**Trabajo Practico 2**

**Aplicaciones de Datamining en Ciencia y Tecnología**

**Integrantes:** Mario Rossi, Fernando Menéndez, Fabio Zilberman y Juan Ignacio Etcheberry Mason

20 de Diciembre de 2018.

**Introducción**

El presente trabajo practico consiste en aplicar técnicas de análisis de grafos para la identificación de cambios en la conectividad de las distintas área del cerebro durante los distintos estadios del sueño. El trabajo se basa en los estudio del grupo del Dr. Helmut Laufs de la Universidad Goethe de Frankfurt en Alemania y en particular en el trabajo (Tagliazucchi et al., Neuroimage, 2013). En particulad en este trabajo se buscó relacionar cambios en la modularidad de las redes construidas a partir de la señal de resonancia magnética funcional (fMRI) con distintos estadíos del sueño, detectados a partir de los ritmos de onda lenta en la señal del electroencefalograma (EEG). Se definen 4 estadios que se analizaran a lo largo de todos el presente trabajo: **W** – vigilia y tres estadios de sueño distinto: **N1** y **N2** corresponde a sueño liviano y el estadio **N3** a sueño profundo. Para el análisis se siguieron las pautas de la guía de trabajo practico y los resultados obtenidos se presentan a continuación. En todos los casos se utilizaron *scripts* generados en el entorno y lenguaje de programación **R** utilizando distintas librerías especificas para grafos y procesamientos de datos. El código de todos los *scripts* está disponible para ser consultada en el siguiente repositorio de GitHub (https://github.com/JMason88/Grafos\_Neuro).

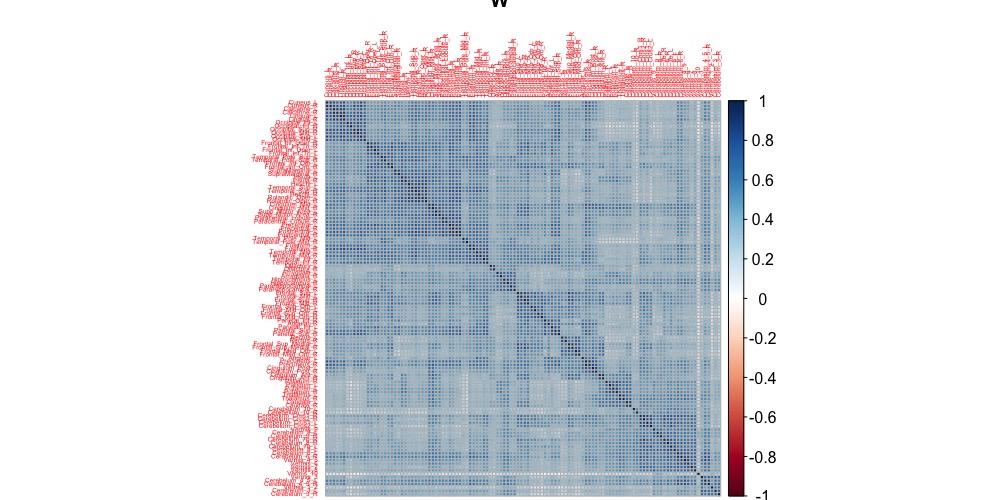
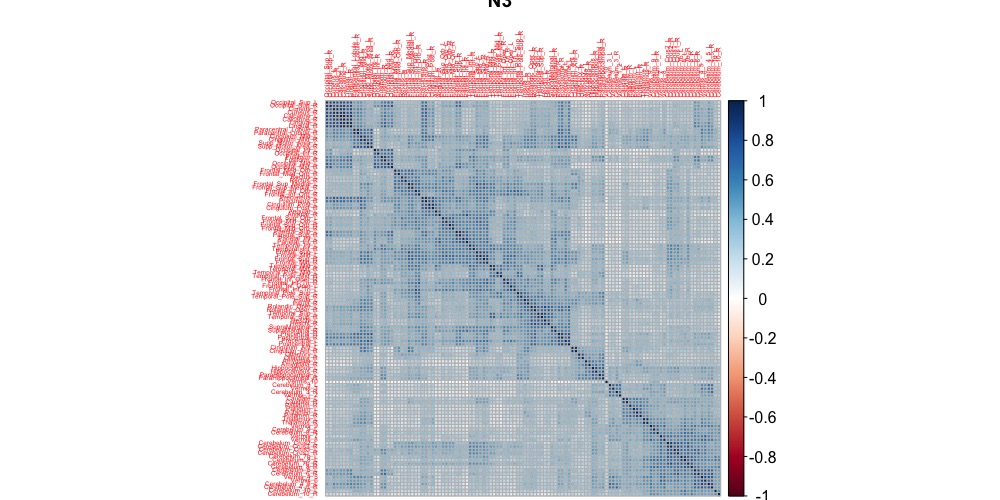
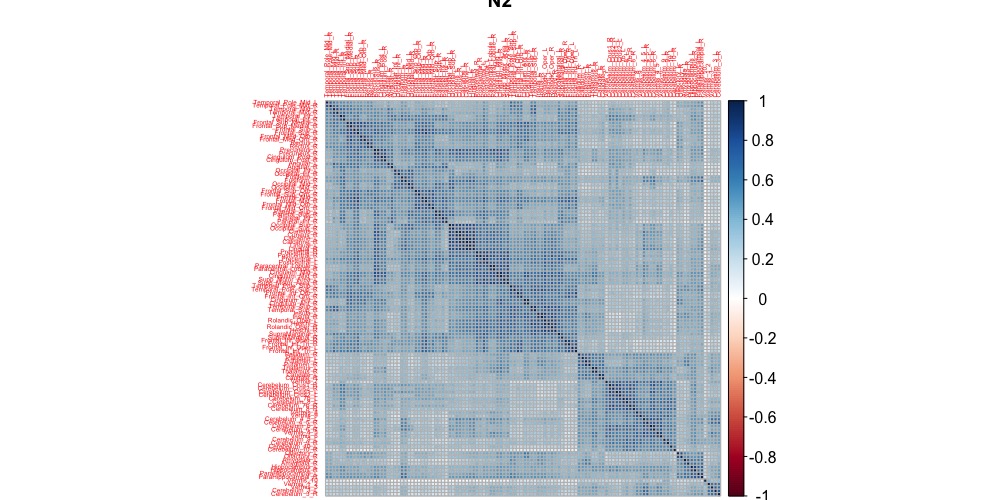
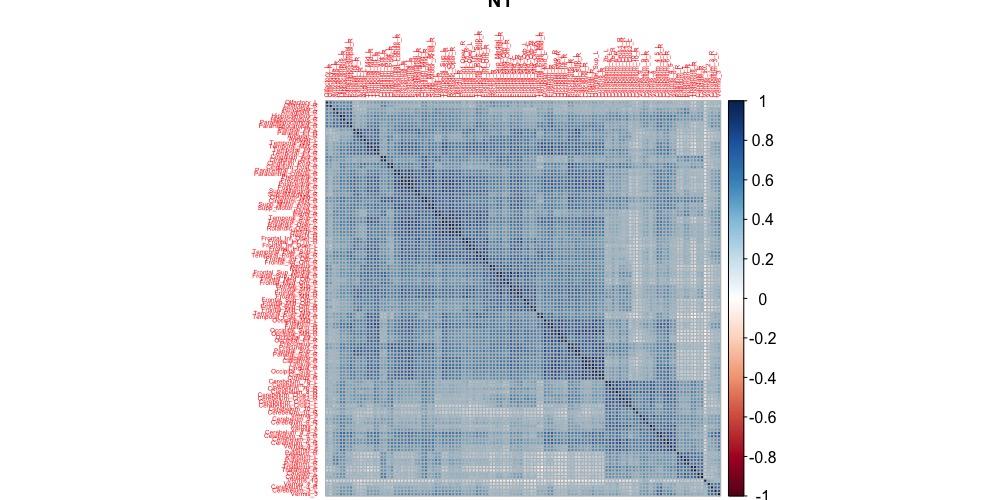
1. **Visualización**

En esta etapa realizamos un análisis exploratorio de los datos y para ellos realizamos un estudio sobre los datos promedios obtenidos de 18 individuos que fueron a estudios de fMRI.

Como primer paso se construyeron 4 matrices correspondiente a cada estadio de sueño (W, N1, N2, N3), promediando los datos de correlación obtenidos para las 116 áreas definidas a partir del atlas Automatic Anatomical Labeling (AAL) (Tzourio-Mazoyer et al.,2002).

Graficamos las distintas matrices de correlación y grafos asociados para cada estadio de sueño de los datos promedios. Estas matrices generan grafos pesados totalmente conexos, donde el valor de correlación indica la fuerza de conexión entre los nodos y su peso suele representarse mediante la alteración del espesor de las aristas que unen los distintos nodos.

**Matrices de Correlación para los distintos estadios de sueno analizados**

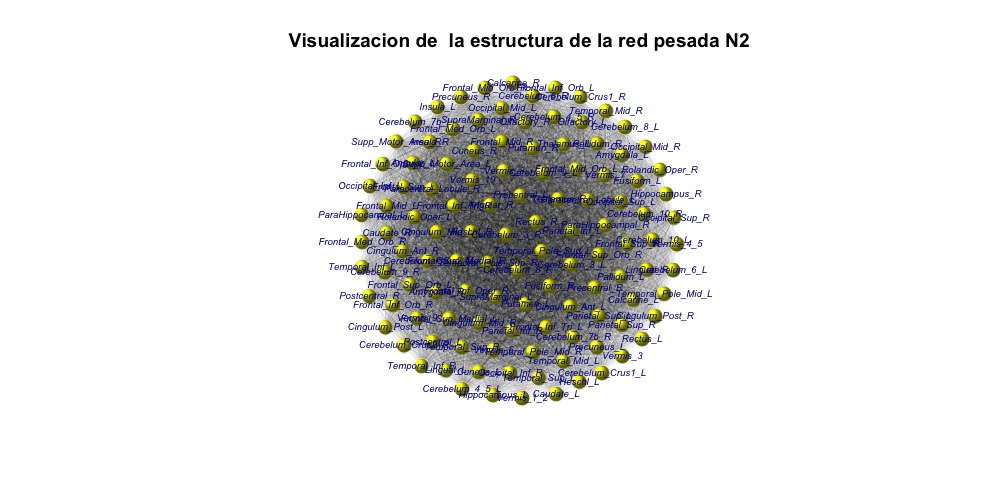
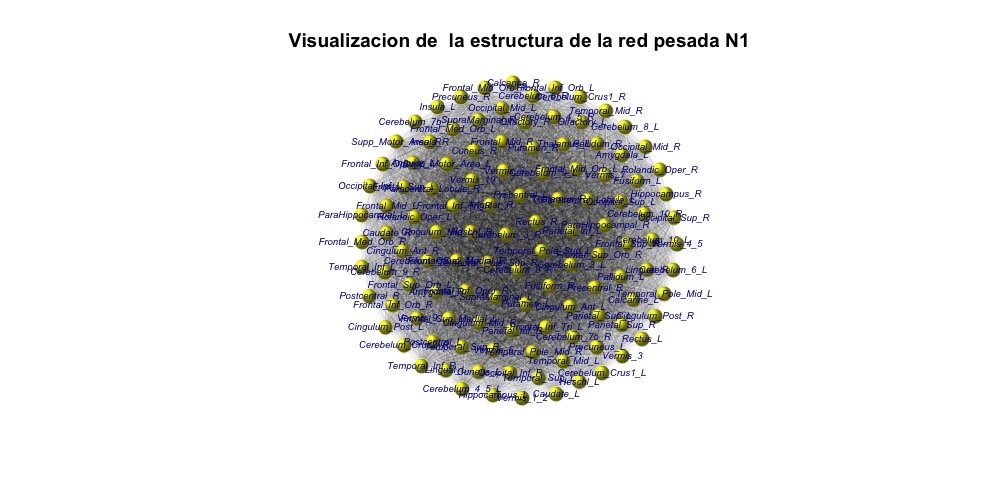


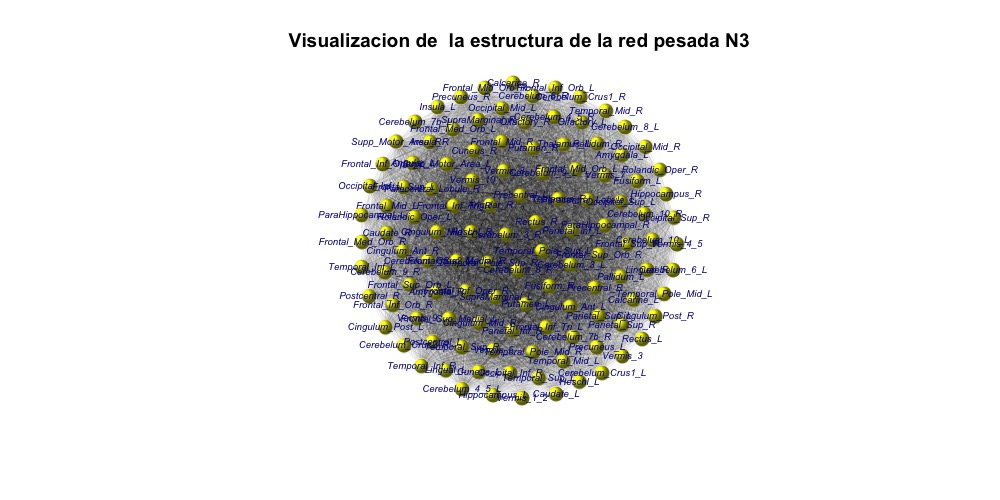
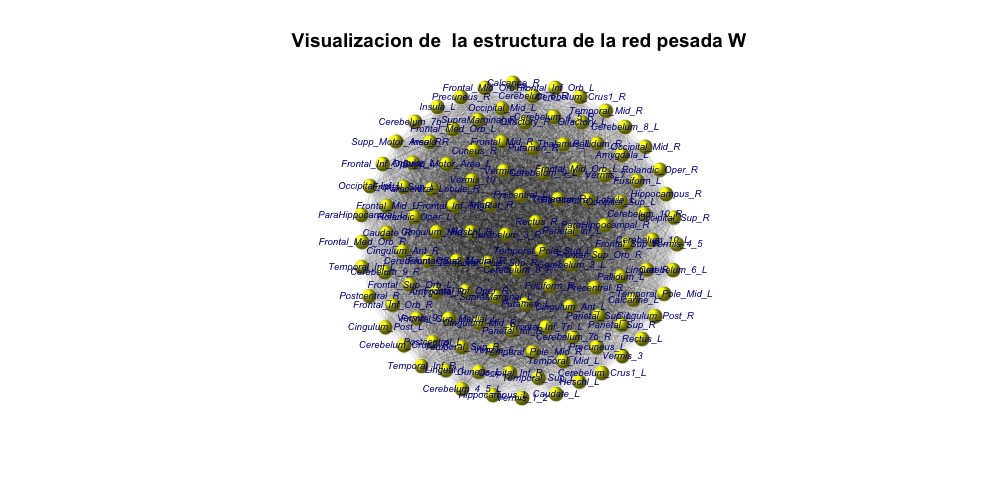
**N1**

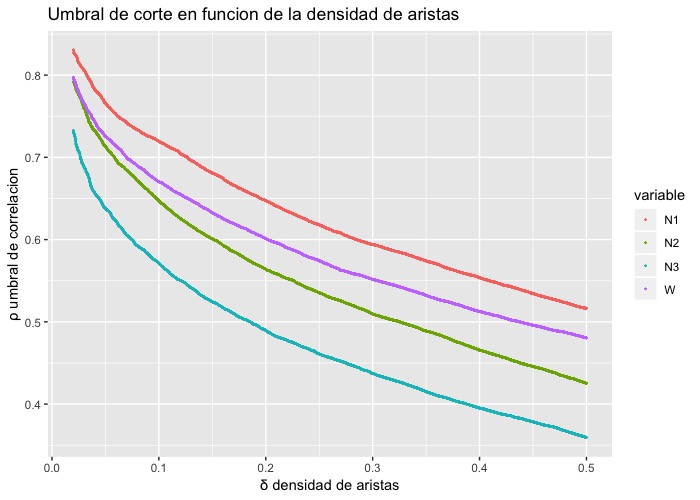
**W**

**N3**

**N2**





Como puede observarse en los gráficos anteriores los mismos no brindan demasiada información y por lo tanto en mucho casos y en el área de neurociencia en particular se transforman estos grafos en grafos no pesados donde cada aristas tiene el mismo peso. Para poder generar este tipo de grafos no pesado se debe elegir un umbral de correlación **** tal que todos los valores que estén por arriba serán considerados 1 y los que estén por debajo 0. Sin embargo si se intenta comparar características de distintos grafos es conveniente decidir el umbral de correlación tal que la densidad ****de aristas de los distintos grafos sea constante.

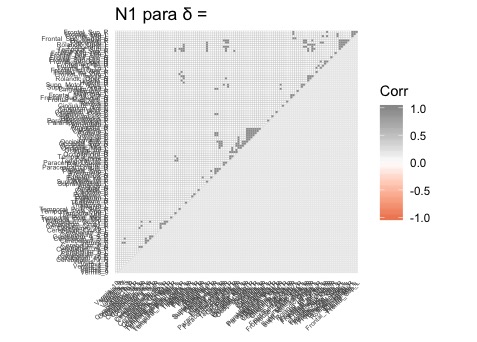
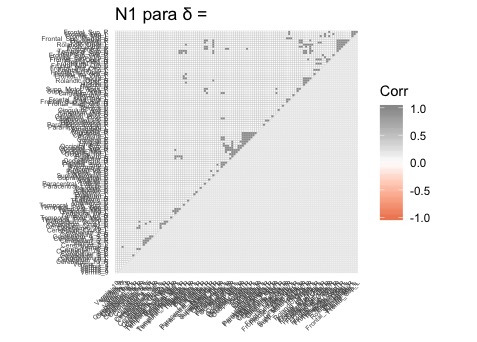
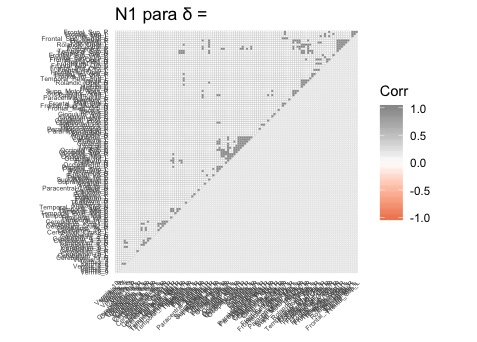
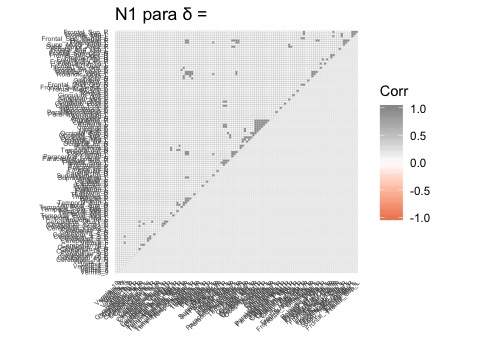
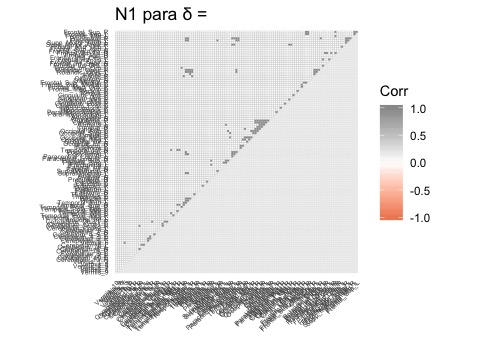
EL siguiente grafico nos muestra como cambia el valor de umbral en función de la densidad de aristas para cada estadio del sueño analizado en nuestro *Dataset*. Como puede observarse, para valores constantes de ****los distintos grafos muestran una gran variabilidad en los valores de el grafico si se ****asociados.

Para poder comparar las distintas métricas asociadas a los grafos se debe entonces elegir un rango de ****adecuado. En el trabajo de *Tagliazucchi* *et. al* recomiendan un limite inferior de ****0.025 para evitar tener que lidiar con redes altamente fragmentada (Callaway et al., 2000). Asimismo trabajar con muy densas (****0.15) y altamente conectadas presenta la conflicto que suelen tener modularidades similares a las redes random haciendo difícil la identificación de módulos funcionales. Por eso en nuestros análisis utilizamos un rango de 0.025 > ****0.15.

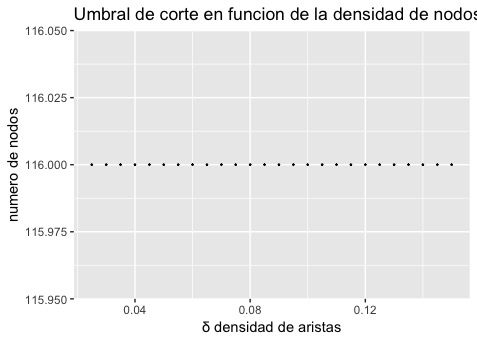
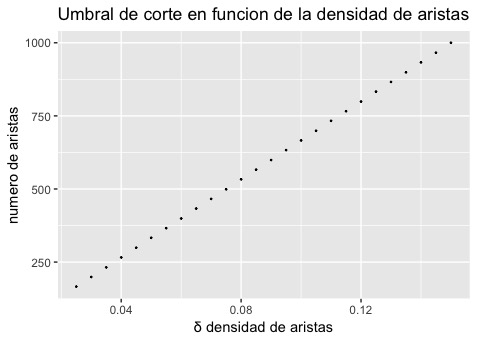
A continuación se presentan los valores y análisis de distintos parámetros de los grafos generados a partir de los valores promedios en función de distintos valores de densidad de aristas.

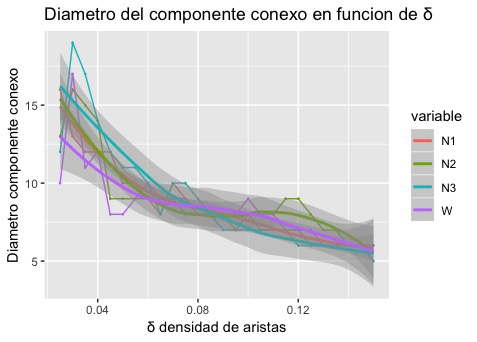
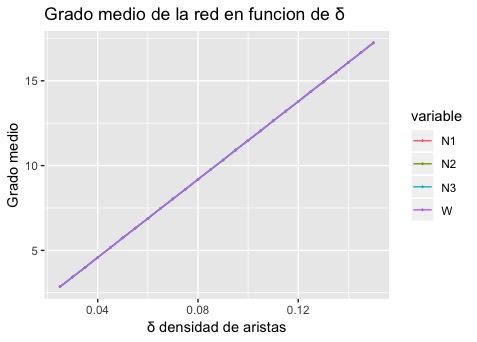
Matrices de Correlacion:

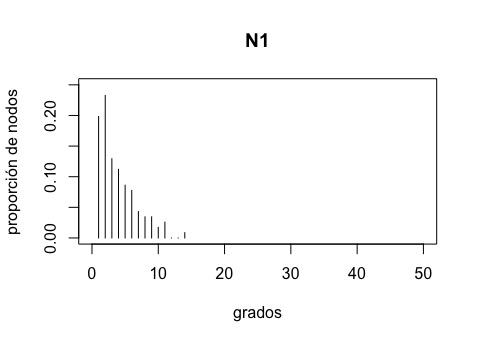
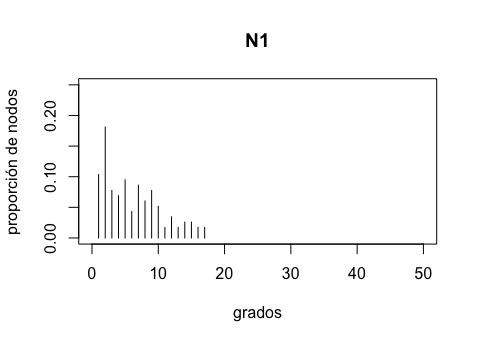
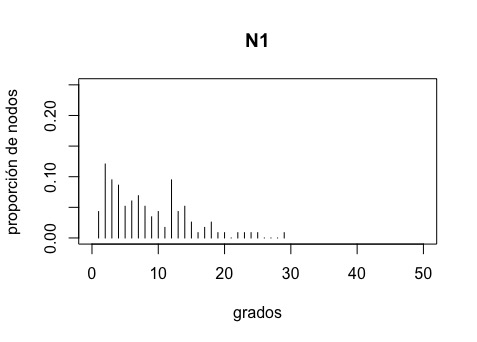
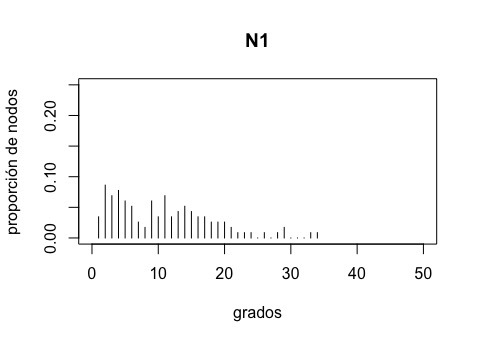
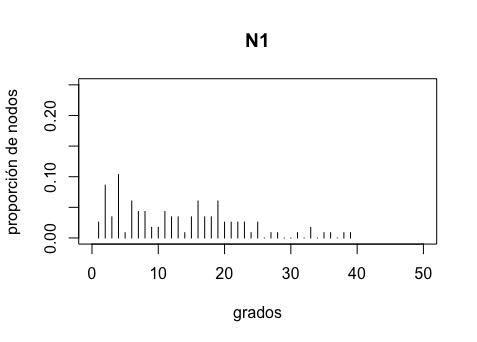
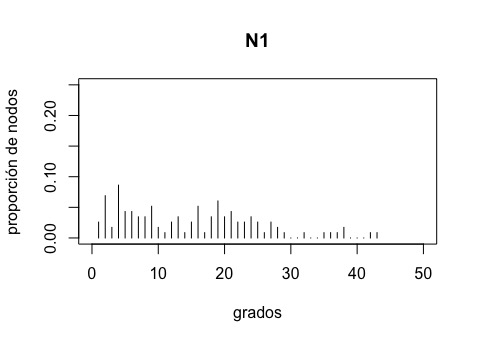
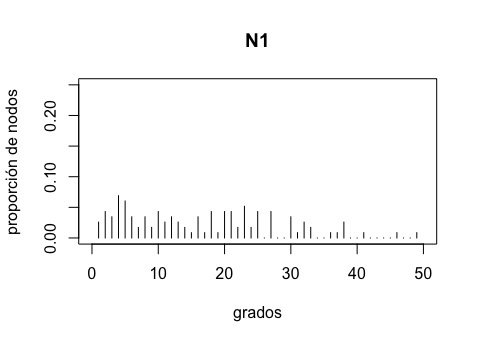
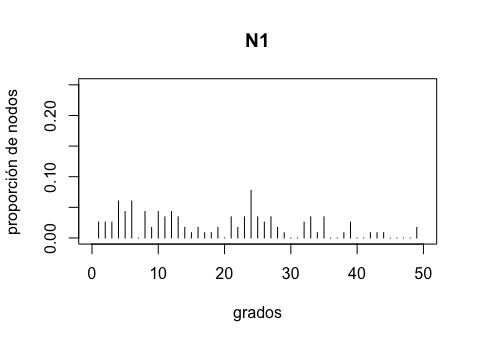
Para cada estadio (W, N1, N2 y N3) y los 26 puntos elegidos de ****se calcularon se transformaron las matrices de correlación, en matrices no pesadas con solo 0 y 1 que serán utilizadas como matrices de Adyacencia para construir los grafos y calcular sus métricas. A modo de ejemplificación se muestran las matrices de correlación/adyacencia del estadio N1 para todos los valores de ****usados.



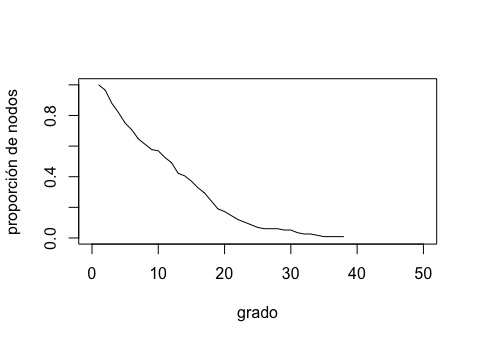
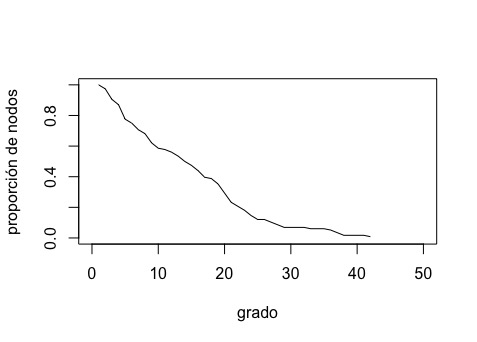
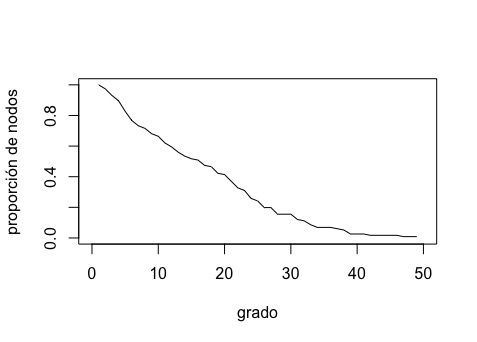
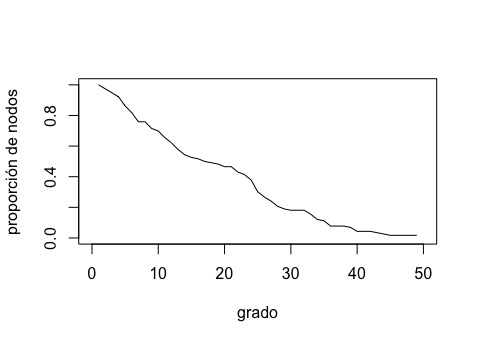
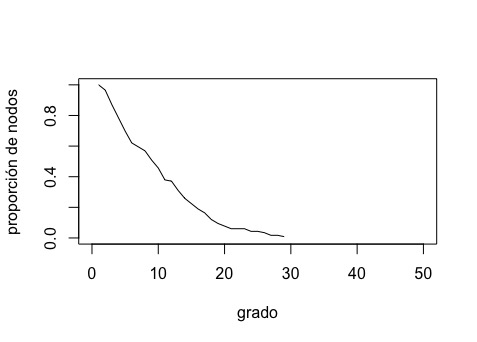
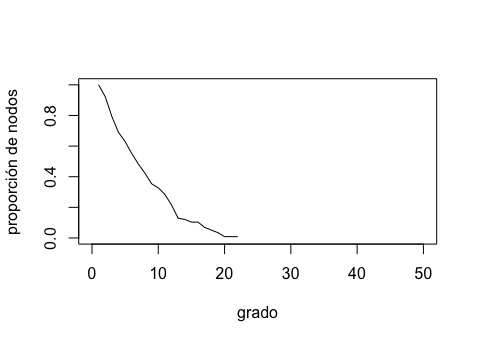
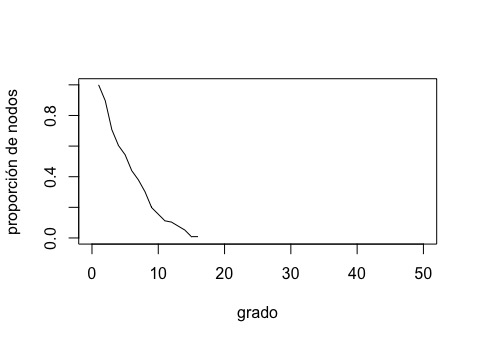
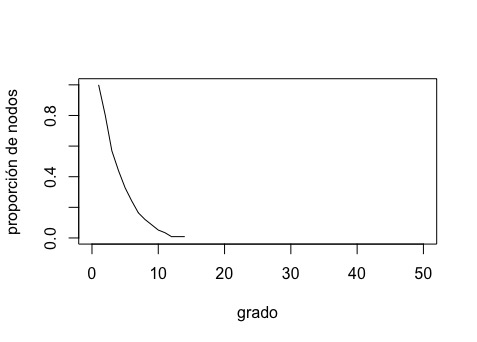
## Macintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V25.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V24.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V23.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V22.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V21.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V20.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V19.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V18.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V17.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V16.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V15.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V14.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V16.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V12.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V11.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V6.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V7.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V8.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V10.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V9.jpeg

Se observa claramente como a medida que aumenta el valor de densidad de arista aparecen mas nodos y agrupamientos entre ellos. Como era de esperar la cantidad de nodos no cambia en función de los valores de , mientras que la cantidad de aristas sigue una relación lineal con la densidad de aristas para todos los estadios de sueño.

A continuación usamos la función ***is.simple*** para verificar que los grafos construidos a partir de las matrices de adyacencia eran de tipo “simple”, es decir no contenían bucles ni aristas múltiples. Como era de esperar para todas las combinaciones de estadios de sueno y densidad de aristas los grafos resultaron ser simples. Asimismo, con la función ***is.connected***, estudiamos si todos los grafos construidos eran conexos, y como era de esperar por haber elegido un rango de densidad de aristas  relativamente bajo, todos y cada uno de ellos contenían elementos no conexos y por tanto era de esperar poder encontrar comunidades y módulos funcionales. Otra métrica que decidimos analizar fue cambio del diámetro del grafo en función de la densidad de aristas. En este sentido, al tratarse de grafos no conexos, el valor que el algoritmo calcula es el valor de diámetro máximo que corresponde al diámetro del componente conexo del grafo. Otro parámetro que se suele calcular para caracterizar las redes es el grado promedio de cada nodo, es decir la cantidad de aristas promedio que posee cada nodo en la red. Como era de esperar a medida que aumenta la densidad de aristas para cada grafo y cada estadio del sueño aumenta proporcionalmente el grado medio de los nodos de las redes construidas.

Otra métrica importante es estudiar la distribución de grado de los grafos. Para ello se puede estudiar las distribuciones de los grados y las distribuciones acumuladas. Como no observamos un gran diferencia del comportamiento de los distintos parámetros analizados en función de la densidad de aristas para los distintos estadios del , por una cuestión de espacio solo se muestran los gráficos correspondientes al estadio **N1**.

**Histogramas de distribución de grados en función de valores de densidad de arista  decrecientes**

Como era de esperar y en correspondencia con los análisis anteriores, a medida que disminuimos los valores de densidad de aristas observamos una mayor tendencia al aumento de la frecuencia de los nodos de menor grado.

**Distribución de grado acumulada en función de valores de densidad de arista  decrecientes**

COEFICIENTES DE CENTRALIDAD

La centralidad en un grafo se refiere a una medida posible de un vértice en dicho grafo, que determina su importancia relativa dentro de éste. Poder reconocer la centralidad de un nodo puede ayudar a determinar, el impacto que un determinado nodo tiene en la red analizada (personas en redes sociales, palabras en textos, rutas en una red urbana, etc.). Existen distintos coeficientes de centralidad y a continuación presentamos el análisis utilizando 4 de ellos para cada uno de los valores de densidad de arista analizados: Centralidad de grado, Intermediación, Cercanía y Centralidad de autovalores. Al igual que en análisis anteriores solo presentamos los datos del estadio de sueño N1. Si bien los resultados obtenidos a partir de los distintos coeficientes son distintos en líneas generales se observa una aumento en la cantidad los nodos centrales y una concomitante disminución de valor del coeficiente de centralidad asociado a medida que se disminuye la densidad de aristas  Además hay una consistencia entre los distintos coeficientes indicando que el nono “**Temporal Sup R**” adquiere mayor centralidad a valores bajos de densidad de aristas ****mientras que el nodo “**Precentral\_L“** adquiere un rol mas importante a valores mas altos de **** No presentamos los datos pero hemos hechos cálculos y observamos que los nodos que adquieren importancia en los distintos estados de sueño son ligeramente distintos y el efecto es mas acentuado en los valores mas extremos del rango de ****estudiado. Es de interés entender el rol que estos nodos juegan en los distintos estadios de sueno y en las transiciones entre ellos.

|  |  |
| --- | --- |
|  | Coeficiente de Centralidad - Centralidad de grado (Degree Centrality) |
| 0.025 | **Temporal\_Sup\_R Precentral\_R Occipital\_Sup\_L Temporal\_Sup\_L Rolandic\_Oper\_R Postcentral\_L** |
| 13 10 10 10 9 9 |  |  |  |
| 0.030 | **Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L Precentral\_R Rolandic\_Oper\_L Occipital\_Sup\_L Postcentral\_L** |
| 13 12 11 10 10 10 |  |  |  |
| 0.035 | **Temporal\_Sup\_L Occipital\_Sup\_L Occipital\_Sup\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_L** |
| 14 13 13 13 13 12 |  |  |  |
| 0.040 | **Temporal\_Sup\_L Rolandic\_Oper\_L Occipital\_Sup\_L Occipital\_Sup\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R** |
| 15 13 13 13 13 13 |  |  |  |
| 0.045 | **Postcentral\_L Postcentral\_R Occipital\_Sup\_L Temporal\_Sup\_L Lingual\_R Fusiform\_R** |  |
| 16 16 15 15 14 14 |  |  |  |
| 0.050 | **Postcentral\_R Fusiform\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L Precentral\_R** |  |
| 21 17 17 17 16 15 |  |  |  |
| 0.055 | **Postcentral\_R Fusiform\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_L Temporal\_Sup\_L** |  |
| 21 18 18 18 17 17 |  |  |  |
| 0.060 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Fusiform\_R Precentral\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_R** |  |
| 26 23 21 19 19 18 |  |  |  |
| 0.065 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R** |  |
| 28 24 23 22 21 19 |  |  |  |
| 0.070 | **Postcentral\_R Precentral\_L Fusiform\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_R** |  |
| 28 24 24 24 23 21 |  |  |  |
| 0.075 | **Postcentral\_R Fusiform\_R Precentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L Precentral\_R** |  |
| 28 27 25 25 24 22 |  |  |  |
| 0.080 | **Precentral\_L Postcentral\_R Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R Precentral\_R Postcentral\_L** |  |
| 29 29 27 27 26 24 |  |  |  |
| 0.085 | **Precentral\_L Postcentral\_R Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R Precentral\_R Postcentral\_L** |  |
| 33 32 28 28 27 25 |  |  |  |
| 0.090 | **Precentral\_L Postcentral\_R Precentral\_R Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L** |  |
| 34 33 29 29 29 27 |  |  |  |
| 0.095 | **Precentral\_L Postcentral\_R Precentral\_R Temporal\_Sup\_R Fusiform\_R Postcentral\_L** |  |
| 37 33 32 30 29 29 |  |  |  |
| 0.100 | **Precentral\_L Postcentral\_R Precentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Fusiform\_R** |  |
| 38 35 34 31 31 30 |  |  |  |
| 0.105 | **Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_L** |  |
| 38 37 35 34 32 32 |  |  |  |
| 0.110 | **Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 40 39 36 35 35 33 |  |  |  |
| 0.115 | **Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 41 40 36 36 35 35 |  |  |  |
| 0.120 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 42 41 37 37 36 35 |  |  |  |
| 0.125 | **Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 44 43 38 37 36 36 |  |  |  |
| 0.130 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_L Temporal\_Sup\_R** |  |
| 45 44 38 37 37 37 |  |  |  |
| 0.135 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_L Temporal\_Sup\_R** |  |
| 48 45 40 37 37 37 |  |  |  |
| 0.140 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 48 46 41 39 38 38 |  |  |  |
| 0.145 | **Precentral\_R Precentral\_L Temporal\_Mid\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_R** |  |
| 48 47 43 41 41 38 |  |  |  |
| 0.150 | **Precentral\_L Precentral\_R Temporal\_Mid\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L Postcentral\_R** |  |
| 48 48 43 42 41 38 |  |  |  |

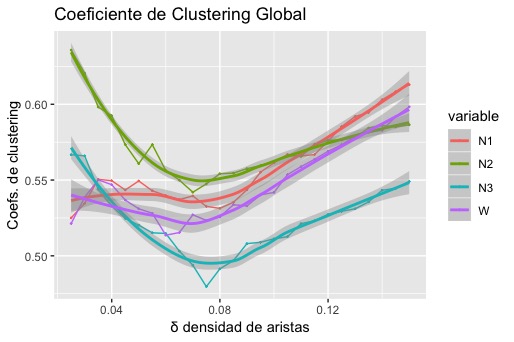
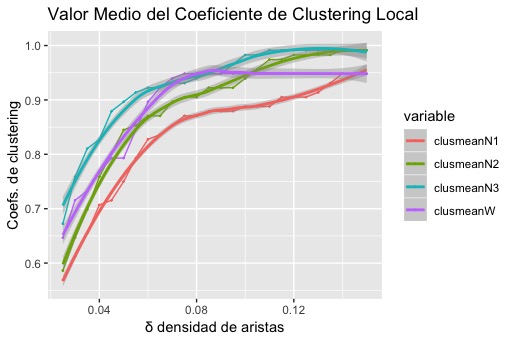
|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Coeficiente de Centralidad - Intermediación (betweenness) | | | |
| 0.025 | **Temporal\_Sup\_R Temporal\_Inf\_R Temporal\_Pole\_Sup\_R Fusiform\_R Temporal\_Pole\_Sup\_L Frontal\_Inf\_Orb\_L** | | | |
| 959.3708 741.5000 652.0747 628.4667 616.0000 586.0000 | | | | | | | |  |
| 0.030 | **Temporal\_Pole\_Sup\_R Temporal\_Sup\_R Frontal\_Inf\_Orb\_R Frontal\_Inf\_Tri\_R Frontal\_Mid\_R Fusiform\_R** | | | |
| 779.8077 722.0999 650.3333 592.6667 477.0000 459.0843 | | | | | | | |  |
| 0.035 | **Precentral\_L Frontal\_Inf\_Tri\_L Temporal\_Sup\_R Frontal\_Mid\_L Cingulum\_Mid\_L Temporal\_Mid\_R** | | | |
| 706.5004 552.2628 501.5912 441.7558 429.5499 429.4887 |  | |  | | |
| 0.040 | **Precentral\_L Postcentral\_R Frontal\_Inf\_Tri\_L Frontal\_Mid\_L Parietal\_Sup\_L Temporal\_Sup\_L** | |  | | |
| 751.9366 722.4068 669.3238 564.1366 406.9415 294.3070 |  | |  | | |
| 0.045 | **Precentral\_L Frontal\_Inf\_Tri\_L Frontal\_Mid\_L Postcentral\_R Parietal\_Sup\_L Postcentral\_L** | |  | | |
| 767.6970 689.4757 583.7799 572.8040 302.6080 238.2645 |  | |  | | |
| 0.050 | **Frontal\_Mid\_L Frontal\_Inf\_Tri\_L Postcentral\_R Precentral\_L Parietal\_Sup\_L Parietal\_Inf\_L** | |  | | |
| 604.7435 507.5282 343.0575 341.7951 334.4826 312.5679 |  | |  | | |
| 0.055 | **Frontal\_Mid\_L Precentral\_L Fusiform\_R Postcentral\_R Parietal\_Inf\_L Temporal\_Mid\_L** |  | |  | | |
| 717.6309 701.1994 452.6317 371.6527 298.5300 275.5525 |  | |  | | |
| 0.060 | **Precentral\_L Frontal\_Mid\_L Fusiform\_R Postcentral\_R Temporal\_Mid\_L Postcentral\_L** | |  | | |
| 633.2771 630.1012 467.5923 320.6766 318.8069 228.7155 |  | |  | | |
| 0.065 | **Frontal\_Mid\_L Precentral\_L Fusiform\_R Postcentral\_R Frontal\_Mid\_R Temporal\_Mid\_L** | |  | | |
| 563.8870 493.7203 455.6857 316.5784 281.0242 260.9712 |  | |  | | |
| 0.070 | **Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Precentral\_L Frontal\_Mid\_L Cerebelum\_8\_R Temporal\_Mid\_L** | |  | | |
| 1926.6209 1424.4798 926.9809 824.4966 421.2190 329.3049 |  | |  | | |
| 0.075 | **Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Precentral\_L Cerebelum\_4\_5\_L Temporal\_Inf\_R Frontal\_Mid\_L** | |  | | |
| 1962.1593 1144.3110 541.5959 515.0340 427.8880 397.3788 |  | |  | | |
| 0.080 | **Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Precentral\_L Cerebelum\_4\_5\_L Precentral\_R Frontal\_Sup\_L** | |  | | |
| 1945.1281 1090.8517 579.7227 560.4712 501.8633 364.8309 |  | |  | | |
| 0.085 | **Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Precentral\_L Cerebelum\_4\_5\_L Frontal\_Sup\_L Precentral\_R** | |  | | |
| 1912.2218 1158.4474 548.4271 475.6515 408.0448 402.0133 |  | |  | | |
| 0.090 | **Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Cerebelum\_4\_5\_L Precentral\_L Frontal\_Sup\_L Precentral\_R** | |  | | |
| 1881.8359 1149.9674 479.4242 456.9282 400.8299 340.9733 |  | |  | | |
| 0.095 | **Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Precentral\_L Cerebelum\_4\_5\_L Frontal\_Sup\_L Precentral\_R** | |  | | |
| 1853.7999 1159.2126 518.9624 467.8889 347.7990 300.0614 |  | |  | | |
| 0.100 | **Fusiform\_R Fusiform\_L Cerebelum\_6\_R Precentral\_L Cerebelum\_6\_L Cerebelum\_4\_5\_L** | |  | | |
| 1268.4453 781.3419 732.4124 500.7590 456.7600 378.1023 |  | |  | | |
| 0.105 | **Fusiform\_L Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Cerebelum\_6\_L Precentral\_L Cerebelum\_4\_5\_L** | |  | | |
| 1162.4660 950.3688 840.9337 452.8636 438.7507 377.9265 |  | |  | | |
| 0.110 | **Fusiform\_L Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R Cerebelum\_6\_L Precentral\_L Cerebelum\_4\_5\_L** | |  | | |
| 1147.9031 942.9541 839.4660 445.8573 400.5495 377.9985 |  | |  | | |
| 0.115 | **Fusiform\_L Fusiform\_R Cerebelum\_6\_R ParaHippocampal\_R Cerebelum\_6\_L Precentral\_L** | | | |
| 1117.2850 1024.0440 802.3743 491.5000 435.5128 401.4347 | | | | | | | |  |
| 0.120 | **Fusiform\_L Cerebelum\_6\_R Fusiform\_R ParaHippocampal\_R Lingual\_R Cerebelum\_6\_L** | | | |
| 994.2643 881.3253 849.5512 488.5000 415.1811 366.9835 | | | | | | |  |  |
| 0.125 | **Fusiform\_L Cerebelum\_6\_R Fusiform\_R ParaHippocampal\_R Lingual\_R Cerebelum\_6\_L** | | | |
| 1048.9748 865.7154 792.0801 488.5000 418.7208 380.2620 | | | | | | | |  |
| 0.130 | **Fusiform\_L Cerebelum\_6\_R Fusiform\_R ParaHippocampal\_R Frontal\_Sup\_L Lingual\_R** | | | |
| 939.0811 920.1831 749.6846 488.5000 397.8315 346.7270 | | | | | | |  |  |
| 0.135 | **Fusiform\_L Cerebelum\_6\_R Fusiform\_R ParaHippocampal\_R Lingual\_R Frontal\_Sup\_L** | | | |
| 989.8586 890.5855 657.3521 486.5000 409.7366 392.0583 | | | | | | |  |  |
| 0.140 | **Fusiform\_L Cerebelum\_6\_R Fusiform\_R ParaHippocampal\_R Frontal\_Sup\_L Lingual\_R** | | | |
| 977.1357 898.9075 686.9292 486.5000 413.2554 394.7106 | | | | | | |  |  |
| 0.145 | **Cerebelum\_6\_R Fusiform\_L Fusiform\_R ParaHippocampal\_R Lingual\_R Frontal\_Sup\_L** | | | |
| 960.3785 931.3021 700.0314 486.5000 405.3400 366.7393 | | | | | | |  |  |
| 0.150 | **Cerebelum\_6\_R Fusiform\_L Fusiform\_R ParaHippocampal\_R Lingual\_R Cerebelum\_6\_L** | | | |
| 840.5009 767.9137 561.5511 488.2358 397.8438 324.1356 | | | | | | |  |  |

|  |  |
| --- | --- |
|  | Coeficiente de Centralidad - Cercanía (Closeness) |
| 0.025 | **Temporal\_Sup\_R Temporal\_Mid\_L Temporal\_Mid\_R Temporal\_Pole\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L Temporal\_Inf\_R** |
| 0.0001463486 0.0001460494 0.0001460280 0.0001458576 0.0001458364 0.0001456876 |
| 0.030 | **Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L Temporal\_Mid\_R Temporal\_Pole\_Sup\_R Precentral\_R Precentral\_L** |
| 0.0001574803 0.0001571339 0.0001570105 0.0001569366 0.0001568381 0.0001567398 |
| 0.035 | **Precentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L Precentral\_R Temporal\_Mid\_R Supp\_Motor\_Area\_R** |
| 0.0001639344 0.0001638538 0.0001636126 0.0001635323 0.0001634788 0.0001634521 |
| 0.040 | **Postcentral\_R Precentral\_L Temporal\_Sup\_L Temporal\_Sup\_R Rolandic\_Oper\_L Postcentral\_L** | | |  |
| 0.0001812579 0.0001811922 0.0001810282 0.0001809300 0.0001807338 0.0001807011 | | |  |
| 0.045 | **Postcentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Temporal\_Sup\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_R** | | |  |
| 0.0001892148 0.0001890717 0.0001890359 0.0001888574 0.0001888218 0.0001886792 | | |  |
| 0.050 | **Postcentral\_R Precentral\_L Temporal\_Sup\_R Temporal\_Mid\_L Postcentral\_L Frontal\_Inf\_Tri\_L** |
| 0.0001896454 0.0001895735 0.0001893939 0.0001893581 0.0001892506 0.0001891790 |
| 0.055 | **Precentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_L Precentral\_R** | | |  |
| 0.0002184360 0.0002181025 0.0002179599 0.0002176752 0.0002174859 0.0002173913 | | |  |
| 0.060 | **Precentral\_L Postcentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_R Temporal\_Sup\_L** | | |  |
| 0.0002189142 0.0002186748 0.0002184837 0.0002184360 0.0002181501 0.0002179124 | | |  |
| 0.065 | **Precentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_L Precentral\_R** | | |  |
| 0.0002192502 0.0002190101 0.0002188663 0.0002186748 0.0002184837 0.0002183406 | | |  |
| 0.070 | **Precentral\_L Fusiform\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_L** | | |  |
| 0.0004139073 0.0004139073 0.0004113534 0.0004111842 0.0004103406 0.0004100041 | | |  |
| 0.075 | **Fusiform\_R Precentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Inf\_R Postcentral\_L** | | |  |
| 0.0004842615 0.0004821601 0.0004796163 0.0004791567 0.0004789272 0.0004782401 | | |  |
| 0.080 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L** | |  |  |
| 0.0004861449 0.0004840271 0.0004828585 0.0004814636 0.0004805382 0.0004798464 | | |  |
| 0.085 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Precuneus\_L** | |  |  |
| 0.0004878049 0.0004856727 0.0004837929 0.0004830918 0.0004816956 0.0004812320 | | |  |
| 0.090 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Postcentral\_L** | |  |  |
| 0.0004880429 0.0004859086 0.0004842615 0.0004833253 0.0004819277 0.0004816956 | | |  |
| 0.095 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_R Temporal\_Inf\_R Temporal\_Sup\_R** | | |  |
| 0.0004882812 0.0004873294 0.0004854369 0.0004835590 0.0004830918 0.0004828585 | | |  |
| 0.100 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Fusiform\_L Postcentral\_R Postcentral\_L** | |  |  |
| 0.0004887586 0.0004880429 0.0004861449 0.0004856727 0.0004849661 0.0004840271 | |  |  |
| 0.105 | **Fusiform\_R Precentral\_L Fusiform\_L Precentral\_R Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R** | |  |  |
| 0.0005178664 0.0005170631 0.0005165289 0.0005159959 0.0005136107 0.0005130836 | | |  |
| 0.110 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Fusiform\_L Postcentral\_L Precuneus\_L** | |  |  |
| 0.0005178664 0.0005175983 0.0005170631 0.0005165289 0.0005141388 0.0005138746 | |  |  |
| 0.115 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Fusiform\_L Precuneus\_L Temporal\_Sup\_R** | |  |  |
| 0.0005871991 0.0005868545 0.0005858231 0.0005851375 0.0005834306 0.0005827506 | | |  |
| 0.120 | **Fusiform\_R Precentral\_L Precentral\_R Fusiform\_L Lingual\_R Precuneus\_L** | |  |  |
| 0.0005871991 0.0005868545 0.0005865103 0.0005858231 0.0005841121 0.0005837712 | |  |  |
| 0.125 | **Precentral\_L Fusiform\_L Fusiform\_R Precentral\_R Lingual\_R Precuneus\_L** | |  |  |
| 0.0005878895 0.0005878895 0.0005878895 0.0005868545 0.0005854801 0.0005847953 | |  |  |
| 0.130 | **Precentral\_L Fusiform\_L Fusiform\_R Precentral\_R Lingual\_R Precuneus\_L** | |  |  |
| 0.0005885815 0.0005882353 0.0005882353 0.0005878895 0.0005858231 0.0005854801 | |  |  |
| 0.135 | **Precentral\_R Precentral\_L Fusiform\_L Fusiform\_R Lingual\_R Precuneus\_L** | |  |  |
| 0.0005903188 0.0005892752 0.0005892752 0.0005885815 0.0005871991 0.0005858231 | |  |  |
| 0.140 | **Precentral\_R Precentral\_L Fusiform\_L Fusiform\_R Lingual\_R Precuneus\_L** | |  |  |
| 0.0005903188 0.0005896226 0.0005892752 0.0005889282 0.0005871991 0.0005861665 | |  |  |
| 0.145 | **Precentral\_R Precentral\_L Fusiform\_L Fusiform\_R Temporal\_Mid\_R Lingual\_R** | |  |  |
| 0.0005903188 0.0005899705 0.0005896226 0.0005896226 0.0005885815 0.0005878895 | | |  |
| 0.150 | **Precentral\_L Precentral\_R Fusiform\_L Fusiform\_R Lingual\_R Temporal\_Mid\_R** | |  |  |
| 0.0005903188 0.0005903188 0.0005903188 0.0005899705 0.0005885815 0.0005885815 | | |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Coeficiente de Centralidad - Centralidad de autovectores (Eigenvector centrality) | |
| 0.025 | **Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L Postcentral\_L Precentral\_R Rolandic\_Oper\_R Rolandic\_Oper\_L** | |
| 1.0000000 0.8964205 0.8393804 0.8247699 0.8223167 0.7251816 |  |
| 0.030 | **Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L Precentral\_R Postcentral\_L Rolandic\_Oper\_L Rolandic\_Oper\_R** | |
| 1.0000000 0.9812678 0.8776958 0.8748575 0.8475809 0.7877139 |  |
| 0.035 | **Postcentral\_L Temporal\_Sup\_L Temporal\_Sup\_R Rolandic\_Oper\_L Precentral\_R Precentral\_L** | |
| 1.0000000 0.9993018 0.9485750 0.8913658 0.8850161 0.8371515 |  |
| 0.040 | **Temporal\_Sup\_L Rolandic\_Oper\_L Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_R Rolandic\_Oper\_R** | |
| 1.0000000 0.9686904 0.9449787 0.9326535 0.8857457 0.8555444 |  |
| 0.045 | **Postcentral\_R Occipital\_Sup\_L Lingual\_R Postcentral\_L Occipital\_Sup\_R Calcarine\_L** |  |
| 1.0000000 0.9441384 0.9295313 0.9083556 0.7932576 0.7920298 |  |
| 0.050 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Lingual\_R Occipital\_Sup\_L Fusiform\_R** |  |
| 1.0000000 0.7747053 0.7228330 0.7148244 0.6930176 0.6929349 |  |
| 0.055 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L Precentral\_R Rolandic\_Oper\_L** | |
| 1.0000000 0.8491072 0.7919899 0.7304080 0.7269121 0.7051966 |  |
| 0.060 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Fusiform\_R Occipital\_Sup\_L Lingual\_R Occipital\_Sup\_R** |  |
| 1.0000000 0.8946283 0.7009898 0.6909463 0.6804092 0.6382322 |  |
| 0.065 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Precentral\_R Fusiform\_R Lingual\_R** |  |
| 1.0000000 0.8932466 0.7173641 0.6853967 0.6757596 0.6568983 |  |
| 0.070 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Precentral\_R Precentral\_L Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R** |  |
| 1.0000000 0.8945711 0.7510610 0.7343902 0.7321433 0.7221161 |  |
| 0.075 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Fusiform\_R Precentral\_R Temporal\_Sup\_R Precentral\_L** |  |
| 1.0000000 0.8901766 0.8184750 0.8026572 0.7757787 0.7654640 |  |
| 0.080 | **Postcentral\_R Postcentral\_L Precentral\_R Precentral\_L Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R** |  |
| 1.0000000 0.8608318 0.8531804 0.8346455 0.7817165 0.7684993 |  |
| 0.085 | **Postcentral\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R** |  |
| 1.0000000 0.9040261 0.8370724 0.8300884 0.7751351 0.7563237 |  |
| 0.090 | **Postcentral\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R** |  |
| 1.0000000 0.9192171 0.8657689 0.8550663 0.7822272 0.7705584 |  |
| 0.095 | **Postcentral\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Fusiform\_R** |  |
| 1.0000000 0.9772345 0.9412534 0.8983888 0.8102092 0.7863524 |  |
| 0.100 | **Postcentral\_R Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Fusiform\_R Temporal\_Sup\_R** |  |
| 1.0000000 0.9616977 0.9419070 0.9090514 0.7962649 0.7877352 |  |
| 0.105 | **Precentral\_R Postcentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 1.0000000 0.9847360 0.9575098 0.9191169 0.8550220 0.8283197 |  |
| 0.110 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 1.0000000 0.9861892 0.9666250 0.9505111 0.8495521 0.8104610 |  |
| 0.115 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 1.0000000 0.9869199 0.9522928 0.9359008 0.8630404 0.8396829 |  |
| 0.120 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 1.0000000 0.9564208 0.9332810 0.9169708 0.8419897 0.8035324 |  |
| 0.125 | **Precentral\_L Precentral\_R Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 1.0000000 0.9955579 0.9256915 0.8879952 0.8304025 0.8146290 |  |
| 0.130 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 1.0000000 0.9700290 0.8995485 0.8812628 0.8021602 0.8021602 |  |
| 0.135 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_L Temporal\_Sup\_R** |  |
| 1.0000000 0.9425083 0.8804438 0.8309088 0.7592947 0.7592947 |  |
| 0.140 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Sup\_L** |  |
| 1.0000000 0.9541839 0.8937093 0.8473535 0.8019446 0.7672425 |  |
| 0.145 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Postcentral\_R Temporal\_Sup\_R Temporal\_Mid\_R** |  |
| 1.0000000 0.9713652 0.8889173 0.8435389 0.8400350 0.8366821 |  |
| 0.150 | **Precentral\_R Precentral\_L Postcentral\_L Temporal\_Sup\_R Postcentral\_R Temporal\_Mid\_R** |  |
| 1.0000000 0.9909900 0.8879264 0.8484140 0.8409836 0.8317992 |  |

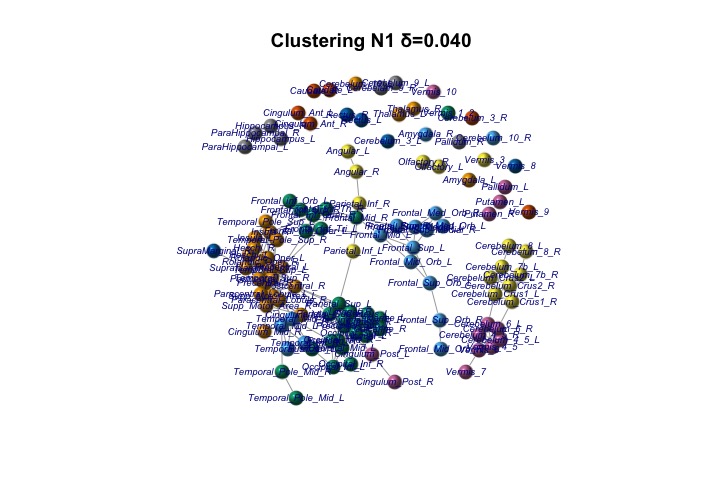
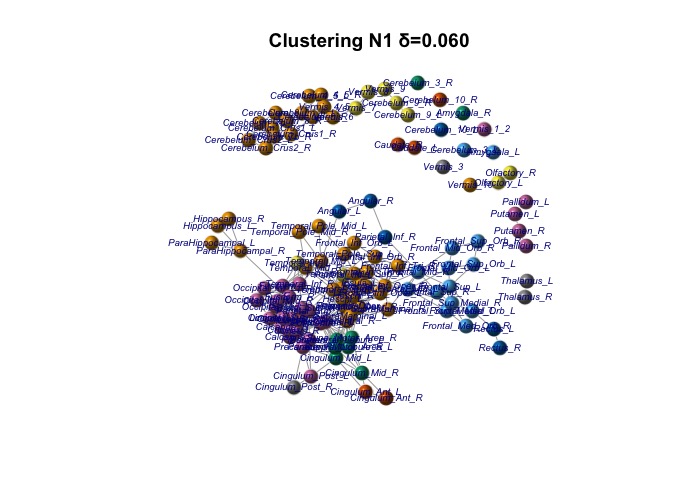
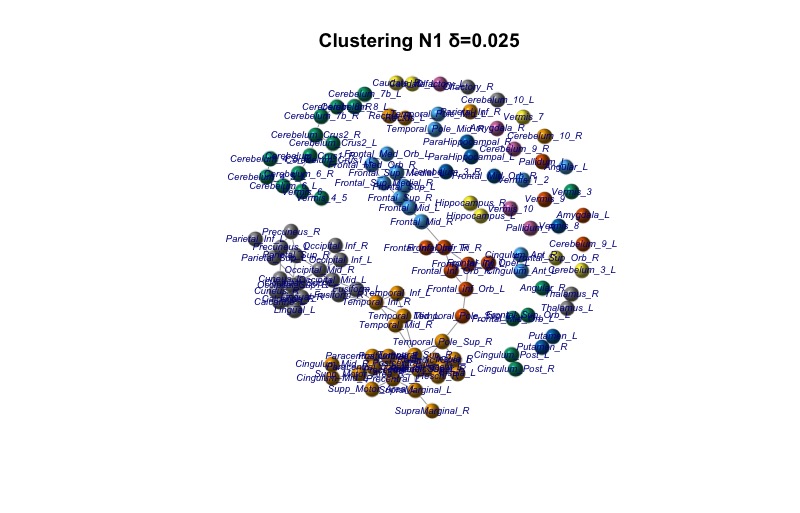
COEFICIENTE DE AGRUPAMIENTEO O DE CLUSTERING

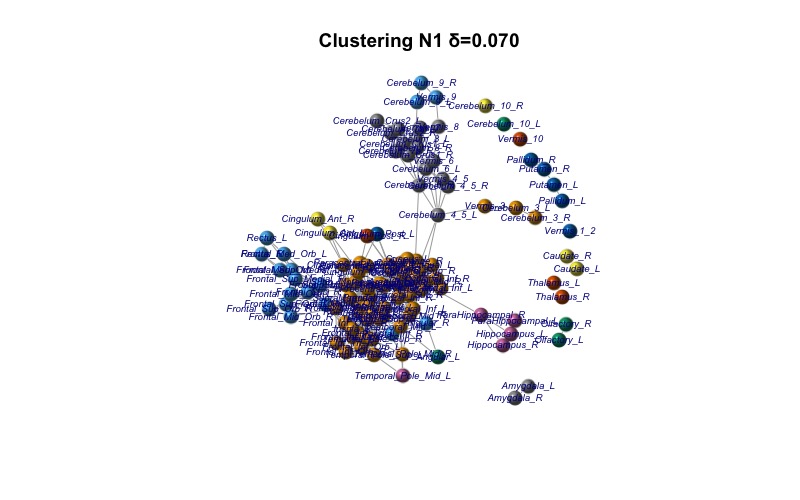
El coeficiente de agrupamiento (clustering coefficient) de un vértice en un grafo cuantifica qué tanto está de agrupado (o interconectado) con sus vecinos. Se puede decir que si el vértice está agrupado como un grafo completo su valor es máximo, mientras que un valor pequeño indica un vértice poco agrupado en la red.

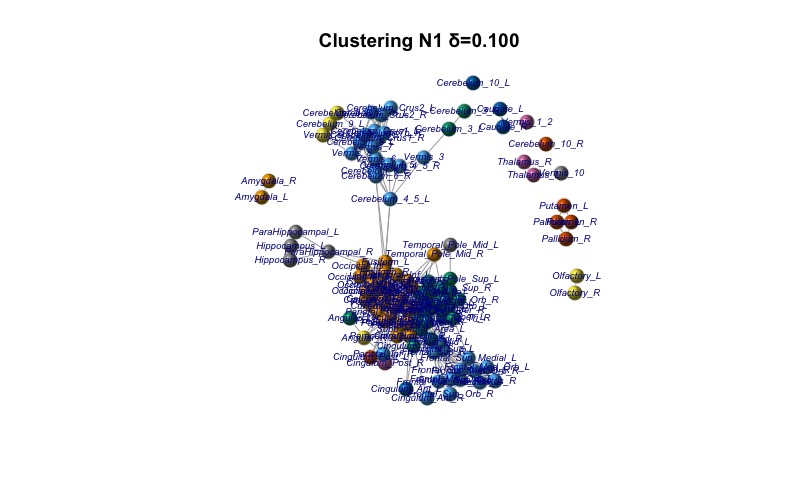
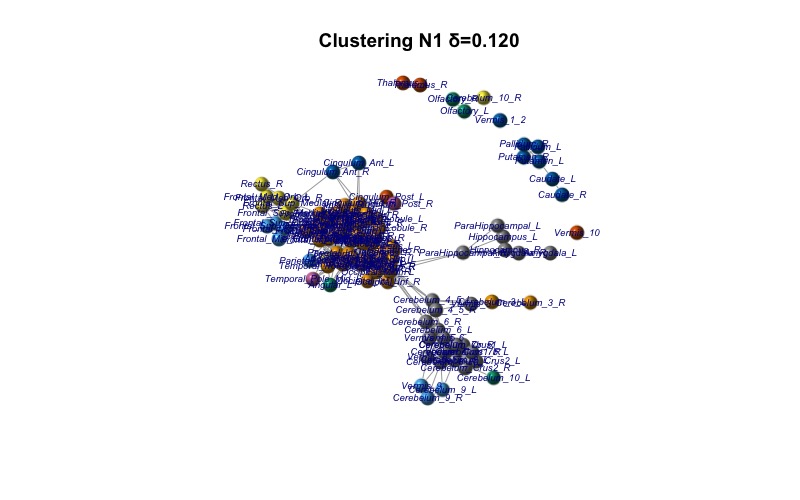
Existen diversos modos de medir agrupamiento que explotan y miden distintas características de los grafos. En un primer acercamiento usamos el calculo de la transitividad o coeficiente de clustering, entendida como una medida de la probabilidad que los vértices adyacentes de un vértice determinado estén conectados. Se puede clacluar tanto en forma local para cada nodo o para el grafo en su totalidad. Para poder comprar los distintos estadios de sueño calculamos el coeficiente de clustering global para cada Estadio (N1, N2, N3 y W) y cada valor de densidad  de aristas antes indicada. A medida que el grafo se vuelvo menos conexo porque la densidad de aristas disminuye se observa una disminución en valor del coeficiente de clustering. Sin embargo existe un punto de inflexión a partir del cual el coeficiente de clustering aumenta de nuevo . Además es interesante destacar que los estadios W y N1 tiene comportamientos mas similares que los N2 y N3. También procedimos a calcular el valor promedio del coeficiente local para cada estadio de sueño y cada valor de densidad de aristas. Es interesante observar que el punto de inflexión donde el coeficiente de clustering global posee un mínimo el coeficiente de cluestering local comienza a disminuir abruptamente. Valores pequenos de coeficientes de clustering local están asociados a comportamientos tipo “mundo pequeños” donde las conexión no se dan en forma azarosa sino que algunos nodos están mas conectados que otros.

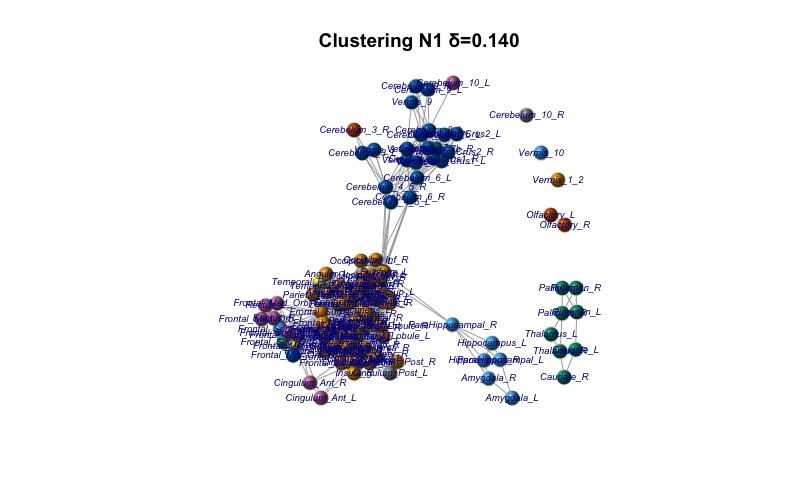
Detección de estructuras de comunidades basados en la intermediación de aristas. (Community structure detection based on edge betweenness)

Por ultimo utilizamos el algoritmo **cluster\_edge\_betweenness** para calcular las distintas comunidades presentes en los grafos derivados de distintos estadios de sueño para distintos valores de densidad de aristas. Como se puede observar de los grafos presentados a continuación y en concordancia con el análisis previamente presentado, se observa que a medida que la densidad de aristas aumenta el grafo tiene a aglutinarse en un único componente conexo y un menor numero de comunidades. Por otro lado a medida que se disminuye la densidad de aristas se empiezan a encontrar módulos mas pequeños y distinguibles y cuando alcanzan valores muy bajos de d los grafos tiene a ser mayormente desconexos.

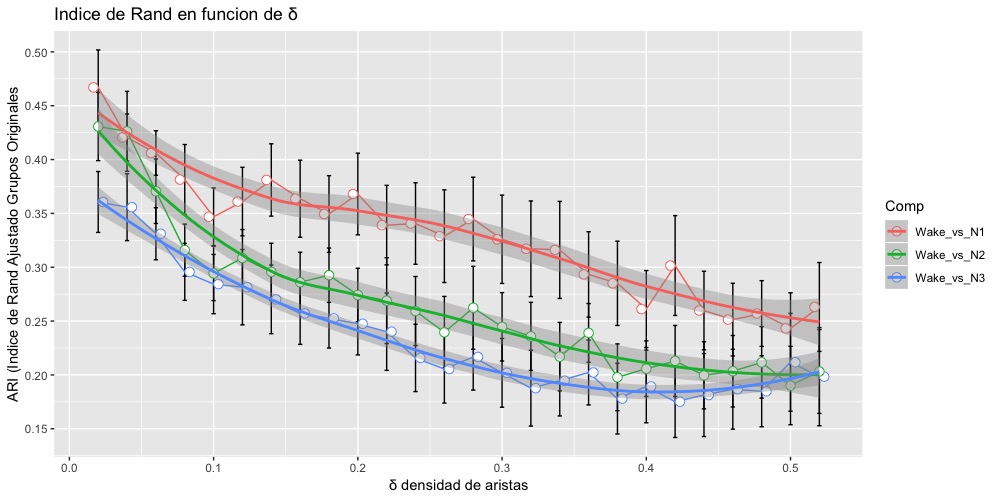


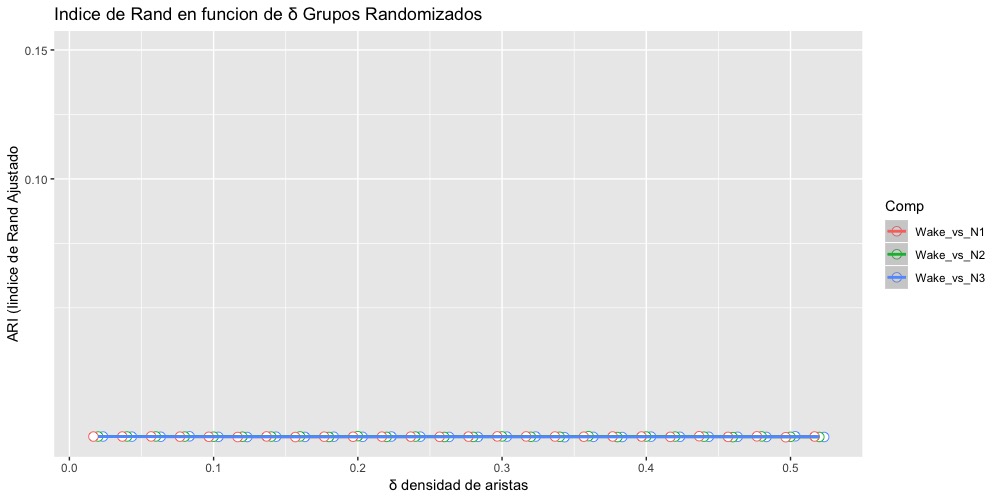
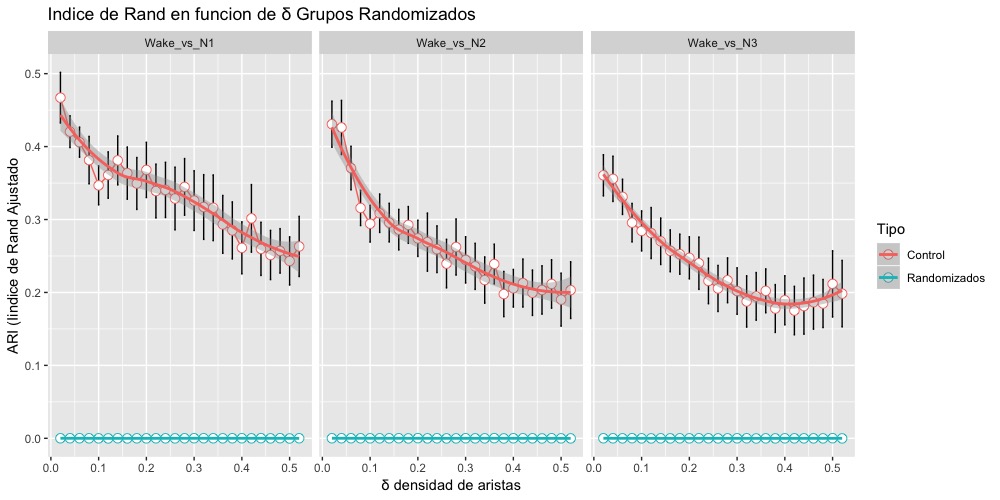




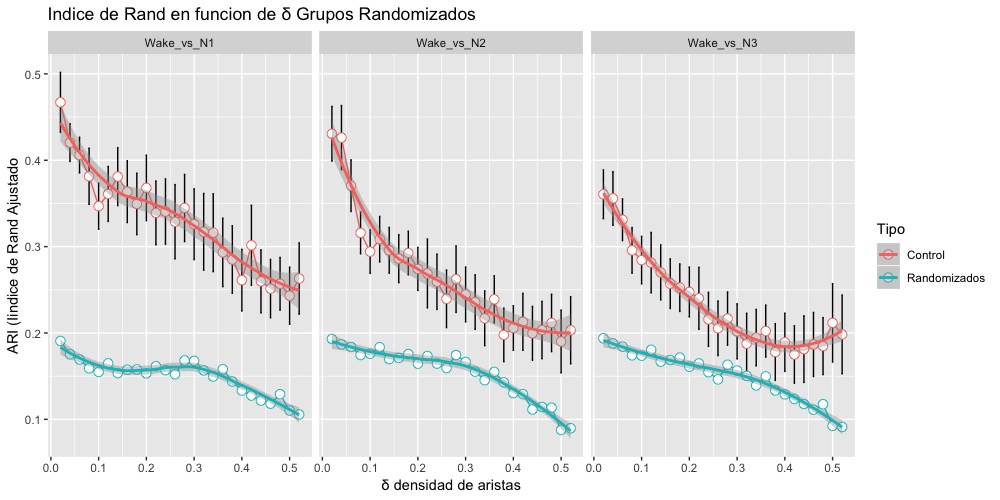


1. **Comunidades y coeficiente de modularidad**
2. **Estadística**
3. **Diferencias en la membresía para los diferentes estadíos**

****Como se menciono anteriormente el objetivo de este trabajo era demostrar que en los distintos estadios de sueños la red de conexión de las distintas regiones del cerebro se veía alterada y en particular el interés era entender como los distintos estadios de sueno (**N1**, **N2**, **N3**) se alejaban del estado de vigilia (**W**). Para ello los autores se proponen estudiar e identificar diferencias significativas globales en la membresía de los nodos entre los distintos estadíos del sueño. Para ellos proponen utilizar el método propuesto por el grupo del Dr. Ed Bullmore de la Universidad de Cambridge en el Reino Unido (Alexander-Bloch et al., 2012). A este fin los autores proponen utilizar el Índice de Rand ajustado ( adjusted-for-chance Rand index ) para calcular la similitud entre los distintos estadios del sueño y el estado de vigilia. Para ello como primera etapa calculamos las matrices de adyacencia para cada estadio de sueño (N1, N2, N3, W), cada individuo (18) y para mas de 20 puntos de densidad de aristas (26) en el rango 0.02<****<0.5. Luego utilizando la función **cluster\_louvain** del paquete **igraph** calculamos las comunidades presentes en cada grafo y sus etiquetas de comunidades.

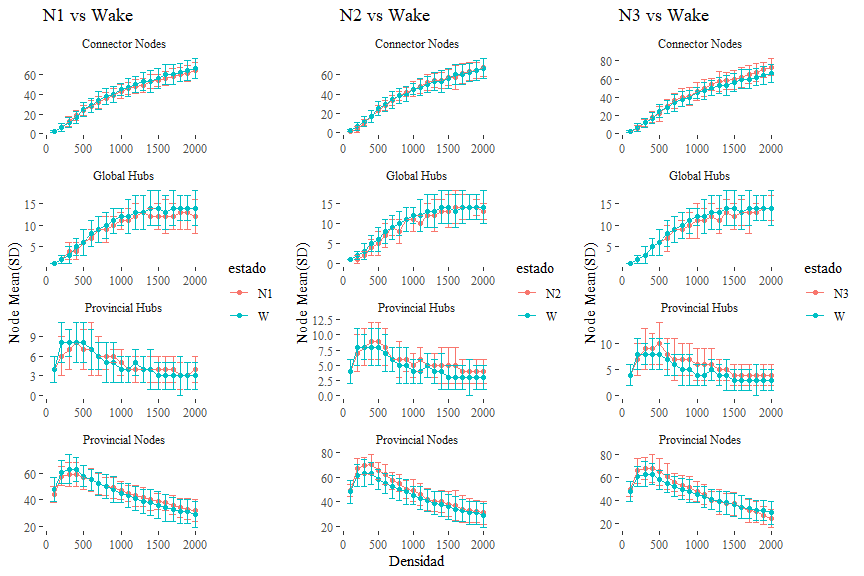
****Luego utilizando la función **compare** del paquete **igraph** calculamos para cada individuo y cada valor densidad de aristas ****la diferencia de membresía que exista entre el estado de vigilia (**W**) y cada uno de los 3 estados de sueño antes mencionados (N1, N2, N3). A partir de estos datos promediamos los valores obtenidos para los individuos en cada valor de densidad de arista para cada comparación entre el estado W y lo s estados de sueño Nx. Como se puede observar en siguiente grafico para cada una de las comparaciones se observa una disminución en el etiquetado de las comunidades entre el estadio de vigilia **W** y los de sueño. Como se mencionara anteriormente este puede estar asociado al hecho que en condiciones de alta densidad de aristas los grafos suelen tener comportamientos similares a grafos de tipo random que pueda enmascarar la presencia de posibles módulos funcionales. Para estudiar si las diferencias observadas entre los distintos estadios de sueño y de vigilia son significativas los autores proponen comparar los resultados obtenidos con un set de control donde se permitan las etiquetas de membresía al azar. Para ello se procedió del siguiente modo. Para cada individuo, cada valor de densidad de arista y cada comparación realizada se realizaron 1000 permutación de las etiquetas obtenidas para los estadios N1 N2 y N3 por el algoritmo **cluster\_louvain** mencionado anteriormente y luego se compararon con los valores para el mismo individuo, valor de densidad para el estadio W. De este modo se realizaron 1000 permutaciones por individuo en cada valor de densidad y por lo tanto 18000 (18 individuos) en total para cada comparación en cada punto de densidad de aristas. A continuación se calcula la media y el desvío estándar y los resultados se presentan en el siguiente grafico. Como se puede observar se obtuvieron valores muy cercanos a 0 para cada valor de densidad y cada comparación. Esto no era lo esperado pero puede deberse a varios factores entre los cuales contamos el bajo numero de individuos (solo 18), el hecho que las permutación se realizaran sobre el total de las etiquetas y no solo sobre un porcentaje de las mismas. Comparando los dos resultados antes mencionados observamos que las diferencias observadas entre los distintos estadios del sueño y vigilia son mucho mas altas que las observadas para los grupos randomizados. Para calcular el pValor y obtener una suerte de test estadístico no paramétrico se contaron cuantas veces para cada valor de densidad y comparación los valores obtenidos randomizando las muestra eran mayores que aquellos con las muestras no alteradas. En todos los caso se observo que el 100 % de las iteraciones aleatorizando las etiquetas de membresía arrojaba valores menores a los obtenidos ****con los valores originales.

En un intento de disminuir el ruido producido por la aleatorización de las etiquetas de membresías decidimos repetir el procedimiento forzando a que el vector de etiquetas estuviera ordenado de menor a mayor debido a que notamos que es ese el modo en el cual el algoritmo de louvain lo organiza. De este modo logramos obtener valores de índice de Rand mucho mayores para las pruebas con los grupos aleatorizados pero en el rango probado en el trabajo original (hasta un valor de 0.15 de densidad de aristas) las diferencias en todos los casos se mantuvieron significativas.

****Por lo tanto si bien de nuestros estudios se desprende que existe una diferencia significativa en la comunidades que se generan en los distintos estadios del sueño y el estado de vigilia es necesario realizar nuevas pruebas

1. **Rol de nodos, y cambios en el rol de los nodos**

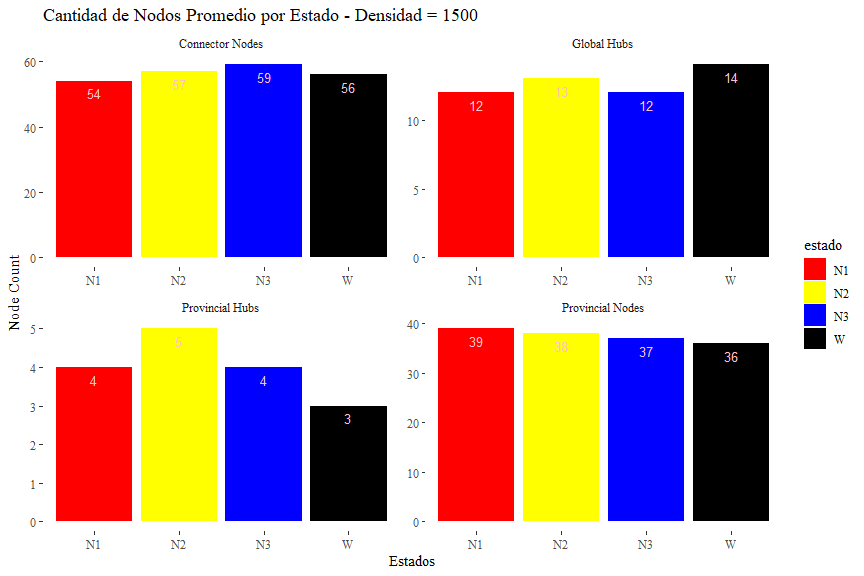
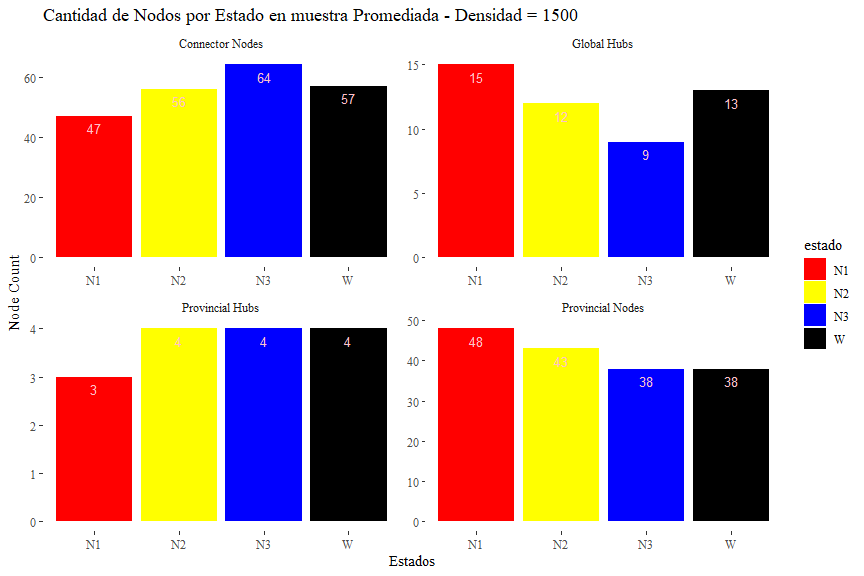
Por ultimo se intento estudiar si existan diferencias apreciables en la cantidad de nodos que cumplen funciones distintas (Hubs: (P i > P C & z i > z C ), Provincial Hubs: (P i < P C & z i > z C ), Provincial Nodes: (P i < P C & z i < z C ), Connector Nodes: (P i > P C & z i < z C )) haciendo uso de las métricas de participación ( P i ) y el z-score del grado intra-comunidad ( z i ). Para ello se calculo un valor para cada individuo y cada valor de densidad y cada estadio de sueño y se graficaron los promedios y desvíos estándar obtenidos.



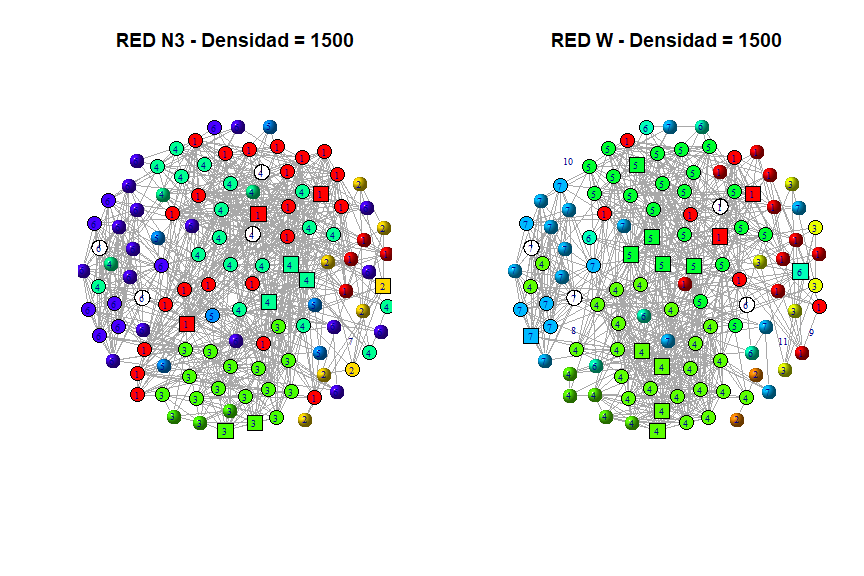
\*\* Los intervalos de cada punto fueron calculados usando desvio estandar

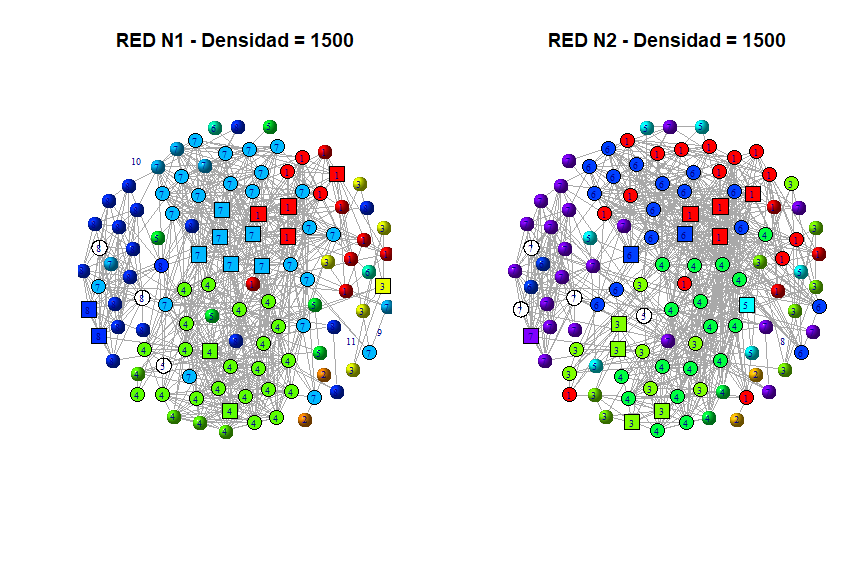
Decidimos graficar el desvio estándar y no el error estándar de la media por ser una medida mas conservadora a la hora de comparar diferencias entre grupos. SI bien no se calculo ningún tipo de estadística se puede observar que las curvas se solapan en modo notable y por ende seria necesario contar con muchas mas observaciones para que tuviera sentido buscar algún test estadístico adecuado. Sin embargo podemos observar que variaciones en la densidad de aristas producen cambios globales en los parámetros observados. En este sentido a medida que aumenta la densidad de arista se observa una desaparición de Hubs y nodos provinciales y un concomitante aumento del numero de nodos conectores y hubs globales. Esto se debe porque a medida que aumenta la densidad de arista los grafos tienden a tener un comportamiento similar a grafos aleatorios caracterizados por una baja presencia de módulos y un componente conexo muy grande.

Representado los datos en gráficos de barras podemos observar y confirmar que la cantidad de nodos que cumplen funciones especiales no cambia entre los distintos estadios de sueño. Realizamos el calculo de dos modos distintos. Como se indicaran anteriormente, es decir calculando el numero de tipo de modo presente en cada individuo y luego promediando o alternativamente promediando los datos de todos los individuos y luego realizando los cálculos. Ambos análisis arrojan la misma conclusión.



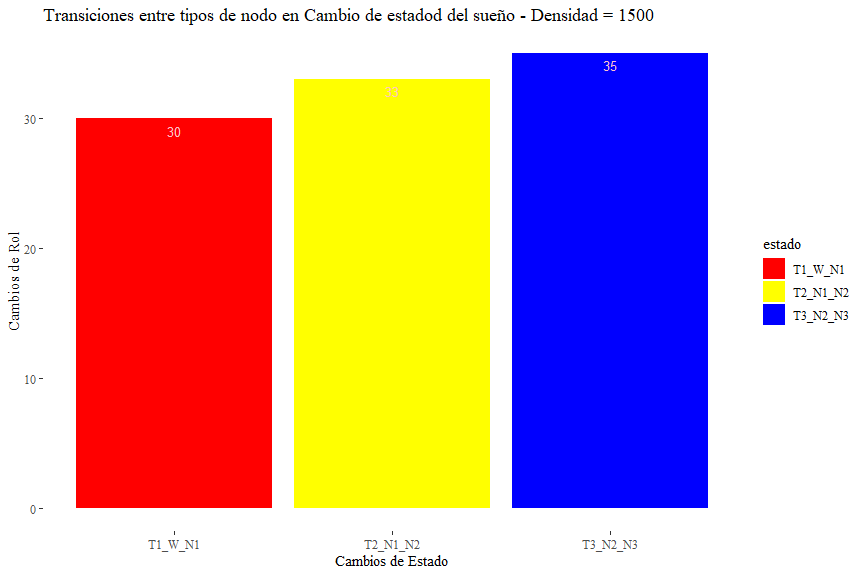
Con el objeto de observar y graficar como lucían los grafos para los distintos estadios de sueño y como cambiaban los roles de los nodos en las transiciones de un estadio a otro, creamos grafos de donde etiquetamos cada nodo con su membresía a una comunidad y su rol. Para este análisis se eligió una densidad cercana al 0,1 (numero de links totales 1500) porque es donde observamos que se empieza a evidenciar el aumento de los nodos conectores y hubs y disminución de hubs y nodos provinciales.



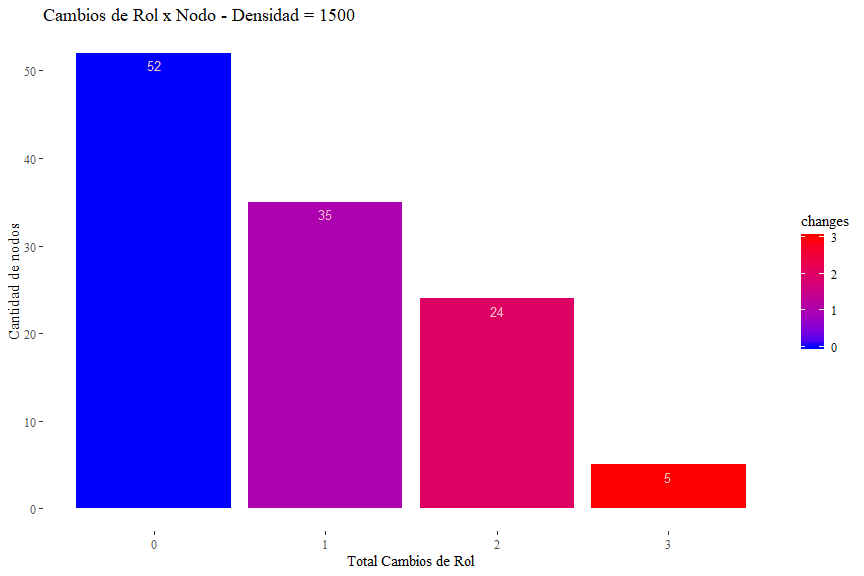


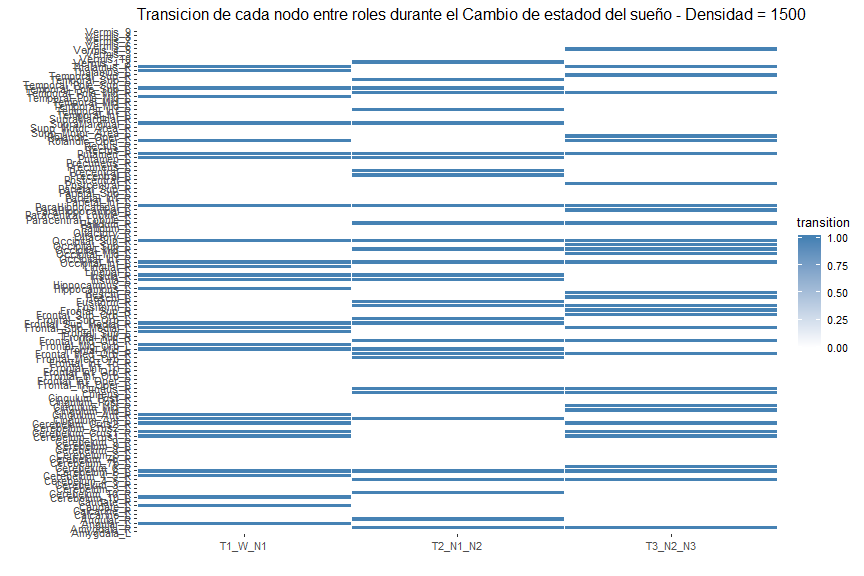
Los distintos nodos están coloreados siguiendo el siguiente código

|  |  |
| --- | --- |
| Nodo | Forma |
| Connector Nodes | circle |
| Global Hubs | square |
| None | none |
| Provincial Hubs | pie |
| Provincial Nodes | sphere |

Un análisis cualitativo nos muestra que existen distintos nodos que nos solo cambian de comunidad sino que además cambian de rol dentro de la comunidad donde se encuentran. Para poder hacer un análisis mas detallado y cuantitativo contamos para cada cambio de estadio (en total 3) (**W**->**N1**, **N1**->**N2** y **N2**-> **N3**), contamos cuantos nodos cambiaban de función. Lo que se observa en el siguiente grafico de barras que si bien la cantidad de nodos que cambia en cada estadio es relativamente constante, ésta representa un porcentaje importante de la cantidad de nodos totales (alrededor del 25% -> 30 de 116). Por ende el fenómeno de cambio de rol es de relevancia importante para la regulación de la conectividad de las distintas áreas del cerebro durante los distintos estadios del sueño.

Para profundizar en este área decidimos realizar un análisis mas pormenorizado de cómo varian las funciones de los nodos durante las transiciones en los distintos estadios del sueno. Para ello estudiamos que porcentaje de nodos cambiaban de función y cuantas veces.

 Lo primero que observamos es que menos de la mitad de los nodos cambiaban de rol y que solo el 5% de los nodos cambiaba en todos los estadios. Si bien no podemos aventuras hipótesis al respecto es interesante notar como existe un patrón en e cual alguno nodos tiene la tendencia a cambiar entre estadios (una pequeña cantidad) y tal vez pueda justamente ser aquellos que coordinan el mecanismo general que regula el cambio de un estadio a otro. Por el contrario existen nodos que cambian solo en un estadio o a lo sumo en dos y estos tal vez podrían estar relacionados con funciones especificas en esos estadios particulares.



En este grafico se aprecia en forma cualitativa los resultados presentados en el grafico anterior. La banda coloreada indica un cambio en el rol del nodo en la transición entre estados de sueño, la banda blanca muestra que el rol se mantuvo en la transición.

1. **Bibliografía**

MacQueen, J. B. (1967). Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability 1. University of California Press. pp. 281–297. MR 0214227. Zbl 0214.46201. Consultado el 7 de abril de 2009.

Kaufman, Leonard & J. Rousseeuw, Peter. (1990). Partitioning Around Medoids (Program PAM). Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis. 68 - 125. 10.1002/9780470316801.ch2.

Charrad, M., Ghazzali, ., Boiteau, V., & Niknafs, A. (2014). NbClust: An R Package for Determining the Relevant Number of Clusters in a Data Set. Journal of Statistical Software, 61(6), 1 - 36. doi:http://dx.doi.org/10.18637/jss.v061.i06

ROUSSEEUW, Peter J. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. Journal of computational and applied mathematics, 1987, vol. 20, p. 53-65.

Ester, Martin; Kriegel, Hans-Peter; Sander, Jörg; Xu, Xiaowei (1996). «A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise». En Simoudis, Evangelos; Han, Jiawei; Fayyad, Usama M. Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96). AAAI Press. pp. 226-231. ISBN 1-57735-004-9.

BEZDEK, James C.; EHRLICH, Robert; FULL, William. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. Computers & Geosciences, 1984, vol. 10, no 2-3, p. 191-203.