlapping*

#### **ABSTRAK**

Pada penelitian sebelumnya teridentifikasi beberapa voxel yang overlapping pada saat resting-state dan task state. Metode untuk menentukan connectivity map melibatkan daerah yang overlapping, kurang optimal dalam menggambarkan pola task-state sebagai ciri. Pada penelitian ini, diusulkan sebuah metode baru untuk pemilihan fitur untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi waktu komputasi dalam menentukan voxel yang signifikan pada saat task-state menggunakan metode non-overlapping area. Pemilihan fitur untuk menentukan voxel yang signifikan menggunakan cross corelation, dan mengambil voxel dengan nilai korelasi yang berada diatas korelasi rata-rata. Tahapan berikutnya adalah penentuan nilai ambang batas (threshold) untuk menentukan jumlah voxel yang dipilih sebagai fitur. Fitur yang terpilih akan diberi label sesuai dengan stimulus yang diberikan, yaitu picture dan sentence, kemudian diseleksi untuk mendapatkan voxel yang non-overlapping antara stimulus picture dengan stimulus sentence. Hasil rata-rata dari 6 subyek, metode yang melibatkan overlapping area menggunakan classifier SVM diperoleh precision, recall, dan accuracy masing-masing 94.2%, 95.1% , 94.6% dan waktu komputasi 0.021 detik. Sedangkan metode non-overlapping area memiliki precision, recall, dan accuracy masing-masing 95.0%, 95.3% , 95.1% dan waktu komputasi 0.019 detik. Pemilihan fitur menggunakan metode non-overlapping area memiliki akurasi dan waktu komputasi yang lebih baik dari metode yang melibatkan overlapping area, dalam menentukan connectivity map.

**Kata kunci** : feature selection, task-state, cross-correlation, voxel-based selection, non-overlapping

## PENDAHULUAN

Penentuan daerah otak yang aktif pada saat *task-state* telah banyak dilakukan dengan berbagai metode. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengetahui daerah yang terkoneksi secara fungsional untuk menghasilkan *connectivity map*. Metode yang digunakan dalam menghasilkan *connectivity map* antara lain menggunakan pendekatan *region-based*, *seed-based*, dan *voxel-based*. Perbandingan *region-based* dan *voxel-based* telah dilakukan, masing-masing metode memiliki kekurangan dan kelebihan dalam menentukan *connectivity map*. Pendekatan metode *voxel-based* lebih rinci dalam menunjukkan daerah yang aktif dan memberikan akurasi yang tinggi, namun memiliki tingkat kompleksitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode *region-based* yang memberikan akurasi rendah namun memiliki tingkat kompleksitas yang lebih rendah pula (Hayasaka et al., 2010).

Penelitian tentang metode pengukuran *functional connectivity* menggunakan *resting-state* fMRI telah dilakukan sebelumnya. Metode pengukuran yang diuji adalah *cross-coherence*, *partial coherence*, *cross-correlation*, dan *partial cross-correlation*. Pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *cross-correlation* lebih stabil dibandingkan dengan metode lainnya (Fiecas et al., 2012).

Pada penelitian lain, metode *cross-correlation* digunakan untuk menentukan bagian dari otak yang terkoneksi secara fungsional atau menentukan *connectivity maps* dari *region of interest* (ROIs). Metode *inter-voxel cross-correlation* tersebut telah berhasil digunakan untuk menentukan ROIs dari *resting-state*. Pendekatan yang digunakan untuk menentukan ROIs pada *resting-state* menggunakan metode *inter-voxel cross-correlation* dengan bantuan *task-state* untuk menghasilkan *connectivity map*. Bagian yang teridentifikasi terdiri dari daerah *resting-state*, *task-state*, dan daerah

*overlapping*. Bagian yang teridentifikasi tersebut berada pada bagian kiri dan kanan otak pada daerah *motor cortices* (Golestani et al., 2011). Penelitian tersebut menghasilkan *connectivity map* yang menggambarkan adanya daerah *overlapping* antara *resting-state* dan *task-state*. Metode pada (Golestani et al., 2011) diaplikasikan pada *starplus dataset*. Metode *inter voxel cross correlation* digunakan untuk mengukur kedekatan ciri antar beberapa voxel, sehingga dapat diketahui voxel mana saja yang aktif saat mendapat stimulus *picture* dan voxel mana saja yang aktif saat melihat *sentence*. Kemudian mencari daerah yang *non-overlapping* untuk dijadikan fitur yang paling signifikan.

Pada pemilihan fitur, mereduksi dimensi fitur untuk mengurangi kompleksitas komputasi merupakan masalah penting pada data fMRI, karena data yang dimiliki fMRI merupakan data 4 dimensi yang memiliki jumlah rata-rata lebih dari 5000 fitur pada dataset Starplus. Oleh karena itu, dibutuhkan metode untuk mereduksi fitur pada data fMRI. Dengan adanya voxel yang *overlapping* dan *non-overlapping* antara *resting-state* dan *task-state* maka voxel tersebut dapat dimanfaatkan untuk dijadikan fitur. Voxel yang *overlapping* merupakan voxel yang aktif ketika kedua stimulus ditampilkan, sementara voxel yang *non-overlapping* merupakan voxel yang aktif hanya pada saat salah satu stimulus ditampilkan. Tujuan pemilihan fitur *non-overlapping* untuk mendapatkan voxel dapat memberikan perbedaan pada saat stimulus *picture* dan stimulus *sentence*.

Pada penelitian ini, diusulkan metode baru untuk pemilihan fitur dengan memanfaatkan fitur pada daerah *non-overlapping* dan mengembangkan *inter voxel cross correlation*, untuk menentukan *connectivity map* menggunakan Starplus dataset.

## METODE PENELITIAN

### Dataset

*Functional Magnetic Resonance Imaging* (fMRI) menggunakan teknik berupa citra “*snapshot*”, dimana setiap *snapshot*nya memiliki informasi irisan otak dalam satuan waktu tertentu. Citra “*snapshot*” tersebut memiliki informasi tentang perubahan sinyal BOLD, yang menggambarkan aktivitas syaraf (Baxter PR et al., 2007). Informasi tentang sinyal BOLD disimpan pada bagian terkecil dari citra *snapshot* otak disebut *voxel* (*volume element*). Data fMRI diperoleh dengan cara membandingkan fungsi pada beberapa kondisi di waktu yang berbeda atau pada subyek yang berbeda, untuk mengevaluasi besaran relatif dari berbagai macam respon. Sinyal BOLD yang diperoleh dari kondisi yang berbeda tersebut kemudian dianalisa dengan berbagai macam metode untuk mencari korelasi dan *functional connectivity* pada jaringan syaraf. Kemunculan fMRI diharapkan dapat digunakan untuk membantu dalam perencanaan sebelum melakukan pembedahan, diagnosis awal, mengetahui perkembangan terapi, dan mengidentifikasi kelainan fungsi otak.

*Functional connectivity* adalah suatu organisasi, hubungan saling keterkaitan, dan kinerja yang menggabungkan beberapa wilayah otak yang berbeda, untuk mengetahui interaksi dari beberapa wilayah otak yang terangkai secara simultan saat ada stimulus tertentu. Seperti *resting state* merupakan korelasi antar wilayah pada komponen-komponen jaringan syaraf yang berbeda di daerah visual, *language*, motor, dan sistem memori, dimana korelasi tersebut akan berubah selama ada *task* yang berkelanjutan (Baxter PR et al., 2007). Analisis *functional connectivity* merupakan salah satu hal yang penting dalam memahami perubahan aktivitas syaraf. Dari analisis *functional connectivity* tersebut, diharapkan

dapat memberikan informasi berupa fungsi-fungsi apa saja yang sedang aktif di daerah otak, sehingga aktivitas apa yang sedang dilakukan oleh seseorang, atau emosi apa yang sedang dirasakan seseorang dapat diketahui, kemudian digambarkan pada *connectivity map*.

Data fMRI yang digunakan pada penelitian kali ini merupakan *Starplus dataset*. *Dataset* berisi sinyal BOLD yang merepresentasikan aktivitas otak. *Dataset* dihasilkan dari percobaan yang dilakukan pada 6 subyek. Masing-masing subyek diberikan stimulus yang sama, yaitu berupa *picture* dan *sentence*. Stimulus *picture* dan *sentence* yang ditampilkan pada masing-masing subyek ditunjukkan pada Gambar 1. Antara stimulus *sentence* dan *picture* saling berkaitan satu sama lain. Stimulus *sentence* bertujuan untuk mendeskripsikan stimulus *picture*. Dari *picture* yang ditampilkan, apakah benar “tanda plus berada di atas bintang” atau “bintang berada di atas tanda plus” (Kartik V et al., 2009).

Pengambilan data *starplus* dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut. Selama empat detik awal, diberikan stimulus pertama berupa *picture*. Empat detik kedua, stimulus pertama dihapus dan digantikan dengan *blank screen*. Empat detik ketiga, stimulus kedua berupa *sentence* ditampilkan. Stimulus *sentence* dapat ditampilkan selama 4 detik atau hingga subyek menekan tombol. Tujuan menekan tombol tersebut untuk menyatakan apakah stimulus kedua menjelaskan stimulus pertama dengan benar atau tidak. Pada akhir percobaan ditampilkan *blank screen*.

Hasil dari percobaan tersebut disimpan dalam matrik meta data yang terdiri dari 54 trial. Setiap trial terdiri dari  $m \times n$  dimana  $m$  adalah jumlah *snapshot* dan  $n$  adalah jumlah *voxel*. Nilai dari matrik  $m \times n$  adalah nilai BOLD hasil percobaan, yang merepresentasikan aktivitas otak, seperti yang terlihat pada Tabel 1.

Stimulus *picture* dan *sentence* ditampilkan secara berulang pada interval tertentu dalam 54 *trial*, dimana masing-masing *trial* terdiri atas 54 *snapshot* citra otak, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2. *Snapshot* yang terdapat pada setiap *trial* dihasilkan setiap 500 milidetik sepanjang percobaan. Setiap *snapshot* memiliki kurang lebih 5000 voxel yang berisi informasi nilai BOLD pada waktu ke-*t* milidetik. Lima ribu voxel tersebut merupakan gabungan voxel dari 25 hingga 30 *Region Of Interest* (ROI).

Pada *trial* 3-6, 8-11, 13-20, serta 22-25, subyek diberikan *stimulus* pertama berupa *stimulus picture* yang kemudian diikuti *stimulus* kedua berupa *stimulus sentence*. Sedangkan pada *trial* 30-33, 35-38, 40-47, serta 49-52, subyek diberikan *stimulus* pertama berupa *stimulus sentence* yang kemudian diikuti *stimulus* kedua berupa *stimulus picture*.

**Non-Overlapping Cross Correlation**

Pengujian dilakukan dengan dua skenario. Pertama pengujian pada masing-masing subyek dan kedua pengujian pada penggabungan keenam subyek. Pembagian pengujian tersebut untuk melihat apakah hasil yang diperoleh sama antara pengujian yang dilakukan pada masing-masing subyek dengan pengujian dengan cara penggabungan keenam subyek, karena masing-masing subyek memiliki jumlah voxel yang berbeda. Pengujian pada masing-masing subyek dilakukan dengan mencari fitur pada masing-masing subyek. Metode yang digunakan untuk memilih fitur adalah *cross correlation*. Fitur yang terpilih merupakan voxel yang paling signifikan dalam merepresentasikan aktivitas otak saat melihat *picture* dan saat melihat *sentence*. Voxel yang digunakan dalam pengujian hanya yang menggunakan *snapshot* 1 hingga *snapshot* 8.

$$V_i = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} & \dots & v_{1m} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} & \dots & v_{2m} \\ v_{31} & v_{32} & v_{33} & \dots & v_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{n1} & v_{n2} & v_{n3} & \dots & v_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\mu_t = \begin{bmatrix} \mu_{v11} & \mu_{v12} & \mu_{v13} & \dots & \mu_{v1m} \\ \mu_{v21} & \mu_{v22} & \mu_{v23} & \dots & \mu_{v2m} \\ \mu_{v31} & \mu_{v32} & \mu_{v33} & \dots & \mu_{v3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{vt1} & \mu_{vt2} & \mu_{vt3} & \dots & \mu_{vtm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$k = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} & \dots & k_{1m} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} & \dots & k_{2m} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} & \dots & k_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ k_{m1} & k_{m2} & k_{m3} & \dots & k_{mm} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mu_{kv} = [\mu_{k1}, \mu_{k2}, \mu_{k3}, \dots, \mu_{km}] \quad (5)$$

$$Corr = r_{xy} = \frac{S_{xy}}{S_x \cdot S_y} \quad (6)$$

$$Cov = S_{xy} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n - 1} \quad (7)$$

$$S_x = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \bar{X})^2}{n - 1}} \quad (8)$$

$$S_y = \sqrt{\frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n - 1}} \quad (9)$$

Dimana X adalah nilai rata-rata voxel ke *i* dan Y adalah voxel ke *i+1* dari *snapshot* 1 hingga *snapshot* 8. Pada masing-masing *trial* ke *i* *snapshot* 1 hingga 8 dihitung nilai mean  $\mu_v$  per voxel, sehingga didapatkan hasil  $\mu_v$  berukuran 1 x *m*, dan untuk masing-masing *trial* pada *stimulus picture* dan *sentence* akan memiliki matriks  $\mu_v$  yang digabung menjadi matriks  $\mu_t$  dengan ukuran *t* x *m*, dimana *t* merupakan 20 *trial* dari *stimulus picture* dan 20 *trial* dari *stimulus sentence*.

**+**  
**\***

- (a) Picture stimulus  
**The Plus is above the Star**
- (b) Stimulus sentence yang benar  
**The Star is above the Plus**
- (c) Stimulus sentence yang salah

Gambar 1. Stimulus picture dan sentence

Tabel 1. Snapshot Starplus dataset

	voxel ke 1	voxel ke 2	...	voxel ke n
snapshot ke 1	BOL D	BOL D	BOL D	BOL D
snapshot ke 2	BOL D	BOL D	BOL D	BOL D
snapshot ke 3	BOL D	BOL D	BOL D	BOL D
snapshot ke 4	BOL D	BOL D	BOL D	BOL D
...	BOL D	BOL D	BOL D	BOL D
snapshot ke m	BOL D	BOL D	BOL D	BOL D

Tabel 2. Starplus dataset

Trial	Snapshot Trial 3
Trial 1 : Rest	Snapshot 1 : Picture
Trial 2 : Rest	Snapshot 2 : Picture
Trial 3 : Picture	Snapshot 3 : Picture
Trial 4 : Picture	Snapshot 4 : Picture
Trial 5 : Picture	Snapshot 5 : Picture
Trial 6 : Picture	Snapshot 6 : Picture
Trial 7 : Rest	Snapshot 7 : Picture
Trial 8 : Picture	Snapshot 8 : Picture
Trial 9 : Picture	Snapshot 9 : Rest
Trial 10 : Picture	Snapshot 10 : Rest
Trial 11 : Picture	Snapshot 11 : Rest
Trial 12 : Rest	Snapshot 12 : Rest
Trial 13 : Picture	Snapshot 13 : Rest
Trial 14 : Picture	Snapshot 14 : Rest
Trial 15 : Picture	Snapshot 15 : Rest
Trial 16 : Picture	Snapshot 16 : Rest
Trial 17 : Picture	Snapshot 17 : Sentence
Trial 18 : Picture	Snapshot 18 : Sentence
Trial 19 : Picture	Snapshot 19 : Sentence
Trial 20 : Picture	Snapshot 20 : Sentence
Trial 21 : Rest	Snapshot 21 : Sentence
Trial 22 : Picture	Snapshot 22 : Sentence
Trial 23 : Picture	Snapshot 23 : Sentence
Trial 24 : Picture	Snapshot 24 : Sentence
Trial 25 : Picture	Snapshot 25 : Rest
Trial 26 : Rest	Snapshot 26 : Rest
Trial 27 : Rest	Snapshot 27 : Rest
Trial 28 : Rest	Snapshot 28 : Rest
Trial 29 : Rest	Snapshot 29 : Rest
Trial 30 : Sentence	Snapshot 30 : Rest
Trial 31 : Sentence	Snapshot 31 : Rest
Trial 32 : Sentence	Snapshot 32 : Rest
Trial 33 : Sentence	Snapshot 33 : Rest
Trial 34 : Rest	Snapshot 34 : Rest
Trial 35 : Sentence	Snapshot 35 : Rest
Trial 36 : Sentence	Snapshot 36 : Rest
Trial 37 : Sentence	Snapshot 37 : Rest
Trial 38 : Sentence	Snapshot 38 : Rest
Trial 39 : Rest	Snapshot 39 : Rest
Trial 40 : Sentence	Snapshot 40 : Rest

Trial 41 : Sentence	Snapshot 41 : Rest
Trial 42 : Sentence	Snapshot 42 : Rest
Trial 43 : Sentence	Snapshot 43 : Rest
Trial 44 : Sentence	Snapshot 44 : Rest
Trial 45 : Sentence	Snapshot 45 : Rest
Trial 46 : Sentence	Snapshot 46 : Rest
Trial 47 : Sentence	Snapshot 47 : Rest
Trial 48 : Rest	Snapshot 48 : Rest
Trial 49 : Sentence	Snapshot 49 : Rest
Trial 50 : Sentence	Snapshot 50 : Rest
Trial 51 : Sentence	Snapshot 51 : Rest
Trial 52 : Sentence	Snapshot 52 : Rest
Trial 53 : Rest	Snapshot 53 : Rest
Trial 54 : Rest	Snapshot 54 : Rest

Langkah selanjutnya adalah mencari korelasi masing-masing voxel terhadap voxel yang lain berdasarkan  $\mu_i$ . Hasil dari korelasi tersebut berupa matriks  $k$  berukuran  $m \times m$ . Dari matriks  $k$  kemudian dicari nilai rata-rata korelasi per voxel  $\mu_{kv}$  dan dicari  $\mu_k$  yaitu nilai rata-rata dari semua  $\mu_{kv}$ . Voxel dengan  $\mu_{kv}$  yang kurang dari  $\mu_k$  akan dihapus dari matriks  $\mu_i$  sejumlah  $n$ , sehingga nilai  $m$  akan menjadi  $m = m - n$ . Selanjutnya proses ini akan berlangsung terus menerus hingga didapat nilai *threshold* yang diinginkan. Bila *threshold* sama dengan 100, maka diperoleh 200 voxel hasil *cross correlation* dari stimulus *picture* (100) dan *sentence* (100). Dari 200 voxel tersebut dicari voxel yang *overlapping* antara voxel *picture* dan *sentence*. Jika terdapat voxel-voxel yang *overlapping*, maka voxel tersebut akan direduksi. Sedangkan voxel-voxel yang *non-overlapping* akan menjadi fitur yang signifikan sebagai masukkan *classifier* untuk menguji kehandalan fitur tersebut. Untuk skenario kedua, penggabungan keenam subjek dilakukan dengan cara menggabungkan voxel *non-overlapping*, hasil dari masing-masing subyek. Voxel-voxel tersebut digabungkan dengan cara mencari voxel-voxel yang sering muncul pada keenam subyek. Voxel-voxel yang kemunculannya lebih besar atau sama dengan dua, akan menjadi fitur yang signifikan sebagai masukkan *classifier*.

*Classifier* yang digunakan pada penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM). Data *training* yang

digunakan sebagai masukan *classifier* sebanyak 80% dari data keseluruhan. Sedangkan data *testing* sebanyak 20% dari data keseluruhan. Data keseluruhan yang digunakan berjumlah 1920 buah untuk pengujian dengan cara penggabungan keenam subyek, yang berasal dari 8 snapshot x 20 trial x 2 task x 6 subyek. Sedangkan untuk pengujian pada masing-masing subyek, data keseluruhan yang digunakan berjumlah 320 buah data. Untuk mengevaluasi hasil uji coba dari metode *non-overlapping cross correlation* tersebut digunakan teknik *precision*, *recall*, dan akurasi.

### Kompleksitas Non-Overlapping

Pada metode (Golestani et al., 2011), kompleksitas didefinisikan dengan  $O(n)$ , karena pengurangan jumlah fitur dilakukan dengan mencari rata-rata dari semua fitur, kemudian rata-rata korelasi dari fitur yang paling rendah akan diabaikan. Jika terdapat 5000 fitur dan nilai *threshold* yang menjadi batasan jumlah fitur adalah 100, maka terdapat 5000 rata-rata korelasi dengan 4900 iterasi. Sedangkan pada metode *non-overlapping cross correlation* yang diusulkan, pengurangan jumlah fitur berdasarkan nilai rata-rata korelasi yang lebih kecil dari nilai rata-rata korelasi akan diabaikan. Dengan proses ini dapat mengurangi jumlah fitur dan waktu hingga separuh dari jumlah fitur pada tiap iterasi. Kompleksitas dari metode yang diusulkan didefinisikan dengan  $O(\log(n))$ .

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian pada masing-masing subyek ditunjukkan pada Tabel 3. Tabel 3 merupakan hasil rata-rata dari masing-masing subyek. Sedangkan pengujian dengan penggabungan keenam subyek ditunjukkan pada Tabel 4. Pada Tabel 3 merupakan hasil pengujian metode dilakukan dengan cara membandingkan hasil uji coba antara metode yang tidak melakukan reduksi pada voxel yang

*overlapping* antara *stimulus sentence* dan *stimulus picture*, dengan metode yang melakukan reduksi pada voxel yang *overlapping*. Seperti ditunjukkan di Tabel 3 dengan skenario pengujian masing-masing subyek, hasil pengujian dapat dianalisis bahwa metode dengan cara mereduksi voxel yang *overlapping* memiliki akurasi mendekati atau lebih baik dari metode dengan cara tanpa mereduksi voxel yang *overlapping*.

Metode dengan cara mereduksi voxel yang *overlapping* memiliki nilai akurasi rata-rata sekitar 95.1% dan waktu komputasi 0.019 detik, sedangkan metode dengan cara tanpa mereduksi voxel yang *overlapping* memiliki akurasi sekitar 94.6% dan waktu akurasi 0.023 detik. Metode yang diusulkan lebih unggul karena dapat mengurangi jumlah voxel yang digunakan sebagai fitur untuk mencapai nilai akurasi yang sama pada metode tanpa mereduksi voxel yang *overlapping*, selain itu juga dapat mengurangi waktu komputasi. Namun, pada skenario penggabungan keenam subyek, diperoleh hasil bahwa metode dengan cara mereduksi voxel yang *overlapping* memiliki nilai akurasi rata-rata kurang baik dari metode dengan cara tanpa mereduksi voxel yang *overlapping*. Metode dengan cara mereduksi voxel yang *overlapping* memiliki nilai akurasi rata-rata sekitar 93.7%, sedangkan metode dengan cara tanpa mereduksi voxel yang *overlapping* memiliki nilai akurasi rata-rata sekitar 97.4%. Nilai akurasi rata-rata pada metode dengan cara mereduksi voxel yang *overlapping* mengalami penurunan di skenario penggabungan keenam subyek karena lebih banyak voxel yang direduksi. Beberapa informasi voxel dari masing-masing subyek ada yang tidak dijadikan fitur, sehingga ada informasi yang hilang. Selain itu disebabkan juga oleh perbedaan ukuran anatomi daerah otak pada masing-masing subyek (Golestani et al., 2011). Sehingga letak voxel-voxel dengan fungsi sama dapat saja bergeser antara satu subyek dengan subyek yang lain. Hal ini mengakibatkan voxel yang terpilih

menjadi fitur pada skenario penggabungan keenam subyek dengan metode mereduksi voxel yang *overlapping* tidak dapat mewakili informasi dengan baik. Sedangkan pada metode tanpa mereduksi voxel yang *overlapping* mengalami kenaikan di skenario penggabungan keenam subyek karena pada metode ini tidak melakukan reduksi. Voxel-voxel yang dilibatkan menjadi fitur bertambah menjadi sangat banyak, dimana semua fitur dari masing-masing subyek dijadikan fitur. Sehingga dengan fitur yang sangat banyak tersebut dapat mewakili informasi lebih rinci. Pada analisis nilai *threshold* yang digunakan antara 100 hingga 1000, dapat dilihat bahwa semakin besar nilai *threshold* yang digunakan semakin tinggi nilai akurasi yang diperoleh. Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata nilai akurasi meningkat sebanding dengan banyaknya jumlah fitur yang digunakan. Hasil uji coba tersebut sudah seharusnya diperoleh, karena semakin banyak fitur yang menjadi masukkan *classifier* berarti semakin ditail dalam membantu mengenali suatu objek atau *stimulus*. Dari percobaan yang dilakukan dapat dianalisis pula bahwa nilai *threshold* rata-rata yang dapat digunakan adalah 400, karena pada nilai *threshold* tersebut rata-rata terjadi penurunan nilai akurasi pertama setelah terjadi kenaikan nilai akurasi yang *continue*. Nilai *threshold*

tersebut berarti menunjukkan nilai *threshold* yang optimal. Metode dengan cara mereduksi voxel yang *overlapping* yang dikembangkan dengan memanfaatkan metode *inter voxel cross correlation* memiliki beberapa kelebihan. Pertama metode yang diusulkan dapat mengurangi jumlah fitur, dimana untuk mulai mencapai akurasi 94% cukup dengan jumlah fitur 302, sedangkan pada metode tanpa mereduksi voxel yang *overlapping* dapat mencapai akurasi tersebut dengan jumlah fitur 920. Kedua, metode yang diusulkan cukup sederhana, tidak ada perhitungan matematis yang rumit, sehingga dapat mengurangi waktu komputasi, kompleksitas, dan mudah untuk dipahami. Namun, metode yang diusulkan terdapat beberapa kekurangan. Pertama, metode tersebut belum mengklasifikasi secara optimal pada skenario penggabungan keenam subjek. Hal ini disebabkan karena belum dapat memetakan secara tepat voxel-voxel yang mewakili fungsi yang sama di subyek yang berbeda. Ada beberapa fitur di subyek pertama yang tidak dimiliki di subyek kelima dan keenam, atau dengan kata lain tidak terdapat irisan fitur untuk keenam subyek. Kedua, metode yang diusulkan belum dapat menentukan voxel aktif secara tepat, dengan *cross correlation*.

Tabel 3. Rata-rata evaluasi skenario per subyek

Rata-rata Evaluasi Skenario Per Subyek										
Subyek	Fitur Overlapping + Non-Overlapping					Fitur Non-Overlapping				
	Waktu	Fitur	Precision	Recall	Akurasi	Waktu	Fitur	Precision	Recall	Akurasi
1	0.014	351	94.6%	91.0%	92.6%	0.013	302	96.1%	92.5%	94.2%
2		920	93.0%	95.2%	94.2%	0.019	640	95.3%	93.9%	94.6%
3	0.025	944	93.0%	96.0%	94.6%	0.024	888	92.2%	97.5%	95.0%
4	0.025	1136	97.7%	100.0%	98.8%	0.025	1072	99.2%	99.2%	99.2%
5	0.026	530	94.6%	89.7%	91.9%	0.017	460	94.6%	91.0%	92.6%
6	0.017	561	92.2%	98.3%	95.3%	0.017	522	92.2%	97.5%	95.0%
Rata-rata	0.018	740	94.2%	95.1%	94.6%	0.017	647	95.0%	95.3%	95.1%
	0.021					0.019				

Tabel 4. Hasil evaluasi skenario gabungan subyek

Hasil Evaluasi Skenario Gabungan Subyek										
Fitur Overlapping + Non-Overlapping						Fitur Non-Overlapping				
Threshold	Waktu	Fitur	Precision	Recall	Akurasi	Waktu	Fitur	Precision	Recall	Akurasi
100	0.025	956	96.1%	94.7%	95.3%	0.013	49	78.3%	75.9%	76.7%
200	0.043	1693	97.7%	96.9%	97.3%	0.017	151	94.6%	92.4%	93.4%
300	0.049	2291	97.7%	96.9%	97.3%	0.014	317	91.5%	93.7%	92.6%
400	0.058	2804	98.4%	96.9%	97.7%	0.018	477	92.2%	91.5%	91.9%
500	0.067	3210	98.4%	96.9%	97.7%	0.020	687	96.1%	94.7%	95.3%
600	0.068	3528	99.2%	97.0%	98.1%	0.022	860	96.1%	94.7%	95.3%
700	0.092	3775	99.2%	96.2%	97.7%	0.028	1079	98.4%	95.5%	96.9%
800	0.082	3971	99.2%	95.5%	97.3%	0.036	1309	99.2%	96.2%	97.7%
900	0.096	4131	99.2%	96.2%	97.7%	0.039	1566	100.0%	96.3%	98.1%
1000	0.087	4244	99.2%	96.2%	97.7%	0.042	1785	100.0%	98.5%	99.2%
Rata-rata	0.067	3060	98.4%	96.4%	97.4%	0.025	828	94.7%	92.9%	93.7%

Hal ini dikarenakan metode ini hanya mencari voxel yang berkorelasi tinggi, namun belum dapat dipastikan apakah voxel yang berkorelasi tinggi merupakan voxel yang aktif. Ketiga metode yang diusulkan masih terdapat perulangan yang cukup banyak untuk data yang lebih besar.

**KESIMPULAN DAN SARAN**

Dari berbagai macam pengujian pada metode yang melakukan reduksi pada voxel yang *overlapping* dengan mengembangkan metode *inter voxel cross correlation*, dapat ditarik beberapa kesimpulan. Pertama, pada skenario masing-masing subyek metode yang diusulkan lebih unggul dari metode yang tidak melakukan reduksi pada voxel yang *overlapping*. Kedua, skenario pengujian pada penggabungan keenam subyek dengan metode yang diusulkan memiliki nilai akurasi rata-rata yang kurang baik dibandingkan dengan pengujian pada masing-masing subyek.

Beberapa kelemahan telah disampaikan pada sub bab sebelumnya, terutama dalam pemilihan voxel yang aktif secara signifikan. Pendekatan menggunakan bantuan resting-state dalam mencari voxel yang aktif dan pemilihan fitur menggunakan non-overlapping cross correlation untuk menentukan voxel yang aktif berdasarkan rentang antara task-state dan resting-state dapat diteliti lebih lanjut.

**DAFTAR PUSTAKA**

Baxter PR, Victoria LM, et al., 2007. *Assessing functional connectivity in the human brain by fMRI*. Journal of Magnetic Resonance Imaging 25 1347–1357.

Fiecas, Mark, Hernando Ombao, Dan van Lunen, Richard Baumgartner, Alexandre Coimbra, and Dai Feng, 2012. *Quantifying temporal correlations: A test-retest evaluation of functional connectivity in resting-state fMRI.* *NeuroImage*.

Golestani, Ali-Mohammad, and Bradley G. Goodyear, 2011. *Regions of interest for*

resting-state fMRI analysis determined by inter-voxel cross-correlation. *NeuroImage* 56, no. 1 : 246-251.

Hayasaka, Satoru, and Paul J. Laurienti, 2010. Comparison of characteristics between region-and *voxel-based* network analyses in resting-state fMRI data. *Neuroimage* 50, no. 2: 499.

Kartik V, Sourav K, 2009. Analysis of FMRI Data. Indian Institute of Technology Kanpur : Intruduction to Cognitive Science.

<http://www.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/project/theo-81>