**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).

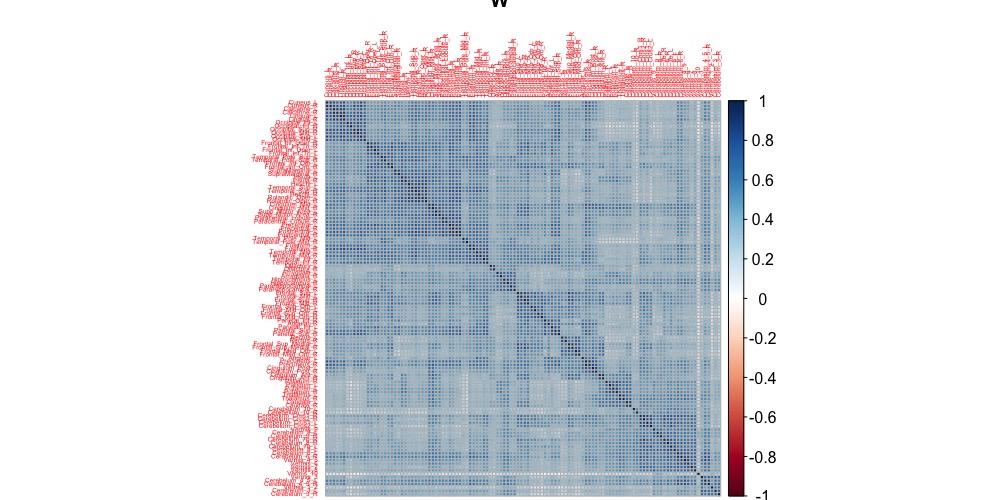
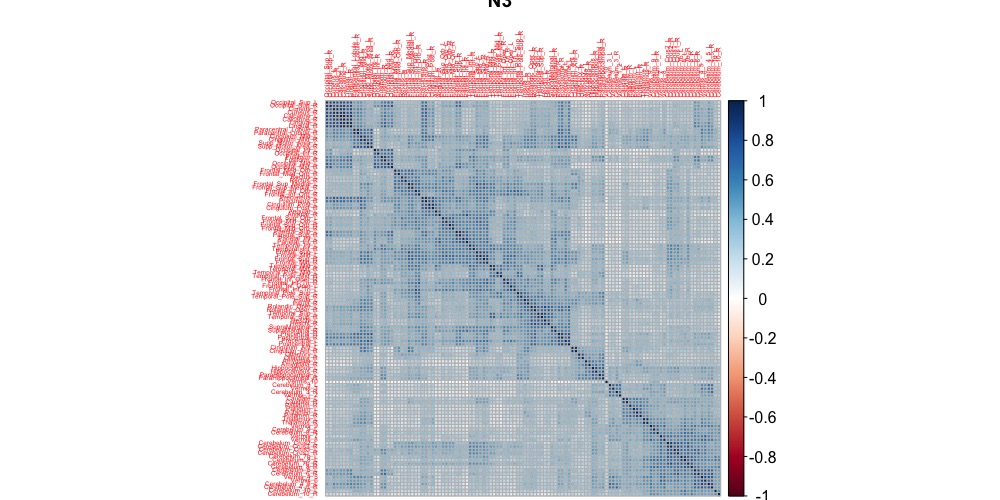
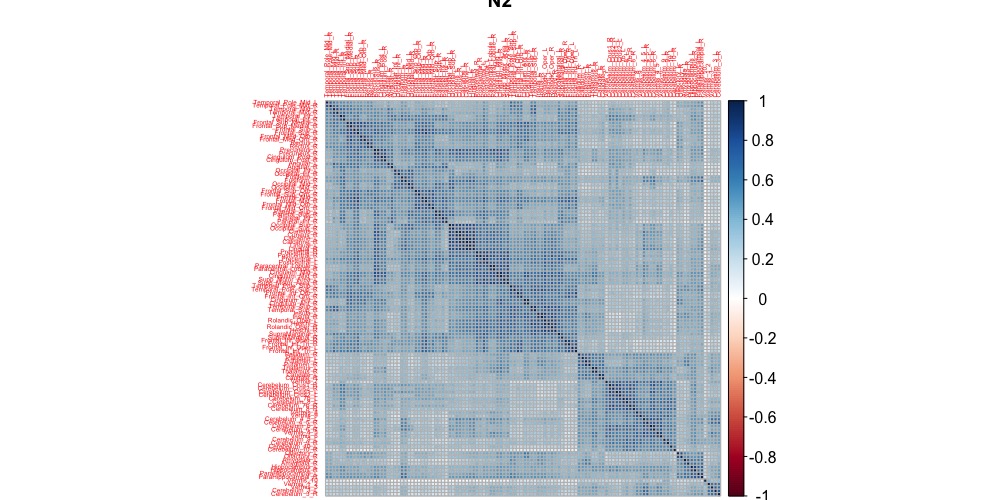
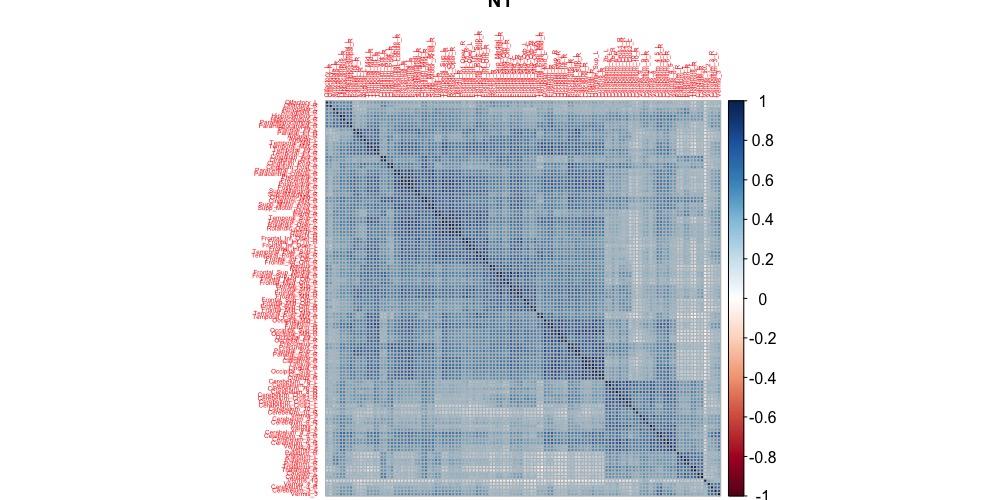
1. **Visualización**

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**

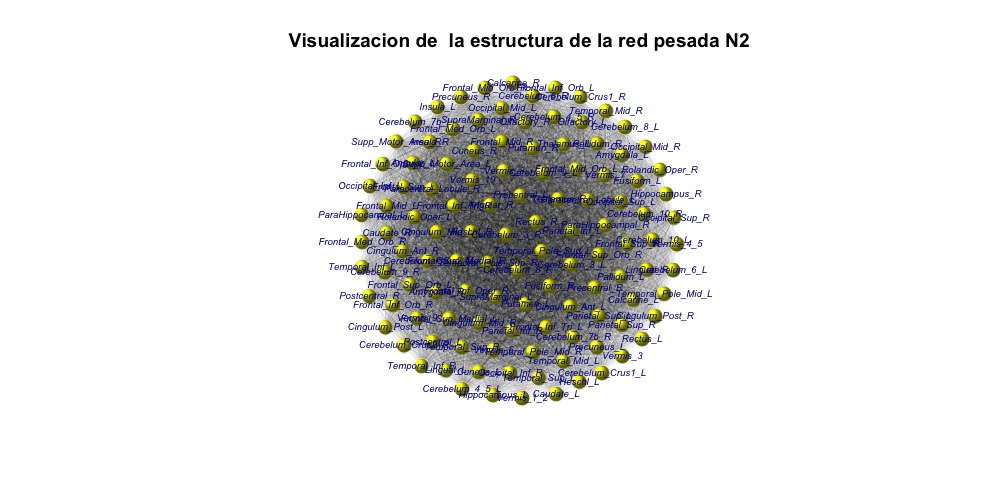
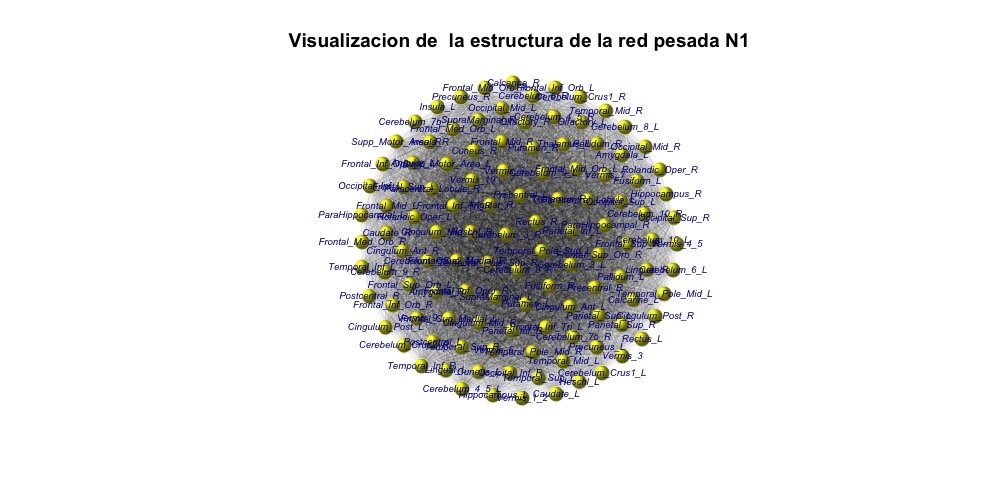


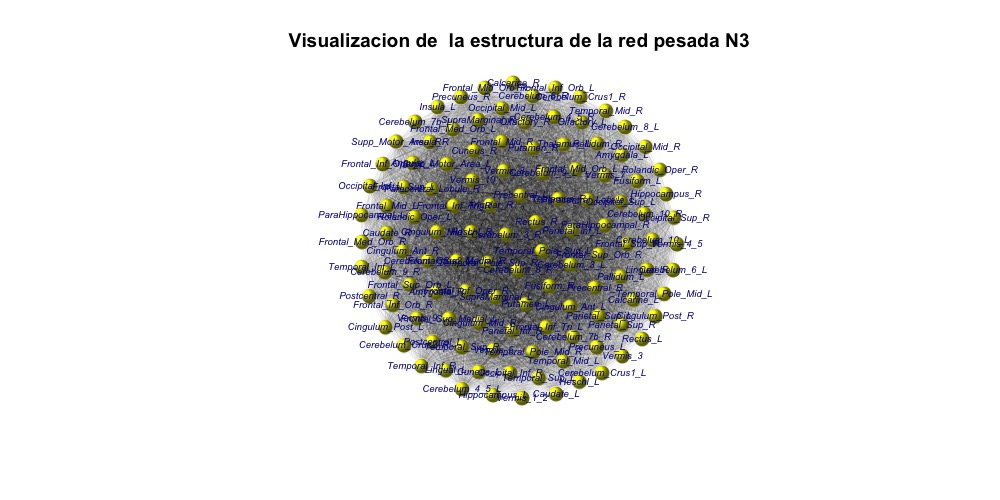
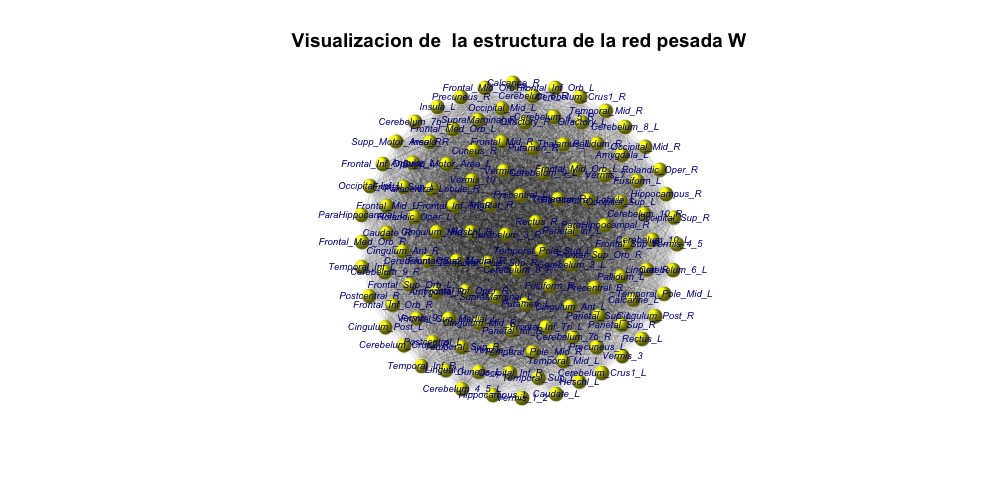
**N1**

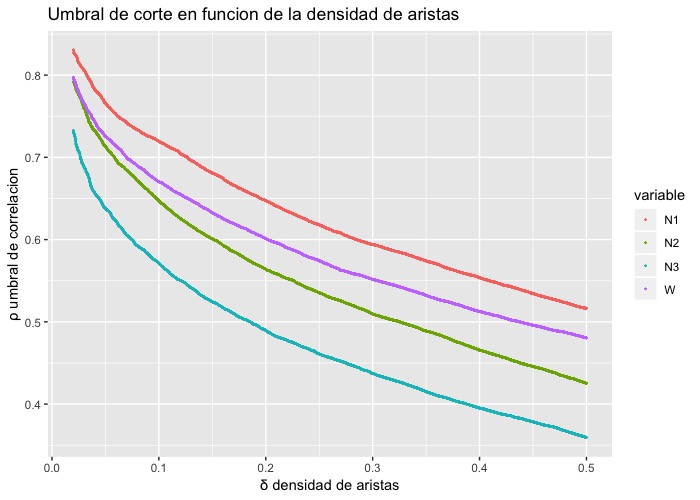
**W**

**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.

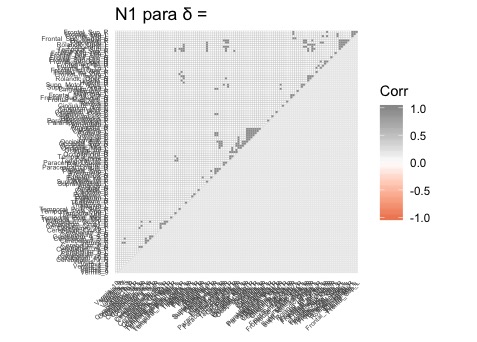
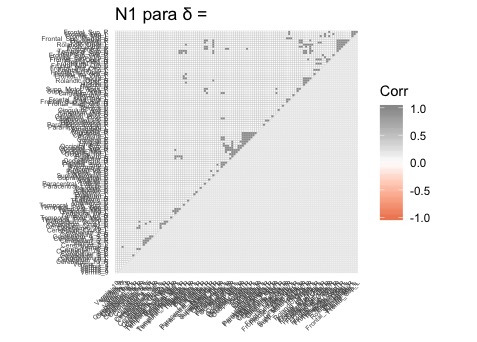
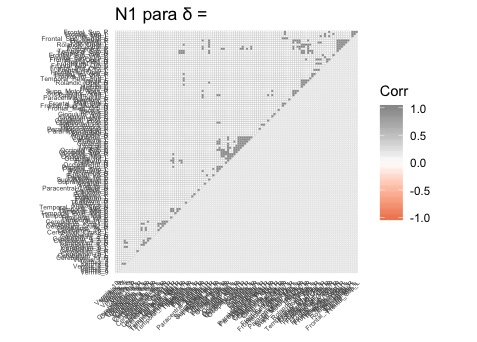
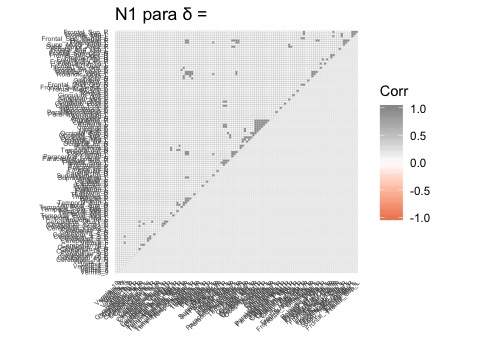
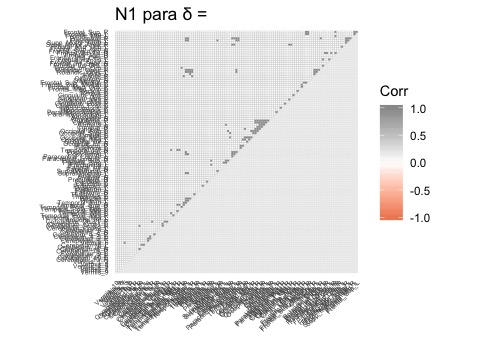
EL siguiente grafico nos muestra como cambia el valor de umbral en función de la densidad de aristas para cada estadio del sueño analizado en nuestro *Dataset*. Como puede observarse, para valores constantes de ****los distintos grafos muestran una gran variabilidad en los valores de el grafico si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

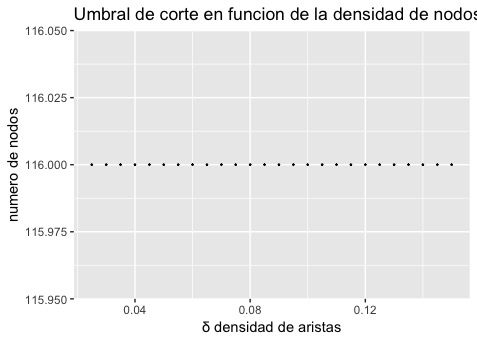
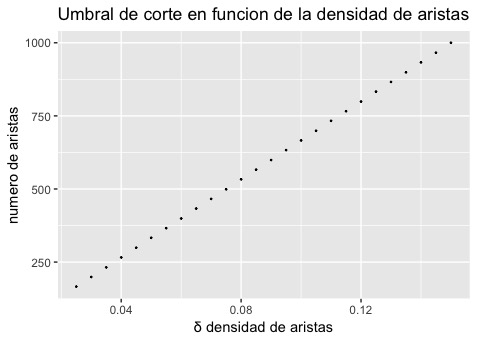
A continuación se presentan los valores y análisis de distintos parámetros de los grafos generados a partir de los valores promedios en función de distintos valores de densidad de aristas.

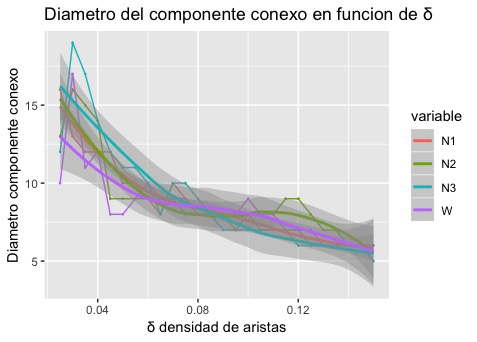
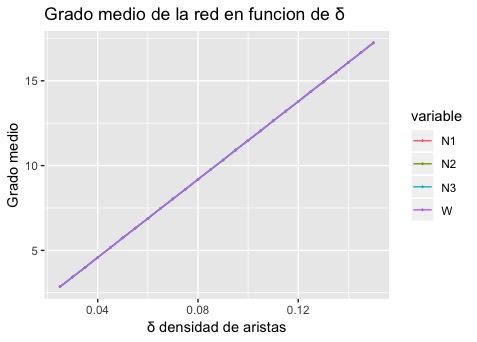
Matrices de Correlacion:

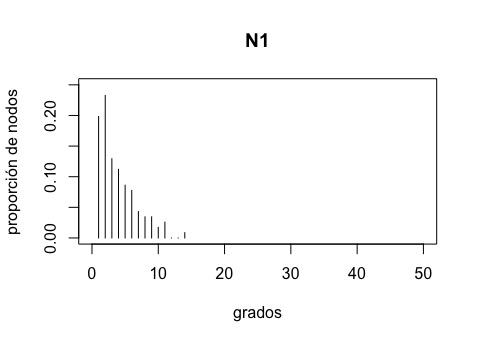
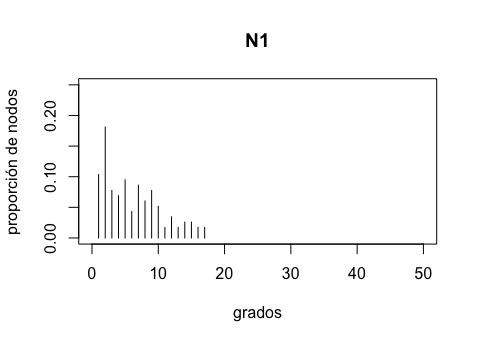
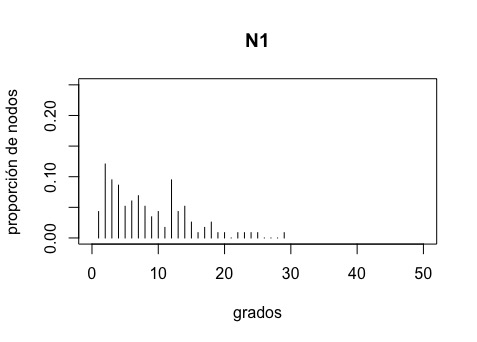
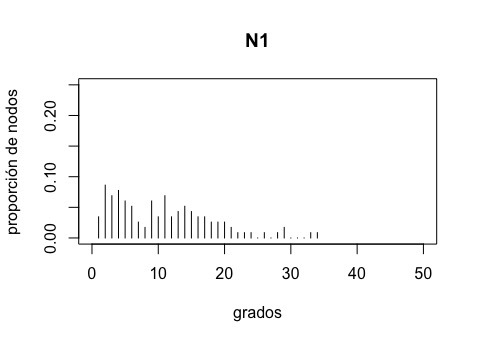
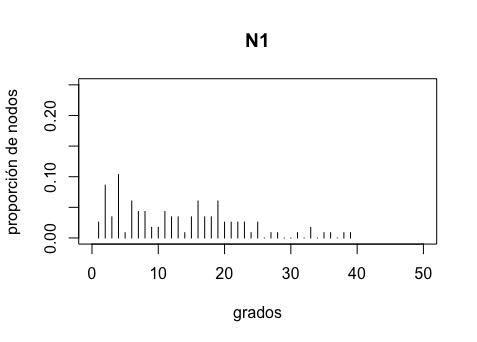
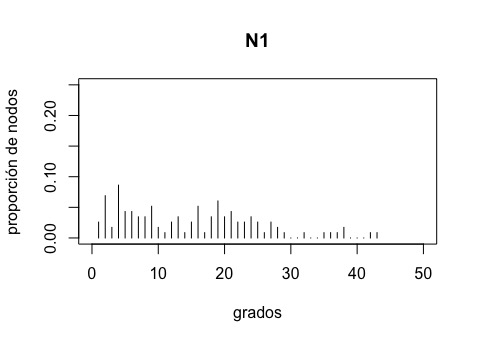
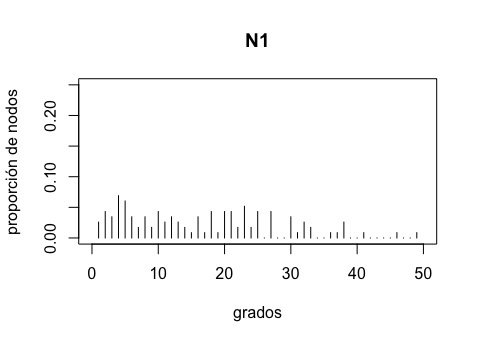
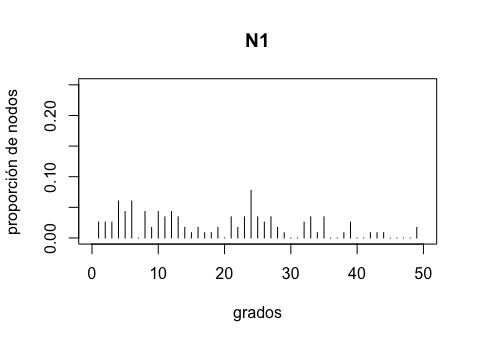
Para cada estadio (W, N1, N2 y N3) y los 26 puntos elegidos de ****se calcularon se transformaron las matrices de correlación, en matrices no pesadas con solo 0 y 1 que serán utilizadas como matrices de Adyacencia para construir los grafos y calcular sus métricas. A modo de ejemplificación se muestran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



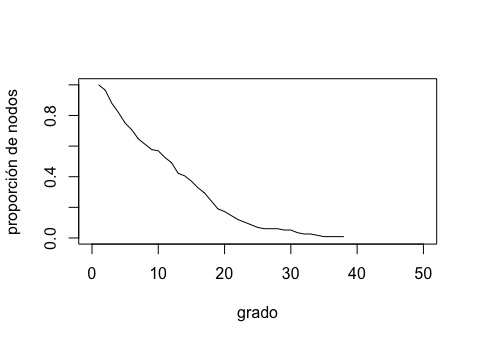
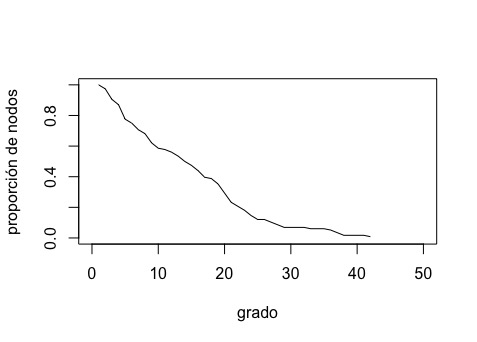
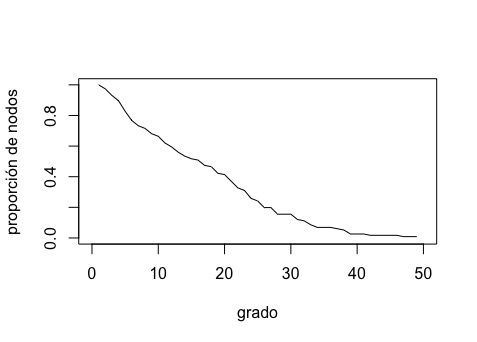
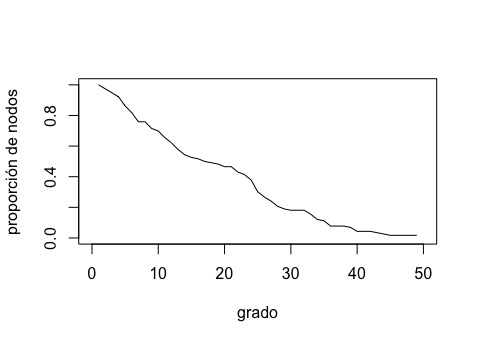
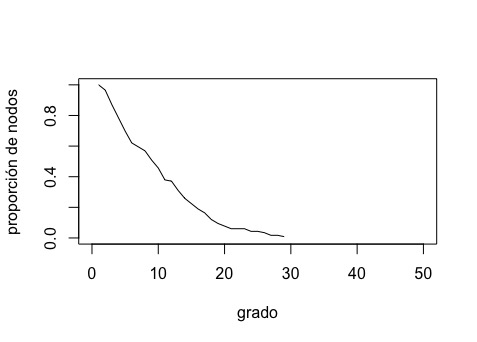
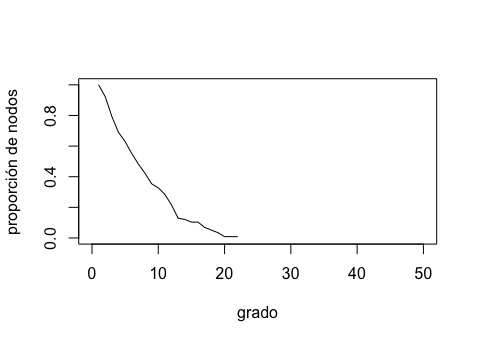
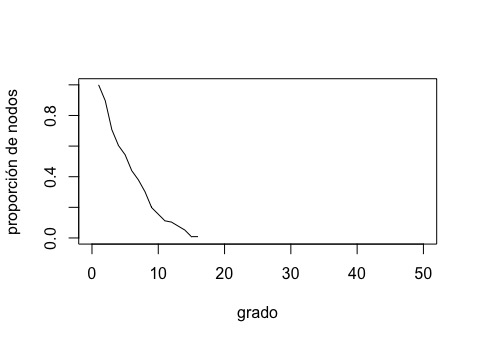
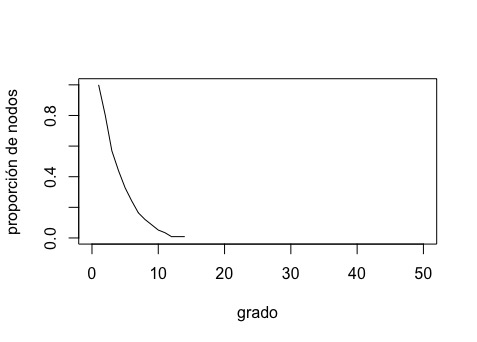
## Macintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V25.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V24.jpegMacintosh HD:Users:Mario:Dropbox:Maestria Data Minin:DM CyT:TP2:DataSujetos+AAL:DataSujetos:V23.jpegMacintosh 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 |  |  |  |

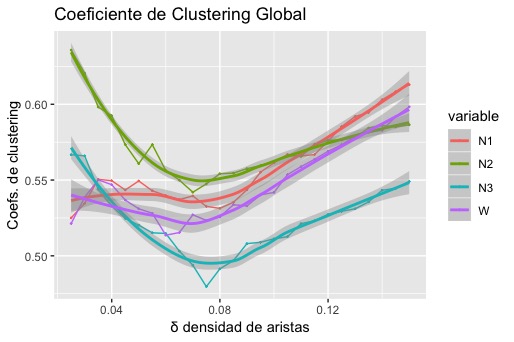
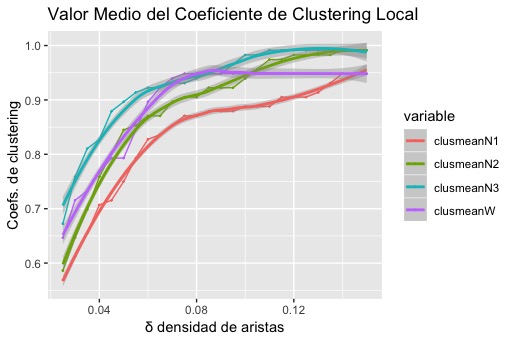
|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Coeficiente de Centralidad - Intermediación (betweenness) | | | |
| 0.025 | **Temporal\_Sup\_R Temporal\_Inf\_R Temporal\_Pole\_Sup\_R Fusiform\_R Temporal\_Pole\_Sup\_L Frontal\_Inf\_Orb\_L** | | | |
| 959.3708 741.5000 652.0747 628.4667 616.0000 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 |  |

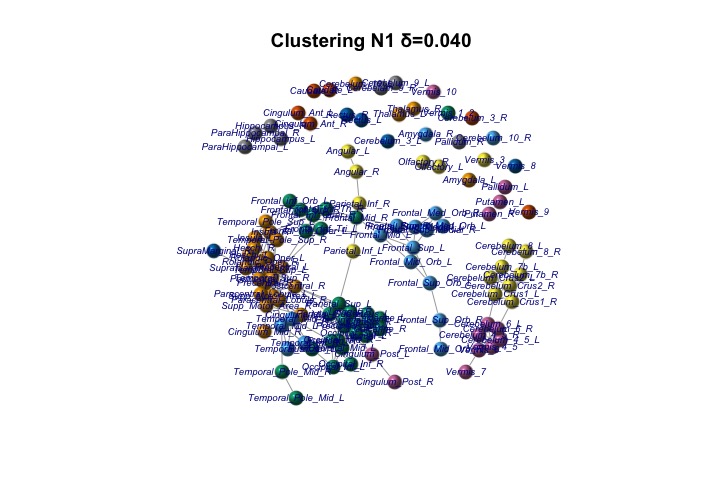
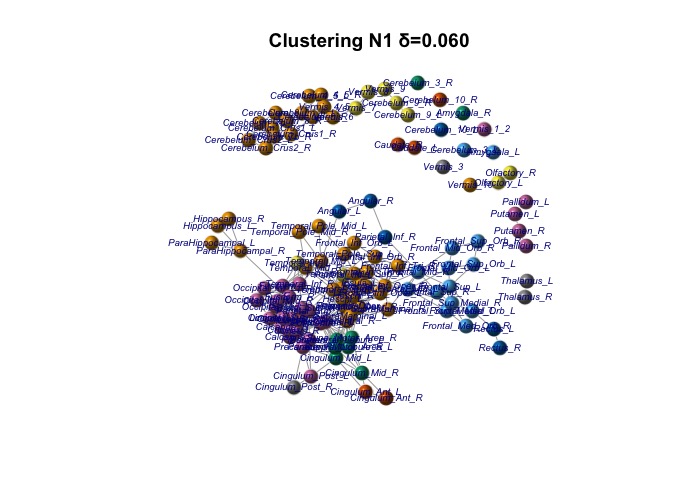
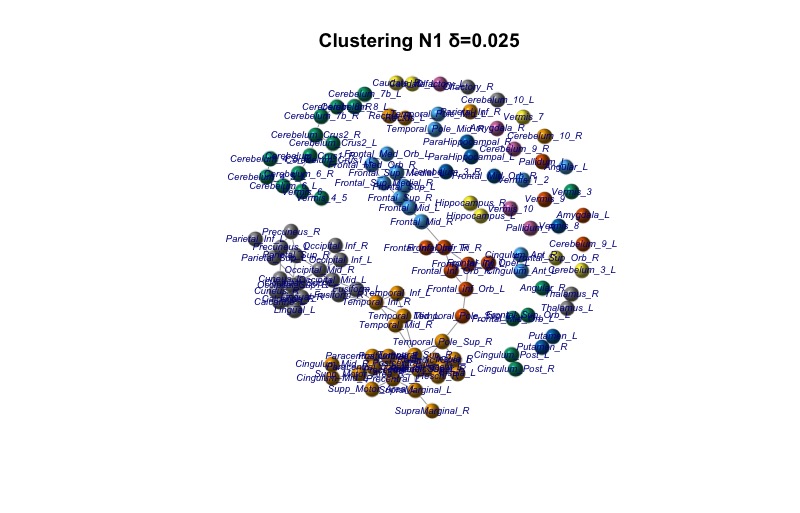
COEFICIENTE DE AGRUPAMIENTEO O DE CLUSTERING

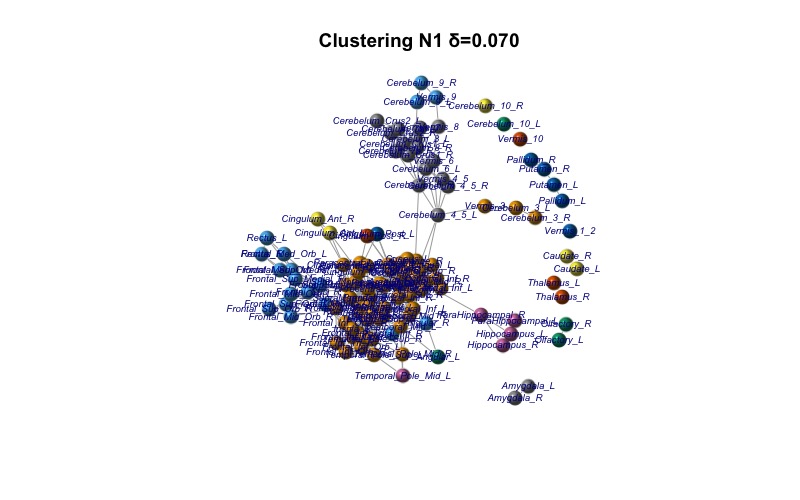
El coeficiente de agrupamiento (clustering coefficient) de un vértice en un grafo cuantifica qué tanto está de agrupado (o interconectado) con sus vecinos. Se puede decir que si el vértice está agrupado como un grafo completo su valor es máximo, mientras que un valor pequeño indica un vértice poco agrupado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

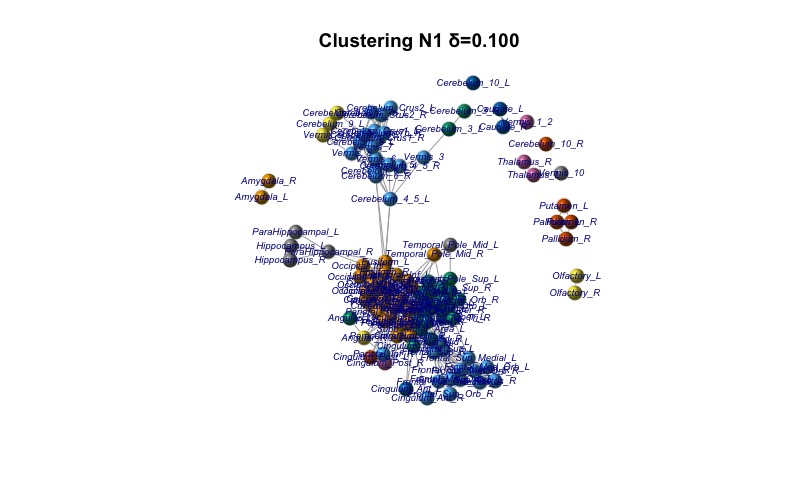
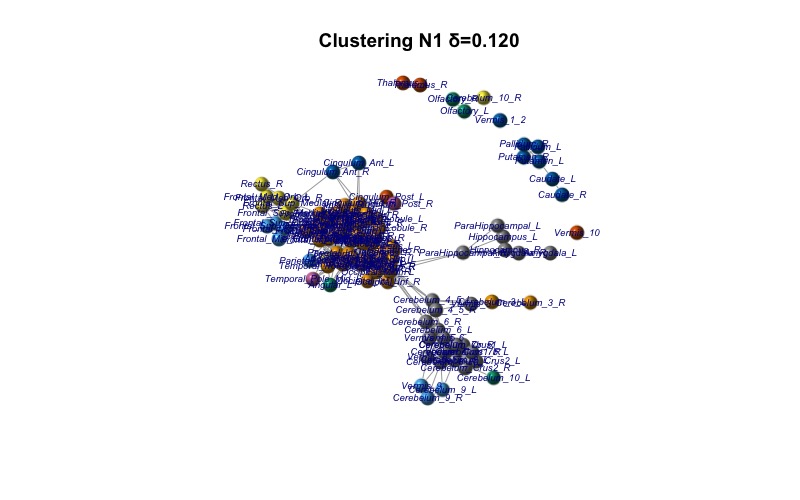
Existen diversos modos de medir agrupamiento que explotan y miden distintas características de los grafos. En un primer acercamiento usamos el calculo de la transitividad o coeficiente de clustering, entendida como una medida de la probabilidad que los vértices adyacentes de un vértice determinado estén 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.

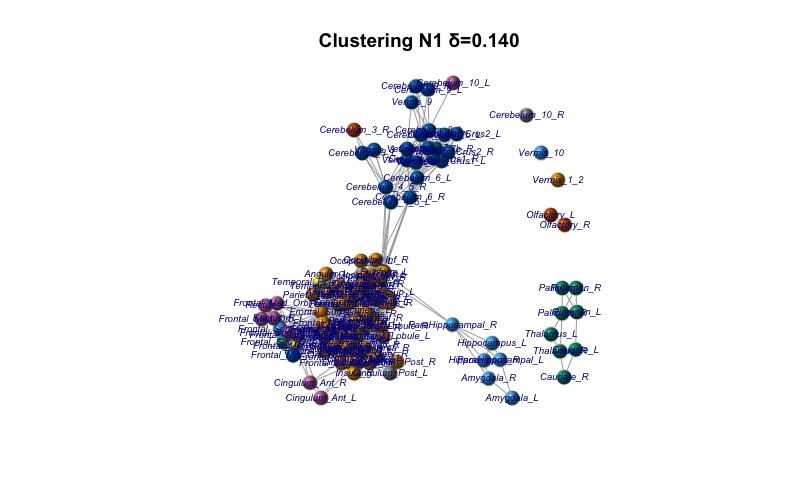
Detección de estructuras de comunidades basados en la intermediación de aristas. (Community structure detection based on edge betweenness)

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.



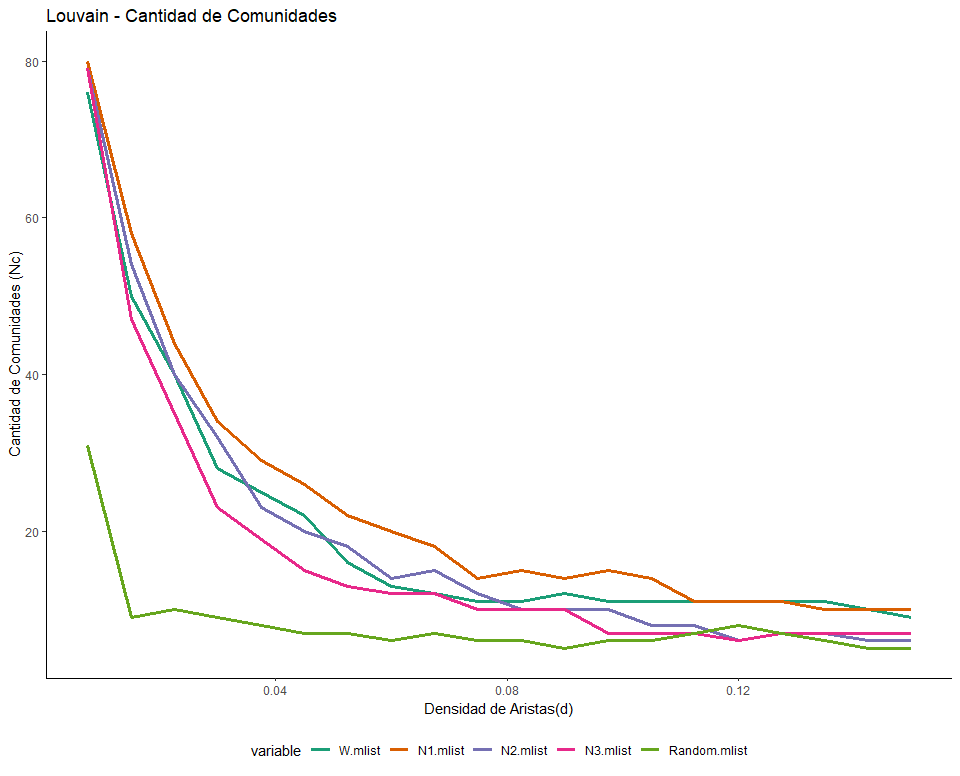




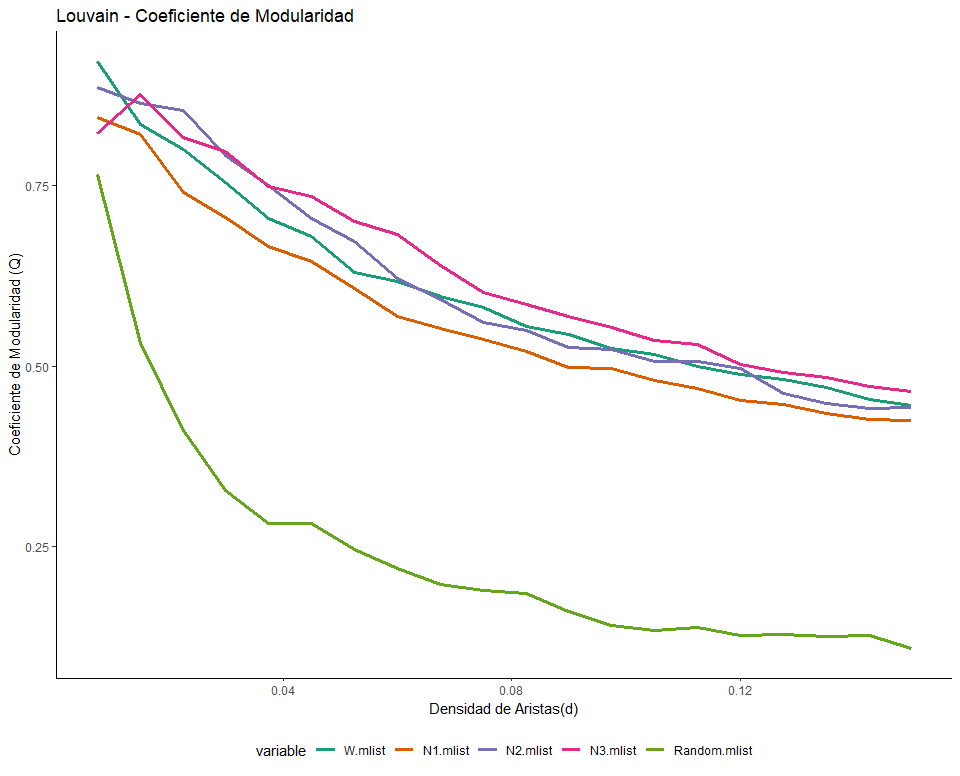


1. **Comunidades y Coeficiente de Modularidad**

En el siguiente apartado, graficará el coeficiente de modularidad (Q) junto a la cantidad de comunidades obtenidas (Nc) través del algoritmo de clusterización de Louvain. Todos los estadíos a su vez, serán comparados contra una red random.



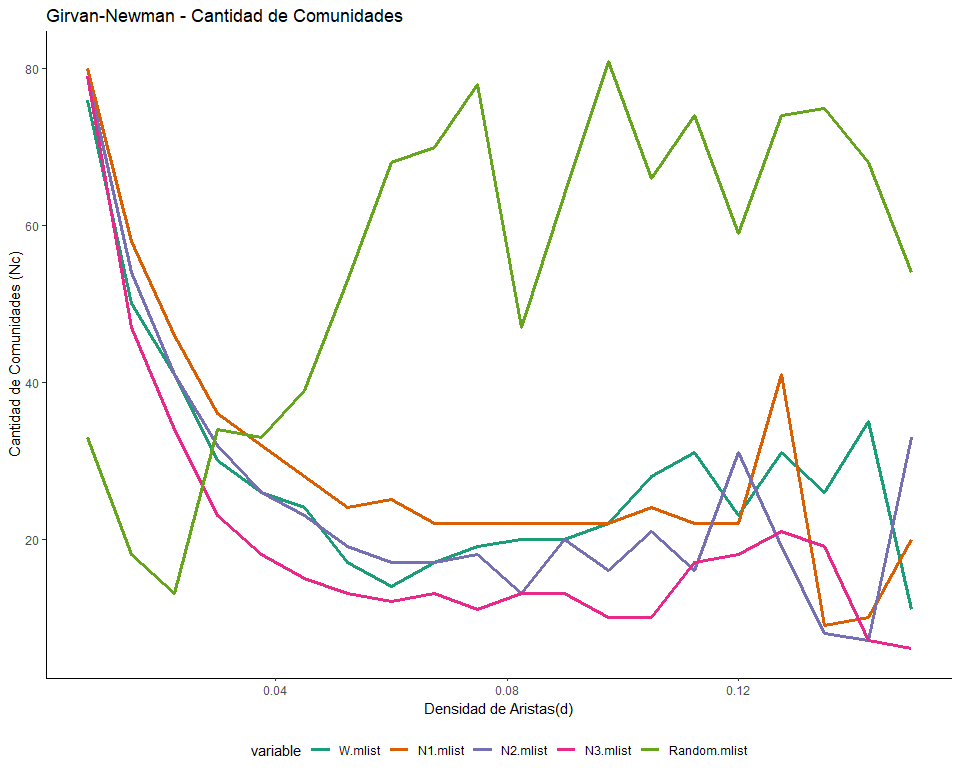
En el siguiente gráfico se puede observar como a medida que aumenta la densidad mínima de las aristas, el número de comunidades cae de manera no lineal. A su vez si se lo compara contra la red random, la cantidad de comunidades es mucho mayor.



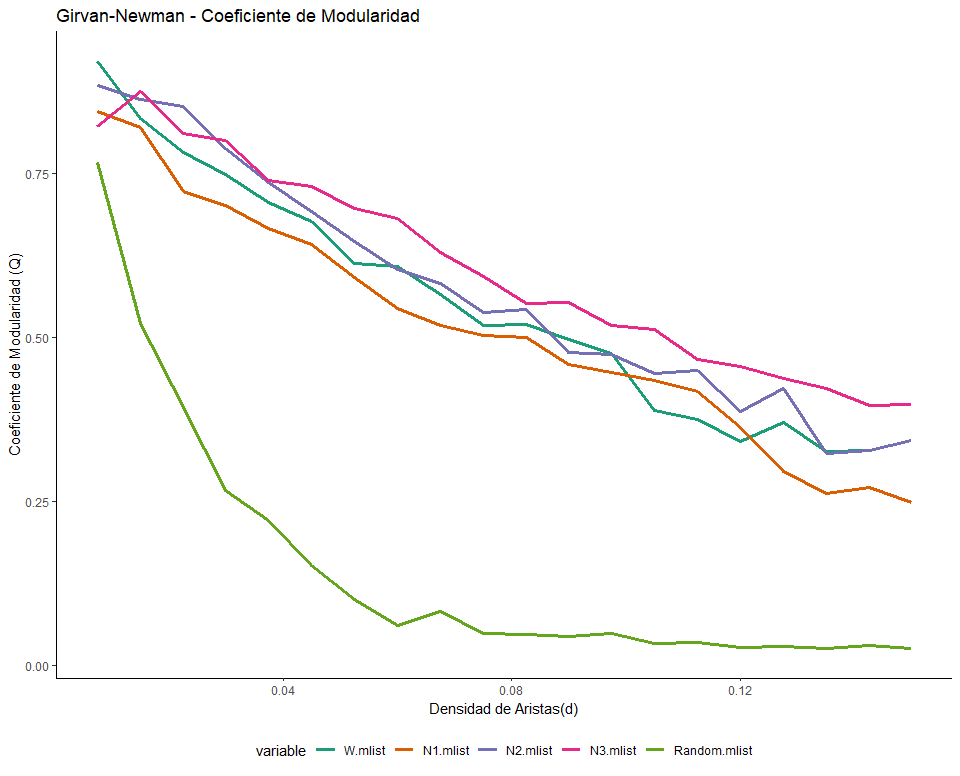
Si se realiza la misma comparativa para el coeficiente de modularidad, se pueden observar dos cosas muy notorias: a) la primera es que la modularidad de las redes random cae muy rápido a medida que se incrementa la densidad de las aristas; y b) que la modularidad del cerebro a lo largo de los 4 estadíos, pareciera mantener el coeficiente de modularidad alto.

**Opcional 1:** Girvan – Newman

En el siguiente apartado se recrearan los gráficos del punto anterior, contra la implementación de búsqueda de comunidades en grafos propuesta por Girvan y Newman (2002). También considerando que la heurística propuesta por estos autores es distinta, se medirá el tiempo de ejecución y se lo comparará con el algoritmo de Louvain.



Al analizar el gráfico de la cantidad de comunidades con Girvan-Newman, se puede observar que existe un comportamiento inverso en la cantidad de comunidades de la red random con respecto a los estadíos del sueño. Además se puede observar un comportamiento bastante inestable y erráticos.



Por el contrario, si se observa el gráfico generado para el coeficiente de modularidad, se puede observar un comportamiento mucho mas estable y similar al obtenido utilizando Louvain.

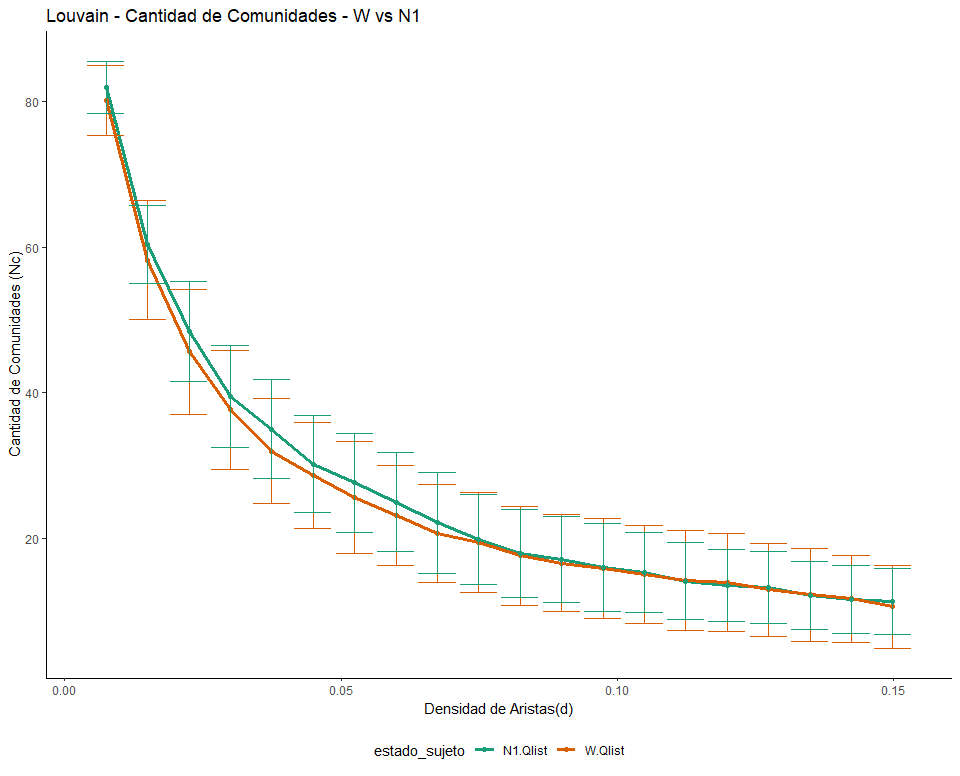
En cuanto al tiempo de ejecución, Louvain es un algoritmo veloz que podría funcionar hasta 60 veces mas rápido:

* Louvain: 0.597 secs
* Girvan-Newman: 1.07 mins

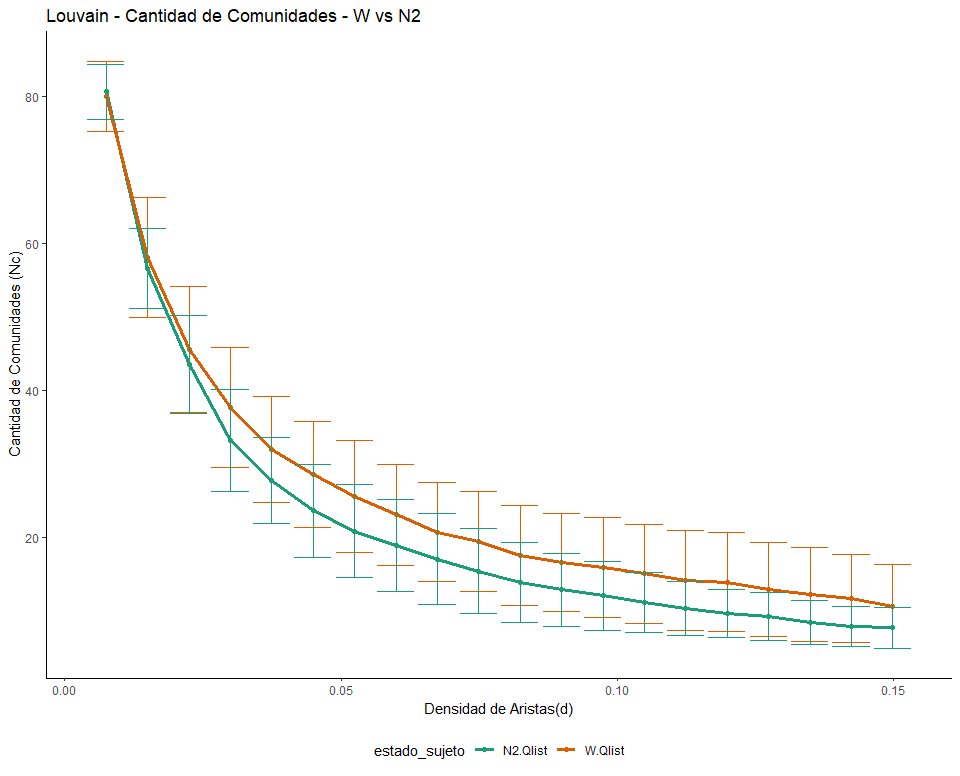
1. **Estadística**

Para el siguiente apartado, se recrearán las curvas de cantidad de Comunidades (Nc) del punto anterior y las curvas de coeficiente de modularidad (Q). A diferencia del punto anterior, para este análisis no se utilizará la matriz promedio de los 18 sujetos, sino que se realizará el análisis de grafo sobre cada uno de los sujetos y a partir de allí se extraerán conclusiones al contrastar la diferencia entre los estadíos de sueño de los sujetos (W, N1, N2, N3) realizando un test de AnoVa para las posibles densidades de aristas contempladas.

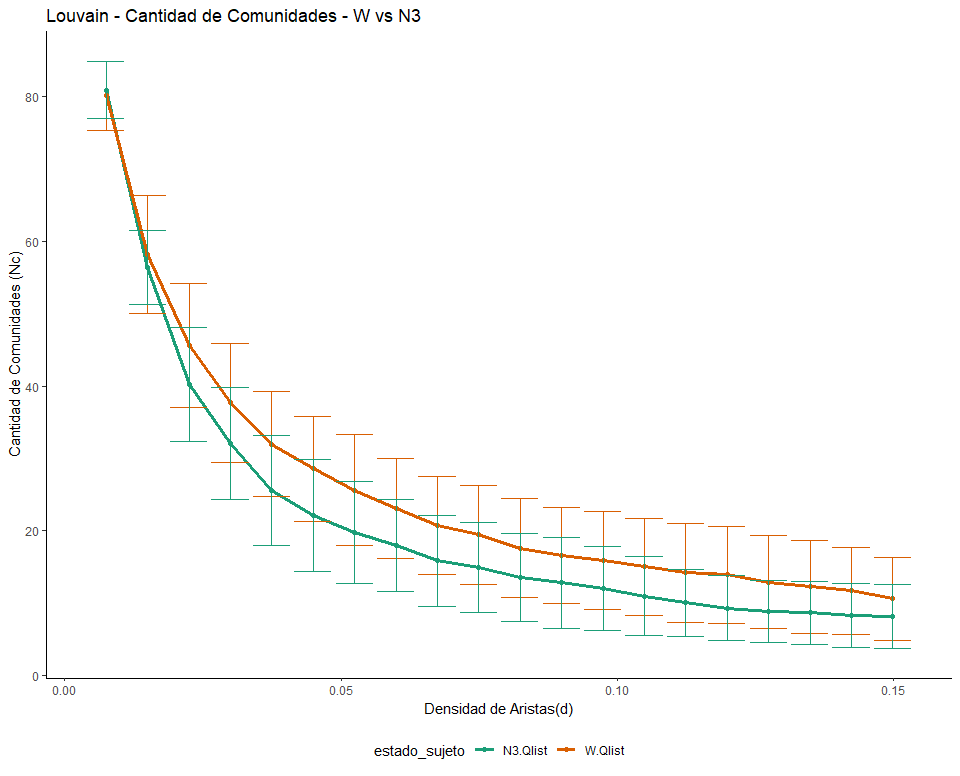
Por otra parte, se espera recrear los análisis realizados por Tagliazucchi et al. (2013), donde el enfoque fue similar y se utilizó AnoVa para determinar si las diferencias entre la modularidad y la cantidad de comunidades a lo largo de los estadíos de sueño variaba o si efectivamente eran un fenómeno asociado a un resultado aleatorio de individuos. Para todos los análisis para distintos niveles de densidad de aristas, se utilizó el algoritmo de clusterización de Louvain, el cual es la implementación en R del algoritmo formulado por Blondel et al. (2008).



Cuando se observa el comportamiento del primer estadío del sueño a lo largo de distintos niveles de densidad de aristas, se puede observar a simple vista que no parecería existir diferencias significativas entre estar despierto (W) y el 1er estadío del sueño (N1).



En cambio, al observar la segunda gráfica, cuando se compara W con el segundo estadío del sueño (N2) se puede observar que para niveles muy bajos de densidad de aristas la cantidad de comunidades en ambos estadíos parecería igual. Mientras que al observar niveles densidad de aristas mayores, se puede observar como existe una diferencia entre ambos estadíos.

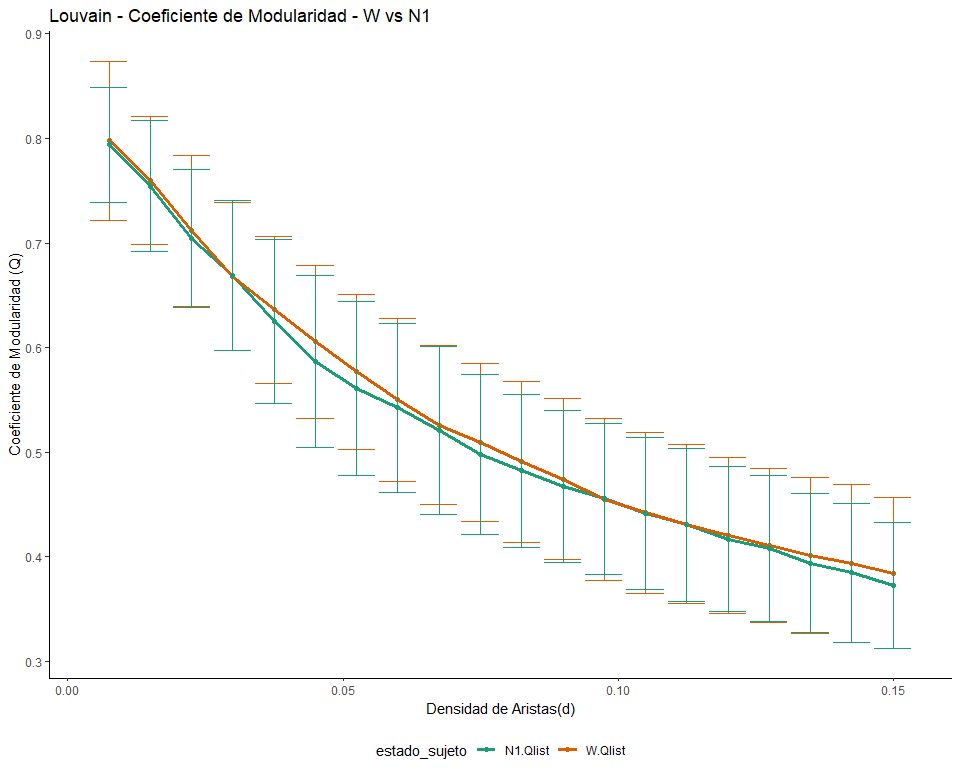


De manera análoga al segundo gráfico, se puede observar una diferencia perceptible entre estar despierto (W) y el 3er estadío del sueño entre los 18 sujetos analizados.

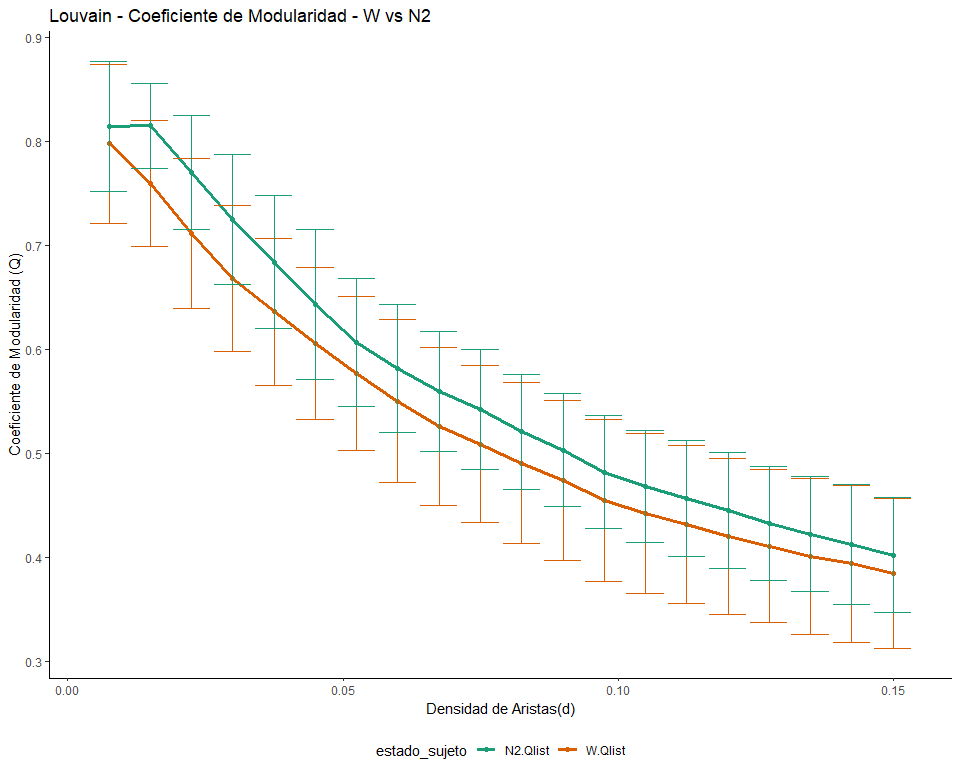
**Tabla: “Resultados de Test de Anova para la cantidad de comunidades a lo largo de los distintos niveles de densidad de Aristas evaluados”**



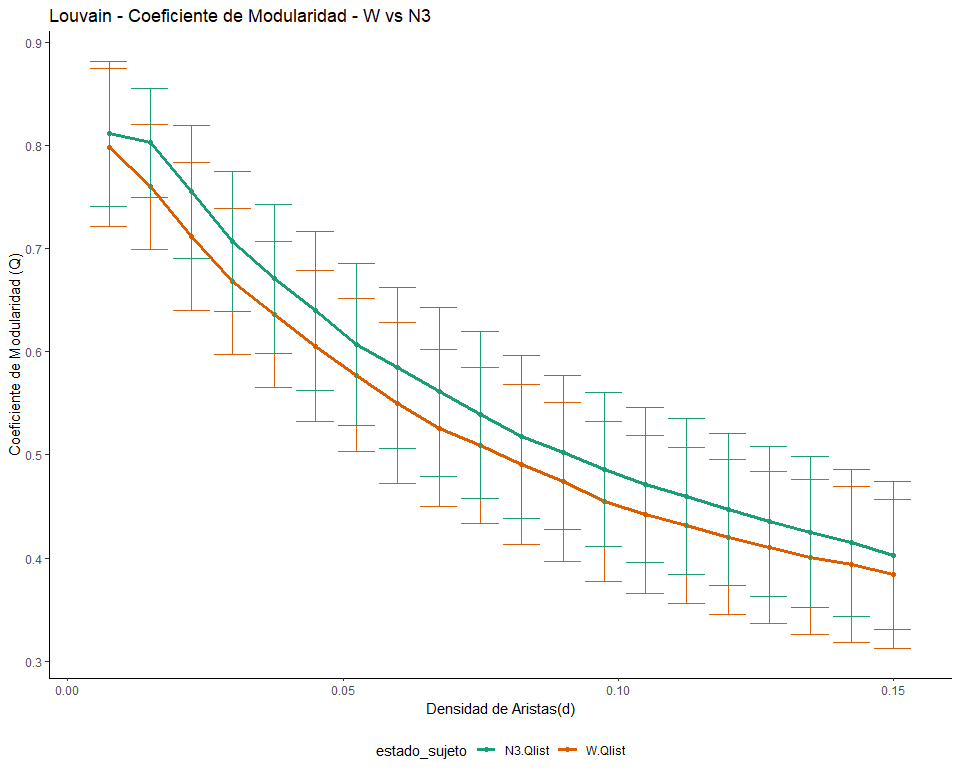
Para evaluar la diferencia cantidad de comunidades entre los distintos estadíos del sueño, se computó el p-valor del test de AnoVa para las distintas densidades de aristas que se analizaron en conjunto. Todos aquellos casos que arrojaran un valor estadísticamente significativo (p-value < 0.05) han sido coloreados en rojo para resaltarlos. Como se puede observar, los únicos estadíos del sueño que presentan cambios significativos en la modularidad de la actividad cerebral con respecto a estar despierto (W), son los estadíos 2 y 3.



En los siguientes 3 gráficos el análisis se encuentra centrado en el coeficiente de modularidad medido para los distintos niveles de densidad de aristas. En el primer gráfico se observar al igual que para la cantidad de comunidades, que no existen diferencias significativas entre ambos estadíos.

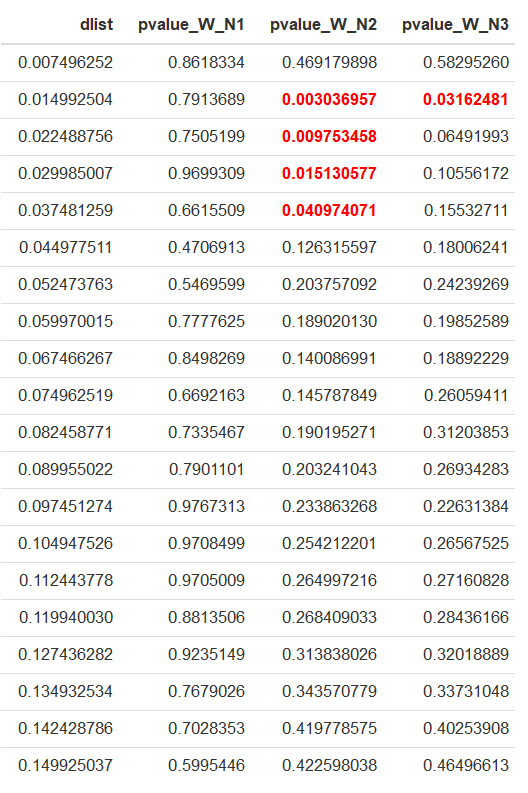


Para el segundo estadío del sueño (N2), a diferencia de lo que había ocurrido con el análisis de comunidades, la diferencia parecería ser significativa y también estar marcada para niveles bajos de densidad de aristas, lo cual no ocurría con el análisis de Comunidades.



Por último, el último gráfico preserva la relación ya observada dentro de Número de Comunidades. A partir del gráfico se puede observar que existe una diferencia de nivel entre las curvas para todos los distintos niveles de densidad de aristas contemplado hasta aquí.

**Tabla: “Resultados de Test de Anova para el coeficiente de modularidad a lo largo de los distintos niveles de densidad de Aristas evaluados”**



De los resultados obtenidos, se desprende que a medida que incrementan los valores de densidad de aristas, parecería ser mas difícil de rechazar la hipótesis de igualdad de medias. Si se puede decir que para valores muy bajos de densidad de aristas, existen valores altamente significativos

1. **Diferencias en la membresía para los diferentes estadíos**
2. **Rol de nodos, y cambios en el rol de los nodos**
3. **Bibliografía**

[**“Criticality in large-scale brain fMRI dynamics unveiled by a novel point process analysis”**](http://www.df.uba.ar/users/balen/Papers/Enzo_PPBrain_FFF12.pdf)**.** Enzo Tagliazzuchi, Pablo Balenzuela , Daniel Fraiman and Dante R. Chialvo.  Frontiers in  Fractal Physiology .**3**:15. doi: 10.3389/fphys.2012.00015 (2012).

**Fast unfolding of communities in large networks.** Vincent D Blondel, Jean-Loup Guillaume,Renaud Lambiotte and Etienne Lefebvre

# **The discovery of population differences in network community structure: new methods and applications to brain functional networks in schizophrenia.** [Alexander-Bloch A](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/?term=Alexander-Bloch%20A%5BAuthor%5D&cauthor=true&cauthor_uid=22119652)1, [Lambiotte R](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/?term=Lambiotte%20R%5BAuthor%5D&cauthor=true&cauthor_uid=22119652), [Roberts B](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/?term=Roberts%20B%5BAuthor%5D&cauthor=true&cauthor_uid=22119652), [Giedd J](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/?term=Giedd%20J%5BAuthor%5D&cauthor=true&cauthor_uid=22119652), [Gogtay N](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/?term=Gogtay%20N%5BAuthor%5D&cauthor=true&cauthor_uid=22119652), [Bullmore E](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/?term=Bullmore%20E%5BAuthor%5D&cauthor=true&cauthor_uid=22119652).