

Aplikasi Graf dalam Menentukan Pola Interaksi Antar Neuron Pada Jaringan Otak Manusia

Wilson Tansil - 13521054

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia

13521054@std.stei.itb.ac.id

Abstract—Otak manusia merupakan sebuah jaringan yang memiliki tingkat hubungan kompleksitas yang relatif tinggi dalam melakukan transmisi informasi baik secara langsung maupun tidak. Graf merupakan pendekatan matematis yang berguna dalam meningkatkan akurasi detail informasi yang membantu dalam mengidentifikasi *brain complex phenomenon* dan *brain modelling* secara detail. Pada makalah ini, akan dibahas pemanfaatan graf dalam penanganan kasus *neurological disease or syndrome*.

Keywords—Brain Network, fMRI, Graf, Schizophrenia

I. INTRODUCTION

Otak manusia merupakan pusat dari seluruh bagian tubuh yang paling krusial, dan memegang peranan penting dalam mengatur seluruh aktivitas pada tubuh. Otak manusia terdiri dari berbagai *region* yang memiliki fungsi dalam mengatur bagiannya masing-masing. Sama halnya dengan *Central Processing Unit* pada computer kita. Namun tingkatan yang dimiliki oleh otak manusia memiliki tingkat kompleksitas tertinggi apabila dibandingkan dengan makhluk lain di bumi. Otak manusia itu sendiri terdiri dari susunan sekitar 86 miliar *neuron* yang dihubungkan dengan 150 triliun *synapses* yang berlaku sebagai penghubung antar *neuron* yang berguna untuk melakukan transmisi signal baik *electrical* maupun *chemical* ke *neuron* lain yang berhubungan baik secara langsung maupun tidak.

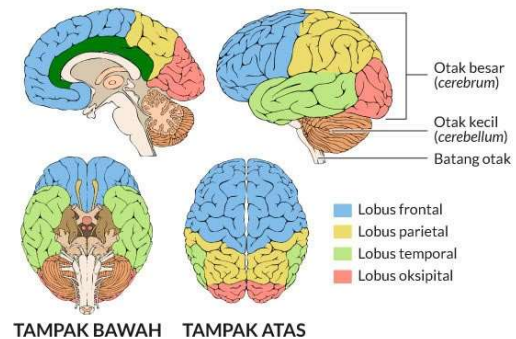
Otak secara umum terbagi menjadi beberapa bagian utama yang memiliki keunikan dan fungsi masing-masing, yakni otak besar (*Cerebrum*), otak kecil (*Cerebellum*), dan batang otak (*Brain Stem*).

Cerebrum atau yang lebih dikenal dengan otak besar merupakan bagian terbesar dari otak yang terbagi menjadi 2 bagian yang dikenal dengan otak kiri dan otak kanan. *Synapse* terletak pada *cerebral cortex* yang merupakan lapisan terluar dari *cerebrum*. Bagian dalam cerebrum mengandung sel-sel selubung *myelin* yang merupakan lapisan *fosfolipid* yang membungkus *akson* secara konsentrik.

Cerebellum atau otak kecil yang terletak pada bagian bawah belakang otak besar. Otak kecil juga terbagi menjadi dua. Otak kecil berfungsi dalam mengatur segala kegiatan yang berhubungan dan keseimbangan, gerakan, serta pemerataan fungsi otak kiri dan otak kanan atau yang dikenal dengan istilah

equilibrium.

Brain stem dapat diibaratkan sebagai sejumlah kabel atau jaringan yang dipadatkan membentuk sebuah ikatan. *Brain stem* berfungsi sebagai menara pemancar signal yang menghubungkan bagian otak dengan saraf tulang belakang, serta melakukan transmisi informasi antar otak dan seluruh bagian sarak tubuh yang bersangkutan.

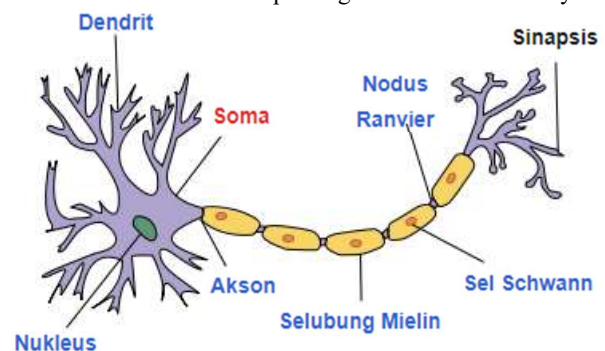


Gambar 1.1 *Cerebrum*, *Cerebellum*, dan *Brain Stem*

Sumber: <https://nuansa.nusaputra.ac.id/wp-content/uploads/2021/10/otak.jpg>

Neuron merupakan sebuah kesatuan processing unit yang terdiri dari nukleus sebagai inti dari neuron, sitoplasma, akson dan bagian-bagian lainnya yang berfungsi dalam menghantarkan impuls listrik sebagai akibat dari penerimaan signal stimulus atau rangsangan.

Synapse merupakan bagian titik temu antara terminal akson salah satu neuron dengan *neuron* lain yang bertujuan untuk meneruskan atau menerima impuls signal dari *neuron* lainnya.



Gambar 1.2 Struktur Neuron.

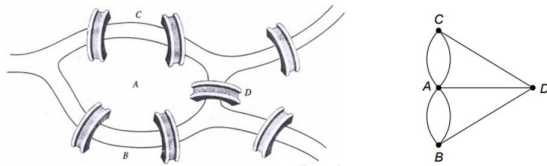
Sumber: https://id.wikipedia.org/wiki/Berkas:Neuron-no_labels.png

II. DASAR TEORI

A. GRAF

1. Pengertian Graf

Graf ditemukan pertama kali oleh Leonhard Euler (1707-1783), seorang matematikawan Swiss, yang memecahkan persoalan jembatan *Königsberg* yang menentukan kemungkinan untuk melalui tujuh jembatan tepat satu kali dan kembali ke titik asal pada tahun 1736. Permasalahan tersebut diselesaikan melalui penggunaan struktur dan teori graf.



Gambar 2.1 Jembatan *Königsberg* dan Graf Persoalan.

Graf itu sendiri merupakan kesatuan dari berbagai kumpulan objek-objek diskrit yang terhubung berdasarkan keterhubungan tertentu. Dalam permasalahan jembatan *Königsberg*, daratan menyatakan simpul graf (*vertex*), sedangkan jembatan menyatakan sisi (*edge*). Euler menawarkan penyelesaian berdasarkan teorema yang menyatakan graf tidak berarah G adalah graf Euler (memiliki sirkuit Euler), merupakan sirkuit yang melewati masing-masing sisi tepat satu kali, jika dan hanya jika G terhubung dan setiap simpul berderajat genap. Untuk permasalahan ini, tidak mungkin dapat membentuk sirkuit Euler dikarenakan simpul-simpul yang tidak berderajat genap. Derajat suatu simpul adalah jumlah sisi yang bersisian dengan simpul tersebut.

Menurut pengertian graf yang merupakan kesatuan objek-objek diskrit dengan keterhubungan tertentu, graf dapat didefinisikan sebagai berikut,

$$G = (V, E)$$

V merupakan himpunan tidak kosong dari simpul-simpul (*vertices*). $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$.

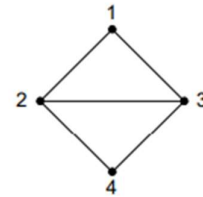
E merupakan himpunan sisi (*edges*) yang menghubungkan sepasang simpul. $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$.

2. Jenis-jenis Graf

Berdasarkan ada tidaknya gelang atau sisi ganda pada suatu graf, maka graf digolongkan menjadi dua jenis:

1. Graf Sederhana (*Simple Graph*)

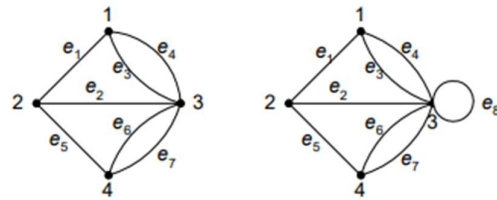
Graf yang tidak mengandung gelang maupun sisi ganda.



Gambar 2.2 *Simple-Graph*.

2. Graf Tak Sederhana (*unsimpled graph*)

Graf yang mengandung sisi ganda (*multi-graph*) atau sisi gelang (*pseudo-graph*). Perbedaan antara *multi-graph* dengan *pseudo-graph* terletak pada apabila *pseudo-graph* dapat mengandung *multi-graph*, tetapi *multi-graph* tidak dapat mengandung *pseudo-graph*.

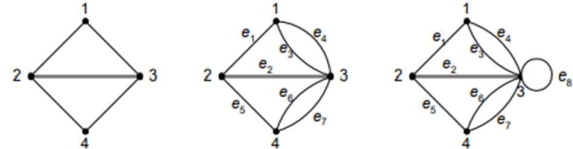


Gambar 2.3 *Multi-Graph* dan *Pseudo-Graph*.

Berdasarkan orientasi arah pada sisi, graf dibedakan atas 2 jenis:

1. Graf tak-berarah (*undirected graph*)

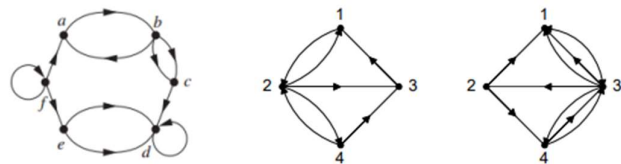
Graf yang sisinya tidak mempunyai orientasi arah.



Gambar 2.4 *Undirected Graph*.

2. Graf berarah (*directed graph* atau *digraph*)

Graf yang setiap sisinya diberikan orientasi arah.



Gambar 2.5 *Directed Graph*.

3. Terminologi Graf

1. Ketetanggaan (*Adjacent*)

Dua buah simpul dikatakan bertetangga bila keduanya terhubung langsung. Pada Gambar 2.2 dapat dilihat bahwa simpul 1 bertetangga dengan simpul 2 dan 3, tetapi tidak bertetangga dengan simpul 4.

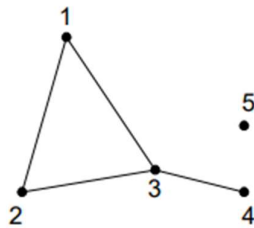
2. Bersisian (*Incidency*)

Untuk sembarang sisi $e = (v_j, v_k)$ dikatakan sisi e bersisian dengan simpul v_j , atau e bersisian dengan simpul v_k . Pada Gambar 2.2 dapat dilihat bahwa sisi (2, 3) bersisian dengan simpul 2 dan simpul 3, tetapi sisi(1, 2) tidak bersisian

dengan simpul 4.

3. Simpul Terpencil (*Isolated Vertex*)

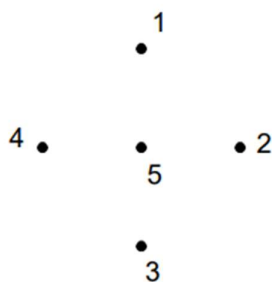
Simpul Terpencil ialah simpul yang tidak mempunyai sisi yang bersisian dengannya.



Gambar 2.6 Simpul 5 merupakan *isolated vertex*.

4. Graf Kosong (*Null Graph* atau *Empty Graph*)

Graf yang himpunan sisinya merupakan himpunan kosong.



Gambar 2.7 *Null Graph*

5. Derajat (*Degree*)

Derajat suatu simpul adalah jumlah sisi yang bersisian dengan simpul tersebut. Notasi $d(v)$. Pada Gambar 2.2 dapat dilihat $d(1) = 2$.

6. Lintasan (*Path*)

Lintasan yang panjangnya n dari simpul awal v_0 ke simpul tujuan v_n di dalam sebuah graf ialah barisan berselang-seling simpul-simpul dan sisi-sisi yang berbentuk $v_0, e_1, v_1, e_2, v_2, \dots, v_{n-1}, e_n, v_n$. Sedemikian sehingga $e_1 = (v_0, v_1)$, $e_2 = (v_1, v_2)$, $e_n = (v_{n-1}, v_n)$ adalah sisi-sisi dari graf. Pada Gambar 2.2 dapat dilihat lintasan 1, 2, 4, 3 adalah lintasan dengan barisan sisi $(1, 2)$, $(2, 4)$, dan $(4, 3)$.

Panjang lintasan adalah jumlah sisi dalam lintasan tersebut.

7. Siklus (*Cycle*) atau Sirkuit (*Circuit*)

Lintasan yang berawal dan berakhir pada simpul yang sama disebut sirkuit atau siklus. Pada Gambar 2.2 1, 2, 3, 1 adalah sebuah sirkuit.

Panjang sirkuit adalah jumlah sisi dalam sirkuit tersebut.

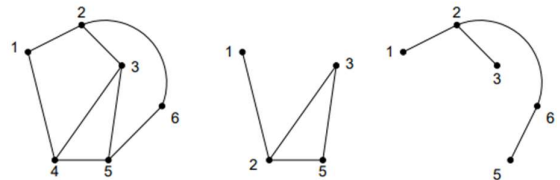
8. Keterhubungan (*Connected*)

Dua buah simpul v_1 dan v_2 disebut terhubung jika terdapat lintasan dari v_1 ke v_2 . Graf G disebut graf terhubung (*connected graph*) jika untuk setiap pasang simpul v_i dan v_j terhubung. Jika tidak maka G disebut graf tak terhubung (*disconnected graph*).

9. Upagraf (*Subgraph*) dan Komplemen Upagraf

Misalkan $G = (V, E)$ adalah sebuah graf. $G_1 = (V_1, E_1)$ adalah upagraf (*subgraph*) dari G jika $V_1 \subseteq V$ dan $E_1 \subseteq E$.

Komplemen dari upagraf G_1 terhadap graf G adalah graf $G_2 = (V_2, E_2)$ sedemikian sehingga $E_2 = E - E_1$ dan V_2 adalah himpunan simpul yang anggota-anggota E_2 bersisian dengannya.



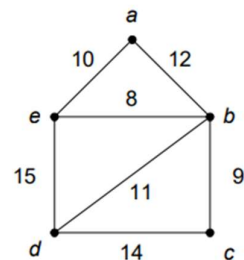
Gambar 2.8 Graf G_1 , Upagraf G_1 , dan Komplemen dari Upagraf

10. *Cut-Set*

Cut-Set dari graf terhubung G adalah himpunan sisi yang bila dibuang dari G menyebabkan G tidak terhubung. Jadi, *cut-set* selalu menghasilkan dua buah komponen.

11. Graf Berbobot (*Weighted Graph*)

Graf berbobot adalah graf yang setiap sisinya diberi sebuah harga (bobot).

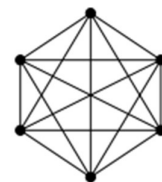


Gambar 2.9 *Weighted Graph*

4. Beberapa Graf Khusus

1. Graf Lengkap (*Complete Graph*)

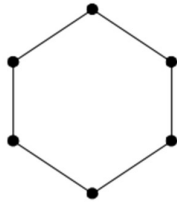
Graf lengkap adalah graf sederhana yang setiap simpulnya mempunyai sisi ke semua simpul lainnya. Graf lengkap dengan n buah simpul dilambangkan dengan K_n . Jumlah sisi pada graf lengkap yang terdiri dari n buah simpul adalah $n(n-1)/2$.



Gambar 2.10 K_6

2. Graf Lingkaran

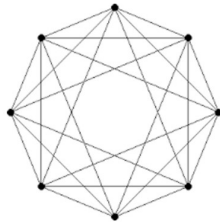
Graf lingkaran adalah graf sederhana yang setiap simpulnya berderajat dua. Graf lingkaran dengan n simpul dilambangkan dengan C_n .



Gambar 2.11 C_6

3. Graf Teratur (*Regular Graph*)

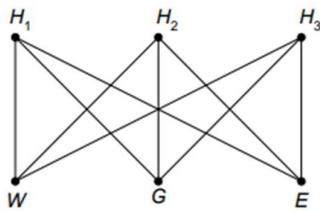
Graf yang setiap simpulnya mempunyai derajat yang sama. Apabila derajat setiap simpul adalah r , maka graf tersebut disebut sebagai graf teratur berderajat r . Jumlah sisi pada graf teratur adalah $nr/2$.



Gambar 2.12 Graf Teratur Berderajat 6

4. Graf Bipartite (*Bipartite Graph*)

Graf G yang himpunan simpulnya dapat dipisah menjadi dua himpunan bagian V_1 dan V_2 , sedemikian sehingga setiap sisi pada G menghubungkan sebuah simpul di V_1 ke sebuah simpul di V_2 dan dinyatakan sebagai $G_{(v_1, v_2)}$.



Gambar 2.13 $G_{(3,3)}$

III. KOMPLEKSITAS OTAK

A. Properti Statistik

Otak manusia merupakan bagian tubuh yang paling kompleks dan juga termasuk sebagai salah satu susunan terkompleks dari semua property yang pernah ditemui sampai sekarang. Dengan definisi lain, otak adalah perbatasan biologis terakhir dan termegah yang mengandung ratusan miliar sel yang saling terkait melalui ratusan koneksi. Kompleksitas ini dapat direpresentasikan dengan tiga ukuran orde statistik dimulai dengan yang paling rendah hingga paling tinggi dan menggapai sejumlah daerah di otak. Tiga ukuran orde tersebut yakni *Univariate Measure*, *Bivariate Measure* dan *Multivariate Measure*.

1. *Univariate Measure*

Univariate Measure merupakan sebuah teknik analisis yang membantu dalam memahami dan melakukan eksplorasi data. Sesuai dengan penamaannya, *Univariate Measure* dapat diartikan dengan analisis data dengan feature tunggal.

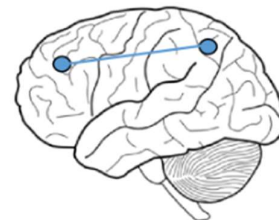
Univariate Measure dapat dilakukan dengan menggunakan perhitungan statistika maupun visualisasi. Perhitungan statistika yang biasa dilakukan dapat berupa mencari ukuran tendensi sentral, ukuran penyebaran dan ukuran distribusi pada sebuah media. Dengan pendekatan *Univariate*, hanya satu daerah pada otak yang dianalisa sesuai kebutuhan. Hasil pemeriksaan bagian-bagian ini kemudian dihitung rata-ratanya dan dibandingkan dengan variasi control dari variable yang ideal. *Univariate Measure* juga biasanya digunakan dalam representasi data dari beberapa alat medis, seperti *Functional Magnetic Resonance Imaging* atau disingkat dengan fMRI. Dalam hal ini region yang diamati akan diklasifikasikan sebagai sebuah graf kosong dikarenakan tidak ada bagian yang saling berhubungan. Pendekatan ini merupakan pendekatan yang paling simple, tetapi sering digunakan dalam identifikasi gangguan atau penyakit pada bagian tertentu, seperti tumor.



Gambar 3.1 *Univariate Measure*

2. *Bivariate Measure*

Bivariate Measure merupakan teknik analisis yang memiliki ruang lingkup dua variabel. Analisis *bivariate* juga merupakan salah satu cara untuk menggunakan koefisien korelasi dalam rangka menemukan apakah dua variabel tersebut memiliki relasi atau tidak. Dengan pendekatan *Bivariate Measure* pada lingkup *brain connectivity* adalah mencari relasi antara dua region atau bagian pada otak. Hal ini merupakan tahap lanjutan dari *Univariate Measure*. *Bivariate Measure* biasanya digunakan untuk menentukan koneksi, fungsi atau relasi antar kedua bagian pada otak. Hal ini biasanya dilakukan untuk mencari tahu kerusakan atau gangguan pada *synapse*.

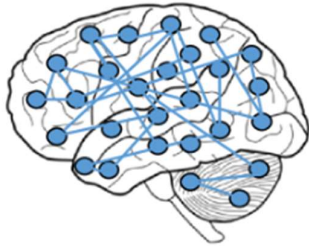


Gambar 3.2 *Bivariate Measure*

3. *Multivariate Measure*

Multivariate Measure merupakan teknik analisis yang bertujuan untuk menganalisa dalam ruang lingkup lebih dari dua variabel. Data yang dianalisis pada multivariate merupakan sekumpulan data yang didapatkan dalam analisis *bivariate*. Data analisis dari multivariate measure berupa matriks yang berisi ukuran atau tingkat korelasi bivariat. Dalam aplikasinya, *region* otak dengan jumlah yang banyak dianalisis dalam satu waktu. Analisis graf pada tahap ini dibutuhkan untuk mendapatkan nilai

kuantitatif hubungan antar node atau region dalam satu kesatuan jaringan. Hal ini untuk mengecek apakah fungsi dari otak memiliki keterhubungan yang sehat atau tidak ada gangguan secara keseluruhan.



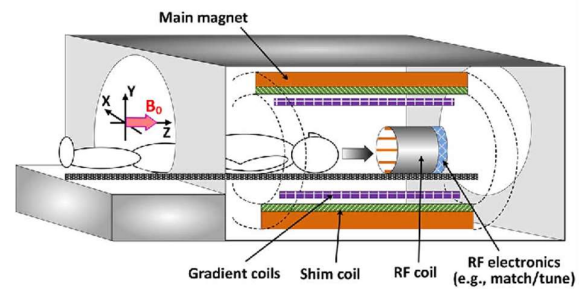
Gambar 3.3 *Multivariate Measure*

B. Functional Magnetic Resonance Imaging

Functional Magnetic Resonance Imaging pertama kali diperkenalkan pada pertengahan 1990 dan memberikan sebuah alat yang memudahkan ilmuwan, terutama *neuroscientists*, dalam mempelajari jaringan otak manusia dengan tingkat presisi yang tinggi. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, otak kita terdiri dari neuron dengan jumlah yang sangat besar. Neuron tersebut terus berinteraksi satu sama lain ketika kita beraktivitas maupun beristirahat. Jutaan informasi saling diproses hanya untuk melakukan hal-hal sederhana seperti mengangkat sesuatu, berbicara, bahkan ketika kita sedang beristirahat, informasi dalam jumlah besar terus ditransmisikan. Aktivitas otak itu akan membentuk sebuah pola yang unik baik ketika kita sedang berbicara maupun berolahraga. Hal inilah yang dipelajari oleh banyak ilmuwan untuk lebih mengetahui dan mendalami perilaku otak yang sehat yang akan mempermudah dalam identifikasi gangguan atau penyakit pada otak. *Functional Magnetic Resonance Imaging* adalah sebuah teknik yang digunakan untuk mengukur dan memetakan aktivitas otak.

1. *Magnetic Resonance Imaging*

Magnetic Resonance Imaging merupakan alat umum yang digunakan untuk proses radiology dikarenakan akan menghasilkan gambar dengan resolusi yang tinggi dan memberikan contrast yang terlihat signifikan untuk setiap bagiannya. Dalam penerapannya, dengan menggunakan inti atom hydrogen pada tubuh yang memiliki sifat magnet kecil digabungkan dengan fenomena *nuclear magnetic resonance* akan memancarkan signal yang dapat dipetakan dan dikonversikan menjadi sebuah gambar. Ketika seseorang berada dalam lingkup yang memiliki medan magnet yang kuat, nukleus hydrogen dalam tubuh akan membentuk formasi yang sejajar dengan medan magnet tersebut. Ketika sebuah signal magnetic dengan frekuensi radio dipancarkan ke tubuh dalam jumlah yang tepat, maka nukleus hydrogen dalam tubuh akan memancarkan signal lemah yang dapat ditangkap oleh *RF coil* dan diproses sesuai yang telah dijelaskan.



Gambar 3.4 *Magnetic Resonance Imaging*

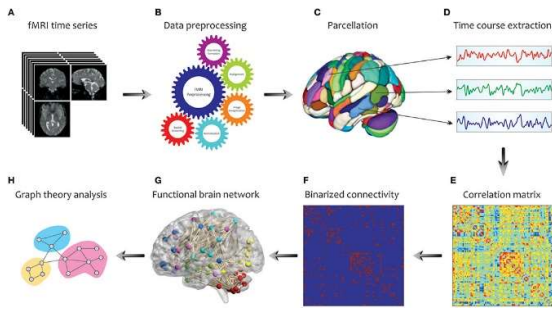
Sumber: <https://www.semanticscholar.org/paper/RF-Head-Coil-Design-With-Improved-RF-Magnetic-for-Sohn-DelaBarre/933f967bc4baeb2f2838a3a5b50be420b0242894/figure/0>

2. *Brain Network Construction*

Dalam pembentukan sebuah jaringan otak virtual, langkah pertama adalah mendapatkan sejumlah data yang didapatkan dari *Magnetic Resonance Imaging*. Setelah itu sejumlah langkah *pre-processing* yakni *slice timing correction*, *realignment*, *image co-registration*, *normalized based on segment*, dan *spatial smoothing* akan diterapkan ke data-data tersebut. Tahap *pre-processing* akan dilakukan dengan urutan sedemikian rupa sehingga mendapatkan graf yang paling ideal nantinya. Perbedaan urutan tahap yang diproses dapat mempengaruhi graf yang akan dihasilkan. Tahap *pre-processing* ini bertujuan agar gambar tersebut dapat dipecah menjadi sejumlah data numerik yang dapat diproses oleh computer.

Setelah tahap *pre-processing*, agar dapat menganalisa jaringan otak yang telah didapatkan, maka akan dilakukan pembagian atau pembatasan menjadi berbagai daerah anatomi sesuai dengan bagian-bagian otak umumnya. Tahap ini disebut dengan tahap *parcellation*. Algoritma yang digunakan dalam pembagian ini disebut dengan *anatomical automatic labeling atlas*. Bersamaan dengan itu, *time series* setiap bagian akan dihitung dengan mengambil rata-rata *time courses* dari setiap *voxels* pada bagian tersebut. *Time courses* dari *voxels* dalam hal ini mencerminkan tingkat oksigen darah lokal, yang dianggap sebagai indikator aktivitas saraf.

Tahap analisis dengan menggunakan *cross-corellation* untuk mendapatkan hubungan antara bagian otak tersebut. Variabel perbandingan dalam hal ini adalah *time series* dari setiap region. Data hasil analisis ini akan diproses dan direpresentasikan dalam sebuah *correlation matrix*. Analisis ini merupakan *bivariate measure* karena melakukan perbandingan dengan dua variable dalam satu waktu. Untuk mendapatkan hasil yang ideal, matrix tersebut kemudian diubah menjadi *binary connectivity matrix* dengan melakukan *thresholding* pada gambar tersebut. Tujuan dari hal ini adalah untuk meminimalisir gangguan dari unsur-unsur tertentu yang dapat mempengaruhi hasil yang diinginkan. Dengan ini, graf telah dapat direpresentasikan dengan menggunakan *binary adjacent matrix* yang telah didapatkan.



Gambar 3.5 Brain Network Construction

Sumber: https://www.frontiersin.org/files/Articles/439505/fn-ins-13-00585-HTML-r1/image_m/fnins-13-00585-g003.jpg

C. Graph Theory Analysis

1. Background

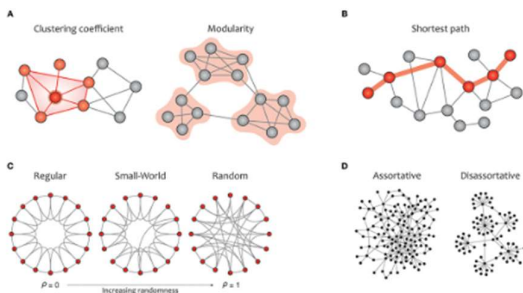
Teori graf mulai memasuki lingkup penelitian biological network dikarenakan hasil analisis pada bidang electrical circuit dan chemical structure mendapatkan hasil yang sangat bagus dan presisi. Tidak hanya itu teori graf juga banyak digunakan dalam menyelesaikan berbagai masalah dimulai dari transportation system, social network dan lain sebagainya.

Dalam lingkup complex brain network, graf banyak digunakan dalam bentuk adjacency matrix yang memiliki elemen-elemen yang menggambarkan relasi dari setiap bagiannya. Graf yang kebanyakan digunakan adalah weighted graph atau binary graph baik directed maupun undirected sesuai dengan nilai keterhubungan antar vertice.

2. Graph Network Measure

Graf yang umum dipakai dalam merepresentasikan jaringan otak dibagi ke dua kelompok yakni global dan local metrik.

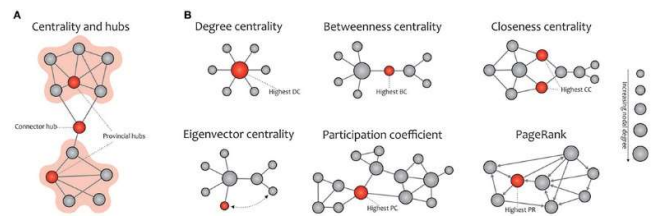
Global metrix terdiri dari *functional segregation*, *functional integration*, *small-worldness*, dan *network resilience against failure*. *Segregation* memberikan gambaran mengenai sejauh mana vertice tersebut berhubungan dengan vertice lainnya sedangkan *integration* adalah kemampuan kumpulan vertice tersebut dalam menggabungkan informasi yang didistribusikan. *Small-world* itu sendiri merupakan tingkat keseimbangan optimal dari *segregation* dan *integration*. *Small world* dapat diartikan dengan jarak terdekat antara dua buah vertice yang tidak bertetangga tetapi dapat terhubung melalui vertice lainnya. *Network resilience against failure* itu sendiri merupakan pengukuran terhadap ketahanan jaringan terhadap kerusakan pada bagian utama.



Gambar 3.6 Global Matrix

Sumber: https://www.frontiersin.org/files/Articles/439505/fn-ins-13-00585-HTML-r1/image_m/fnins-13-00585-g004.jpg

Local metrix merupakan komputasi graf dalam mencari sentralitas dari graf tersebut. Ada beberapa property yang digunakan dalam merepresentasikan local metrix ini yakni hub yang merupakan node dengan sentralitas yang tinggi yang dapat diidentifikasi. *Degree centrality* memiliki arti yang sama dengan degree yakni jumlah tetangga vertice. *Betweenness centrality* mengukur peran vertice yang menjadi sebuah jembatan antar sebuah cluster dengan cluster lainnya. *Closeness centrality* didefinisikan dengan seberapa cepat suatu vertice dalam sebuah graf dapat mengakses semua vertice lainnya. Semakin sentral sebuah vertice, maka semakin dekat vertice tersebut dengan vertice lainnya. *Eigenvector centrality* merupakan sentralitas yang memperhatikan kualitas dari hubungan vertice tersebut. *Participation coefficient* sebuah node merepresentasikan distribusi hubungan di antara modul yang terpisah. Modul merupakan kumpulan dari sebuah node yang saling berhubungan. *PageRank* merupakan turunan dari eigenvector centrality yang dibentuk oleh Google yang dirancang untuk menentukan peringkat kepentingan sebuah vertice dengan menggunakan hyperlink yang terhubung dengan vertice tersebut sebagai ukuran kepentingan.

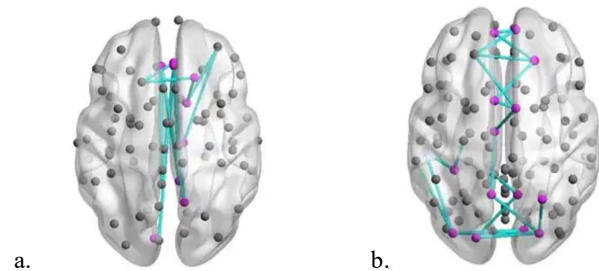


Gambar 3.7 Local Matrix

Sumber: https://www.frontiersin.org/files/Articles/439505/fn-ins-13-00585-HTML-r1/image_m/fnins-13-00585-g005.jpg

D. Sample Case

Dalam studi kasus yang nyata, banyak penyakit yang dapat diidentifikasi dengan menggunakan metode graf misalkan depresi dan *schizophrenia*. Depresi merupakan sebuah penyakit yang ditandai rasa sedih yang berkepanjangan dan kehilangan minat terhadap kegiatan-kegiatan yang biasanya dilakukan dengan senang hati. Sedangkan *schizophrenia* adalah gangguan mental yang terjadi dalam jangka panjang. Penderita *schizophrenia* akan mengalami delusi, halusinasi, kekacauan dalam berpikir, mengasingkan diri dari orang lain, hingga mengalami perubahan perilaku.



Gambar 3.8 (a) Depression, (b) Schizophrenia

Sumber: https://miro.medium.com/max/720/1*sYcJJZ88sBVpZ2ZIODdBlw.webp

IV. CONCLUSION

Otak merupakan ciptaan Tuhan yang paling megah dan kompleks. Sebelum terkemukanya teori graf, penyakit yang berhubungan dengan neuron atau tranmisi pada bagian otak dapat dikatakan sebagai hal yang tabu dan dikaitkan dengan hal-hal yang dipercaya oleh diri mereka sendiri yang tidak dapat terbukti kebenarannya. Bahkan ada yang mengaitkannya dengan hukuman akibat kemarahan dari Tuhan yang mereka percayai. Dengan semakin majunya teknologi, teori graf juga mulai memasuki dan digunakan dalam *biological neuroscience* yang kemudian mengalami peningkatan drastic pembelajaran pada akhir-akhir ini. Hasil yang didapatkan dari *Functional Magnetic Resonance Imaging* yang merupakan keterhubungan antara dibandingkan dengan hasil variable control yang kemudian akan dilakukan diagnosis penyakit yang dialami penderita.



Wilson Tansil, 13521054

V. UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan selesainya makalah ini, saya mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada Tuhan, atas hikmat yang diberikan-Nya untuk menyelesaikan makalah serta mata kuliah ini. Saya juga berterima kasih kepada para dosen terutama ibu Dr. Nur Ulfa Maulidevi, S.T., M. Sc selaku dosen kelas saya dalam membimbing saya dalam semester mata kuliah Matematika Diskrit ini.

REFERENCES

- [1] <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2022-2023/matdis22-23.htm>
- [2] <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnins.2019.00585/full>
- [3] <https://medium.com/swlh/graph-theory-machine-learning-in-neuroscience-30f9bec5d182>
- [4] https://www.scirp.org/pdf/ojmsi_2021042815095013.pdf
- [5] <https://www.youtube.com/watch?v=ONT4CkzGAPM>
- [6] https://www.youtube.com/watch?v=kVollCt4_dQ
- [7] [http://fmri.ucsd.edu/Research/whatisfmri.html#:~:text=Functional%20magnetic%20resonance%20imaging%20\(fMRI,that%20is%20noninvasive%20and%20safe.](http://fmri.ucsd.edu/Research/whatisfmri.html#:~:text=Functional%20magnetic%20resonance%20imaging%20(fMRI,that%20is%20noninvasive%20and%20safe.)
- [8] <https://www.semanticscholar.org/paper/RF-Head-Coil-Design-With-Improved-RF-Magnetic-for-Sohn-DelaBarre/933f967bc4baeb2f2838a3a5b50be420b0242894/figure/0>
- [9] <https://blog.sanbercode.com/docs/materi-eda/univariate-bivariate-multivariate-analysis/>

TAUTAN VIDEO

<https://youtu.be/6fHIC-wmSRU>

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 10 Desember 2022