

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 estudios del grupo del Dr. Helmut Laufs de la Universidad Goethe de Frankfurt en Alemania y en particular en el trabajo (*Tagliazucchi et al., 2013*). El objetivo del trabajo de investigación descripto en el manuscrito antes citado, estuvo orientado a encontrar relaciones entre los cambios en la modularidad de las redes construidas a partir de la señal de resonancia magnética funcional (fMRI) y los distintos estadíos del sueño. A partir de los ritmos de onda lenta en la señal del electroencefalograma (EEG) se definen 4 estadios que se analizarán 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 que corresponde** a sueño profundo. Para el análisis se siguieron las pautas de la guía de trabajo práctico 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 específicas 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).

Tarea 1. Visualización

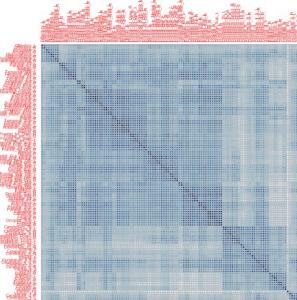
En esta etapa realizamos un análisis exploratorio de los datos y para ellos realizamos un estudio sobre los datos promedios obtenidos de 18 individuos que fueron objetos de estudios durante las distintas fase del sueño antes descriptas.

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.

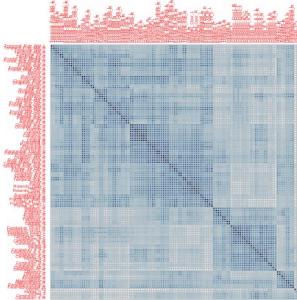
Matrices de Correlación para los distintos estadios de sueño analizados

N1

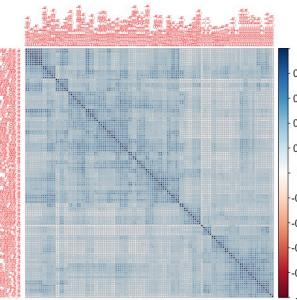


Visualización de la estructura de la red pesada N1

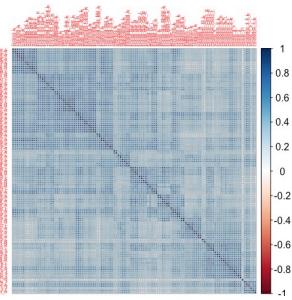
N2



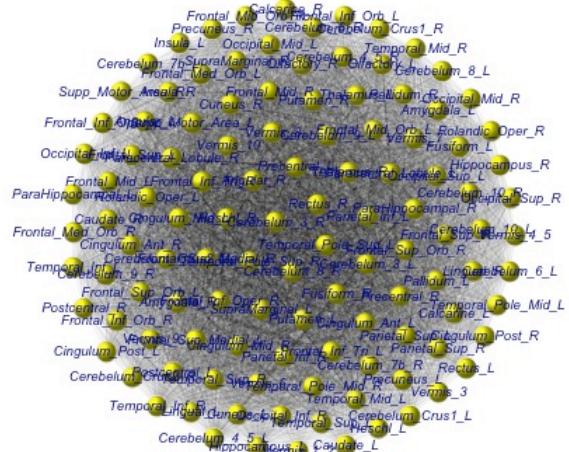
N3



W

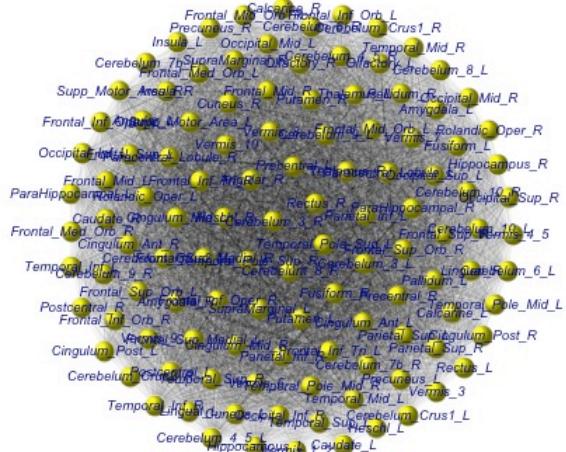
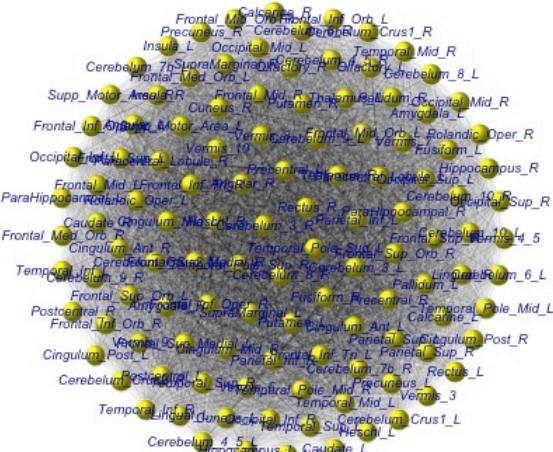


Visualización de la estructura de la red pesada N2

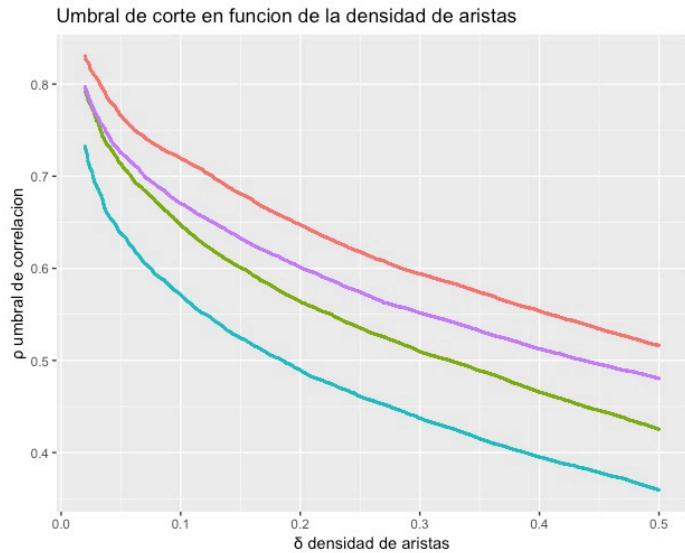


Visualización de la estructura de la red pesada N3

Visualización de la estructura de la red pesada W



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 ρ 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 δ 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 ρ los distintos grafos muestran una gran variabilidad en los valores del valor de δ asociados a cada estadio de sueño.

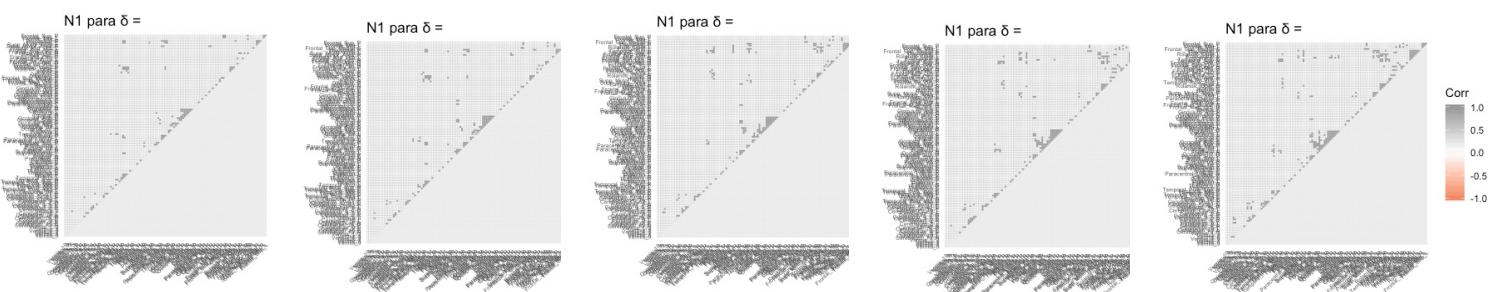
Para poder comparar las distintas métricas asociadas a los grafos se debe entonces elegir un rango de δ adecuado. En el trabajo de *Tagliazucchi et. al.* recomiendan un límite inferior de $\delta = 0.025$ para evitar tener que lidiar con redes altamente fragmentada (Callaway et al., 2000). Asimismo trabajar con redes muy densas

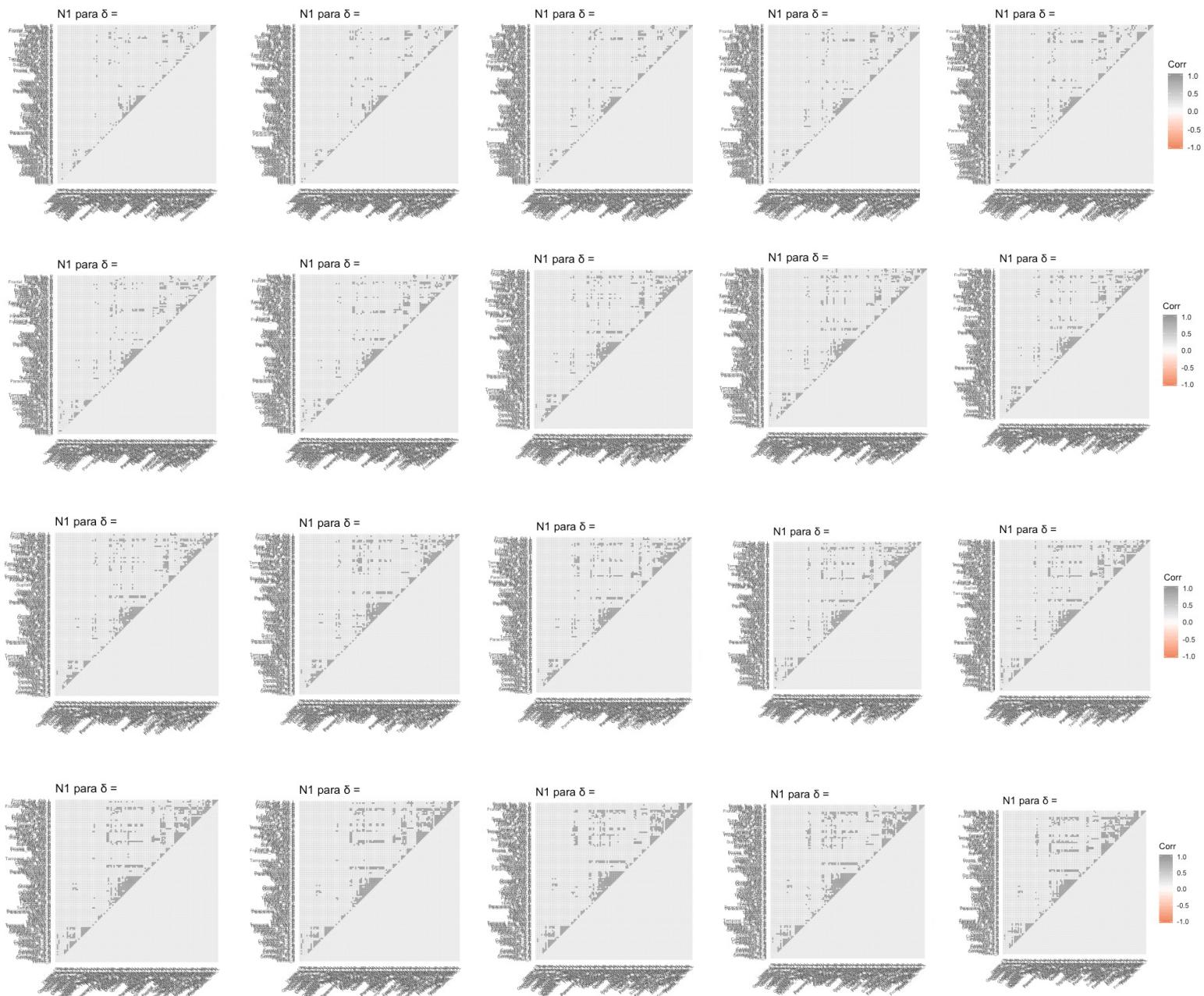
($\delta > 0.15$) y altamente conectadas presenta el conflicto que suelen tener modularidades similares a las redes random, haciendo difícil la identificación de módulos funcionales. Por eso en nuestros análisis utilizamos un rango de $0.025 > \delta > 0.15$.

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 Correlación:

Para cada estadio (**W, N1, N2 y N3**) y los 26 puntos elegidos de δ 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 exemplificación se muestran las matrices de correlación/adyacencia del estadio **N1** para todos los valores de δ usados.



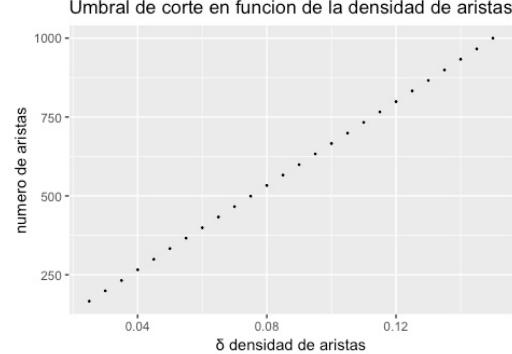


Se observa claramente como a medida que aumenta el valor de densidad de arista aparecen mas nodos y agrupamientos entre ellos. Como era de esperar la cantidad de nodos no cambia en función de los valores de δ , mientras que la cantidad de aristas sigue una relación lineal con la densidad de aristas para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

Umbral de corte en función de la densidad de nodos

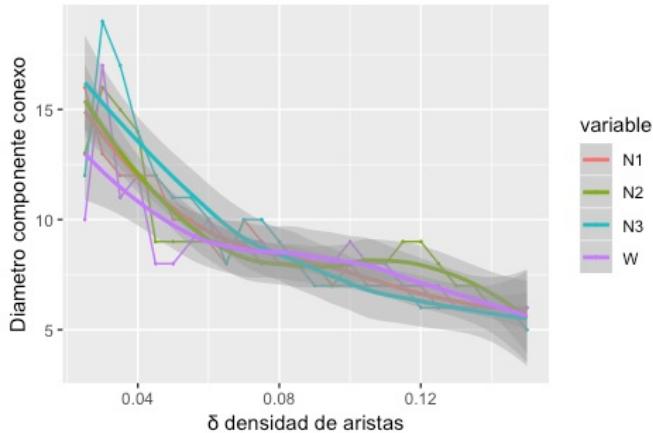


Umbral de corte en función de la densidad de aristas



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

Diametro del componente conexo en funcion de δ



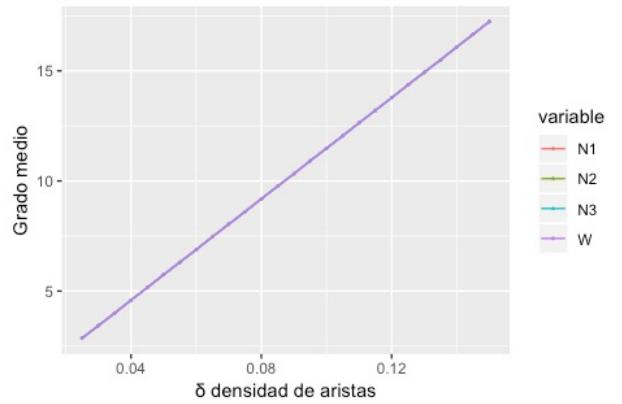
calcula es el valor de diámetro máximo que corresponde al diámetro del componente conexo del grafo. Otro parámetro que se suele calcular para caracterizar las redes es el grado promedio de cada nodo, es decir la cantidad de aristas promedio que posee cada nodo en la red. Como era de esperar a medida 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

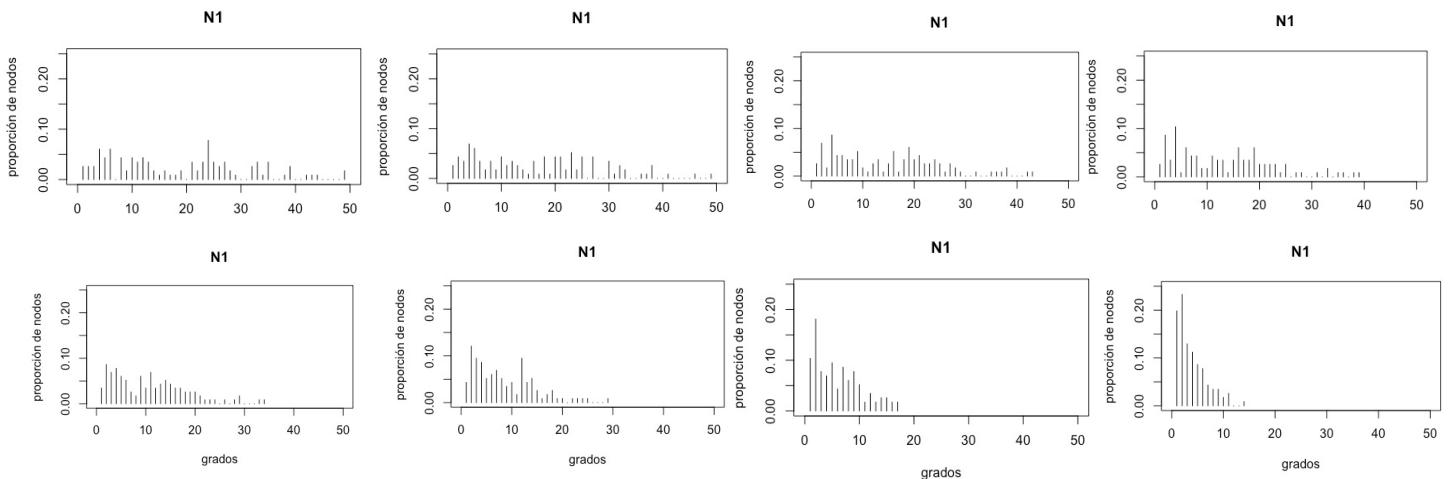
de los grafos. Para ello se puede estudiar las distribuciones de los grados y las distribuciones acumuladas. Como no observamos un gran diferencia del comportamiento de los distintos parámetros analizados en función de la densidad de aristas para los distintos estadios del sueño, por una cuestión de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

las combinaciones de estadios de sueño 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 δ 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 el 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

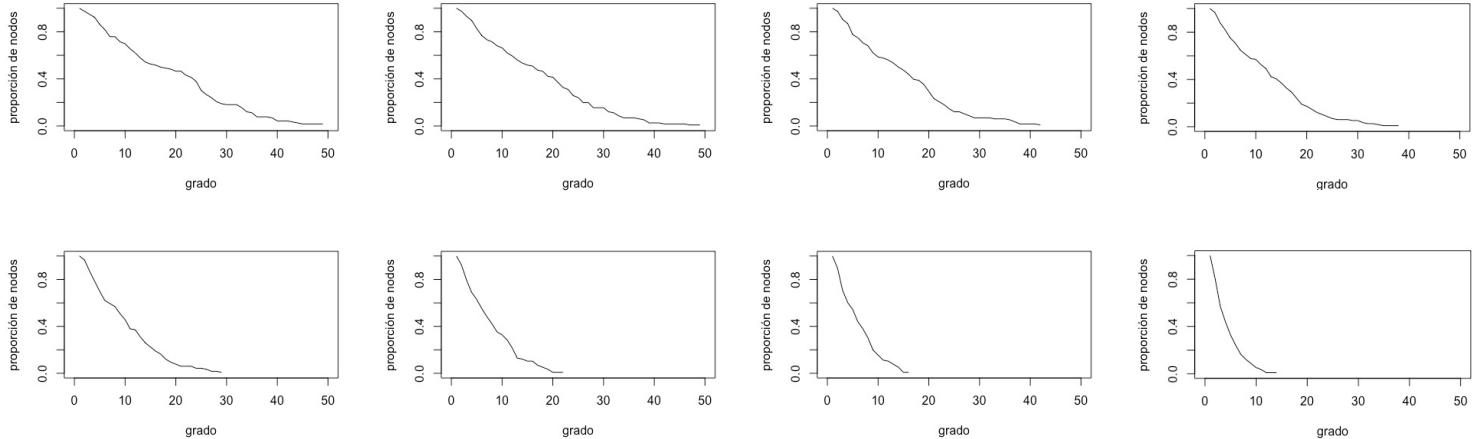
Grado medio de la red en funcion de δ



Histogramas de distribución de grados en función de valores de densidad de arista δ decrecientes



Distribución de grado acumulada en función de valores de densidad de arista δ 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.

Coeficientes de Centralidad

La centralidad en un grafo se refiere a características de vértices o nodos en dicho grafo, que determinan 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 sólo 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 δ . Además hay una consistencia entre los distintos coeficientes indicando que el nodo “**Temporal_Sup_R**” adquiere mayor centralidad a valores bajos de densidad de aristas δ mientras que el nodo “**Precentral_L**” adquiere un rol más importante a valores más altos de δ . No presentamos los datos, pero hemos hecho cálculos y observamos que los nodos que adquieren importancia en los distintos estados de sueño son ligeramente distintos y el efecto es más acentuado en los valores más extremos del rango de δ estudiado. Es de interés entender el rol que estos nodos juegan en los distintos estadios de sueño y en las transiciones entre ellos.

Coeficiente de Centralidad - Centralidad de grado (Degree Centrality)

	Temporal_Sup_R	Precentral_R	Occipital_Sup_L	Temporal_Sup_L	Rolandic_Oper_R	Postcentral_L
0.025	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	Cerebellum_6_R	Precentral_L	Frontal_Mid_L	Cerebellum_8_R	Temporal_Mid_L
	1926.6209	1424.4798	926.9809	824.4966	421.2190	329.3049
0.075	Fusiform_R	Cerebellum_6_R	Precentral_L	Cerebellum_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	Cerebellum_6_R	Precentral_L	Cerebellum_4_5_L	Precentral_R	Frontal_Sup_L
	1945.1281	1090.8517	579.7227	560.4712	501.8633	364.8309
0.085	Fusiform_R	Cerebellum_6_R	Precentral_L	Cerebellum_4_5_L	Frontal_Sup_L	Precentral_R
	1912.2218	1158.4474	548.4271	475.6515	408.0448	402.0133
0.090	Fusiform_R	Cerebellum_6_R	Cerebellum_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	Cerebellum_6_R	Precentral_L	Cerebellum_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	Cerebellum_6_R	Precentral_L	Cerebellum_6_L	Cerebellum_4_5_L
	1268.4453	781.3419	732.4124	500.7590	456.7600	378.1023
0.105	Fusiform_L	Fusiform_R	Cerebellum_6_R	Cerebellum_6_L	Precentral_L	Cerebellum_4_5_L
	1162.4660	950.3688	840.9337	452.8636	438.7507	377.9265
0.110	Fusiform_L	Fusiform_R	Cerebellum_6_R	Cerebellum_6_L	Precentral_L	Cerebellum_4_5_L
	1147.9031	942.9541	839.4660	445.8573	400.5495	377.9985
0.115	Fusiform_L	Fusiform_R	Cerebellum_6_R	ParaHippocampal_R	Cerebellum_6_L	Precentral_L
	1117.2850	1024.0440	802.3743	491.5000	435.5128	401.4347
0.120	Fusiform_L	Cerebellum_6_R	Fusiform_R	ParaHippocampal_R	Lingual_R	Cerebellum_6_L
	994.2643	881.3253	849.5512	488.5000	415.1811	366.9835
0.125	Fusiform_L	Cerebellum_6_R	Fusiform_R	ParaHippocampal_R	Lingual_R	Cerebellum_6_L
	1048.9748	865.7154	792.0801	488.5000	418.7208	380.2620
0.130	Fusiform_L	Cerebellum_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	Cerebellum_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	Cerebellum_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	Cerebellum_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	Cerebellum_6_R	Fusiform_L	Fusiform_R	ParaHippocampal_R	Lingual_R	Cerebellum_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

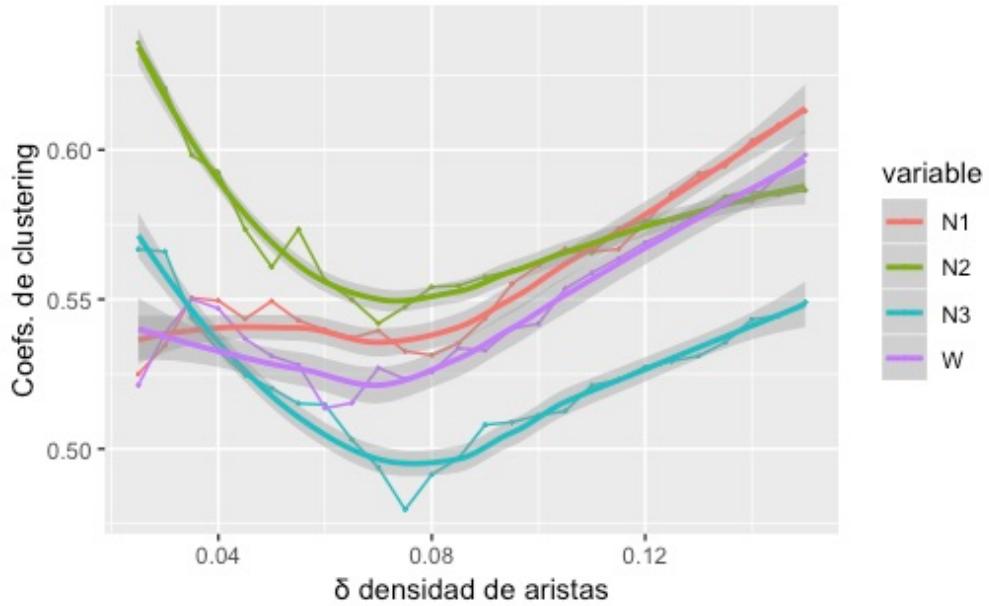
0.075	Postcentral_R Postcentral_L Fusiform_R Precentral_R Temporal_Sup_R Precentral_L	1.0000000	0.8901766	0.8184750	0.8026572	0.7757787	0.7654640
0.080	Postcentral_R Postcentral_L Precentral_R Precentral_L Fusiform_R Temporal_Sup_R	1.0000000	0.8608318	0.8531804	0.8346455	0.7817165	0.7684993
0.085	Postcentral_R 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

Coefficientes de Agrupamiento o 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 calcular tanto en forma local para cada nodo o para el grafo en su totalidad. Para poder comparar los distintos estadios de sueño calculamos el coeficiente de clustering global para cada estadio (**N1**, **N2**, **N3** y **W**) y cada valor de densidad δ de aristas antes indicada.

Coeficiente de Clustering Global



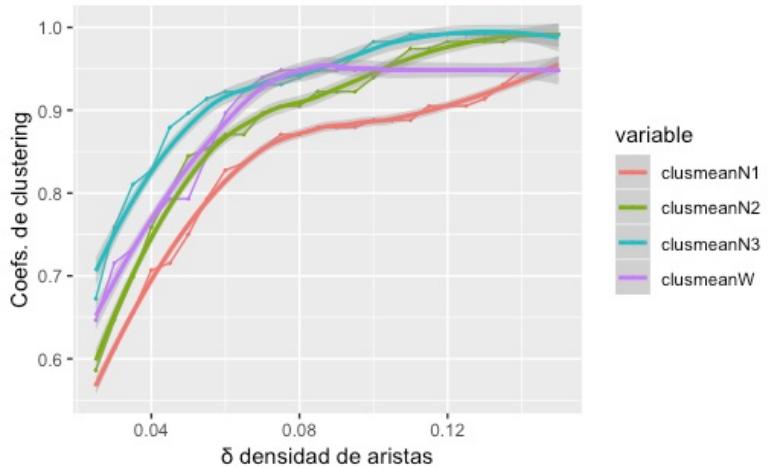
entendida como una medida de la probabilidad que los vértices adyacentes de un vértice determinado estén conectados. Se puede calcular tanto en forma local para cada nodo o para el grafo en su totalidad. Para poder comparar los distintos estadios de sueño calculamos el coeficiente de clustering global para cada estadio (**N1**, **N2**, **N3** y **W**) y cada valor de densidad δ de aristas antes indicada. A medida que el grafo se vuelve

menos conexo, porque la densidad de aristas disminuye, se observa una disminución en valor del coeficiente de clustering. Sin embargo existe un mínimo local a partir del cual el coeficiente de clustering aumenta de nuevo. Además es interesante destacar que los estadios **W** y **N1** tienen comportamientos más similares entre si que los **N2** y **N3**. Procedimos también 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 clustering local comienza a disminuir abruptamente. Valores pequeños de coeficientes de clustering local están asociados a comportamientos tipo "mundo pequeño" donde las conexión no se dan en forma azarosa sino que algunos nodos están más conectados que otros.

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

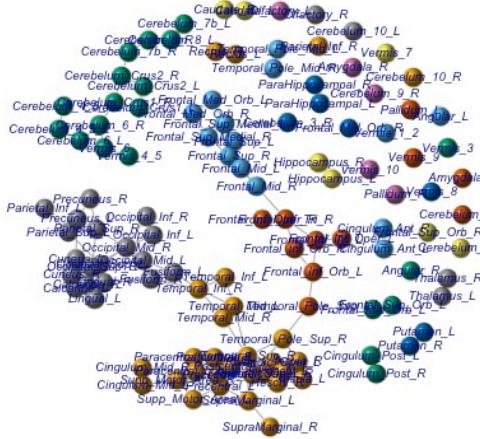
Por ultimo utilizamos el algoritmo **cluster_edge_betweenness** para calcular las distintas comunidades presentes en los grafos derivados de distintos estadios de sueño para distintos valores de densidad de aristas. Como se puede observar de los grafos presentados a continuación y en concordancia con el análisis previamente presentado, se evidencia que a medida que la densidad de aristas aumenta el grafo tiende a aglutinarse en un único componente conexo y a presentar un menor número de comunidades. Por otro lado, a medida que disminuye la densidad de

Valor Medio del Coeficiente de Clustering Local

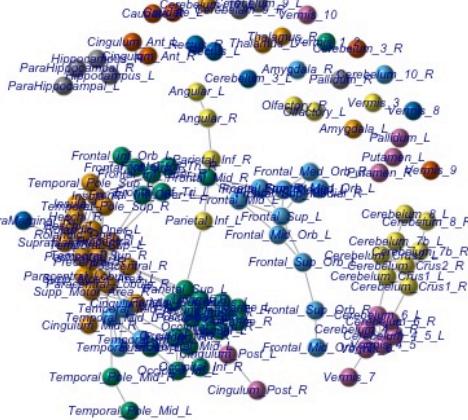


aristas se empiezan a encontrar módulos más pequeños y distinguibles y para valores muy bajos de δ los grafos tienden a ser mayormente des conexos.

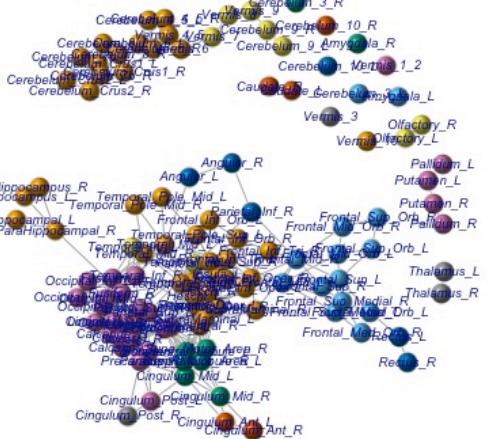
Clustering N1 $\delta=0.025$



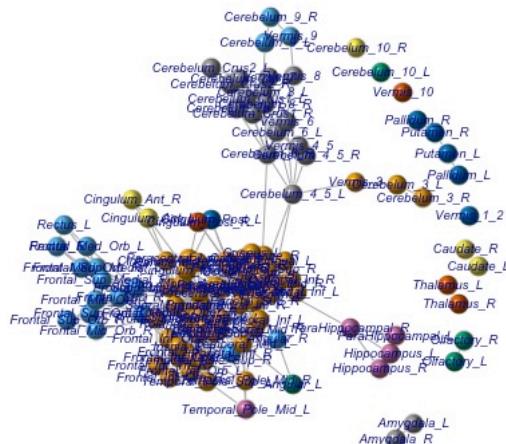
Clustering N1 $\delta=0.040$



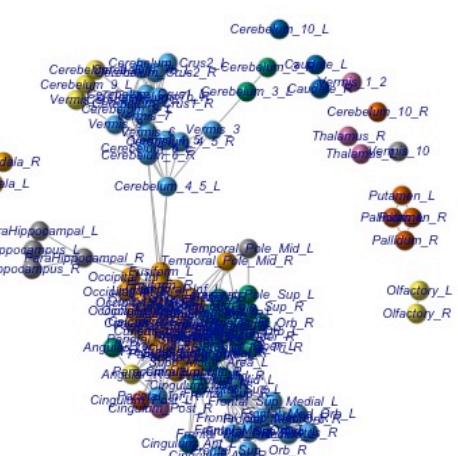
Clustering N1 $\delta=0.060$



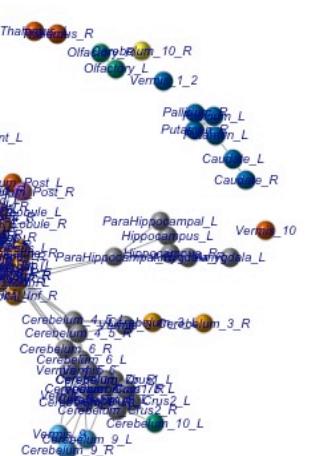
Clustering N1 $\delta=0.070$



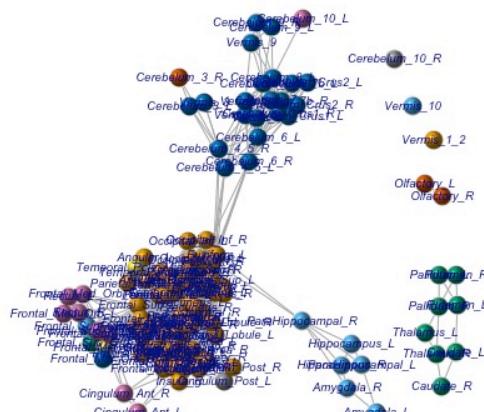
Clustering N1 $\delta=0.100$



Clustering N1 $\delta=0.120$

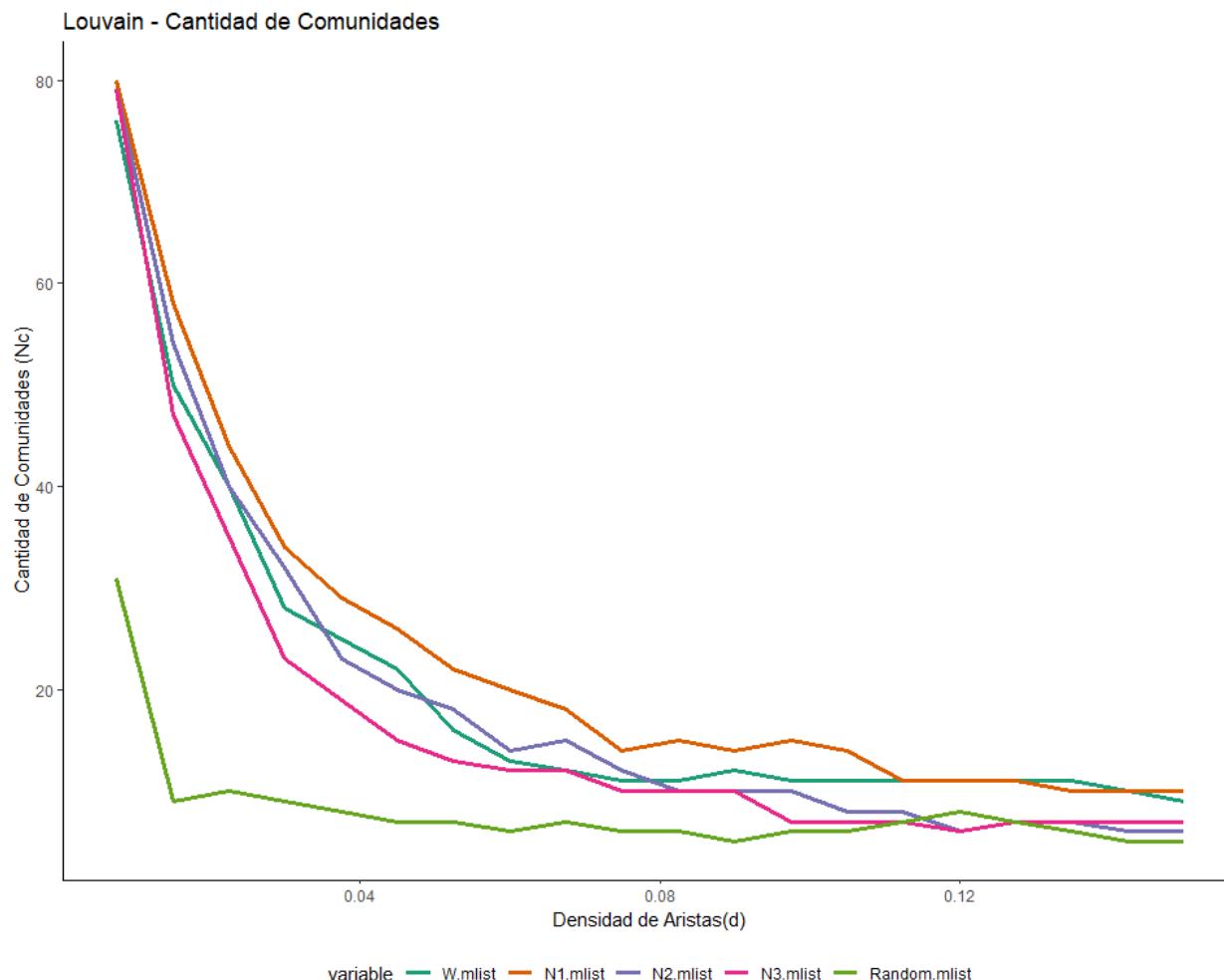


Clustering N1 $\delta=0.140$

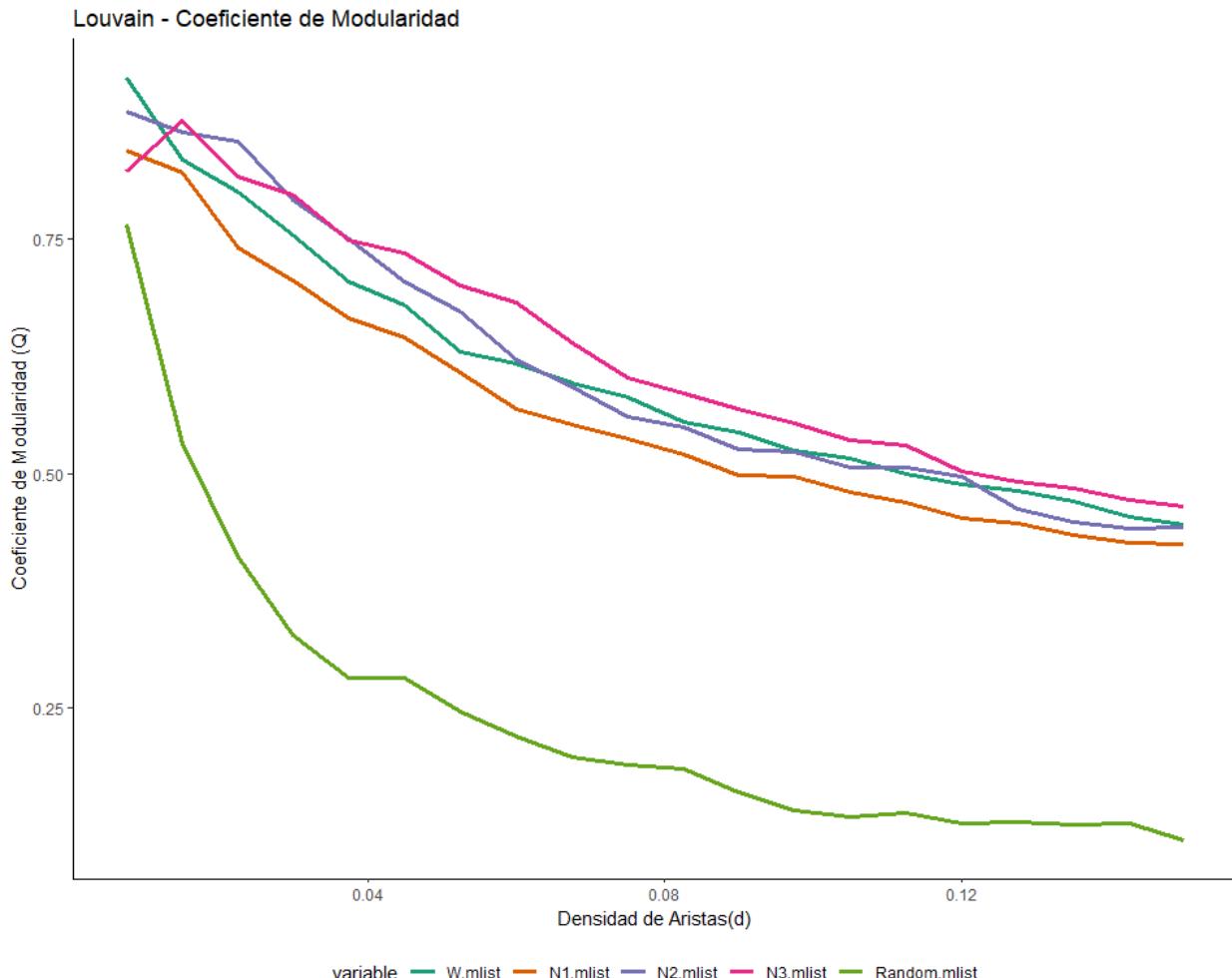


Tarea 2. Comunidades y Coeficiente de Modularidad

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



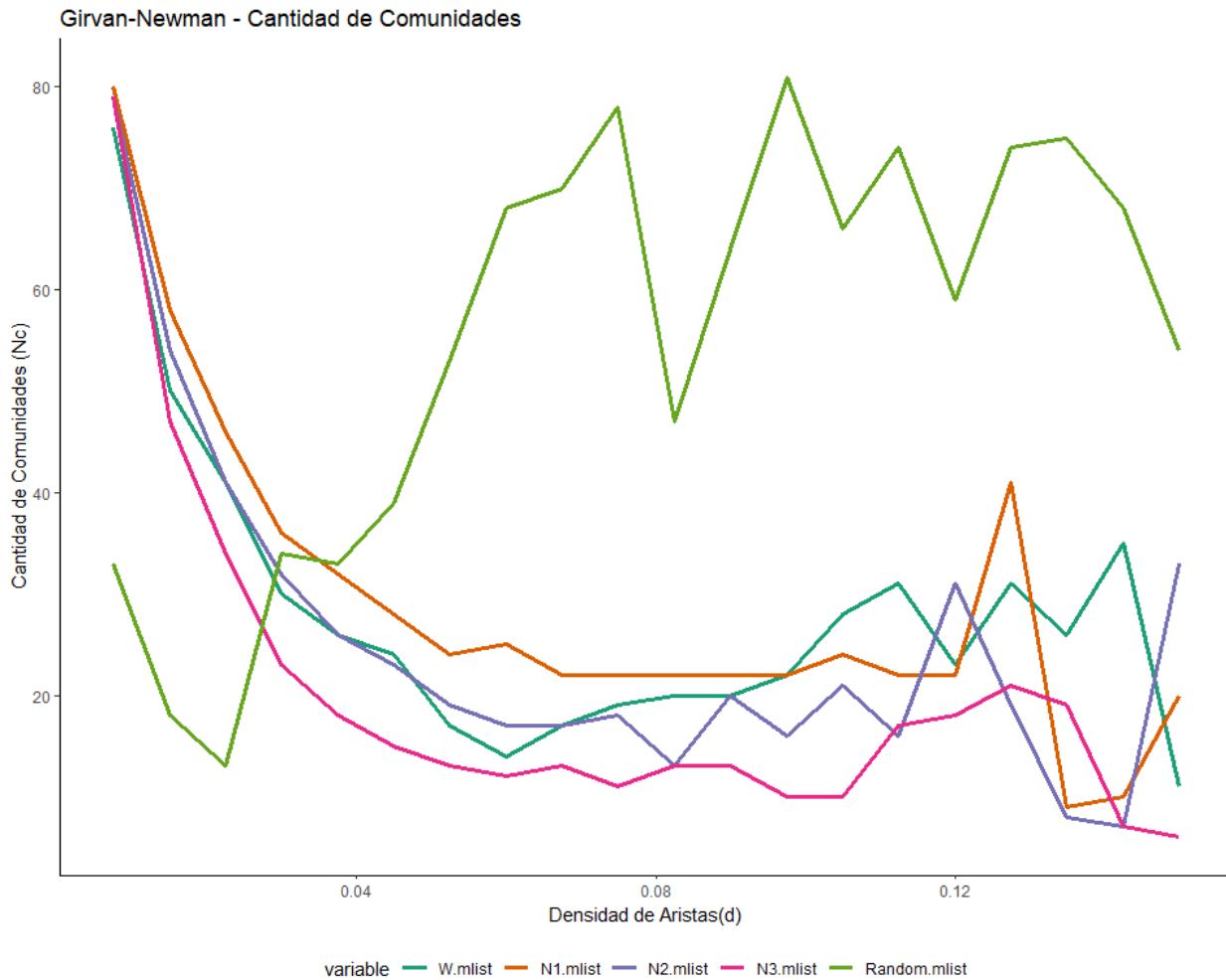
En el siguiente gráfico se puede observar como a medida que aumenta la densidad mínima de las aristas, el número de comunidades cae de manera no lineal. A su vez si se lo compara contra la red random, la cantidad de comunidades es mucho mayor.



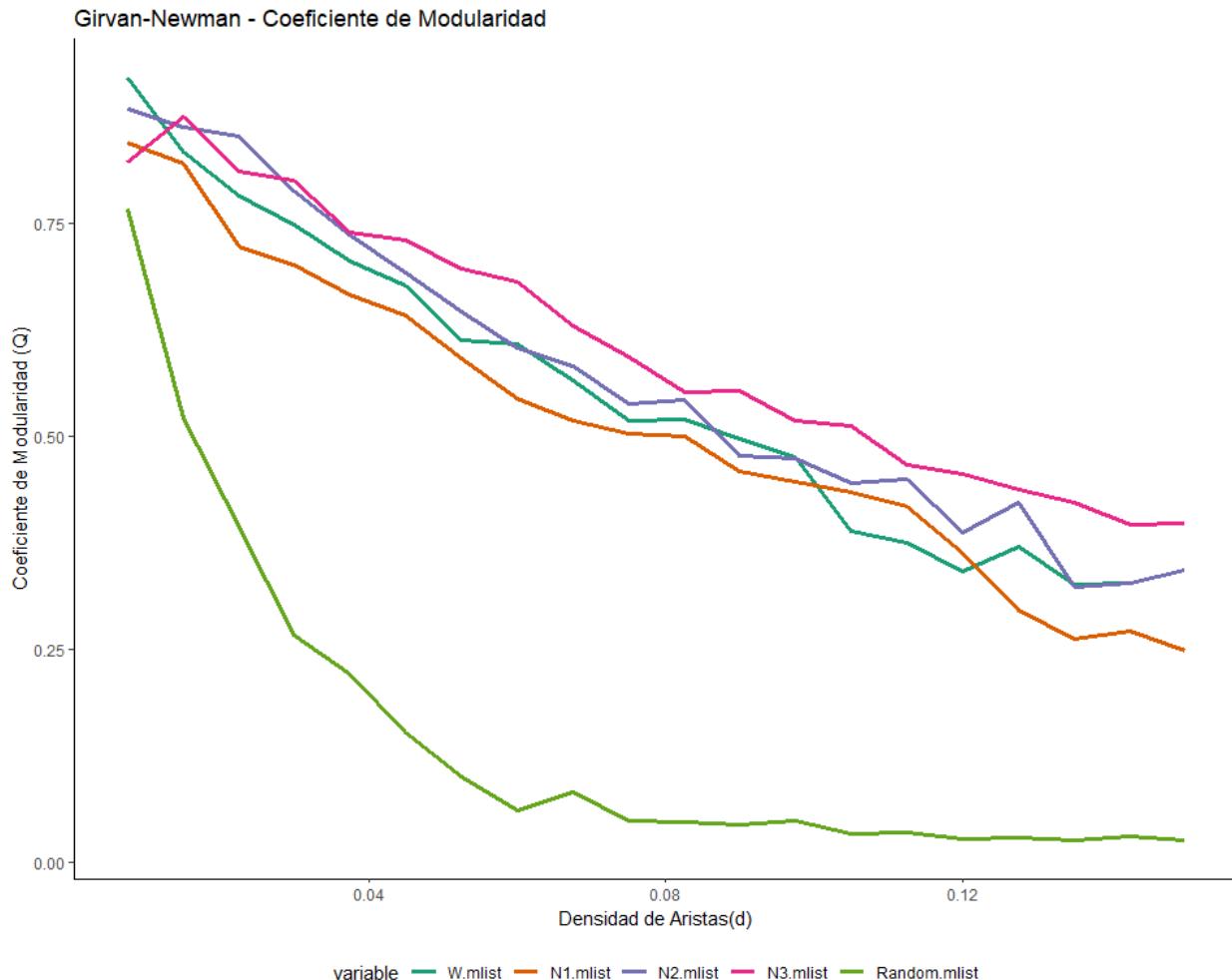
Si se realiza la misma comparativa para el coeficiente de modularidad, se pueden observar dos cosas muy notorias: a) la primera es que la modularidad de las redes random cae muy rápido a medida que se incrementa la densidad de las aristas; y b) que la modularidad del cerebro a lo largo de los 4 estadíos,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

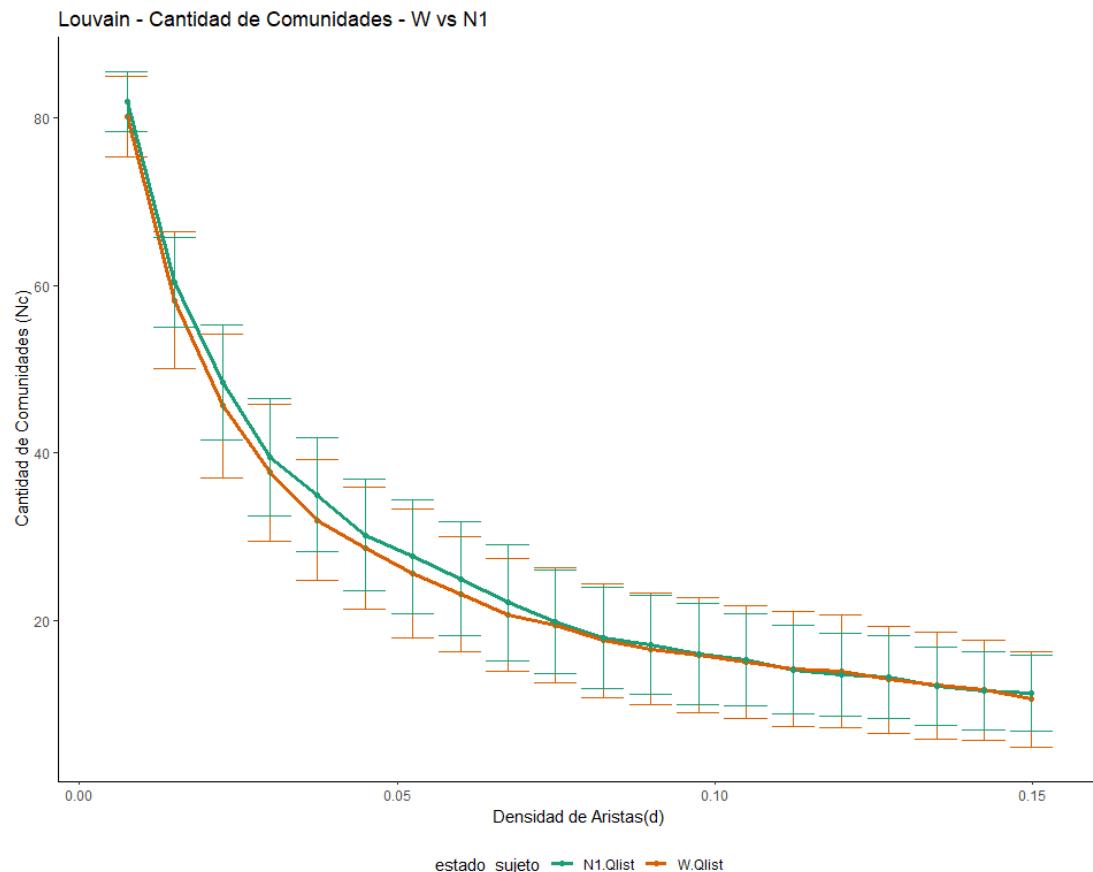
En cuanto al tiempo de ejecución, Louvain es un algoritmo veloz que podría funcionar hasta 60 veces mas rápido:

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

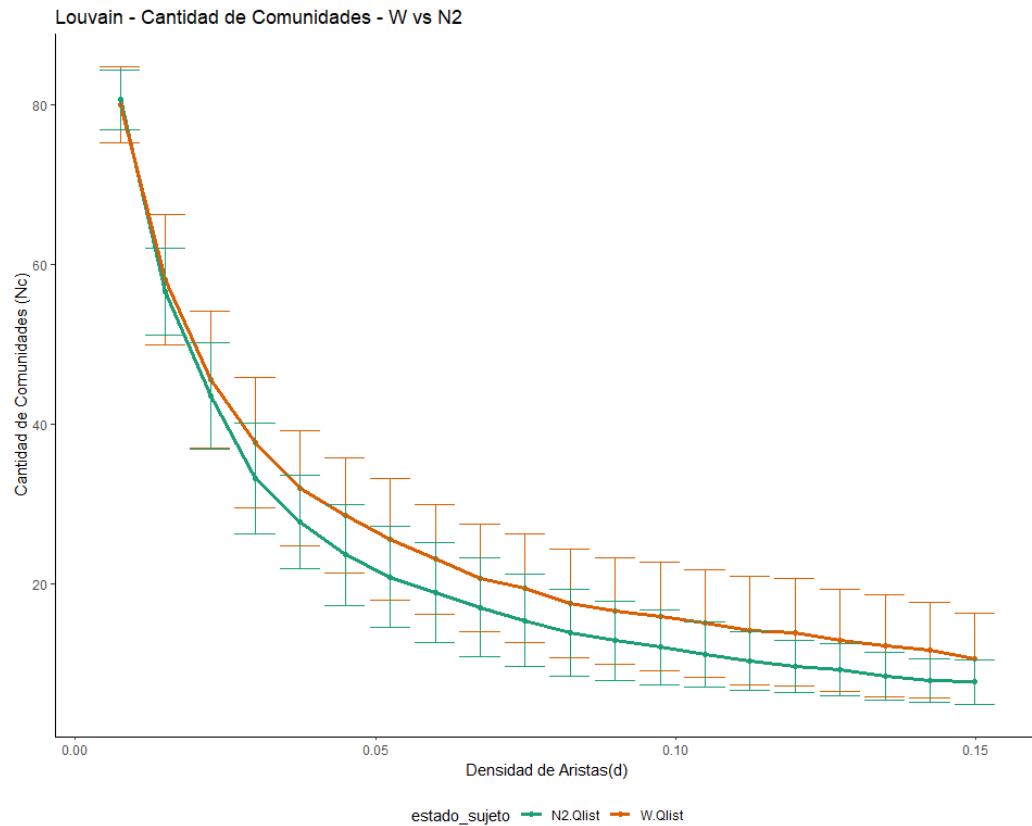
Tarea 3. Estadística

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 estados de sueño de los sujetos (**W**, **N1**, **N2**, **N3**) realizando un test de AnoVa para las posibles densidades de aristas contempladas.

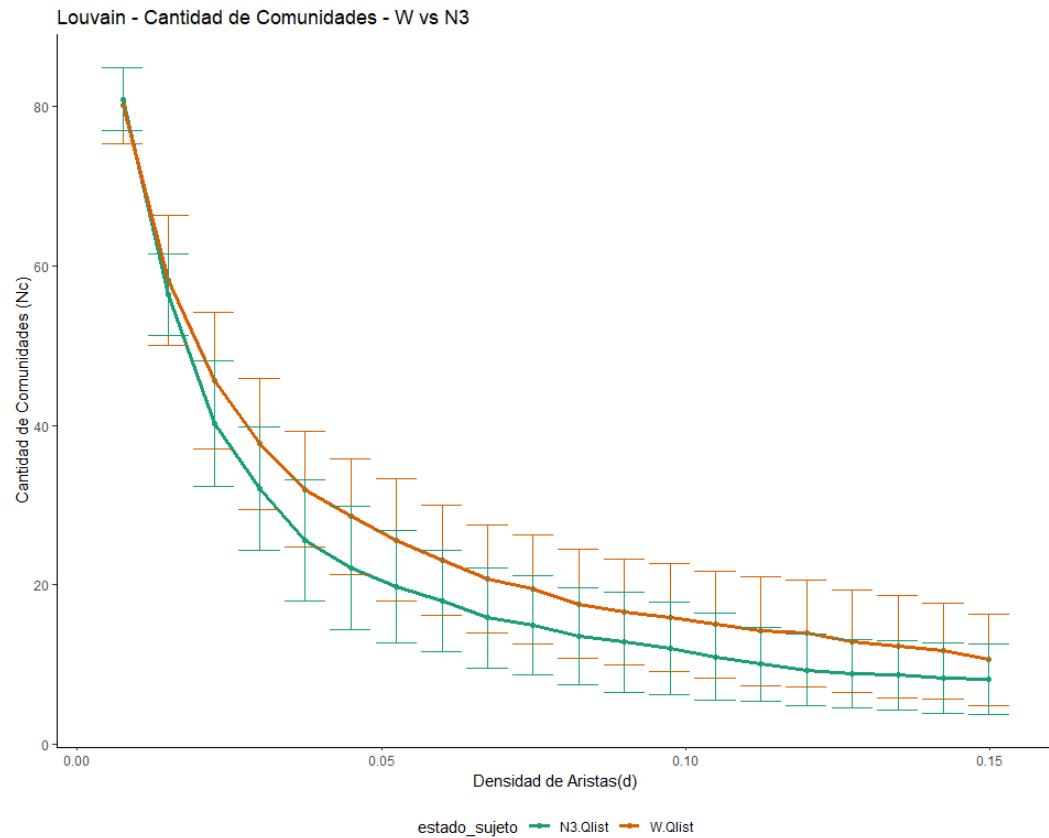
Por otra parte, se espera recrear los análisis realizados por *Tagliazucchi et al. (2013)*, donde el enfoque fue similar y se utilizó AnoVa para determinar si las diferencias entre la modularidad y la cantidad de comunidades a lo largo de los estadios de sueño variaba o si efectivamente eran un fenómeno 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 estadio 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 estadio 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.

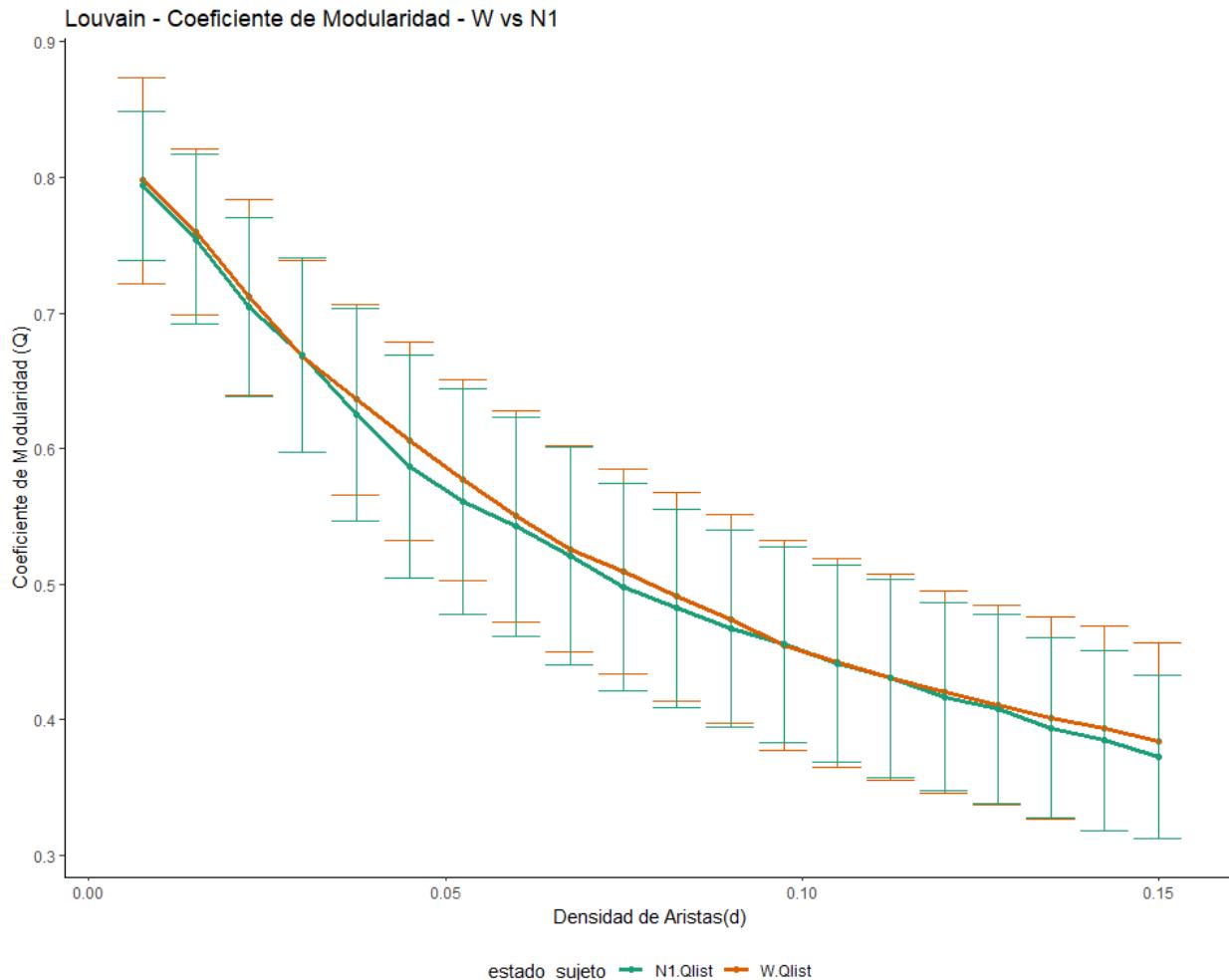


De manera análoga al segundo gráfico, se puede observar una diferencia perceptible entre estar despierto (**W**) y el 3er estadio del sueño (**N3**) entre los 18 sujetos analizados.

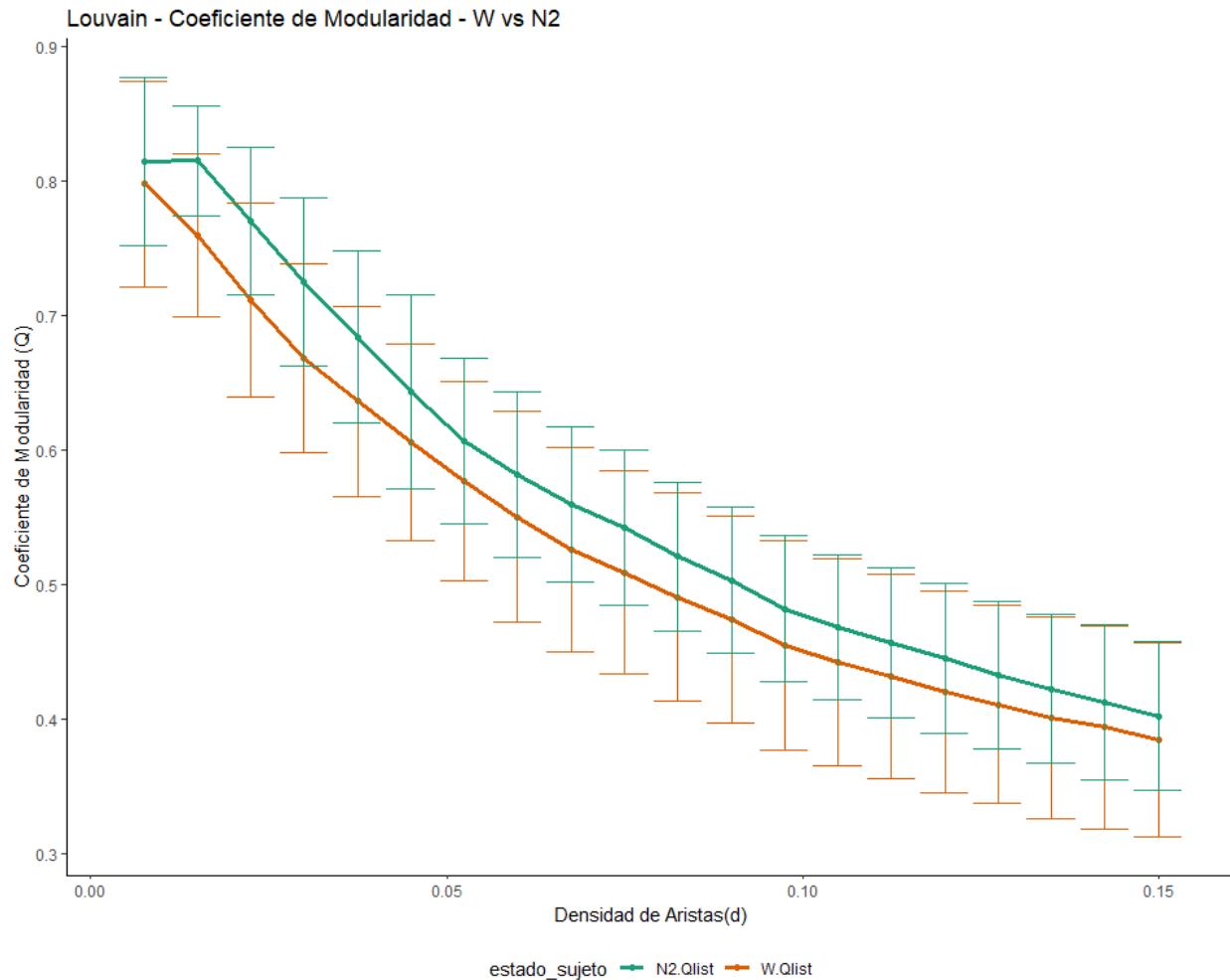
Tabla: “Resultados de Test de Anova para la cantidad de comunidades a lo largo de los distintos niveles de densidad de Aristas evaluados”

dlist	pvalue_W_N1	pvalue_W_N2	pvalue_W_N3
0.007496252	0.2031199	0.67222397	0.59915933
0.014992504	0.3530818	0.50549448	0.43923950
0.022488756	0.2889453	0.42658729	0.05803834
0.029985007	0.4760606	0.08660918	0.04341557
0.037481259	0.2077632	0.06356101	0.01361544
0.044977511	0.4929518	0.03617266	0.01364060
0.052473763	0.3992742	0.05117233	0.02255253
0.059970015	0.4133432	0.06481554	0.02506117
0.067466267	0.5292604	0.09815257	0.03267609
0.074962519	0.8394492	0.06752350	0.04592286
0.082458771	0.8769606	0.07803017	0.06876692
0.089955022	0.7933502	0.06699933	0.08879383
0.097451274	0.9588723	0.05663157	0.07791144
0.104947526	0.8928895	0.04322917	0.05396328
0.112443778	0.9782977	0.04300869	0.03977668
0.119940030	0.8449324	0.02094003	0.02069391
0.127436282	0.8627493	0.03471248	0.03010296
0.134932534	0.9764363	0.02771782	0.05673324
0.142428786	0.9753356	0.01841971	0.06174158
0.149925037	0.6790339	0.06312240	0.16289646

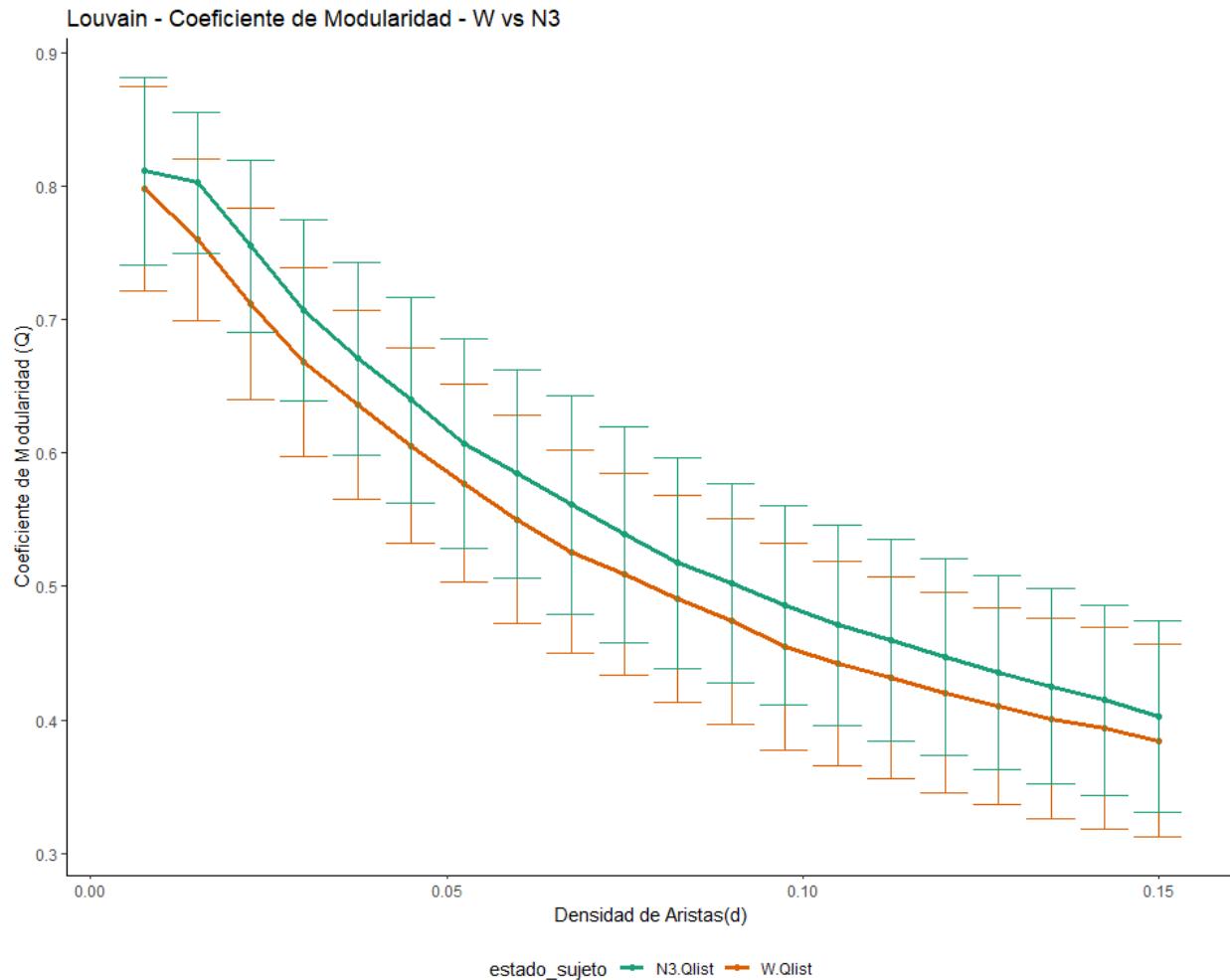
Para evaluar la diferencia cantidad de comunidades entre los distintos estadíos del sueño, se computó el p-valor del test de AnoVa para las distintas densidades de aristas que se analizaron en conjunto. Todos aquellos casos que arrojan un valor estadísticamente significativo ($p\text{-value} < 0.05$) 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 observa al igual que para la cantidad de comunidades, que no existen diferencias significativas entre ambos estadios.



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”

dlist	pvalue_W_N1	pvalue_W_N2	pvalue_W_N3
0.007496252	0.8618334	0.469179898	0.58295260
0.014992504	0.7913689	0.003036957	0.03162481
0.022488756	0.7505199	0.009753458	0.06491993
0.029985007	0.9699309	0.015130577	0.10556172
0.037481259	0.6615509	0.040974071	0.15532711
0.044977511	0.4706913	0.126315597	0.18006241
0.052473763	0.5469599	0.203757092	0.24239269
0.059970015	0.7777625	0.189020130	0.19852589
0.067466267	0.8498269	0.140086991	0.18892229
0.074962519	0.6692163	0.145787849	0.26059411
0.082458771	0.7335467	0.190195271	0.31203853
0.089955022	0.7901101	0.203241043	0.26934283
0.097451274	0.9767313	0.233863268	0.22631384
0.104947526	0.9708499	0.254212201	0.26567525
0.112443778	0.9705009	0.264997216	0.27160828
0.119940030	0.8813506	0.268409033	0.28436166
0.127436282	0.9235149	0.313838026	0.32018889
0.134932534	0.7679026	0.343570779	0.33731048
0.142428786	0.7028353	0.419778575	0.40253908
0.149925037	0.5995446	0.422598038	0.46496613

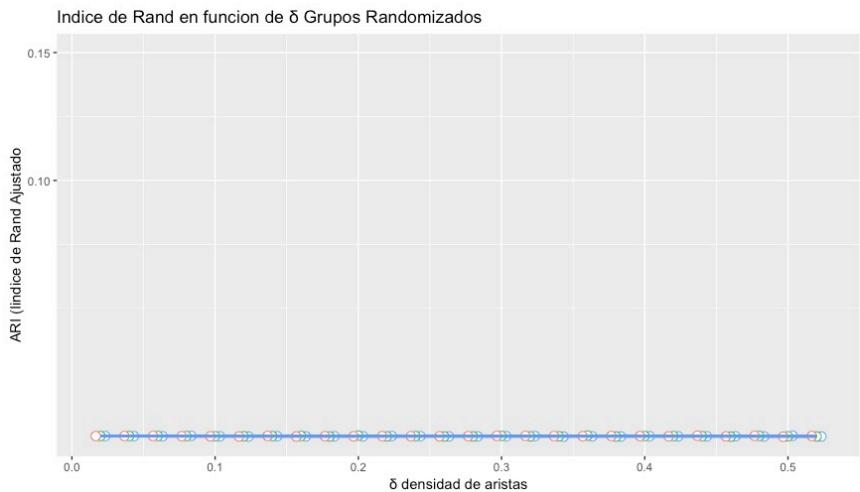
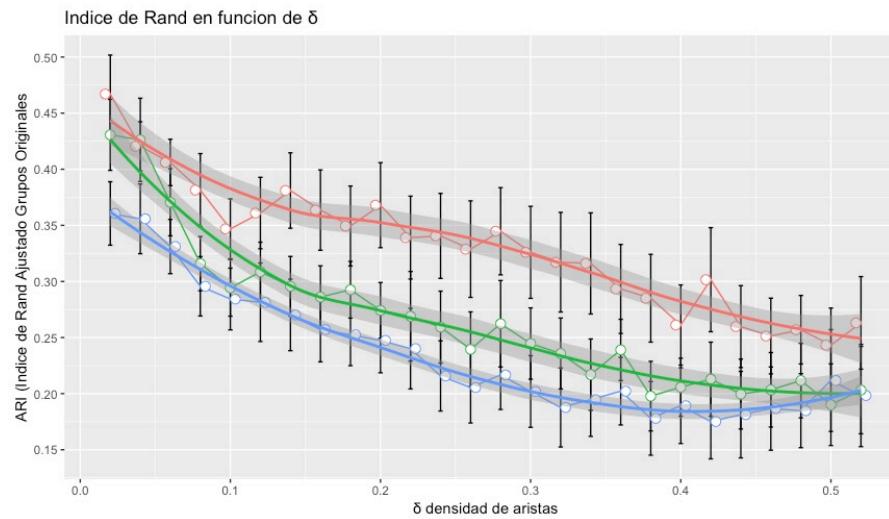
De los resultados obtenidos, se desprende que a medida que incrementan los valores de densidad de aristas, parecería ser mas difícil de rechazar la hipótesis de igualdad de medias. Si se puede decir que para valores muy bajos de densidad de aristas, existen valores altamente significativos

Tarea 4. Diferencias en la membresía para los diferentes estadíos

Como se mencionó 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 sueño (**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 estados 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 estados del sueño y el estado de vigilia. Para ello

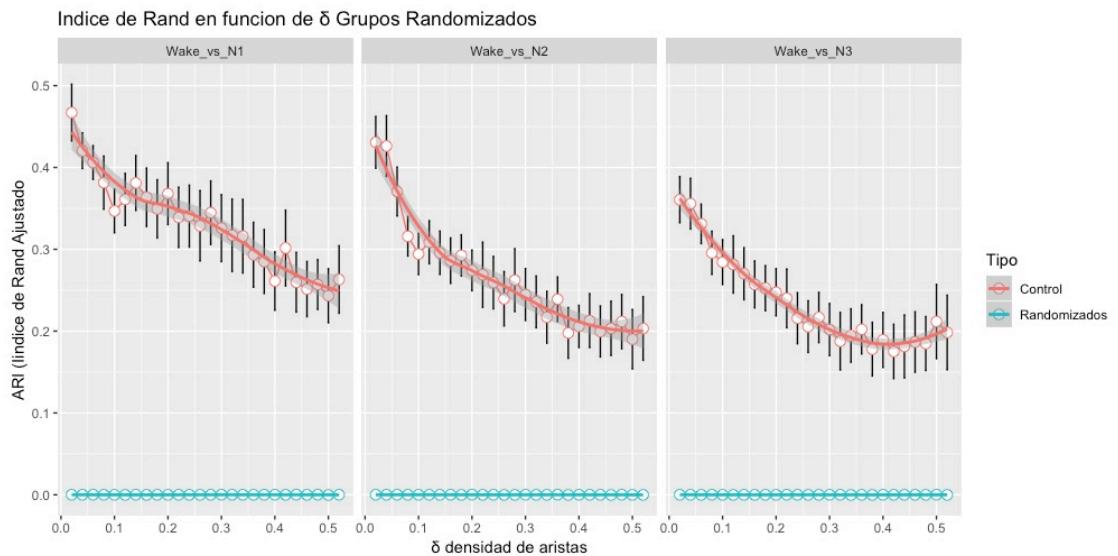
como primera etapa calculamos las matrices de adyacencia para cada estadio de sueño (N1, N2, N3, W), cada individuo (18) y para mas de 20 puntos de densidad de aristas (26) en el rango $0.02 < \delta < 0.5$. Luego utilizando la función **cluster_louvain** del paquete **igraph** calculamos las comunidades presentes en cada grafo y sus etiquetas de comunidades.



obtenidos para los individuos en cada valor de densidad de arista para cada comparación entre el estado **W** y los estados de sueño **Nx**. Como se puede observar en el primer gráfico, para cada una de las comparaciones **W** vs. **Nx** se observa una disminución en la congruencia del etiquetado de las comunidades entre el estadio de vigilia **W** y los de sueño. Como se mencionara anteriormente este fenómeno puede estar asociado al hecho que en condiciones de alta densidad de aristas, los grafos suelen tener comportamientos similares a grafos de tipo random, y por lo tanto se puede emascarar 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 permuten 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 permutaciones 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 por un total de 18000 (18 individuos), para

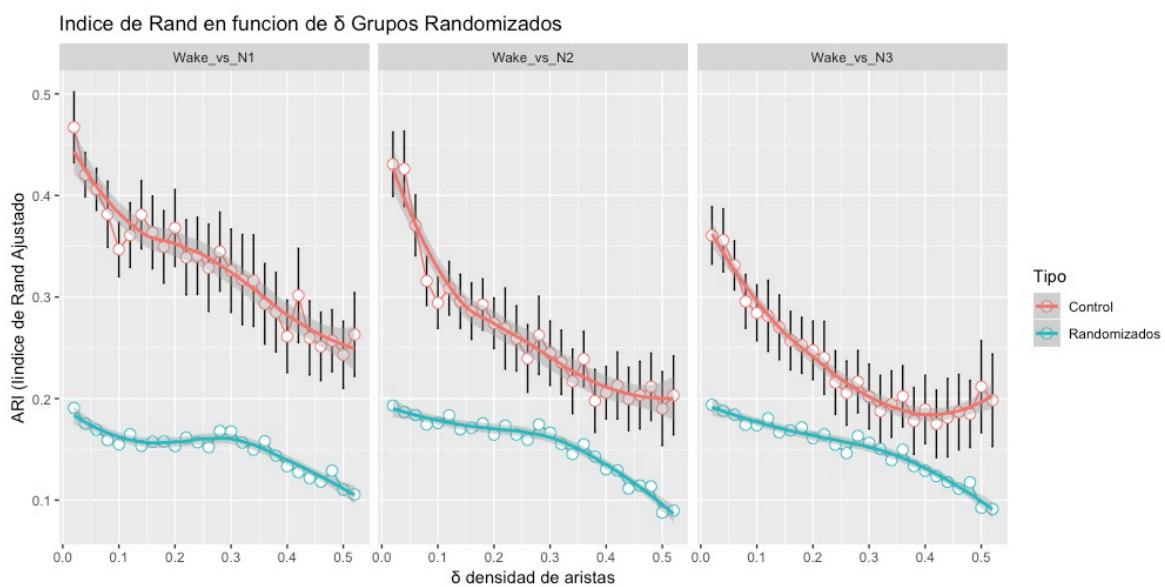
A continuación, utilizando la función **compare** del paquete **igraph** calculamos para cada individuo y cada valor densidad de aristas δ la diferencia de membresía que existe entre el estadio de vigilia (**W**) y cada uno de los 3 estados de sueño antes mencionados (**N1**, **N2**, **N3**). A partir de estos datos promediamos los valores

cada comparación en cada punto de densidad de aristas. A continuación se calculó la media y el desvío estándar y los resultados se presentan en el siguiente de pagina anterior. 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 podemos pensar, el bajo numero de individuos (solo 18) utilizados para el estudio, el hecho que las permutación se realizaran sobre el total de las etiquetas y no 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 más 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 y por lo tanto todas las comparaciones resultaron significativas.

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



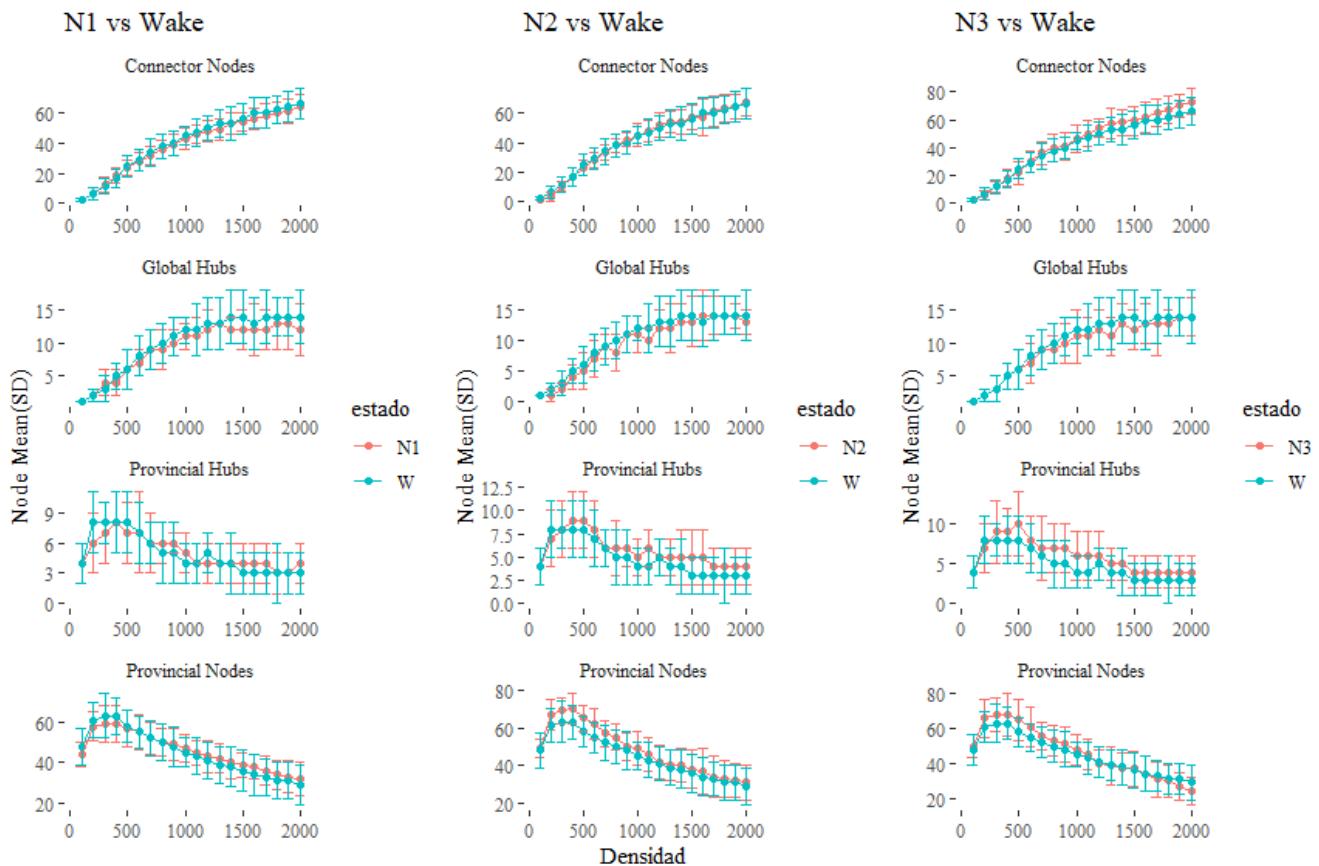
notamos que es ese el modo en el cual el algoritmo de louvain lo organiza. De este modo logramos obtener valores de índice de Rand mucho mayores para las pruebas con los grupos aleatorizados pero en el

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 sería necesario realizar nuevas pruebas para poder confirmar o refutar nuestras conclusiones con mayor certeza.

Tarea 5. Rol de nodos, y cambios en el rol de los nodos

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

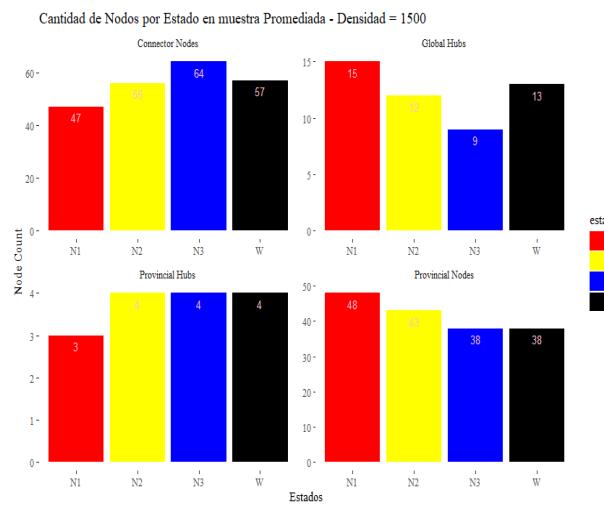
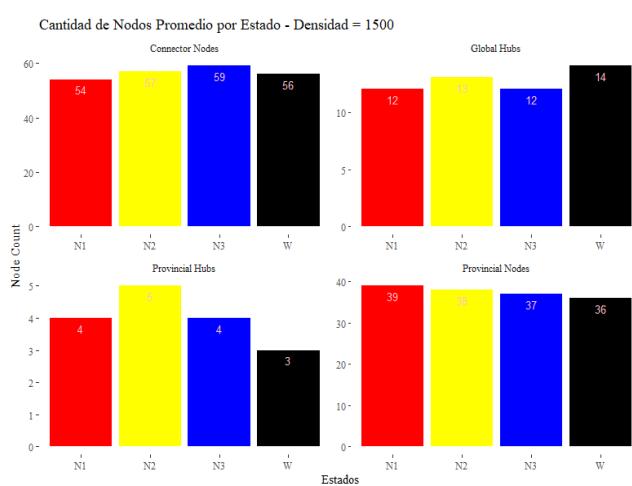


** Los intervalos de cada punto fueron calculados usando desvío estándar

Decidimos graficar el desvío estándar y no el error estándar de la media por ser una medida más conservadora a la hora de comparar diferencias entre grupos. Si bien no se calculó ningún tipo de estadística se puede observar que las curvas se solapan en modo notable y por ende sería necesario contar con muchas más observaciones para que

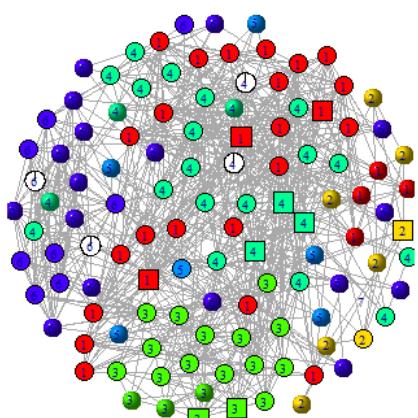
tuviera sentido buscar algún test estadístico adecuado. Sin embargo podemos observar que variaciones en la densidad de aristas producen cambios globales en los parámetros observados. En este sentido, a medida que aumenta la densidad de arista se observa una desaparición de hubs y nodos provinciales y 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.

A continuación representamos los datos en gráficos de barras. Aquí también 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 indicaron 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.

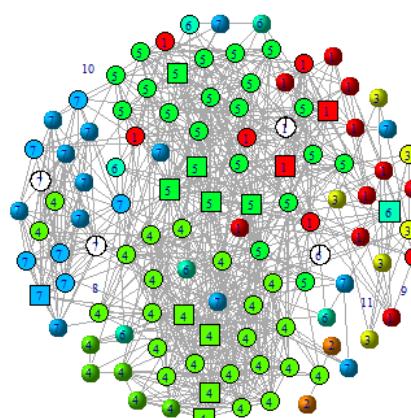


Si bien la cantidad de nodos con funciones específicas no difiere mucho entre los distintos estadios del sueño, es posible que nodos específicos cambien de función y por lo tanto se compensen. Con el objeto de observar y graficar como lucían los grafos para los distintos estadios de sueño y como cambiaban los roles de los nodos en las transiciones de un estadio a otro, creamos grafos donde etiquetamos cada nodo con su membresía a una comunidad y su rol específico. 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.

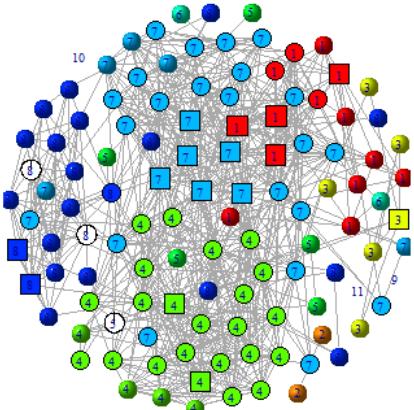
RED N3 - Densidad = 1500



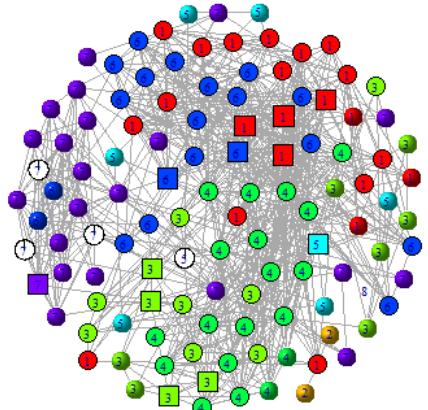
RED W - Densidad = 1500



RED N1 - Densidad = 1500



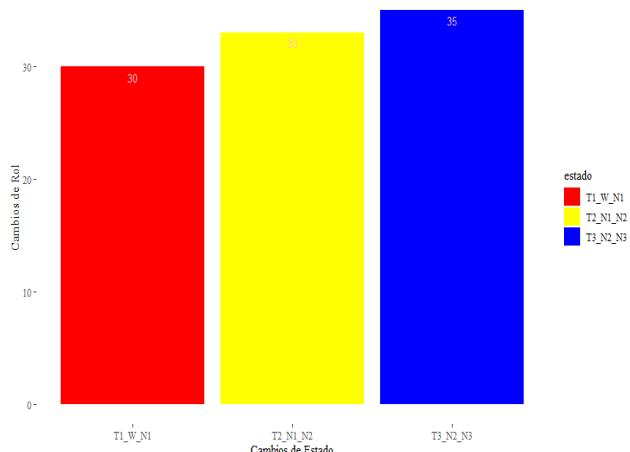
RED N2 - Densidad = 1500



Los distintos nodos están coloreados siguiendo el siguiente código

Tipo de Nodo	Forma
Nodo Conector	Círculo
Hub Global	Cuadrado
Nada	Nada
Hub Provincial	Torta
Nodo Provincial	Esfera

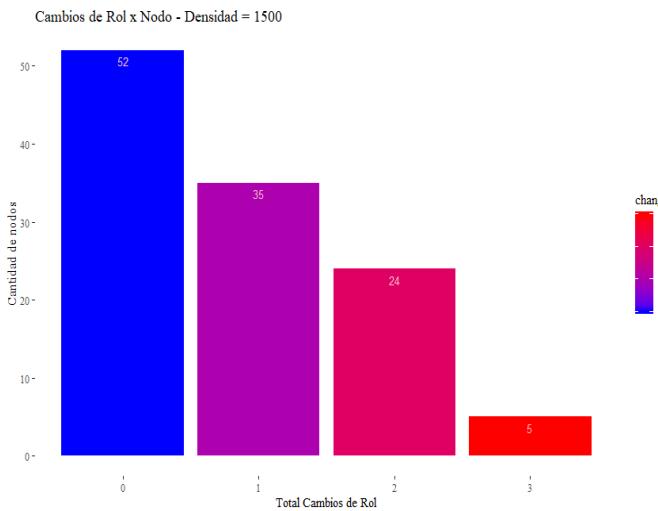
Transiciones entre tipos de nodo en Cambio de estado del sueño - Densidad = 1500



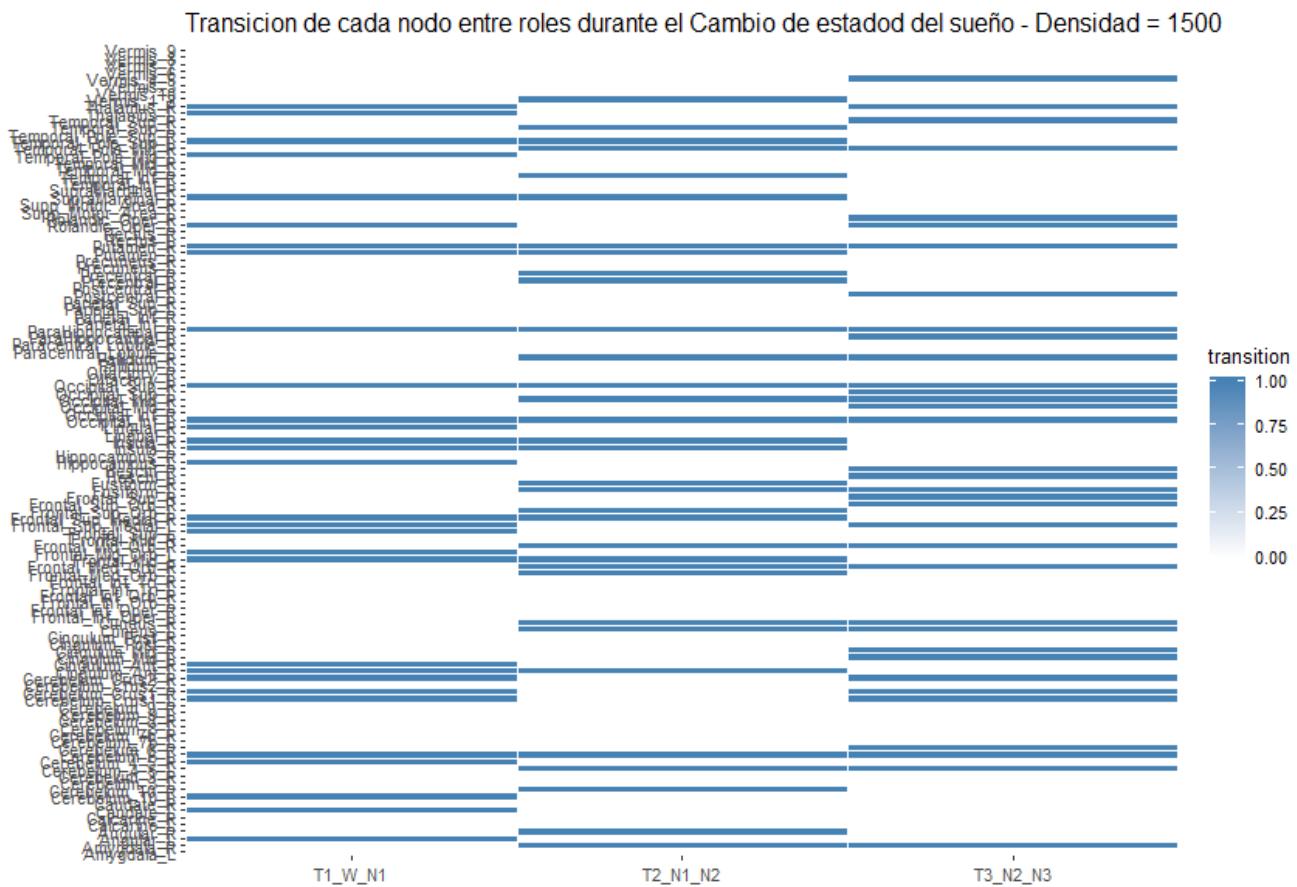
Un análisis cualitativo de los grafos presentados en la pagina anterior nos muestra que existen distintos nodos que no sólo cambian de comunidad sino que además cambian de rol dentro de la comunidad donde se encuentran. Para poder hacer un análisis más detallado y cuantitativo contamos para cada cambio de estadio (en total 3) (**W->N1**, **N1->N2** y **N2->N3**), cuantos nodos cambiaban de función. Lo que se observa en el siguiente grafico de barras es que, si bien la cantidad de nodos que cambia en cada estadio es relativamente constante,

esta cantidad representa un porcentaje importante del número de nodos totales (alrededor del 25% -> 30 de 116). Por ende el fenómeno de cambio de rol podría ser 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 varían las funciones de los nodos durante las transiciones en los distintos estadios del sueño. Para ello estudiamos que porcentaje de nodos cambiaban de función y cuantas veces.



Lo primero que observamos es que apenas menos de la mitad de los nodos cambiaban de rol y que de estos, sólo el 5% de los nodos cambia en todos los estadios analizados. Si bien no podemos aventurar hipótesis al respecto es interesante notar como existe un patrón donde sólo pocos nodos tiene la tendencia a cambiar entre estadios y tal vez puedan representar justamente aquellos que coordinan el mecanismo general encargado de la transición de un estadio de sueño a otro. Por el contrario existen nodos que cambian sólo en un estadio particular o a lo sumo en dos. Estos nodos tal vez pueden estar relacionados con funciones específicas 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.

Bibliografía

AASM, 2007. The AASM manual for the scoring of sleep and associated events-rules. Terminology and technical specifications. American Academy of Sleep Medicine, Chicago.

Alexander-Bloch, A., Lambiotte, R., Roberts, B., Giedd, J., Gogtay, N., Bullmore, E., 2012. The discovery of population differences in network community structure: new methods and applications to brain functional networks in schizophrenia. *Neuroimage* 59, 3889–3900.

Blondel, V.D., Guillaume, J.L., Lambiotte, R., Lefebvre, E., 2008. Fast unfolding of communities in large networks. *J. Stat. Mech.* P10008.

Tagliazucchi, E., Von Wegner, F., Morzelewski, A., Brodbeck, V., Borisov, S., Jahnke, K., & Laufs, H. (2013). Large-scale brain functional modularity is reflected in slow electroencephalographic rhythms across the human non-rapid eye movement sleep cycle. *Neuroimage*, 70†, 327-339.

Tzourio-Mazoyer, N., Landeau, B., Papathanassiou, D., Crivello, F., Etard, O., Delcroix, N., ... & Joliot, M. (2002). Automated anatomical labeling of activations in SPM using a macroscopic anatomical parcellation of the MNI MRI single-subject brain. *Neuroimage*, 15†(1), 273-289.