

PROYECTO FINAL: RED DE COMERCIO DE PETRÓLEO

GRUPO 05:

Sergio Tapia Ortega
Santiago Marcitllach Arias
David del Campo Peñuela



Índice

1. Introducción	4
2. Extracción de datos	4
2.1 Fuente de los datos	4
2.2 Código de manipulación	5
2.3 Conversión de nombres	6
3. Modelado de la red	7
4. Análisis de la red 2020	8
4.1 Métricas Globales	8
4.2 Descripción de la red a nivel nodo	11
4.3 Descripción de la red a nivel comunidades	14
4.3.1 Comunidad morada	15
4.3.2 Comunidad verde	16
4.3.3 Comunidad azul	17
4.3.4 Comunidad naranja	18
4.3.5 Comunidad amarilla	19
5. Análisis de la red del 2000	20
5.1 Métricas globales	20
5.2 Descripción de la red a nivel nodo.	23
5.3 Descripción de la red a nivel comunidades.	25
5.3.1 Comunidad roja	26
5.3.2 Comunidad naranja	27
5.3.3 Comunidad verde	28
5.3.4 Comunidad morada	29
5.3.5 Comunidad amarilla	30
5.3.6 Comunidad azul	31
6. Análisis de países clave en 2010	33
6.1 Emiratos Árabes Unidos	33
6.2 Federación de Rusia	35
7. Estudio de modelos aleatorios	37
7.1 Modelo Erdos-Renyi	37
7.1.1 Red ER con $p = 0.9$	37
7.1.2 Red ER con $p = 0.097$	38
7.2 Modelo Barabási-Albert	40
7.2.1 Red BA con $m = 1$	41
7.2.2 Red BA con $m = 8$	42

7.3 Modelo Watts-Strogatz	44
7.3.1 Red WS con $p = 0.1$	45
7.3.2 Red WS con $p = 1$	46
7.4 Conclusiones	49
8. Conclusiones	51
8.1 Limitaciones encontradas	51
8.2 Conclusiones más relevantes	52
8.3 Utilidad del análisis	55
9. Bibliografía	56

1. Introducción

El objetivo de este proyecto es sacar una conclusión sobre el desarrollo del oligopolio del petróleo a nivel mundial en los últimos años.

En este proyecto vamos a analizar la red de exportación de petróleo de todo el mundo. Dividiremos el trabajo en dos redes para comparar años de distintas décadas, 2000 y 2020. Así mismo, incluiremos el análisis de países que han sido clave en el devenir de estos años para sacar conclusiones adicionales con el análisis del año 2010. Cada nodo representa un país y las aristas hacen referencia a la cantidad de dinero que se ha traspasado entre países por el petróleo, en euros.

2. Extracción de datos

2.1 Fuente de los datos

La idea para la red la obtuvimos a partir de “*The Observatory of Economic Complexity (OEC)*”, un portal online estadounidense que se dedica al estudio de exportaciones e importaciones a nivel mundial. En ella, se puede filtrar por países, por productos y por años, por lo que nos pareció interesante analizar la evolución del comercio del petróleo desde el año 2000 hasta los datos más recientes, de 2020.

La página nos ofreció la posibilidad de descargar los datos en formato .csv, pero los ficheros contenían la información de sólo un país. Al intentar juntarlos, nos dimos cuenta que algunos de los datos se solapaban, y la tarea de filtrarlos y corregirlos resultaría muy tediosa y podría dar fruto a errores en los datos, por lo que buscamos otras opciones.

Encontramos un repositorio que ofrecía los *datasets* completos, divididos por años y que contenían todos los productos y países. Tras descargarlos, desarrollamos un *script* que manipuló los datos para obtener ficheros reducidos al producto que nos interesa, y con el formato adecuado para poder utilizarlo en las herramientas de visualización. En concreto, seleccionamos el producto con código 270900, que corresponde a “*Petroleum oils, oils from bituminous minerals, crude*”. Escogimos tanto el petróleo crudo como los aceites de petróleo para obtener un análisis más profundo de la red.

2.2 Código de manipulación

Los *datasets* obtenidos tenían un tamaño considerable, de entre 500MB y 1GB, puesto que contenían toda la información de la página web. Además, no sólo necesitábamos filtrar entre los productos para obtener el deseado, sino que también hacía falta eliminar información sobrante y depurar el formato de los ficheros.

Desarrollamos un *script* en *Python* que hace uso de herramientas de *Big Data* para permitirnos manejar grandes cantidades de datos y obtener funcionalidades como los *DataFrames*, necesarios para estructurar el fichero resultante. Se puede encontrar un extracto del código a continuación:

```
89 #-----2020-----
90 anio2020 = pd.io.stata.read_stata('country_partner_hsproduct6digit_year_2020.dta')
91 anio2020.to_csv('2020TOTAL.csv')
92
93 df2020 = spark.read.option("header", "true").csv('2020TOTAL.csv')
94 df2020 = df2020.na.drop()
95 df2020 = df2020.filter(df2020['hs_product_code'] == 270900)
96
97 df2020EXP = df2020.select(df2020['location_code'].alias('pais1'), df2020['partner_code'].alias('pais2'), df2020['export_value'].alias('valor_exportacion'))
98 df2020EXP = df2020EXP.filter(df2020EXP['valor_exportacion'] != 0)
99
100 df2020EXP.toPandas().to_excel("2020FILTRADO.xlsx", index=False)
```

Figura 1: Código de manipulación del dataset 2020

El proceso para cada *dataset* fue el siguiente:

1. Importar el fichero *.dta* en un *DataFrame*.
2. Convertir el *DataFrame* a formato *.csv*.
3. Importar el fichero *.csv* en un *DataFrame* para obtener las columnas correspondientes.
4. Filtrar el *DataFrame* en función del código del producto que nos interesa.
5. Seleccionar las columnas deseadas.
6. Eliminar filas cuyo valor de exportación fuese nulo.
7. Convertir el *DataFrame* a formato *Pandas* y posteriormente exportarlo a un fichero *.xlsx*.

Para la ejecución del *script* utilizamos *Spark*, un motor de procesamiento de datos que hace uso de *clusters* para la ejecución de trabajos y que nos permitió obtener los ficheros resultantes de una manera más rápida y eficiente. El formato de los mismos fue el siguiente:

pais1	pais2	valor_exportacion
AUS	ARE	48441840.0
CAN	ARE	10150.0
DZA	ARE	68949816.0
ECU	ARE	3036.0
GBR	ARE	37632128.0
GIN	ARE	8699872.0
IND	ARE	8330499.0
IRQ	ARE	11728402.0
KAZ	ARE	26800736.0

Figura 2: Formato fichero resultado

2.3 Conversión de nombres

Una vez obtenidos los ficheros reducidos, y convertidos a formato. csv, pudimos probar a visualizar la red en *Gephi*. Esto nos permitió ver que el formato de los ficheros no era el más adecuado, puesto que en vez de mostrar los nombres de los países, mostraba el código ISO de 3 dígitos que venía en los *datasets* originales.

Para corregir esto, descargamos un fichero de conversión e hicimos uso de la función de Excel “BUSCARV”, con lo que finalmente obtuvimos los ficheros definitivos, cuyo formato es el siguiente:

pais1	Source	pais2	Target	valor_exportacion
AUS	Australia	ARE	United Arab Emirates	48441840.0
CAN	Canada	ARE	United Arab Emirates	10150.0
DZA	Algeria	ARE	United Arab Emirates	68949816.0
ECU	Ecuador	ARE	United Arab Emirates	3036.0
GBR	United Kingdom	ARE	United Arab Emirates	37632128.0
GIN	Guinea	ARE	United Arab Emirates	8699872.0
IND	India	ARE	United Arab Emirates	8330499.0
IRQ	Iraq	ARE	United Arab Emirates	11728402.0
KAZ	Kazakistan	ARE	United Arab Emirates	26800736.0

Figura 3: Formato fichero definitivo

3. Modelado de la red

Para la formación de la red, en un principio consideramos separar las exportaciones por continentes y así no tener que modificar la forma en la que venían estructurados los datos que obtuvimos del repositorio original (OEC). Una fortaleza de esta alternativa era la de manipular los datos de forma agrupada y obtener grafos más pequeños y legibles. Sin embargo, esto significaba perder un gran número de enlaces entre continentes los cuales resultan muy importantes para establecer nodos clave de la red, por lo que al final optamos por analizar la red desde un punto de vista global.

Una vez elegido el grafo, nos encontramos con el inconveniente de que, al tratarse de una red de países, resultaba algo escasa de nodos. Por ello, decidimos hacer un estudio de tres años distintos y comparar la evolución a lo largo de ellos. La elección de los años también dio lugar a distintas alternativas. En el repositorio teníamos acceso a información desde 1995 hasta 2020, por lo que inicialmente pensamos en analizar tres años pertenecientes a una misma década (2010, 2015 y 2020). Sin embargo, al final optamos por sólo dos años y de décadas distintas, lo que permitiría abarcar un rango más amplio de tiempo y ver mayores diferencias entre ellos. Dichos años fueron 2000 y 2020, a lo largo de los cuales han habido muchos eventos relevantes para la economía del petróleo, como pueden ser

- Atentado de las Torres Gemelas (2001)
- Guerra de Afganistán (2001-2021)
- Guerra de Irak (2003-2011)
- Máximo histórico del precio del petróleo (2008)
- Colapso de Lehman Brothers (2008)
- Primavera Árabe (2010-2012)
- Crisis económica y política Venezolana (2013 - Actualidad)
- Guerra de Ucrania (2014 - Actualidad)
- Pandemia mundial COVID-19 (2019 - Actualidad)
- Mínimo histórico del precio del petróleo (2020)

En cuanto al tipo de grafo, la única opción que barajamos fue la de utilizar un grafo dirigido pues, de lo contrario, no sabríamos diferenciar entre importaciones y exportaciones. En referencia a los nodos y aristas tampoco sería interesante cambiar el significado de los mismos, ya que pensamos que establecer los nodos como países y las aristas como el valor de la exportación entre ambos es la forma de representación más clara.

4. Análisis de la red 2020

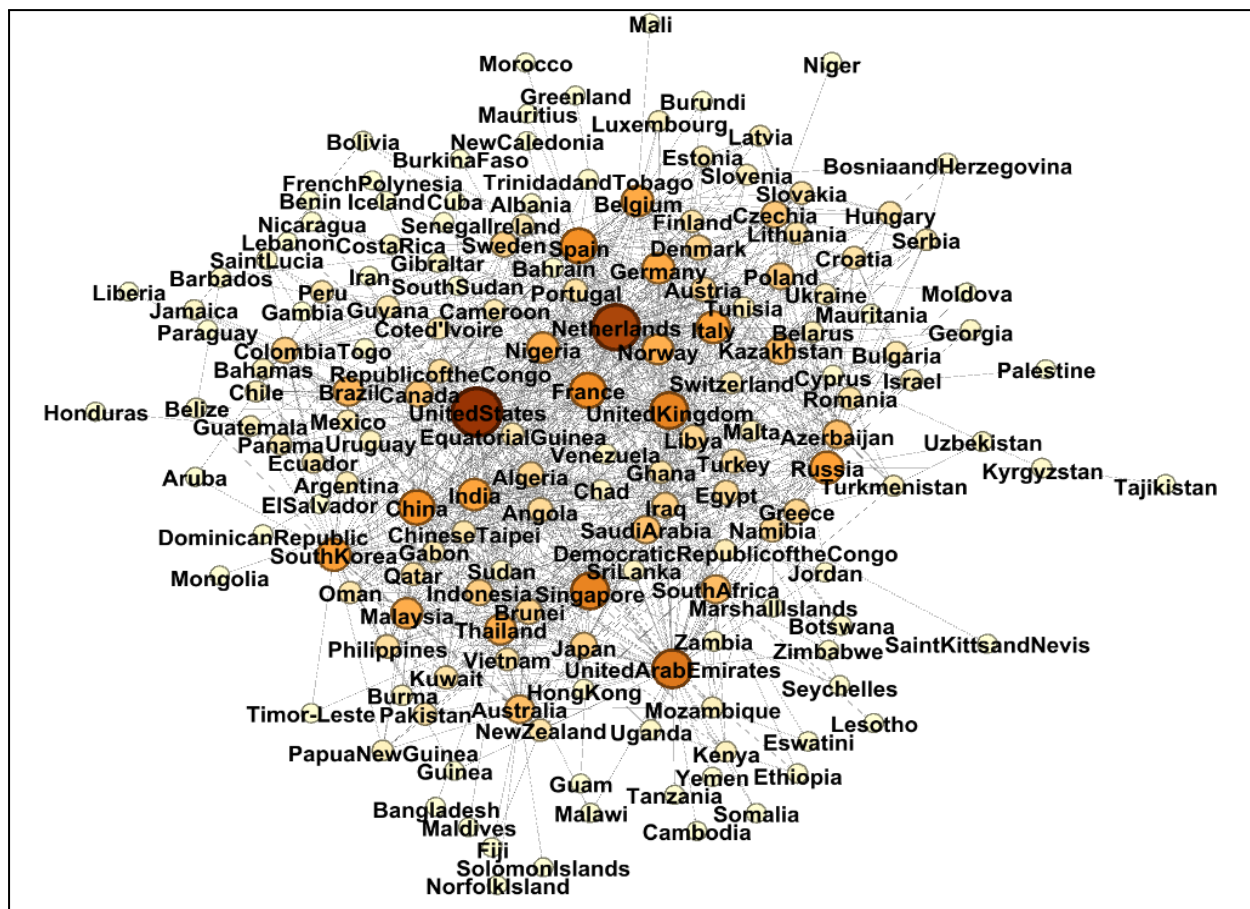


Figura 4: Red 2020 (Gephi)

4.1 Métricas Globales

La red de comercio de petróleo del 2020 tiene 166 nodos y 1330 aristas. Con un grado medio de 16.024, es decir, que de media todos los países comercian con otros 16 países por la compra y venta de petróleo, más adelante comprobaremos si esto es así con la gráfica de la distribución de grado. El camino mínimo medio es 1.78.

Número de nodos: 166
Número de aristas: 1330
Grado medio: 16.02409638554217
El camino minimo medio: 1.7810149689667762

Figura 5: Propiedades red 2020 (NetworkX)

Respecto de las centralidades de grado, a través de la librería *NetworkX* hemos podido conseguir las centralidades de grado, de intermediación y de cercanía. En cuanto a la centralidad de grado hemos diferenciado dos diferentes: la de grado de salida y las de grado de entrada, ya que en nuestra red al ser un grafo dirigido importa la dirección de una arista, debido a que no es lo mismo que, el país A le compre al país B que al revés.

```
Los 5 nodos con el índice de centralidad de grado de salida mas alto
('UnitedStates', 0.43636363636363634)
('Russia', 0.2909090909090909)
('UnitedArabEmirates', 0.2787878787878788)
('Nigeria', 0.2787878787878788)
('UnitedKingdom', 0.23030303030303031)
-----
Los 5 nodos con el índice de centralidad de grado de entrada mas alto
('Netherlands', 0.43636363636363634)
('Singapore', 0.34545454545454546)
('China', 0.296969696969697)
('UnitedStates', 0.28484848484848485)
('India', 0.26666666666666666)
-----
```

Figura 6: Nodos con mayor índice de centralidad de grado (NetworkX)

La centralidad de intermediación:

```
Los 5 nodos con el índice de centralidad de intermediacion mas alto
('UnitedStates', 0.1637219376917473)
('Netherlands', 0.1444967795874498)
('UnitedArabEmirates', 0.08971099357459834)
('Spain', 0.05376856085606411)
('UnitedKingdom', 0.05273491771964498)
```

Figura 7: Nodos con mayor índice de centralidad de intermediación (NetworkX)

Y por último, la centralidad de cercanía:

```
Los 5 nodos con el índice de centralidad de cercania mas alto
('Netherlands', 0.5334595959595959)
('Singapore', 0.4763918252290345)
('France', 0.4532046124966479)
('UnitedStates', 0.4377104377104377)
('India', 0.43584784010315925)
-----
```

Figura 8: Nodos con mayor índice de centralidad de cercanía (NetworkX)

En cuanto a las distribuciones de grado, al igual que en la centralidad de grado hemos diferenciado el para el grado de salida y el de entrada, y también las hemos obtenido a través de *NetworkX*. La distribución de grado de salida:

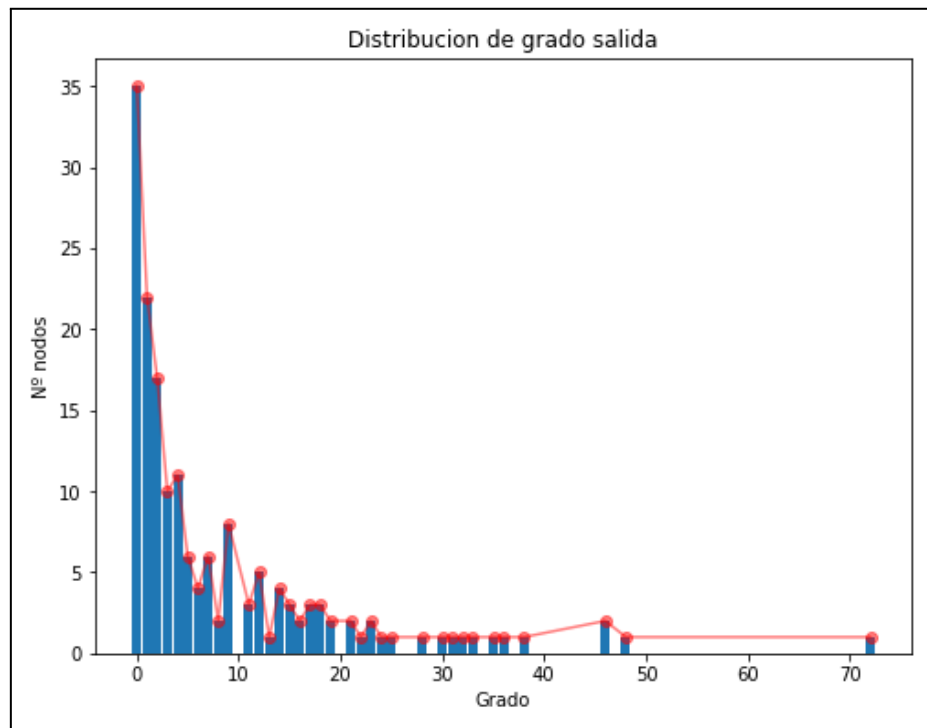


Figura 9: Distribución grado de salida (NetworkX)

Y la distribución de grado de entrada:

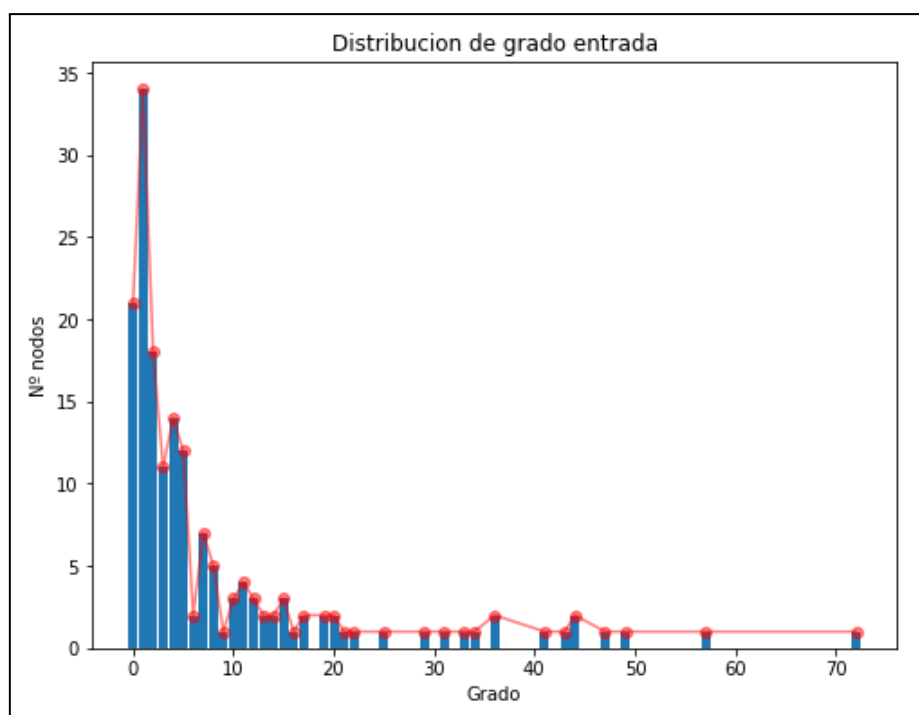


Figura 10: Distribución grado de entrada (NetworkX)

4.2 Descripción de la red a nivel nodo

Como hemos mencionado anteriormente, para la centralidad de grado hemos diferenciado el grado de entrada del de salida ya que estamos trabajando con un grafo dirigido. Esta métrica nos es muy valiosa para nuestro análisis ya que no solo nos informa de cuáles son los nodos que más comercian con los demás, sino que también podemos diferenciar entre los nodos que más venden (prestigio de salida, influencia) de los que más compran (prestigio de entrada, soporte).

Respecto de la centralidad de grado de salida, es decir, los países que más venden petróleo, como vemos en la imagen los 5 países con el valor más alto en 2020 son: Estados Unidos, Rusia, Nigeria, los Emiratos Árabes Unidos y Reino Unido. Como era de esperar en esta métrica están países aparecen superpotencias mundiales como son Rusia y EEUU que son países muy grandes y con una cantidad de recursos muy alta, también vemos un país con una influencia muy alta en el mundo como es Reino Unido, y uno de los países con más cantidad de petróleo del mundo que son los Emiratos Árabes. En un informe del 2020 sobre los máximos productores de petróleo muestra que EEUU es el país que más barriles de petróleo produce al día con 19.51 millones, tercero está Rusia con 11.49 millones bpd y séptimo los Emiratos Árabes con 4.01 millones bpd. Cabe destacar la gran cantidad de petróleo que poseen los emiratos árabes ya que por ejemplo EEUU tiene una superficie de casi 10.000 millones km² y la venta de petróleo supone el 1,2% de su PIB, mientras que los Emiratos Árabes son 83000 km² y la venta de petróleo supone el 30% del PIB, es decir, EEUU produce 5 veces más de barriles por día en un país que es más de 100 veces más grande. Y por último, destacar que el tercer país que más petróleo vendió en 2020 fue Nigeria de manera sorprendente ya que no es un país de relevancia mundial o con la cantidad de recursos de petróleo como lo son los otros 4.

Por la parte opuesta, los países que más petróleo compraron en 2020 fueron: Países Bajos, Singapur, China, Estados Unidos y la India. Sorprende la aparición de EEUU ya que hemos visto que es uno de los países que más vende, lo que significa que es capaz de autoabastecerse de petróleo pero por el contrario vemos que además también es uno de los que más compra. Vemos que China y la India son grandes compradores de petróleo lo cual tiene sentido ya que son países grandes con una alta capacidad productiva y de consumo de productos derivados del petróleo. Sin embargo, no era tan esperable que dos países pequeños como Países Bajos y Singapur comerciaron con muchos otros países para importar petróleo.

La centralidad de intermediación también es una métrica importante para nosotros ya que nos informa sobre cuáles son los países que participan en más caminos que conectan otros dos países, por tanto podemos saber qué países tienen una posición

más valiosa comercialmente ya que de su posición puede depender el abastecimiento de petróleo a otros países. Los países con el grado de intermediación más alto en 2020 fueron: Estados Unidos, Países Bajos, Emiratos Árabes, España y Rusia. Como es lógico EEUU, Emiratos Árabes y Rusia tiene un valor alto de centralidad debido a que son grandes productores y vendedores de petróleo como hemos visto anteriormente. A ellos se les juntan España y Países Bajos que tienen relaciones comerciales con otros muchos países lo que les ha supuesto una posición valiosa sobre todo gracias a su posición central en el mundo y a ser un punto de entrada a Europa desde el atlántico.

Respecto a la centralidad de cercanía, también nos es una métrica útil ya que nos destaca que países son más accesibles al resto a la hora de comerciar. Como vemos en la imagen los países con los valores más altos son: Países Bajos, Singapur, Francia, Estados Unidos e India. Estos países ya han salido en otras centralidades anteriormente por lo que es lógico su alto valor en esta medida. En la imagen inferior podemos ver con qué países comercia Singapur, y se ve que este comercia con otros países mas pequeños del continente asiático y hace que estos dependan de él para abastecerse de petróleo lo que le da una posición valiosa.



```
Países con los que comercia Singapur
Seychelles
UnitedArabEmirates
India
Japan
SouthKorea
SriLanka
Malaysia
Pakistan
Thailand
France
Netherlands
Panama
UnitedStates
Australia
NewZealand
```

Figura 11: Países comercio con Singapur (NetworkX)

Más abajo podemos ver con algunos de los muchos países con los que comercia Países Bajos, y como vemos en su mayoría son europeos lo que confirma que este país tiene una posición de hub respecto de sus vecinos europeos.

Países con los que comercia Netherlands
Azerbaijan
Cyprus
Georgia
Indonesia
India
Kazakhstan
Oman
Pakistan
Singapore
Thailand
Turkey
Belgium
Bulgaria
Czechia
Germany
Spain
Estonia
Finland
France
UnitedKingdom
Greece
Croatia
Ireland
Lithuania
Luxembourg
Latvia
Malta
Norway
Portugal
Slovakia

Figura 12: Países comercio con Países Bajos(NetworkX)

En cuanto a la distribución de grado, como ya hemos dicho al comienzo del análisis esta gráfica nos ayuda a verificar si el grado medio de la red es representativo de esta. Ambas gráficas de grado (entrada y salida) confirman nuestras sospechas de que no es que cada país comercie con otros 16 sino que hay unos pocos nodos con muchísimos enlaces mientras que la mayoría de países tiene pocos nodos. En el caso de ventas de petróleo hay cerca de 35 países que solo venden a otro país, y unos escasos que venden a hasta 50 o 70 países. En el caso de compras de petróleo los números son similares, hay cerca de 35 países que solo compran el petróleo a un país, y otros pocos que llegan hasta casi 60 o 70 países a los que exportan petróleo. Por lo que lo que más se repite en la red es que un país únicamente comercie por el petróleo con solo otro país.

4.3 Descripción de la red a nivel comunidades

Para la detección de comunidades y el análisis de estas hemos usado *Gephi* como herramienta. Para poder detectar las comunidades, en el apartado estadísticas, hemos ejecutado el cálculo de la modularidad con el valor de resolución por defecto 1.0 y nos ha sacado 5 grandes comunidades. Además, el tamaño de cada nodo varía en función de su grado, cuanto mayor sea este más grande será el nodo, para así poder destacar a los países con mayor participación en la red. Para destacar cada comunidad hemos aplicado un filtro por atributos por partición que fuese la modularidad con el objetivo de poder visualizar las comunidades por separado.

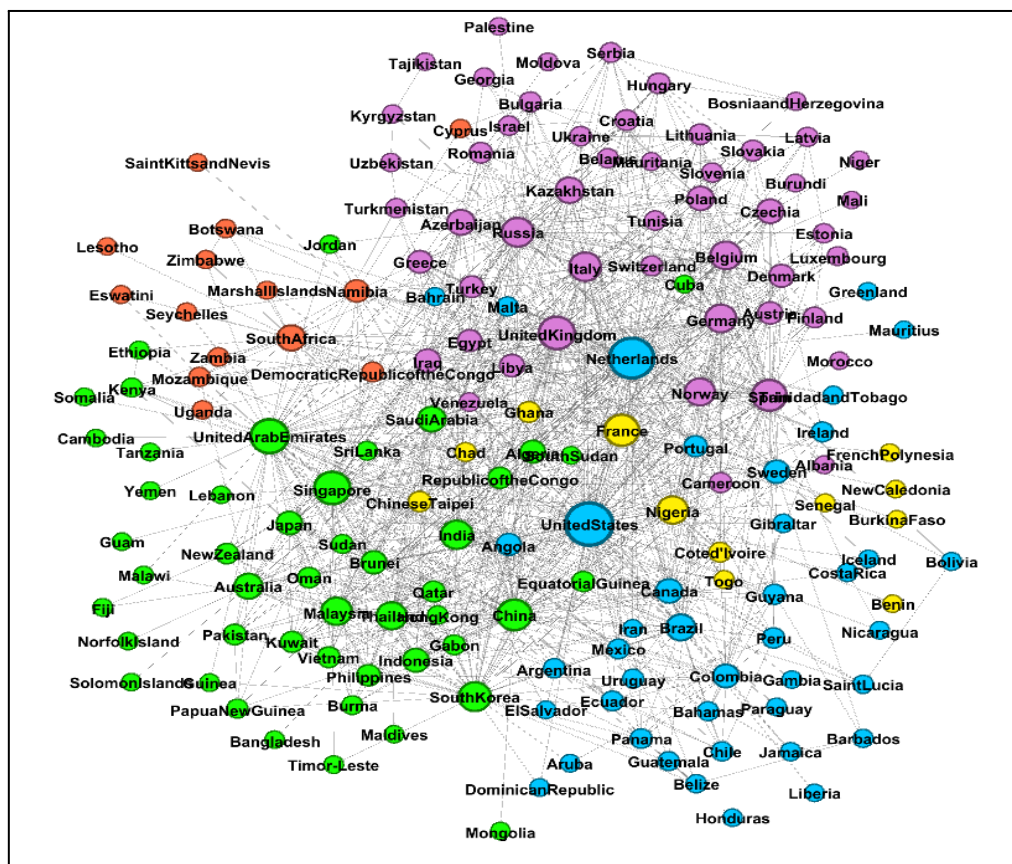


Figura 13: Representación visual comunidades red 2020 (Gephi)

4.3.1 Comunidad morada

La más grande, la **morada**, abarca el 30.72% de la red. Y como se puede apreciar en la imagen inferior la mayoría de países pertenecen al continente europeo, de los cuales los que tienen una influencia mayor son Reino Unido, Rusia, Alemania y España. Además de países europeos también observamos que estos tienen negocios comerciales por el petróleo con países del norte de África como Marruecos, Mauritania, Egipto, Libia, Mali y Nigeria entre otros. Lo que nos hace concluir que existen unos lazos comerciales fuertes por el petróleo de los países europeos, sobre todo de los países del mediterraneo con los del norte de Africa.

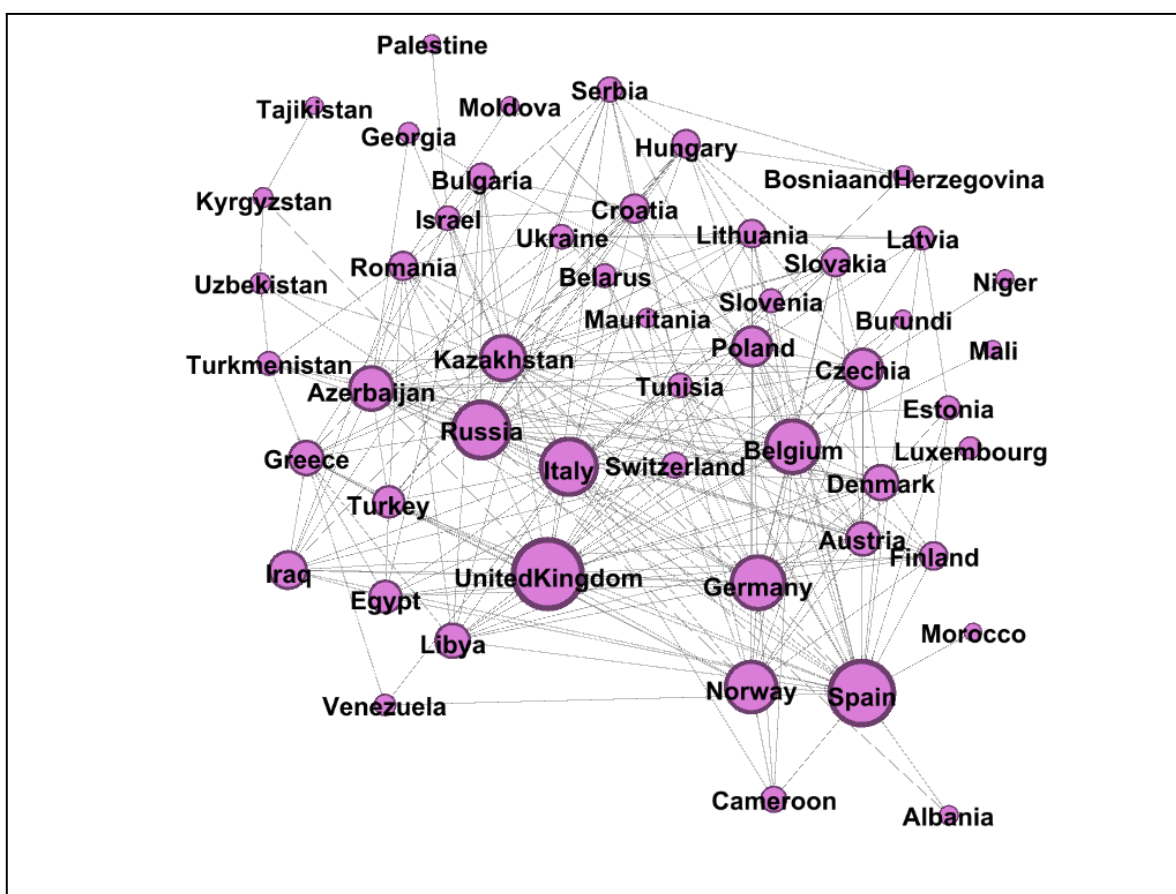


Figura 14: Comunidad morada (Gephi)

También podemos ver aristas con los países de Asia central: Kazakhstan, Turkmenistan, Uzbekistan, Kyrgyzstan y Tayikistán . Y cómo el comercio entre estos países es lineal entre los 4 últimos. Kazakhstan es el país de Asia central que tiene muchas más conexiones con el resto de la comunidad, mientras que el resto tienen 2 o 3, o en el caso de Tayikistán únicamente obtiene el petróleo de su país vecino Kyrgyzstan.

Y finalmente destacar el comercio con dos países de Oriente Medio que son Palestina e Israel, que son dos países que actualmente están enfrentados en un

conflicto político y armado, y que de forma sorprendente podemos apreciar que Palestina tiene como única fuente de petróleo a Israel a pesar del conflicto. También destacar que en esta comunidad se cuela un único país americano Venezuela que comercia con Grecia, Italia y España.

4.3.2 Comunidad verde

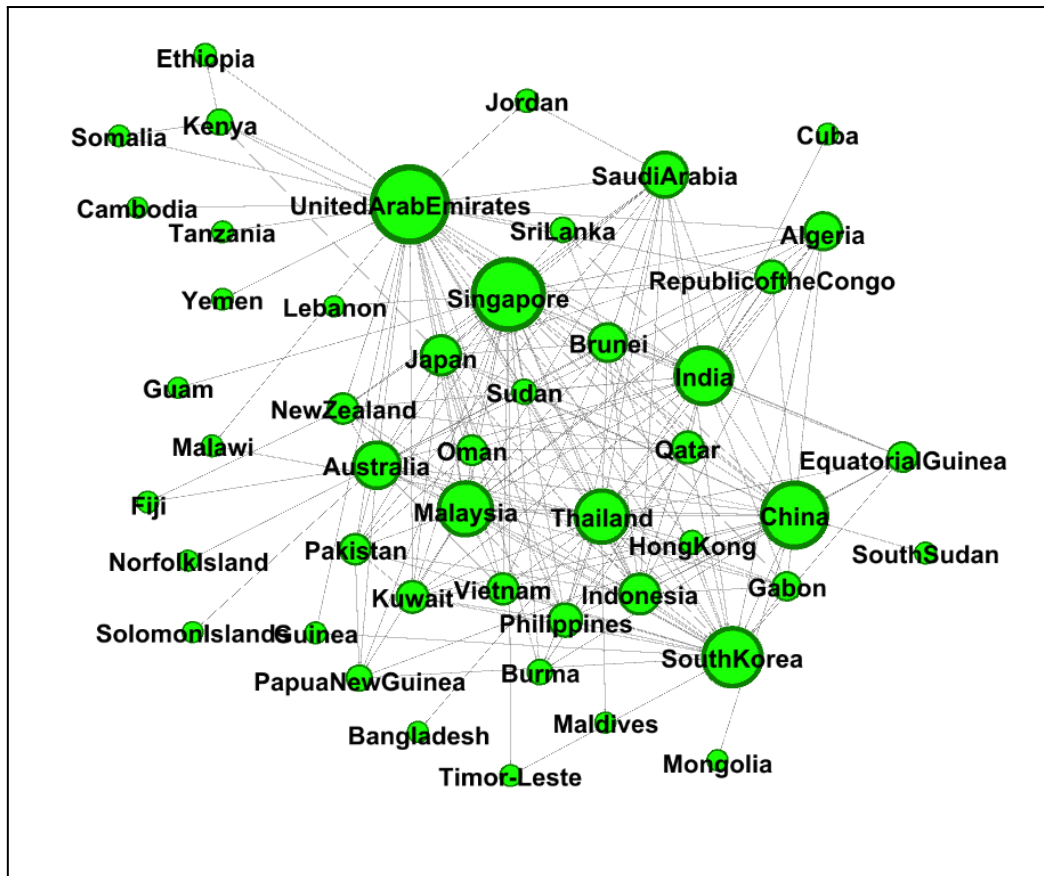


Figura 15: Comunidad verde(Gephi)

La siguiente comunidad más grande es la **verde**, que supone el 28.92% de la red. Abarca a todos los países de Asia (a excepción de los de la parte central que están en la comunidad anterior), los que más destacan son Singapur, India y China. También tiene países de oriente medio (Yemen, Jordania, Arabia Saudí), el más importante de la comunidad y uno de los más importantes de la red los Emiratos Árabes. La comunidad además tiene algunos países de África como Tanzania, Camboya, Somalia, Kenia y Etiopía, que obtienen el petróleo en su mayor parte de los Emiratos Árabes. Y por último, destacar que la mayor parte de países de Oceanía también pertenecen a esta comunidad (Australia, Nueva Zelanda, Papua Nueva Guinea, Fiji y las Islas Salomón entre otros).

Para terminar con esta comunidad, podemos ver la imagen de la red completa que como en la comunidad morada esta es una red muy compacta, con muy pocos enlaces a otros países fuera de la red. Si observamos un mapa mundial podemos apreciar que esta comunidad corresponde a la **zona del océano Índico**. Por lo que podemos concluir que esta zona está muy interconectada y existen fuertes lazos comerciales entre ellos.

4.3.3 Comunidad azul

La comunidad azul (24,43% de la red) es seguramente la que a simple vista es más fácil de reconocer, la mayoría de la red corresponde al continente Americano, donde el principal actor es Estados Unidos que tiene la mayoría de enlace comerciales, mientras que el resto tienen pocos enlaces.

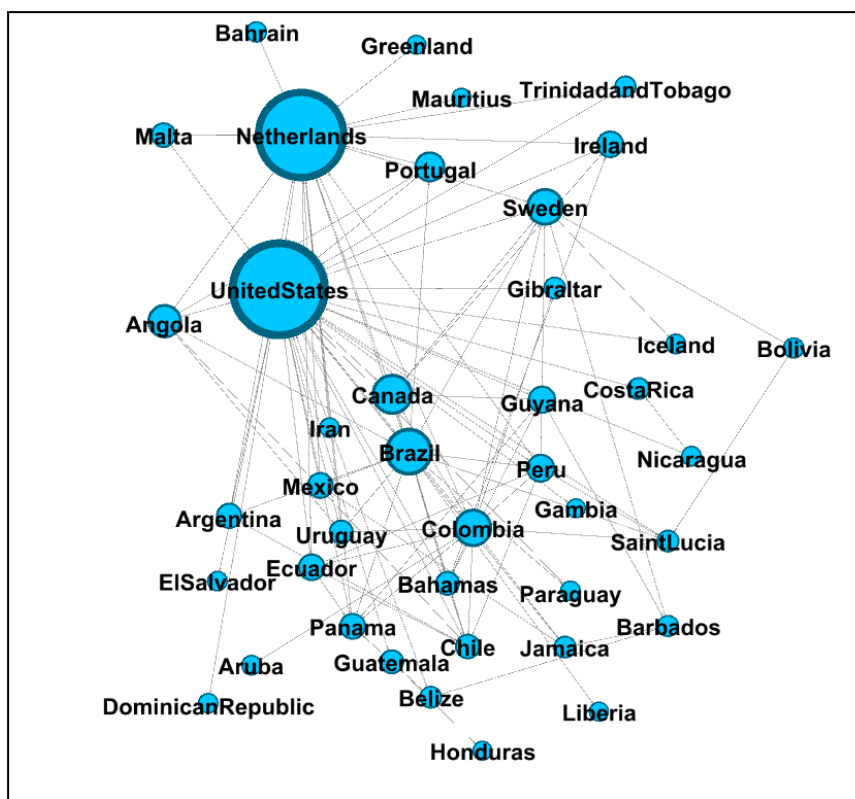


Figura 16: Comunidad azul (Gephi)

Hay que destacar la participación de Países Bajos que está a una gran distancia de la mayoría de países de la comunidad, y sin embargo tiene muchos enlaces con países americanos. Mencionar que se cuela algún país que no pertenece al continente Americano como Portugal, Angola o Bahrein.

4.3.4 Comunidad naranja

La comunidad naranja es más pequeña que las anteriores, y al igual que la anterior se identifica fácilmente que la mayoría son todos países africanos, de los cuales el que más enlaces tiene es Sudáfrica siendo el nodo más importante de la comunidad.

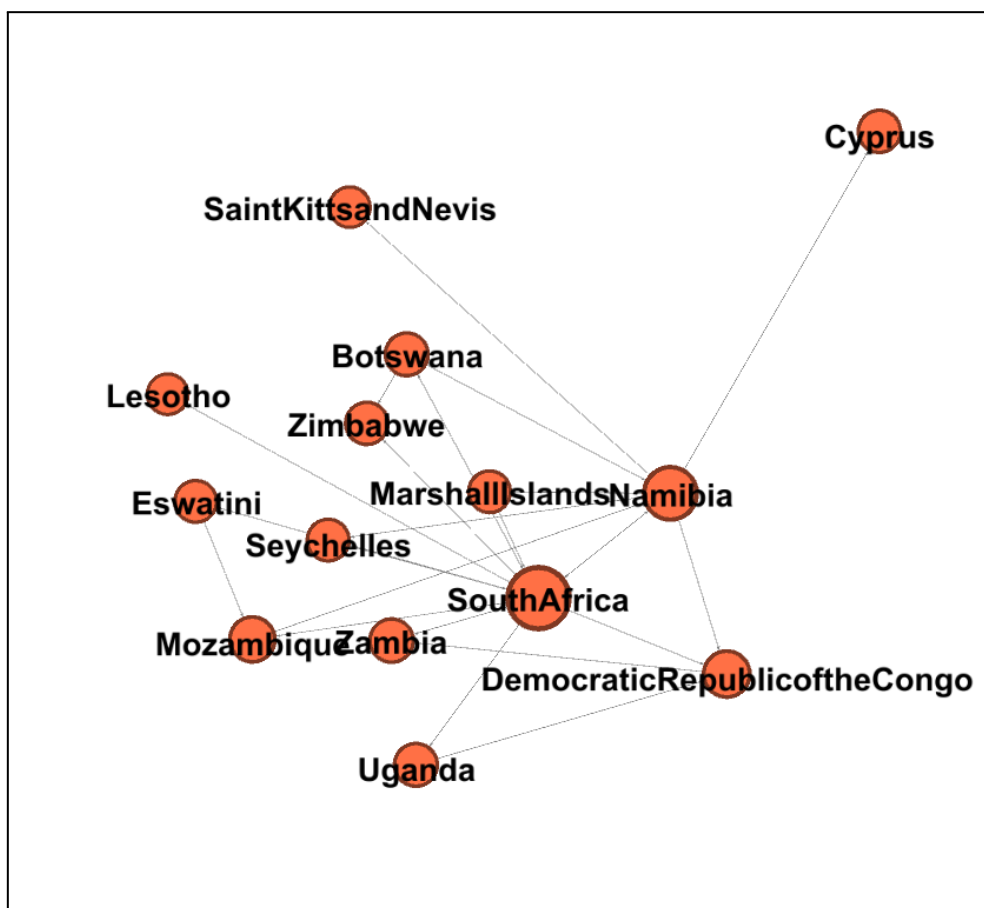


Figura 17: Comunidad naranja(Gephi)

La explicación a la formación de esta comunidad seguramente sea geográfica ya que los países están situados en el **centro y sur de África**. Hay unas excepciones que son San Cristóbal y Nieves que está en América, Chipre que está en Europa y las Islas Marshall en Oceanía. Se trata de una comunidad muy compacta ya que la mayoría apenas tiene enlaces, y hay unos pocos, sobre todo Sudáfrica que es la que más comercia con países externos a la comunidad por el petróleo.

4.3.5 Comunidad amarilla

La comunidad amarilla es la más pequeña de la red (7,23%) es la más peculiar de la red ya que en su mayoría son países Africanos, a excepción de Taiwan (Chinese Taipei) que es de Asia, la Polinesia Francesa y Nueva Caledonia que son de Oceanía, y Francia que es el nodo más importante de la red ya que es el que más enlaces comerciales tiene.

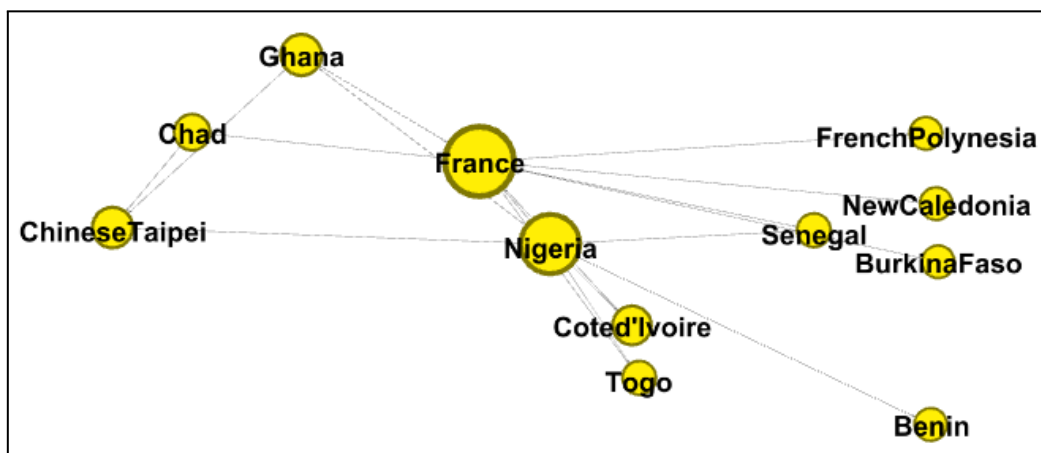


Figura 18: Comunidad amarilla (Gephi)

Esta comunidad probablemente esté formada a partir de una **herencia histórica**, ya que Costa de Marfil, Togo, Benin, Senegal, Nueva Caledonia y la Polinesia Francesa en su momento fueron colonias francesas. Por lo que es probable que a día de hoy sigan manteniendo relaciones estrechas a la hora de comerciar. A eso se le suma que la mayoría de países de la comunidad tienen el francés como lengua oficial, de ahí que Francia tenga a esos países como fuentes de compra de petróleo.

5. Análisis de la red del 2000

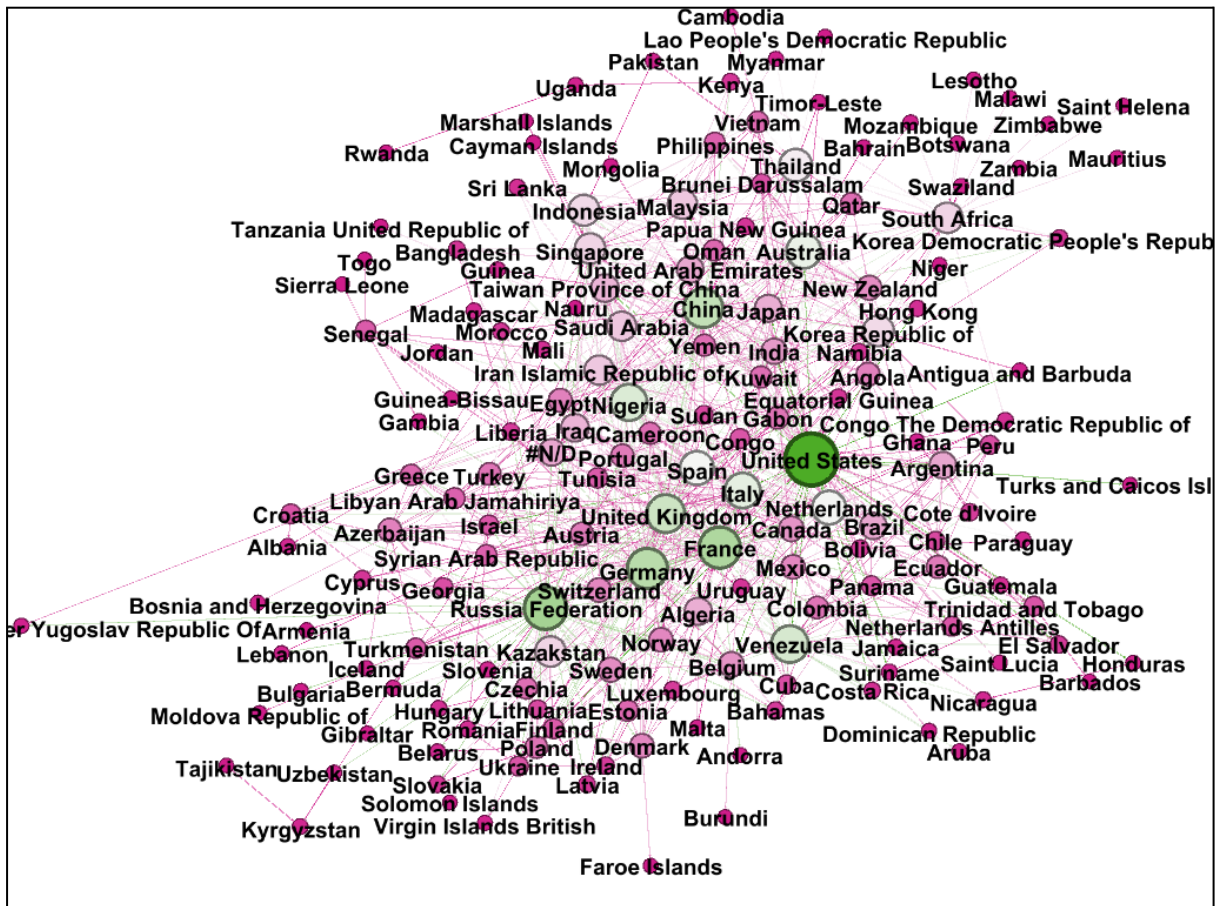


Figura 19: Red 2000 (Gephi)

Para el análisis de la red del 2000 vamos a centrarnos sobre todo en destacar las diferencias con la red del 2020 que acabamos de analizar, comparando los países más importantes de cada red, las diferencias entre las comunidades y los distintos valores de cada red.

5.1 Métricas globales

La red del 2000 tiene 167 nodos, 940 aristas. Que es 1 nodo más que en la red anterior y sin embargo hay menos aristas, de modo que había menos relaciones comerciales por el petróleo que 20 años después. El grado medio es 11.257 lo que significa que de media cada país comercia con otros 11, que es un número parecido al de la red anterior.

```
Número de nodos: 167
Número de aristas: 940
Grado medio: 11.25748502994012
El camino mínimo medio: NO HAY PORQUE NO ES CONEXO
```

Figura 20: Propiedades red 2000 (NetworkX)

En cuanto a los índices de centralidad, empezando por la centralidad de grado, al igual que la red del 2020 hemos distinguido el grado de salida del de entrada.

```
Los 5 nodos con el indice de centralidad de grado de salida mas alto
('Russia Federation', 0.28915662650602414)
('Nigeria', 0.23493975903614459)
('United States', 0.18674698795180725)
('Venezuela', 0.18674698795180725)
('Kazakstan', 0.1746987951807229)
-----
Los 5 nodos con el indice de centralidad de grado de entrada mas alto
('United States', 0.23493975903614459)
('France', 0.20481927710843376)
('China', 0.1927710843373494)
('Italy', 0.1927710843373494)
('Spain', 0.16867469879518074)
-----
```

Figura 21: Nodos con mayor índice de centralidad de grado (NetworkX)

Siguiendo con la centralidad de intermediación:

```
Los 5 nodos con el indice de centralidad de intermediacion mas alto
('United States', 0.13696318729189866)
('China', 0.11416425462314193)
('Russia Federation', 0.08888094400861321)
('Germany', 0.07990779191855137)
('France', 0.06076835407060591)
```

Figura 22: Nodos con mayor índice de centralidad de intermediación (NetworkX)

Y terminando con la centralidad de cercanía:

```
Los 5 nodos con el indice de centralidad de cercania mas alto
('United States', 0.35604713937718085)
('France', 0.32742023369861356)
('Italy', 0.324162320925493)
('Netherlands', 0.31783720246841024)
('China', 0.31629430342730147)
-----
```

Figura 23: Nodos con mayor índice de centralidad de cercanía (NetworkX)

La distribución de grado de salida:

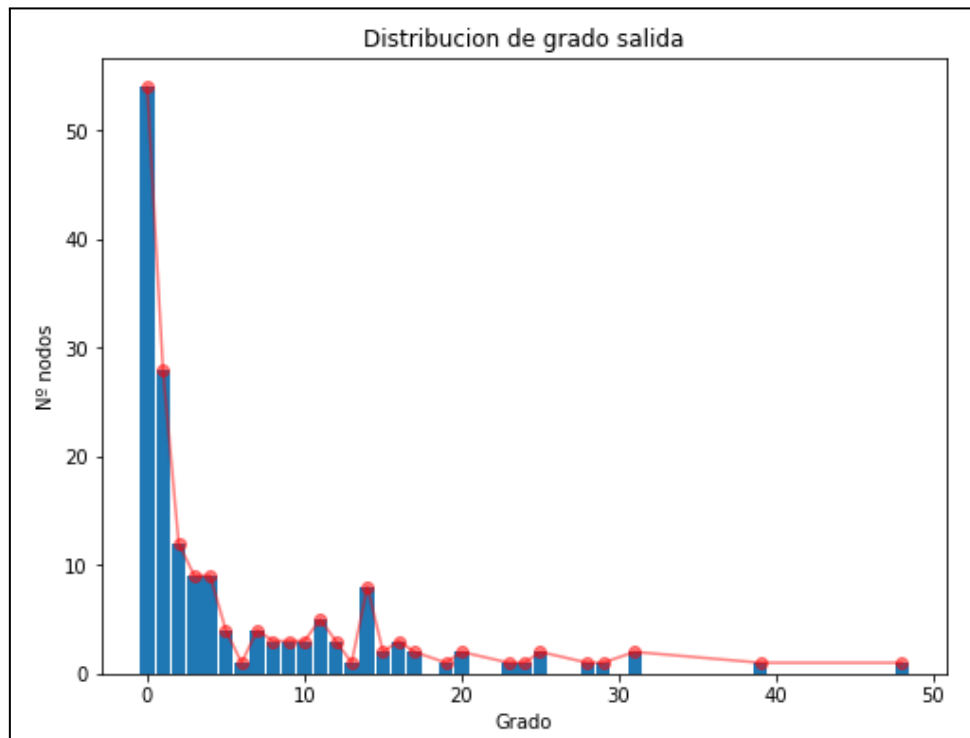


Figura 24: Distribución grado de salida (NetworkX)

Y la distribución de grado de entrada:

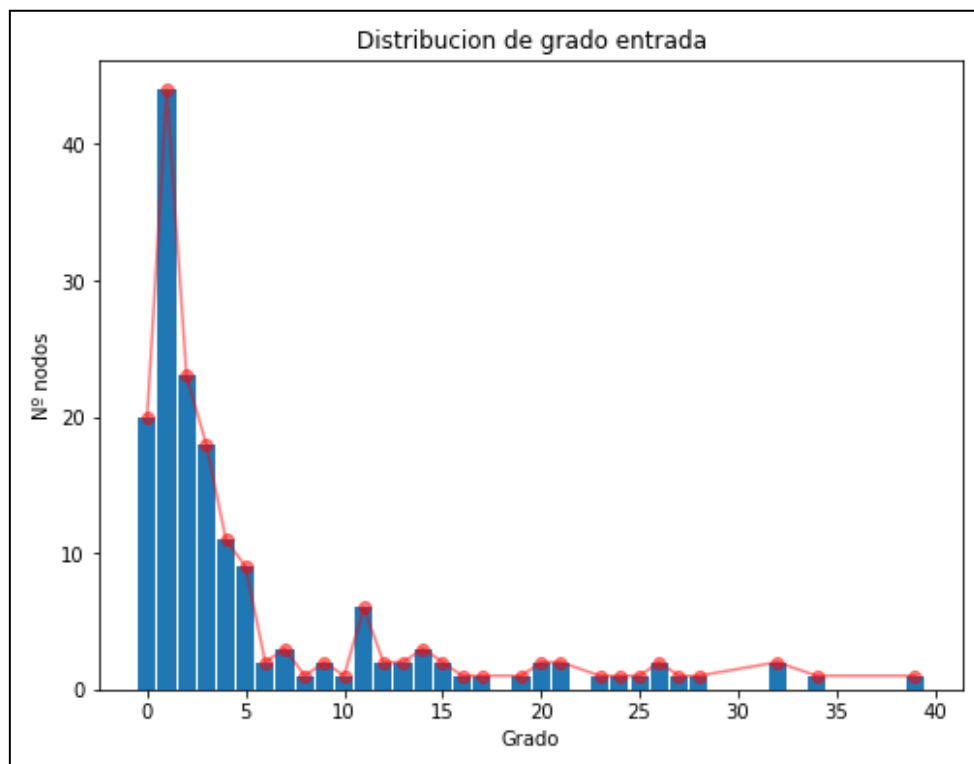


Figura 25: Distribución grado de entrada (NetworkX)

5.2 Descripción de la red a nivel nodo.

El valor de la métricas que vamos a analizar son iguales que para la red anterior donde ya hemos descrito qué valor nos proporcionaba cada medida.

En relación a la centralidad de grado de salida repiten Rusia, Estados Unidos y Nigeria dentro de los países con los valores más altos pero en el 2000 fue Rusia la que más petróleo vendió por encima de Estados Unidos que en el 2000 ocupaba el tercer lugar respecto al primero que ocupaba en 2020. De los otros 3 países (Kazajistán y Venezuela), ninguno aparecía no sólo en la centralidad de grado de salida sino en ninguna otra métrica como uno de los principales países. Se entiende que durante estos 20 de diferencia estos 3 países han perdido relevancia en el comercio de petróleo mundial. Destacar sobre todo el caso de Venezuela, que como vemos fue un país con una alta relevancia en el panorama de comercio de petróleo mundial, pero debido a una serie de crisis políticas y económicas el país perdió dicha relevancia.

Cuando Hugo Chavez llegó al poder en 1999 Venezuela producía 2.826 millones de barriles por día de media, y en 2020 produjo de media 527 millones de barriles por día. Casi 6 veces menos. Con *Python* y *NetworkX* podemos la variación en el número de países con los que comerciaba Venezuela en el 2000 con los que comerciaron en 2020:

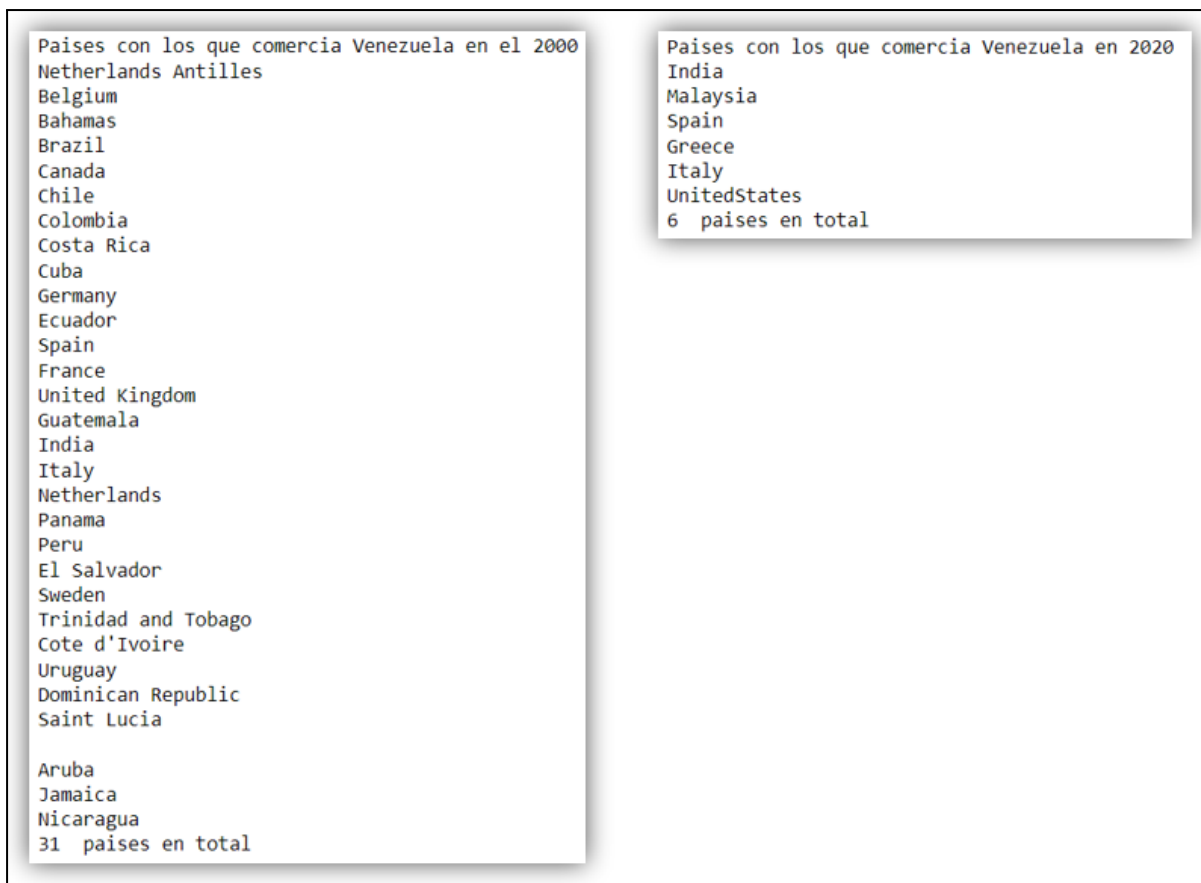


Figura 26: Países comercio con Venezuela (NetworkX)

Como se puede observar la cantidad de países disminuye notablemente, siendo este el país que más relaciones comerciales pierde durante los 20 años de diferencia.

En lo referente a la centralidad de grado de entrada, es decir, los 5 países que más petróleo compraban eran: Estados Unidos, Francia, China, Italia y España. Los únicos que repiten en este podio con respecto al año 2020 son EEUU y China. Y los nuevos países son 3 europeos, Francia, Italia y España, que en ambos años tenían un gran número de enlaces.

En cuanto al grado de centralidad de intermediación, EEUU es el único que repite en el podio. En el año 2000 China, Rusia, Francia y Alemania ocupan una posición valiosa intermedia entre el comercio de petróleo mundial. Destacar la aparición de Alemania que es un país que no había aparecido hasta ahora en ninguna de las métricas ni del 2000 ni del 2020 y que siempre ha sido una superpotencia europea.

Los países con el valor de centralidad de cercanía con Estados Unidos, Francia, Italia, Países Bajos y China. Los únicos países que cambian con respecto a 2020 son Italia y China.

Para finalizar con las centralidades, destacar que a principios del siglo Francia, Italia, Kazajistán y Venezuela tenían una relevancia mayor que en el 2020 y que 20 años después países como Singapur, India, Reino Unido y sobre todo los Emiratos Árabes han tenido un crecimiento alto del comercio mundial de petróleo.

Y por último, las gráficas de centralidades de grado, al igual que en 2020 vemos como el valor del grado medio de la red no corresponde con la realidad de esta ya que no es que la mayoría de países comercien con otros 11 sino que existe una minoría que vende a muchos países, y una mayoría con muy pocos enlaces. En lo que respecta a la distribución de grado de salida es muy similar a la del 2020, ya que hay hasta 35 países que solo venden a otro país, y hay unos pocos que llegan a vender a 50 o incluso 70. También pasa que la mayoría de países solo comercian con otro único país. En cambio la gráfica de distribución de grado de entrada sigue teniendo la misma forma decreciente que las demás pero la mayoría de países compran petróleo por lo menos a otros dos.

Por comentar el caso contrario al mencionado anteriormente, si Venezuela era el país que más lazos comerciales había perdido desde el año 2000 al 2020. El país que más enlaces comerciales ha ganado ha sido Países Bajos.

En el año 2000 Países Bajos comercio con: 9 países en total

En el año 2020 Países Bajos comercio con: 36 países en total

5.3 Descripción de la red a nivel comunidades.

El método y herramienta usados para la detección de comunidades ha sido el mismo que en el año 2020. Hemos usado *Gephi* para calcular la modularidad de la red y a partir de ahí generar una partición por comunidades, cada una de un color. Para el año 2000 nos calcula 6 comunidades en vez de 5 como pasaba en el 2020. El tamaño de cada nodo depende de su grado, cuanto mayor grado más grande será el nodo así podemos destacar a los nodos más importantes de las comunidades. Para destacar cada comunidad hemos aplicado un filtro por atributos por partición que fuese la modularidad con el objetivo de poder visualizar las comunidades por separado.

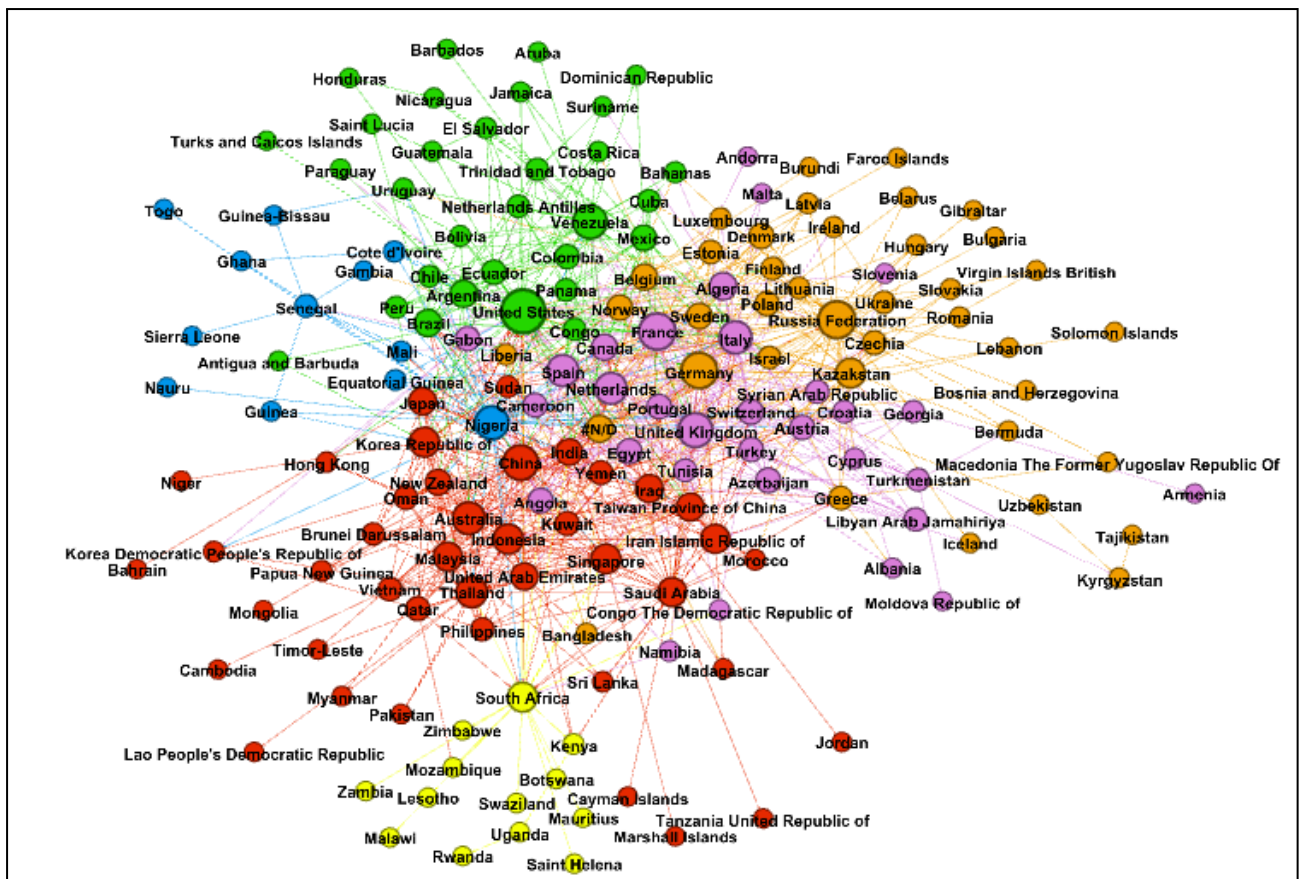


Figura 27: Representación visual comunidades red 2000 (Gephi)

5.3.1 Comunidad roja

Es la comunidad más grande de la red, engloba al 24.55% de los países. Sus países con más relevancia son Australia, China y la República de Corea entre otros. Esta comunidad abarca casi todo Asia, casi todo Oriente Medio, algún país de África y casi toda Oceanía. Esta comunidad es muy similar a la comunidad verde de la red del 2020 que engloba un gran grupo de países alrededor del océano Índico. Por lo que podemos ver cómo este bloque ha seguido manteniendo esos estrechos lazos comerciales por el petróleo durante las dos últimas décadas.

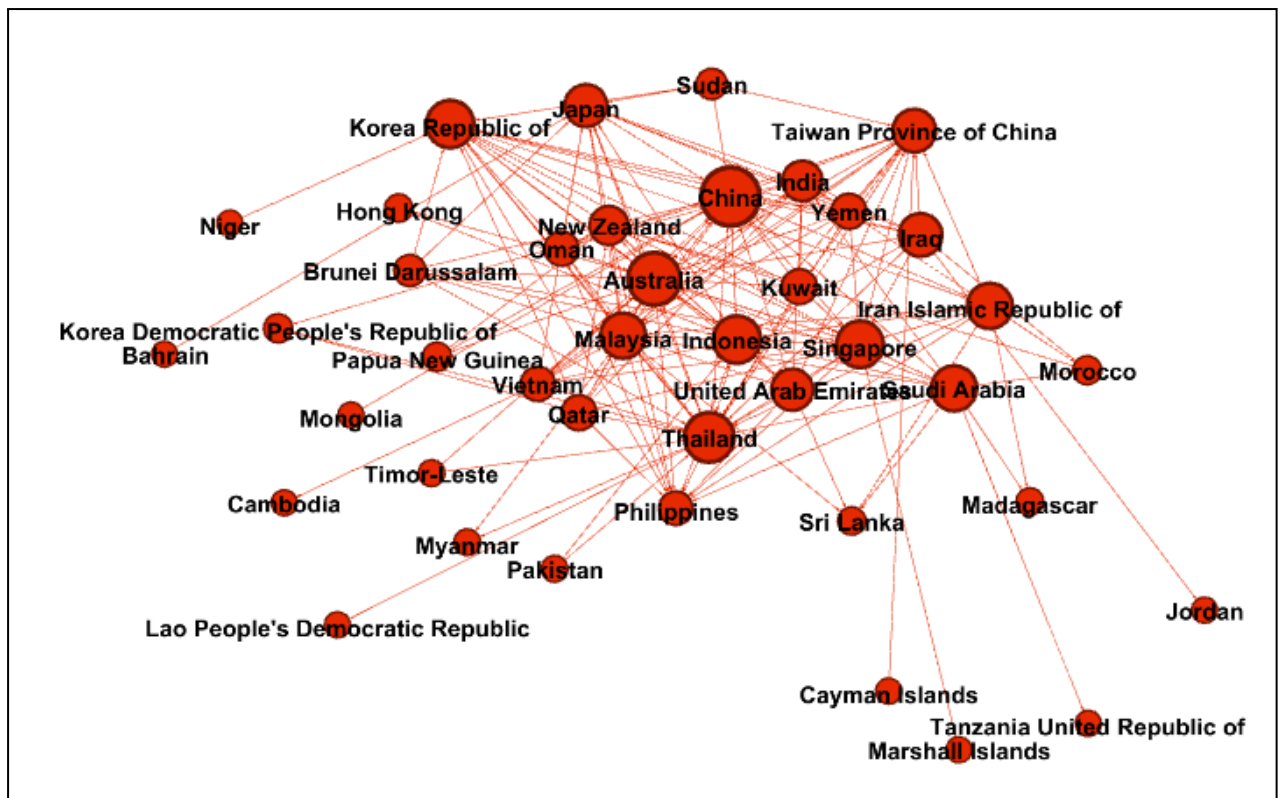
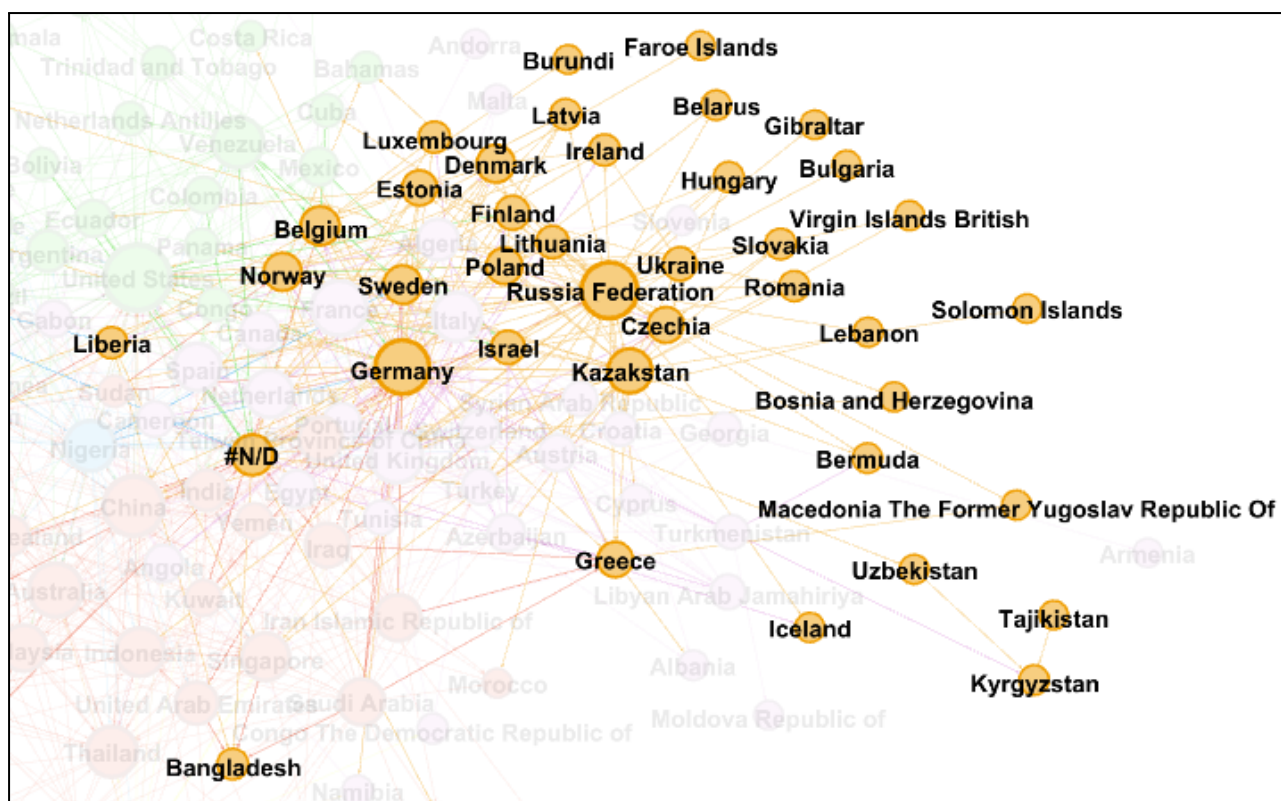


Figura 28: Comunidad roja(Gephi)

Dentro de este grafo hay que destacar a los Emiratos Árabes Unidos que a pesar de que sigue siendo un nodo de cierta relevancia en el año 2000

5.3.2 Comunidad naranja

Es la segunda comunidad más grande de la red (23.35%). La mayor parte de la red corresponde a países europeos. Esta comunidad es muy parecida a la comunidad morada del 2022 que también era en su mayoría Europa, la parte del este y el centro a excepción de los países mediterráneos. Los países que más comercio de petróleo abarcan son Rusia y Alemania. Y al igual que pasaba en la red del 2020 los países de Asia Central (Tajikistán, Kirgizstan, y Uzbekistán, a falta de Turkmenistán) también pertenecen a esta comunidad y están unidas al resto de nodos a través de Uzbekistán. De manera que podemos apreciar relaciones comerciales fuertes entre los países del centro y sobre todo del este de Europa, que siguen vigentes hasta el 2020.



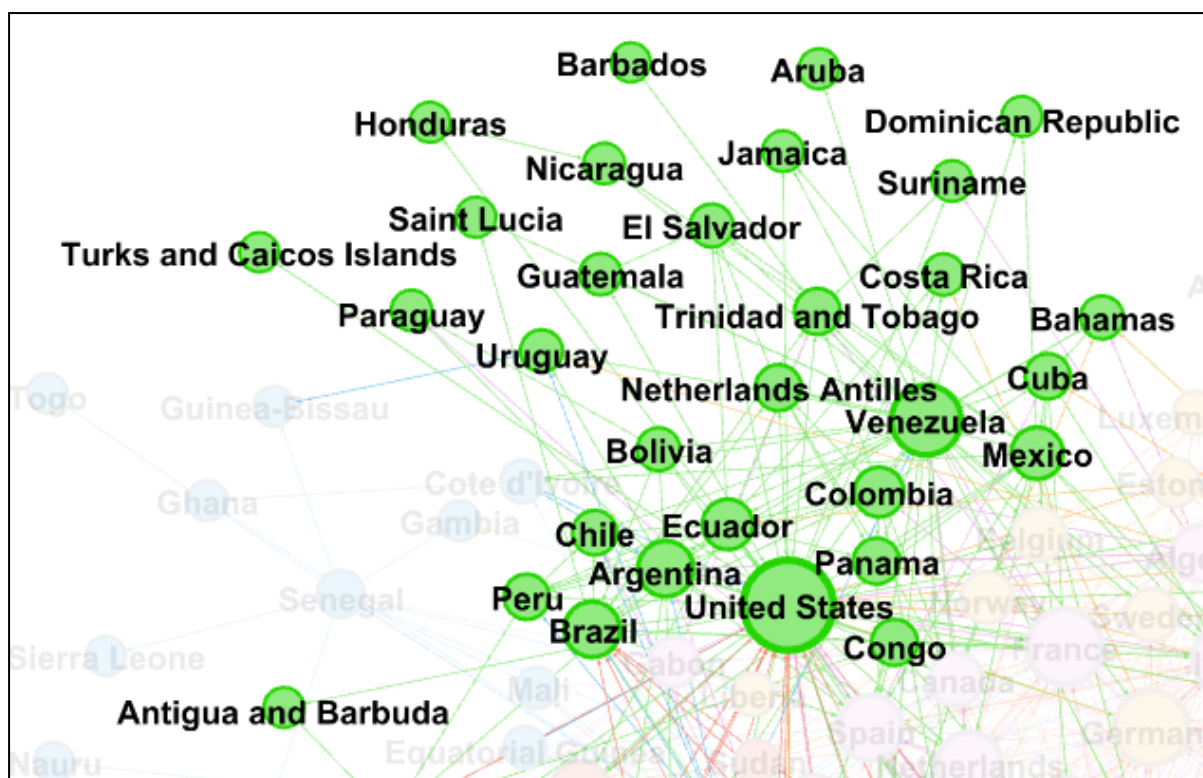


Figura 30: Comunidad verde(Gephi)

5.3.4 Comunidad morada

Es exactamente del mismo tamaño que la comunidad anterior, y mayormente contiene al resto de países de Europa que no estaban en la comunidad naranja, que son los países del mediterraneo (España, Italia, Portugal), los del noroeste (Reino unido, Holanda, Francia). También tiene países sueltos de otros continentes, del este de Europa (Croacia) y de Oriente Medio (Siria), y Asia (Turkmenistan) entre otros. También al igual que en la comunidad morada de la red 2020 hay países del norte de África (Egipto, Algeria) junto con otros países del continente, concluyendo que en el 2000 ya existían esos lazos comerciales entre el sur de Europa y el norte de África.

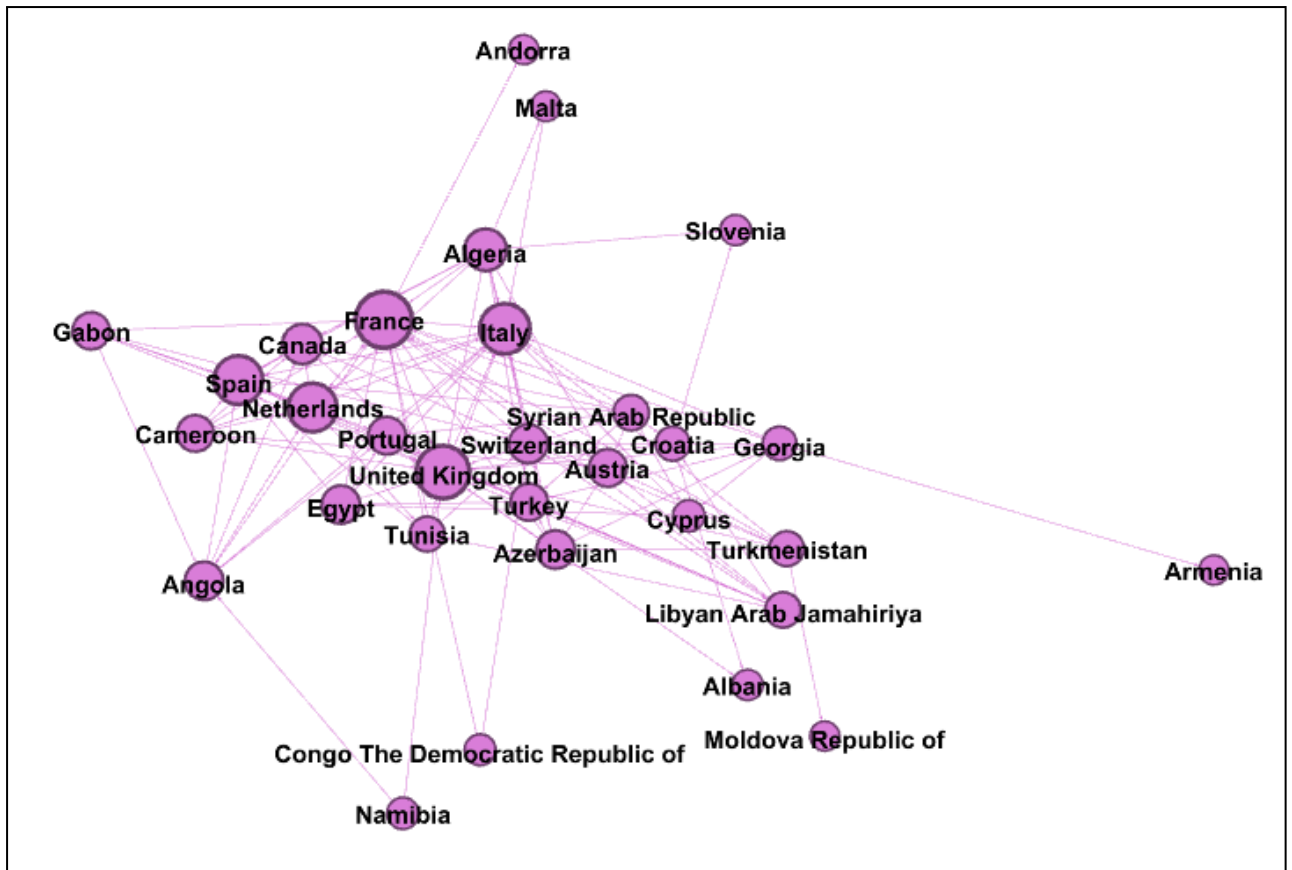


Figura 31: Comunidad morada(Gephi)

Los países más relevantes son Francia, Países Bajos y España. En la imagen de todas las comunidades podemos apreciar cómo esta comunidad está situada en el centro con respecto del resto de comunidades.

5.3.5 Comunidad amarilla

Esta comunidad es el 7.78% de la red, y como se puede apreciar en la imagen Sudáfrica es un claro hub para esta comunidad, ya que únicamente Kenia, Botswana, Uganda y Ruanda están conectados entre sí, el resto de nodos está conectado a partir de Sudáfrica lo que hace que esta tenga un valor de intermediación en esta comunidad muy alto.

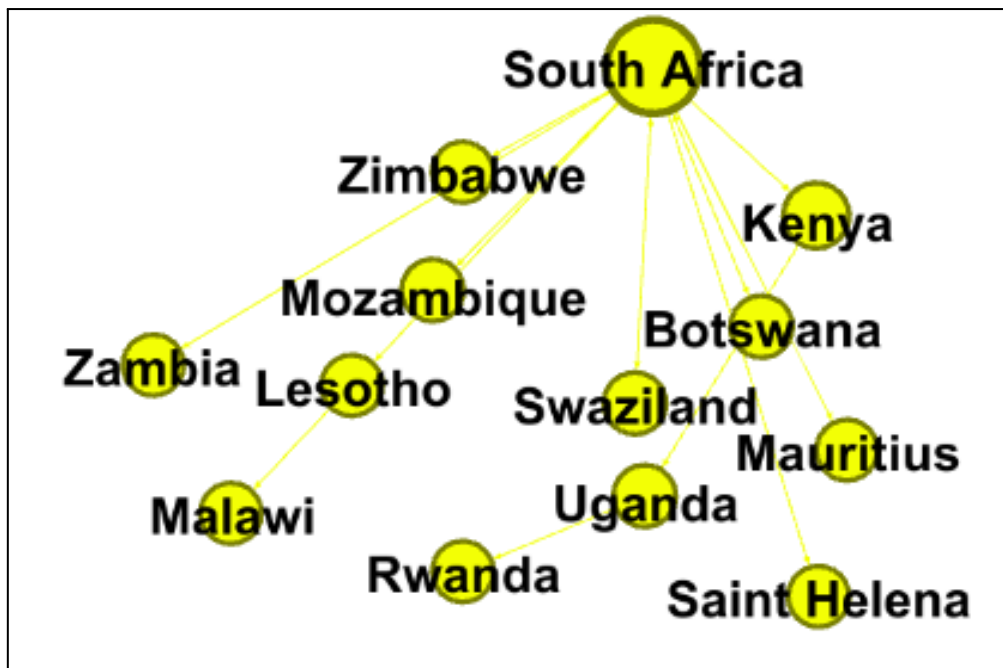


Figura 32: Comunidad amarilla (Gephi)

Dicha comunidad es muy similar a la comunidad naranja de la red del 2020, ya que la mayoría al igual que en esta son países del sur de África, y tienen como país principal del comercio a Sudáfrica, asimismo vemos cómo en ambas redes esta comunidad está situada en la periferia de la red, lo cual tiene sentido ya que es una zona muy alejada del resto de continentes. Por lo que podemos destacar que desde el 2000 hasta el 2020 estos países mantuvieron sus relaciones.

5.3.6 Comunidad azul

Y por último, la comunidad azul, es la más pequeña de la red (7,19%), al igual que la anterior es una red muy periférica. Todos estos países pertenecen a la parte de África occidental.

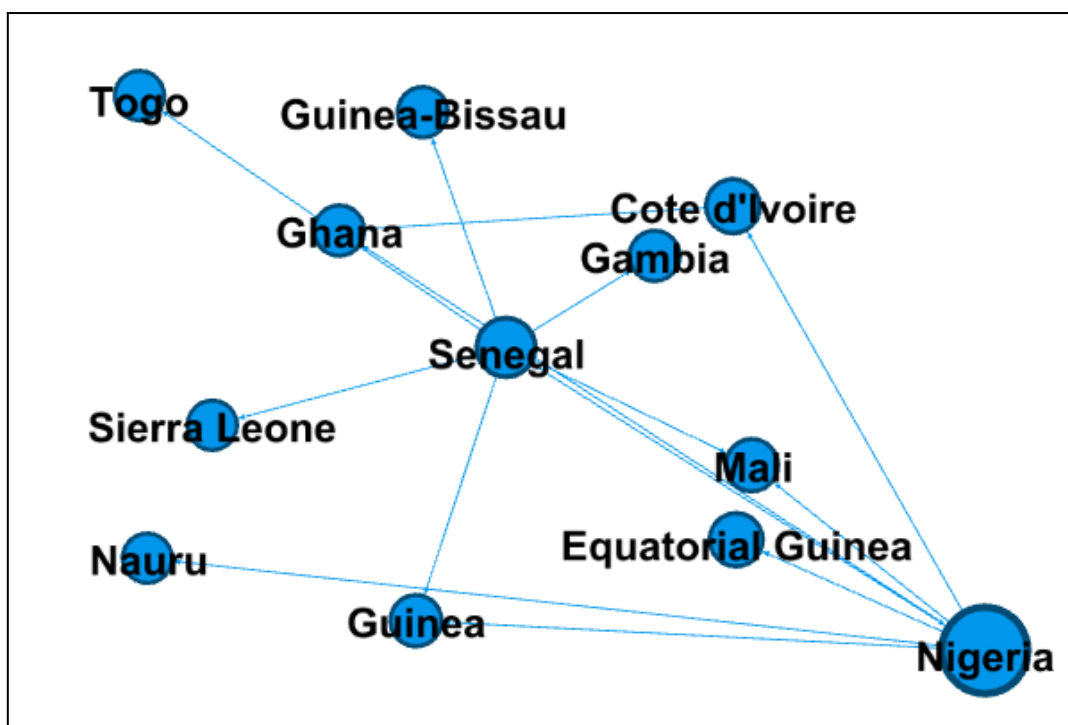


Figura 33: Comunidad azul (Gephi)

Esta comunidad tiene como nodo más importante a Nigeria que si nos fijamos en el grafo de la red entera vemos que es un país que hace de puente entre esta comunidad y el resto del mundo. Esta comunidad se asemeja mucho a la comunidad amarilla de la red del 2020, salvo que Francia actuaba como nodo más relevante, mientras que en el 2000 Francia está en otra comunidad.

Para finalizar la comparación entre las comunidades del año 2000 con la del 2020, las comunidades son prácticamente las mismas, los núcleos de relaciones de comercio internacionales no han variado desde el comienzo de siglo hasta el 2020, salvo porque en el 2020 había una única comunidad para la mayoría de países de Europa, mientras que en el 2000 esa comunidad está dividida en dos. En una esta la parte oeste y en otra la parte este.

6. Análisis de países clave en 2010

6.1 Emiratos Árabes Unidos

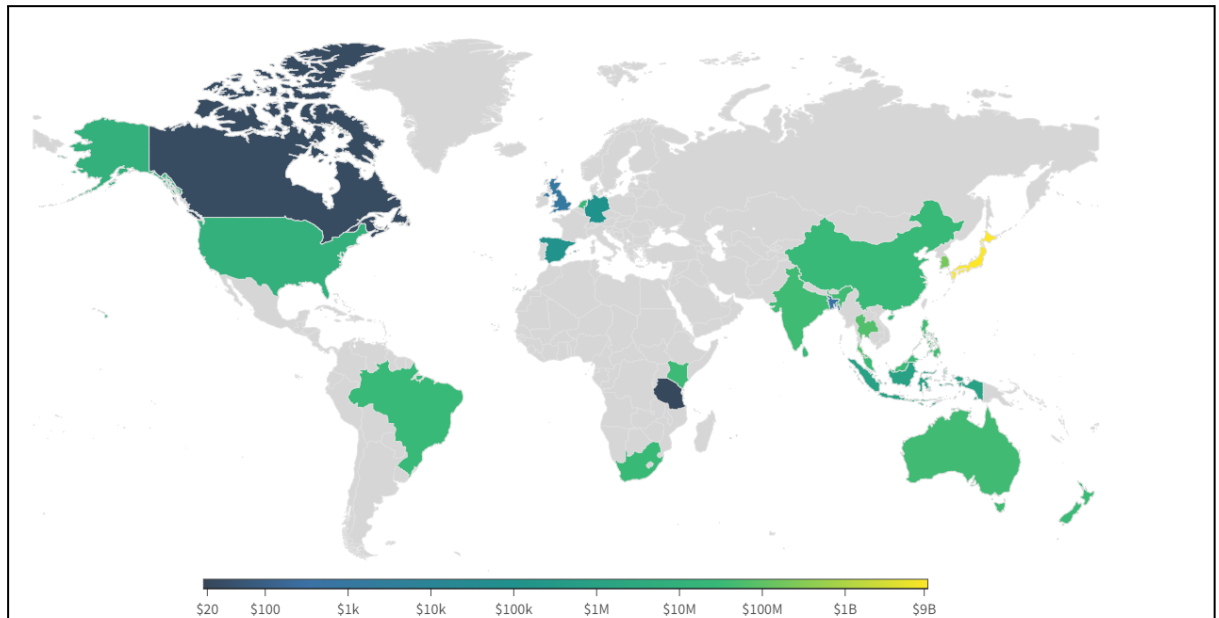


Figura 34: Exportaciones de Emiratos Árabes Unidos en 2000

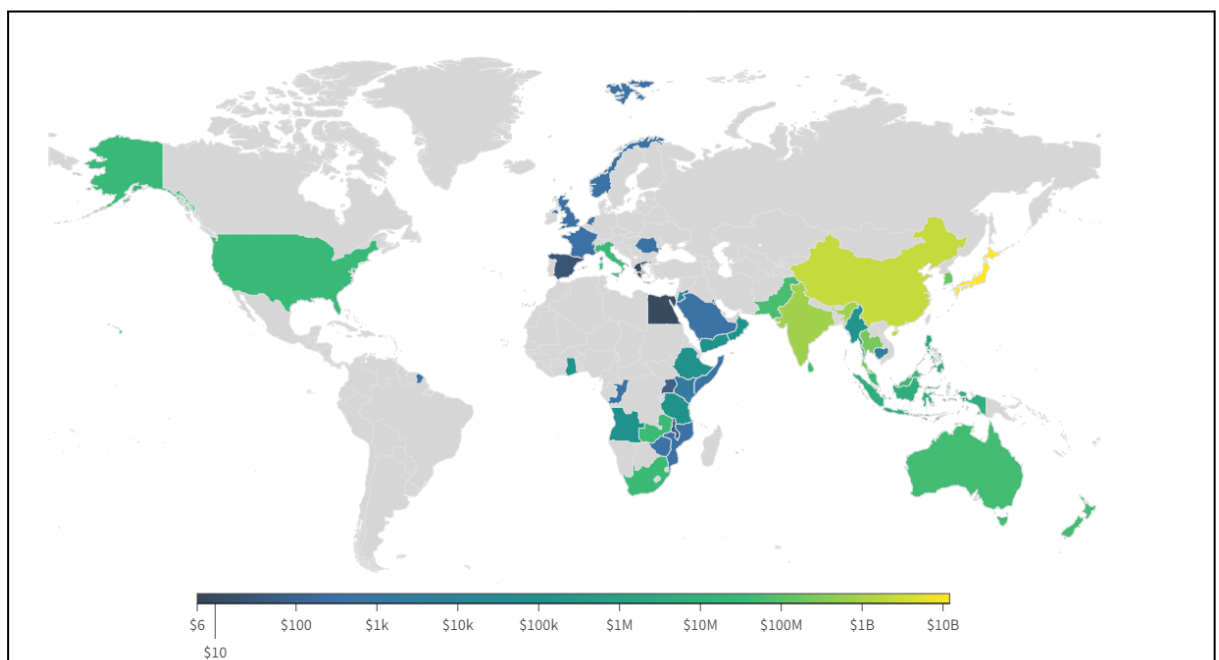


Figura 35: Exportaciones de Emiratos Árabes Unidos en 2020

Emiratos Árabes Unidos pasa de 18 billones de dólares exportados en 2000, a 48 billones de dólares en 2020. En estos años se establece como una potencia incorporándose al Top 5 de exportadores del mundo. Los principales cambios que vemos son la eliminación de exportaciones a Canadá y Brasil. Por consecuencia de esto, vemos un establecimiento de distintos submercados como el europeo, asiático/oceánico y el africano. El mercado más importante para el país es la exportación al continente de Asia, ya que vemos que en el año 2000 su mayor comprador era Japón, pero en 2020 el mercado se ha incrementado en países como China, India o Pakistán. Otro aspecto muy importante para entender el auge de Emiratos Árabes es la incorporación al mercado de la península arábiga compitiendo directamente con la mayor potencia mundial de exportación de petróleo, Arabia Saudí.

En el gráfico de exportaciones de 2010 que vemos a continuación, podemos ver el mercado con África y Asia ya establecido y como empiezan a aparecer países europeos como Países Bajos o Finlandia, lo que es un claro indicio de lo que vemos en 2020. Asimismo, nos ocurre exactamente algo parecido con el Líbano y Baréin, países insulares de la zona de EAU que no tenían conexión en la década de los 2000.

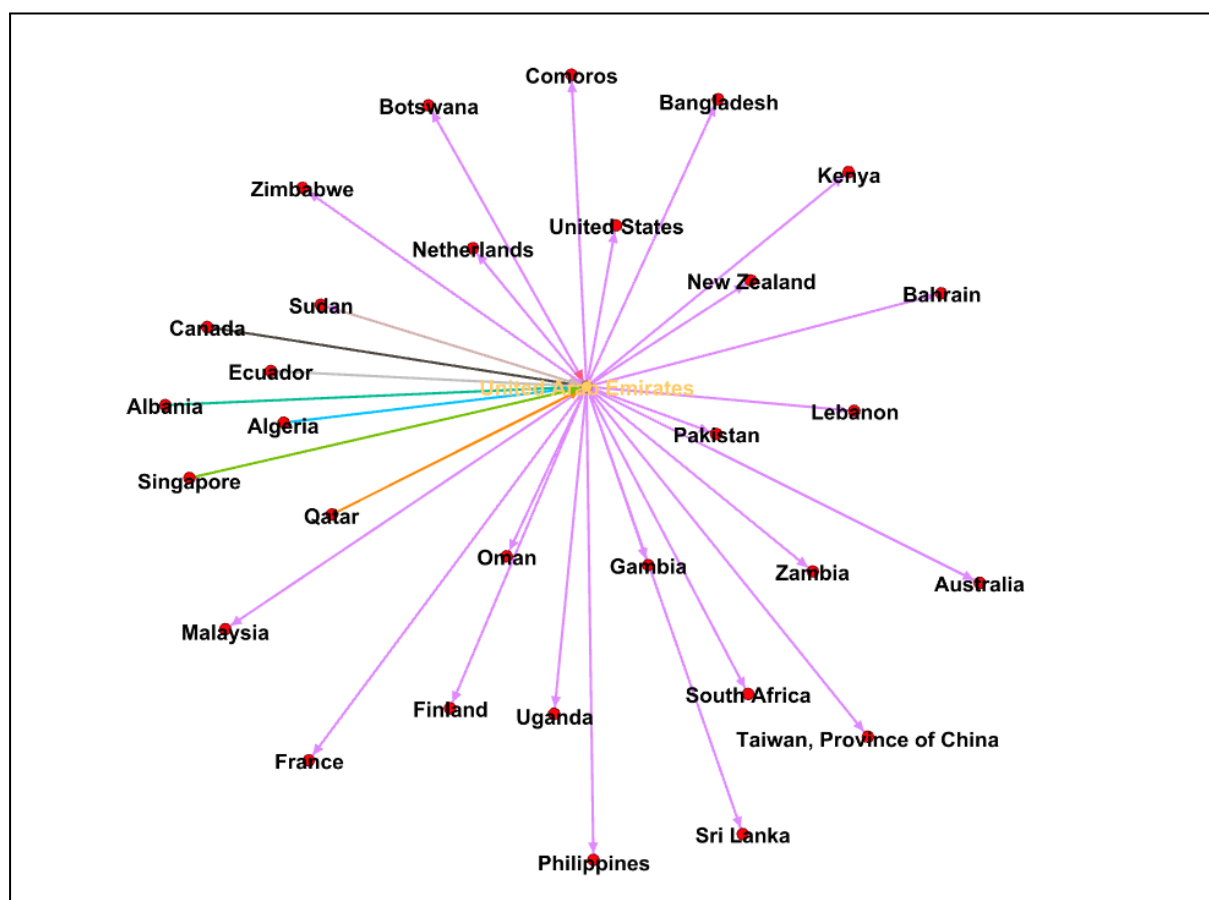


Figura 36: Grafo importaciones e exportaciones de Emiratos Árabes Unidos en 2010

6.2 Federación de Rusia

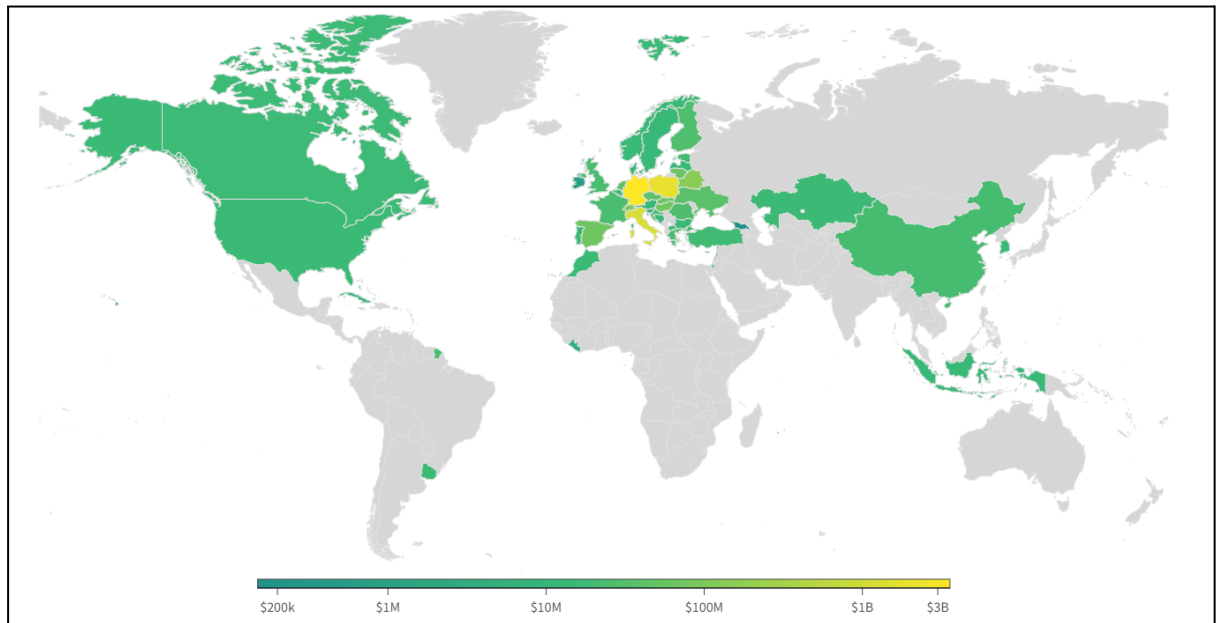


Figura 37: Exportaciones de Rusia en 2000

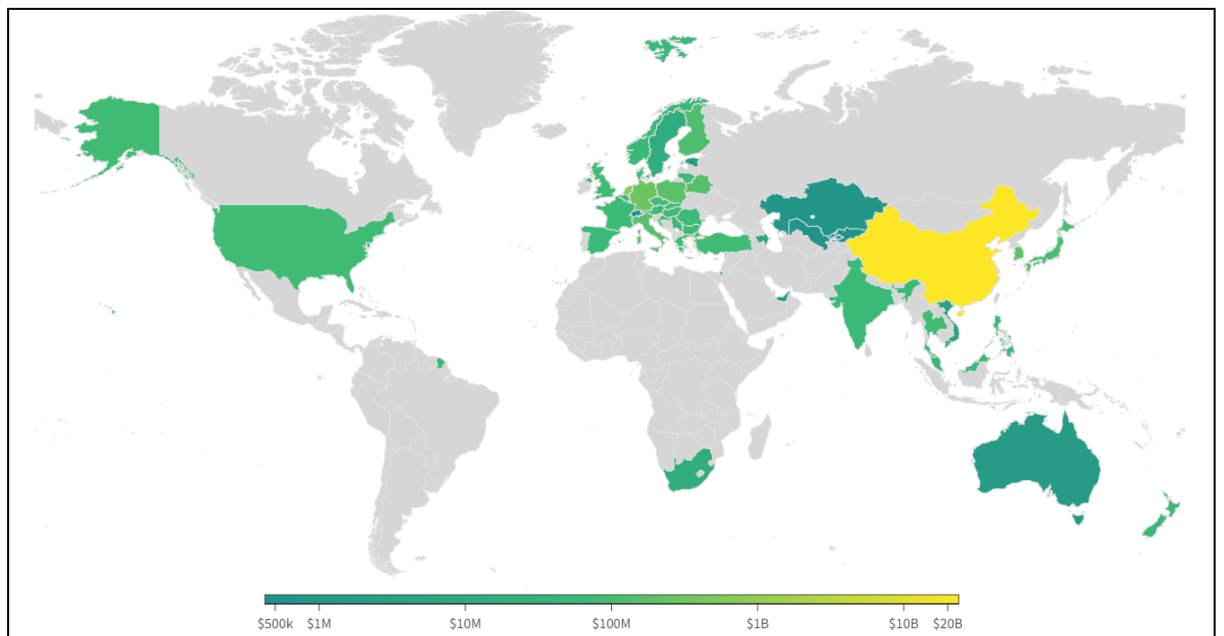


Figura 38: Exportaciones de Rusia en 2020

En el caso de Rusia, nos encontramos una situación diferente. Como Rusia es un país establecido en el mercado internacional desde hace incalculables años, es decir, tienen un negocio establecido desde hace muchos años en Europa, Norteamérica y Asia. Los números varían de 25 billones de dólares en el año 2000 a 74 billones en 2020. Ante la estabilidad del país durante estas últimas décadas (no es un país en desarrollo y no tiene guerras internas que afecten a su economía) tiene sentido que los grafos varíen poco.

La diferencia más significativa es que hay una transición poniendo como prioridad el mercado asiático, creciendo exponencialmente la exportación a China. También estableciendo vínculos con India y Australia que en los anteriores años no se daban. Europa y Norteamérica pasan a un segundo plano, algo que tiene sentido ya que desde 2014 que comenzó el conflicto con Ucrania, los países pertenecientes a la OTAN han ido reduciendo e imponiendo sanciones a Rusia. Aunque vemos que sigue siendo vital para estos países importar petróleo ruso y que al país ex-soviético no le afecta mucho a las ventas. Las aristas naranja y verde hacen referencia a las importaciones, las cuáles con toda la superficie de Rusia guardan relación con la realidad.

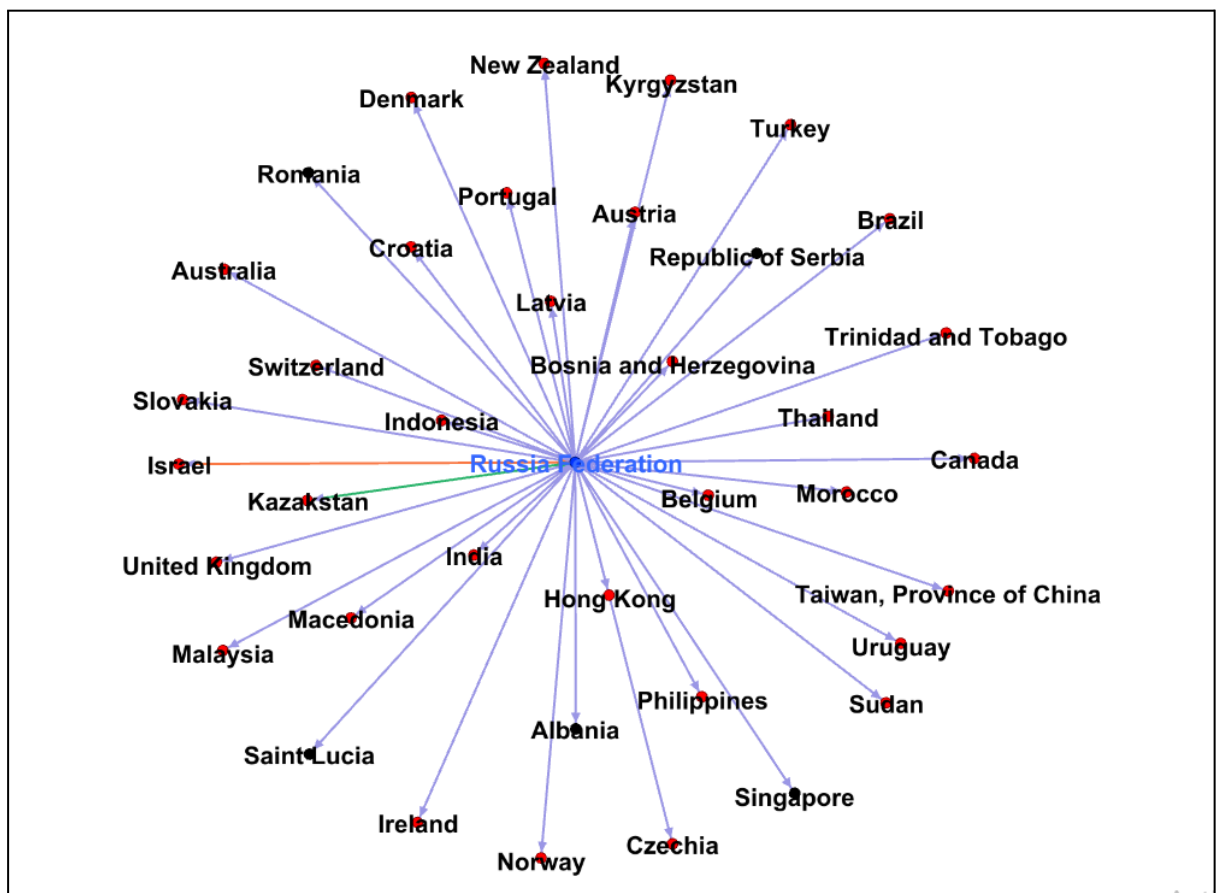


Figura 39: Grafo importaciones e exportaciones de la Federación Rusa en 2010

7. Estudio de modelos aleatorios

En este apartado analizaremos redes generadas con tres diferentes modelos: *Erdos-Renyi*, *Barabási-Albert* y *Watts-Strogatz*. El objetivo de ello es conocer las diferencias que existen entre ellas y sus distintas parametrizaciones, para determinar cuál es la que más se ajusta a la red original.

Para generar las redes y obtener sus propiedades, hemos utilizado *NetworkX*. El código genera 50 realizaciones de cada una, a partir de las cuales se obtienen los valores medios para compararlos. Hemos hecho uso de sus propias herramientas de visualización, además de otras como *matplotlib*, que nos permite obtener los gráficos de distribución de grado.

7.1 Modelo Erdos-Renyi

Este modelo genera grafos a partir de dos parámetros: uno n que designa el número de nodos que tendrá, y uno p que determina la probabilidad de que dos nodos cualesquiera estén conectados. Puesto que nuestro objetivo es el de encontrar la configuración que más se asemeje a la red original, el número de nodos se mantendrá constante, con un valor de 166.

7.1.1 Red ER con $p = 0.9$

Empezamos generando una red con un valor elevado de p , cuyas características fueron las siguientes:

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED ERDOS-RENYI p = 0.9
Número de nodos = 166
Número de aristas = 12327.1
Grado medio = 148.51927710843373
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.0998831690397954
Clustering medio = 0.9001097707057083
```

Figura 40: Propiedades red ER $p = 0,9$ (NetworkX)

Como se puede apreciar, tanto el número de aristas como el valor del grado medio están muy por encima de lo deseado. Esto cabe dentro de lo esperado por cómo funciona este modelo de generación. Al ser alta la probabilidad de que dos nodos cualesquiera x e y estén conectados, el número de aristas se deberá acercar al de un grafo completo de 166 nodos. Cómo ya sabemos, este será igual a:

$$N^{\circ} \text{ aristas} = N^{\circ} \text{ nodos}(N^{\circ} \text{ nodos} - 1) / 2 = 166(165) / 2 = 13.695$$

Lo mismo ocurre con el valor del grado medio:

$$\text{Grado medio} = 2 * N^{\circ} \text{ aristas} / N^{\circ} \text{ nodos} = 2 * 13.695 / 166 = 165$$

Comparado con estos valores máximos, las propiedades de la red generada deberían ser un $1 - p$ % menores, lo cual coincide con los resultados obtenidos.

En cuanto al camino mínimo medio, al haber tantas aristas en la red, serán muy pocos los nodos que no estén directamente conectados, lo que explica un valor cercano a 1. Lo mismo ocurre con el coeficiente de agrupamiento, pues la mayoría de nodos estarán conectados a sus vecinos.

7.1.2 Red ER con $p = 0.097$

Para obtener el valor de p de la red que más se ajusta a la original, utilizamos la siguiente fórmula:

$$\begin{aligned} N^{\circ} \text{ aristas} &= p * ((N^{\circ} \text{ nodos} * (N^{\circ} \text{ nodos} - 1) / 2); \\ p &= N^{\circ} \text{ aristas} / (N^{\circ} \text{ nodos} * (N^{\circ} \text{ nodos} - 1) / 2); \\ p &= 1330 / (166 * 165 / 2); \\ p &= 0,097 \end{aligned}$$

Con el valor despejado, generamos la red con las siguientes propiedades:

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED ERDOS-RENYI p = 0.097
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1334.26
Grado medio = 16.075421686746992
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 2.0913384446878425
Clustering medio = 0.09712625687642101
FASE SUBCRÍTICA
```

Figura 41: Propiedades red ER $p = 0,097$ (NetworkX)

En esta ocasión, tanto el número de aristas como el valor del grado medio son casi idénticos a los de la red original, con una variación de apenas el 0,32%. La propiedad que más difiere es la del camino mínimo medio. Esto se debe a que, al conectar los nodos de una manera aleatoria, la red será menos coherente y los recorridos más largos.

Gracias a *NetworkX*, pudimos obtener los datos correspondientes a cada una de las realizaciones, lo que nos permite hacer un análisis más en profundidad. A lo largo de todas ellas, el valor que más fluctuaciones sufre es el del coeficiente de *clustering*, con un valor máximo de 0.1066 y uno mínimo de 0.0903, siendo una diferencia del 18%. El número de enlaces también ha sido relativamente irregular con una variación máxima del 21,25%.

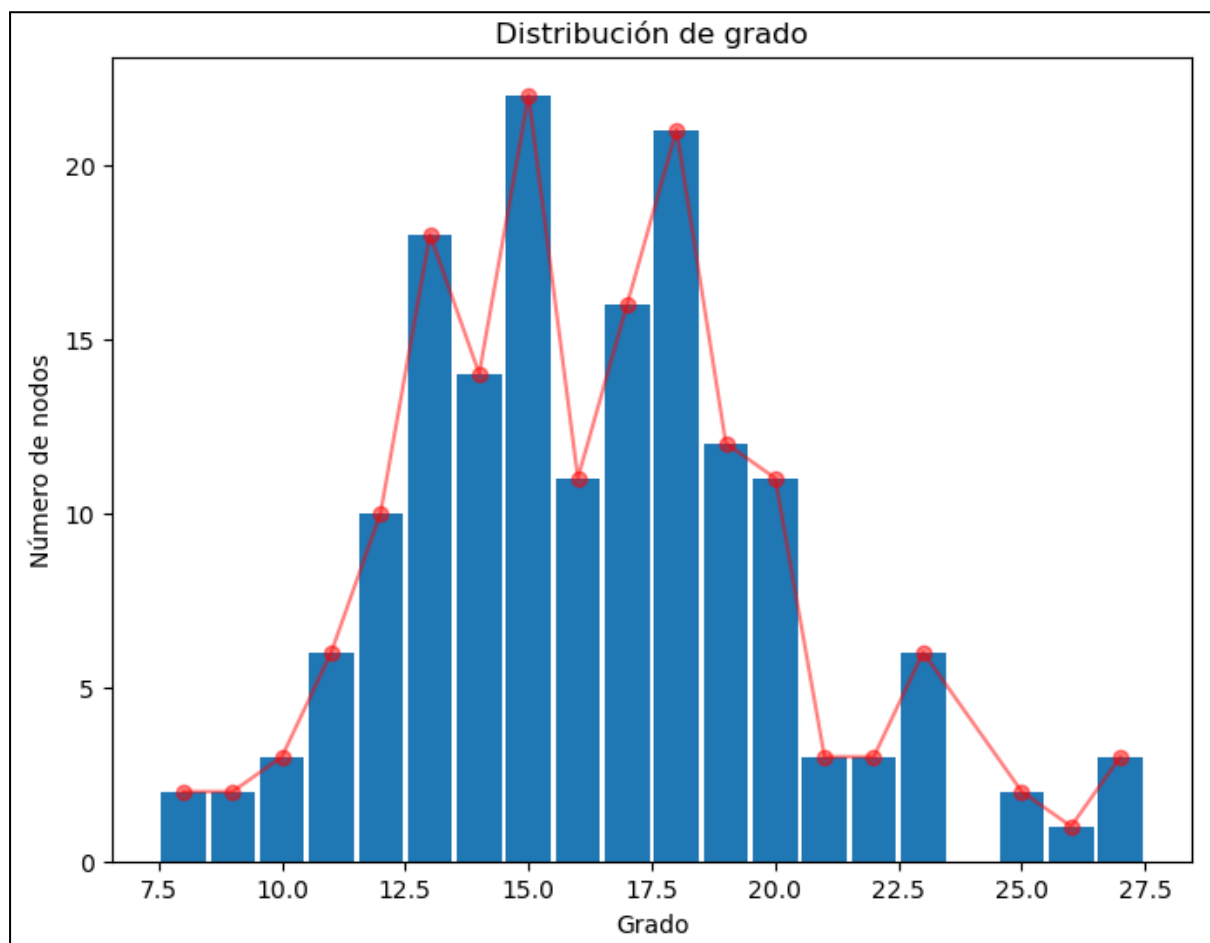


Figura 42: Distribución de grado red ER $p = 0,097$ (NetworkX)

La gráfica de la distribución del grado nos muestra una distribución gaussiana en torno al valor del grado medio, 16,07. Los tres valores que más se repiten son el 15, el 18 y el 13, en ese orden.

7.2 Modelo Barabási-Albert

El modelo *Barabási-Albert* genera redes aleatorias sin escala utilizando un proceso de conexión preferencial. Esto quiere decir que, mientras más conectado esté un nodo, más probable es que reciba nuevos enlaces. Los parámetros que utiliza son: uno n que determina el número de nodos, y uno m del que dependerá la formación inicial y la asignación de aristas por parte del algoritmo. Será este último para el que probemos distintos valores, puesto que n se mantendrá constante.

7.2.1 Red BA con $m = 1$

Puesto que la generación del grafo no admite valores menores que 1, probamos con el mínimo para obtener las siguientes propiedades:

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED BARABASI-ALBERT m = 1
Número de nodos = 166
Número de aristas = 165.0
Grado medio = 1.9879518072289144
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 5.191155896312524
Clustering medio = 0.0
```

Figura 43: Propiedades red BA $m = 1$ (NetworkX)

Como podemos observar, los valores obtenidos no son nada parecidos a los de la red original. Cabe destacar, lo relativamente elevado que es el grado medio con respecto al número de aristas. Se podría esperar que este fuese más cercano a 1, al tener todos los nodos por lo menos una conexión. Pero, por el funcionamiento del algoritmo, serán unos pocos nodos los que acaparen un mayor grado de entrada, subiendo así la media global.

El camino mínimo medio es bastante más elevado que el de la red original, debido a que la mayoría de recorridos estarán condicionados por tener que pasar por los nodos más conectados. Por otra parte, el coeficiente de agrupamiento tiene un valor de 0, puesto que no hay ningún nodo que se conecte a todos sus vecinos.

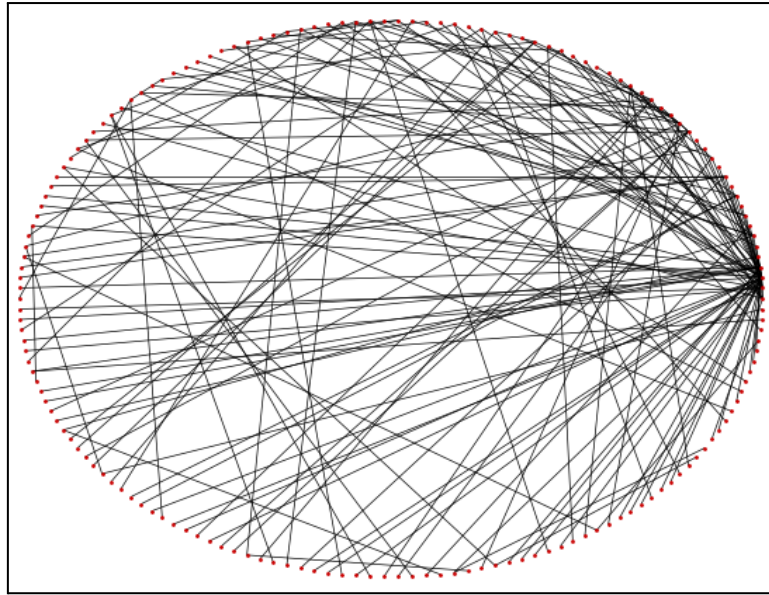


Figura 44: Representación red BA $m = 1$ (NetworkX)

En la figura de arriba queda plasmado de forma visual los efectos de la conexión preferencial. Como vemos, las secciones más oscuras hacia la derecha del círculo corresponden a los nodos que más grado y, por tanto, más aristas tienen. En contraste, vemos como el resto de la figura se encuentra bastante despoblada.

7.2.2 Red BA con $m = 8$

Para obtener la configuración más semejante a la red original, despejamos el valor de m de la siguiente fórmula:

$$\begin{aligned} N^{\circ} \text{ aristas} &= N^{\circ} \text{ nodos} * m; \\ m &= N^{\circ} \text{ aristas} / N^{\circ} \text{ nodos}; \\ m &= 1330 / 166; \\ m &= 8,01 \end{aligned}$$

Puesto que no se pueden utilizar valores decimales para la generación del grafo, lo redondeamos a 8. Las características de la red obtenida fueron las siguientes:

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED BARABASI-ALBERT m = 8
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1264.0
Grado medio = 15.228915662650595
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 2.117456005841548
Clustering medio = 0.18092328029170127
```

Figura 45: Propiedades red BA m = 8 (NetworkX)

Lógicamente, las similitudes son mucho mayores que las de la red anterior. Ahora, al tener un mayor número de aristas el camino mínimo medio se ha visto reducido a más de la mitad. No solo eso, sino que también se ha mantenido bastante constante a lo largo de las 50 realizaciones, con una variación máxima del 1,39%.

El valor del *clustering*, a pesar de seguir siendo bastante bajo, ahora sí registra algunos nodos conectados a sus vecinos. El valor máximo y mínimo para esta propiedad han sido 0.197 y 0.165 respectivamente, por lo se aprecia algo de fluctuación.

Comparando estos datos con los de la red generada mediante *Erdos-Renyi*, se ajustan bastante menos a la red original. De hecho, solamente la diferencia de aristas es más de 16 veces mayor. Procedemos al análisis de la distribución del grado:

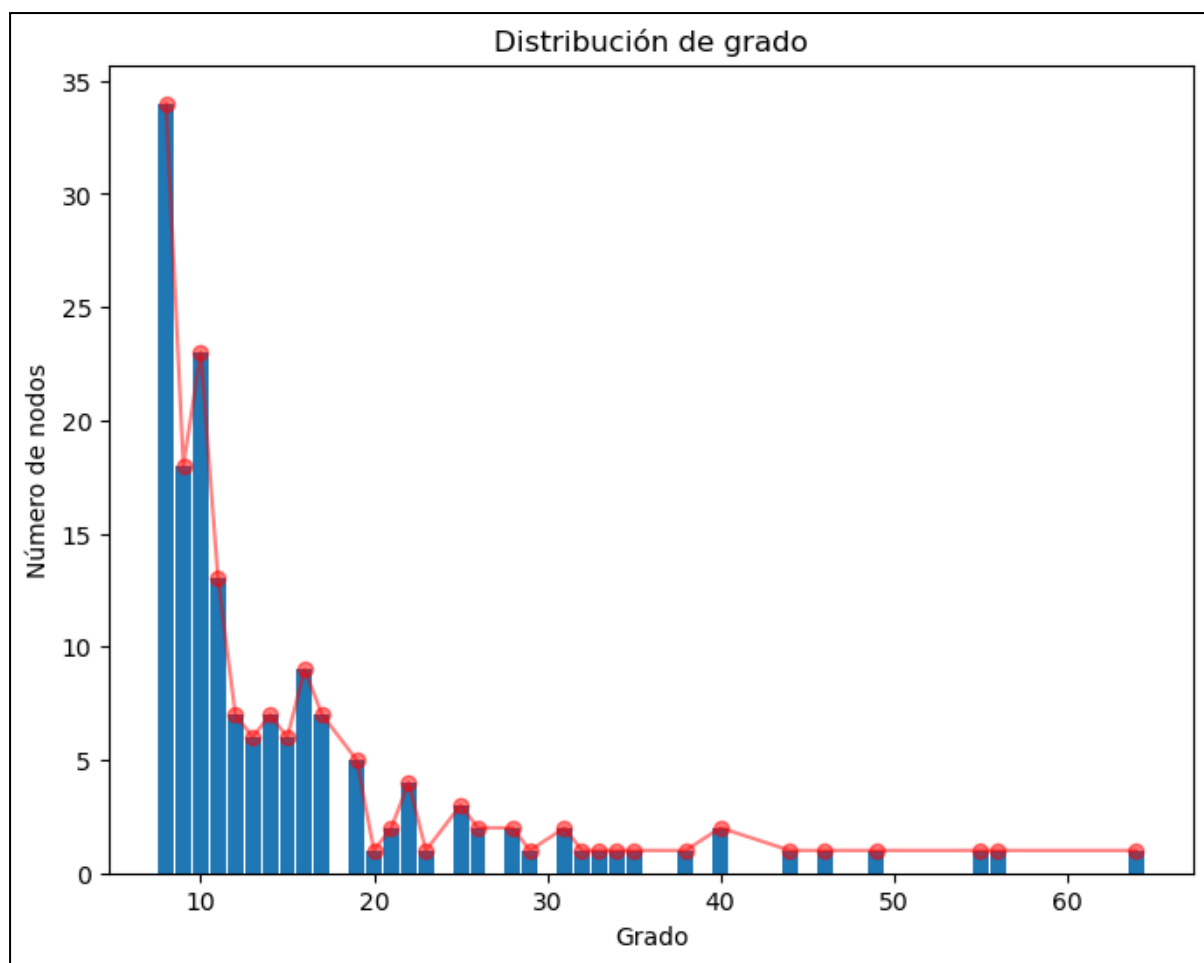


Figura 46: Distribución de grado red BA $m = 8$ (NetworkX)

Su gráfica nos muestra el impacto de la conexión preferencial a nivel de grado. Como vemos, aproximadamente la mitad de los nodos se agrupan en valores entre 8 y 11, mientras que unos pocos acaparan la mayoría de los enlaces, con valores de entre 56 y 63.

7.3 Modelo Watts-Strogatz

Este modelo, al igual que el *Erdos-Renyi*, utiliza un parámetro p para la generación de redes aleatorias. En este caso, el parámetro indica la probabilidad de *rewiring* de las aristas de un nodo cualquiera. Dicho proceso consiste en sustituir el nodo destino por otro aleatorio.

Al igual que en el análisis de los modelos anteriores, parametrizamos la función de generación del grafo con distintos valores para estudiar cómo varían las características de la red generada. Tanto para el número de nodos como para el valor del grado medio utilizaremos los de la red original, 166 y 16 respectivamente. Será el parámetro p el que varíe en las siguientes realizaciones.

7.3.1 Red WS con $p = 0.1$

Comenzando con una probabilidad de *rewiring* reducida, estas fueron las propiedades de la red obtenida:

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED WATTS-STROGATZ p = 0.1
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1328.0
Grado medio = 16.0
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 2.5084746257758312
Clustering medio = 0.5205955262529174
```

Figura 47: Propiedades red WS $p = 0,1$ (NetworkX)

Como podemos observar, de entrada tenemos un valor muy similar de número de aristas. Esto se debe a que utilizamos el valor del grado medio de la red original para generar esta y, puesto que el proceso de *rewiring* no crea ni elimina aristas, se obtendrá un número muy aproximado al original.

En cuanto al valor del camino mínimo medio, tenemos una desviación un tanto elevada, con un incremento en más del 40%. Esto se debe a que el modelo de generación parte de un grafo regular, en el que los nodos sólo están conectados a sus k vecinos más cercanos. Puesto que la probabilidad de que las aristas cambien es baja, el recorrido entre dos nodos aleatorios x e y será considerablemente más largo.

7.3.2 Red WS con $p = 1$

Para intentar disminuir el valor del camino mínimo medio, decidimos probar con un valor más elevado de p . En este caso utilizamos $p = 1$, el cual es el máximo del intervalo posible. A continuación se encuentran las propiedades de la red obtenida:

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED WATTS-STROGATZ p = 1
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1328.0
Grado medio = 16.0
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 2.087544359255203
Clustering medio = 0.09151307222717317
```

Figura 48: Propiedades red WS $p = 1$ (NetworkX)

Como podemos ver, conseguimos que la longitud del camino mínimo medio se redujese en casi un 13%, ahora con un valor de 2.088 aproximadamente. Esto se debe a que, al haber utilizado una probabilidad de *rewiring* más alta, la aleatoriedad de las conexiones entre nodos será también más elevada. Esto provoca la aparición de nuevos caminos o “atajos”, que rompen la linealidad del grafo regular inicial. A pesar de ello, seguimos teniendo una única componente conexa, coincidiendo con la red original. En cuanto al valor del *clustering* medio, vemos como también se ha visto reducido respecto a la red con $p = 0.1$. Esto se debe a que su valor es inversamente proporcional al de la probabilidad de *rewiring*, al implicar esta una mayor aleatoriedad en la red.

Puesto que no podemos subir el valor de p para intentar obtener una red más parecida, decidimos analizar más en profundidad la configuración actual para ver las diferencias y similitudes con la red original.

Nuevamente, analizamos las propiedades particulares de cada una de las realizaciones para apreciar más en detalle las fluctuaciones a través de ellas. Obtuvimos que la variación máxima de la longitud del camino mínimo medio fue muy reducida, de apenas el 0,67%. En cambio, la diferencia entre el valor máximo y mínimo del coeficiente de *clustering* fue más elevada, de un 21,54% para ser exactos.

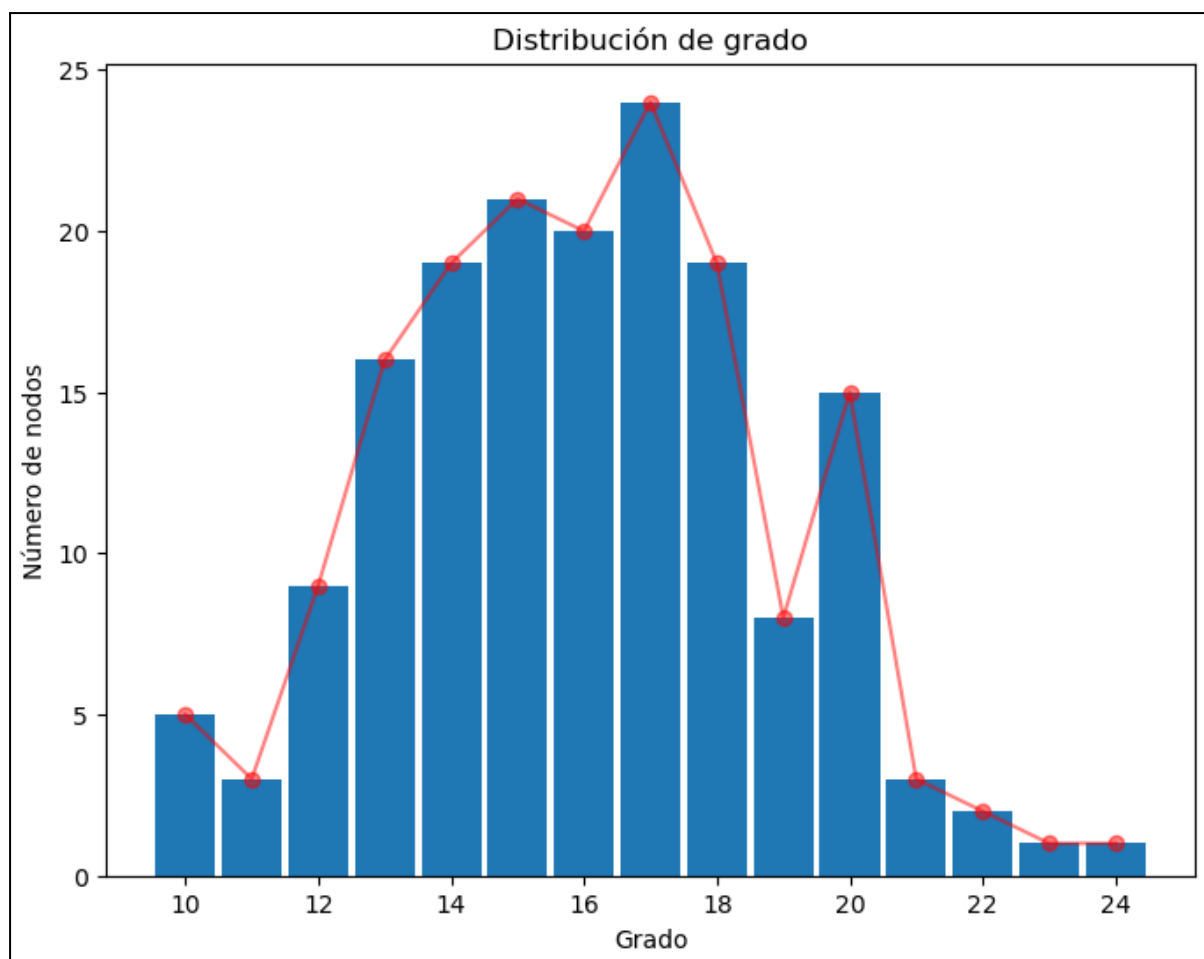


Figura 49: Distribución de grado red WS $p = 1$ (NetworkX)

En cuanto a la distribución del grado, vemos como la mayoría de los nodos se agrupan en torno a la variable parametrizada, siendo 17 el valor con mayor número de nodos (24). Llama la atención que 5 de los nodos tengan grado 10, pues es inusual siendo este el valor más bajo del rango.

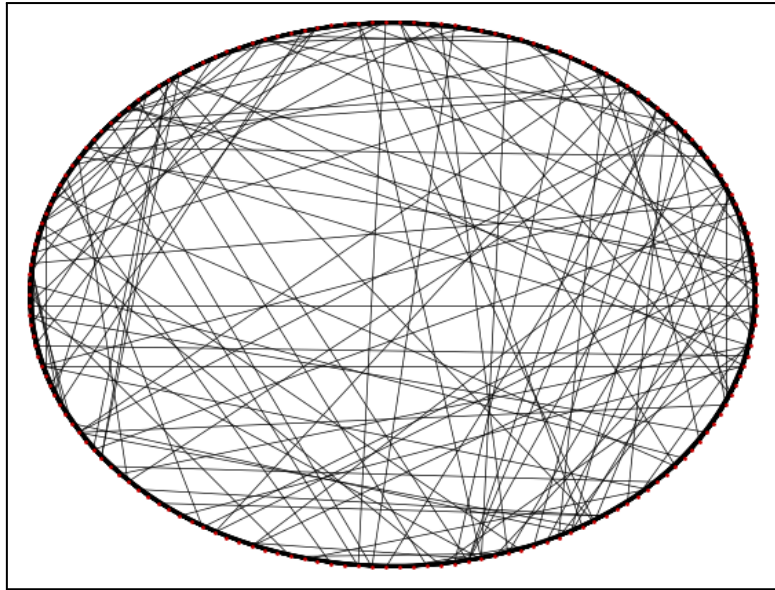


Figura 50: Representación red WS $p = 0,1$ (NetworkX)

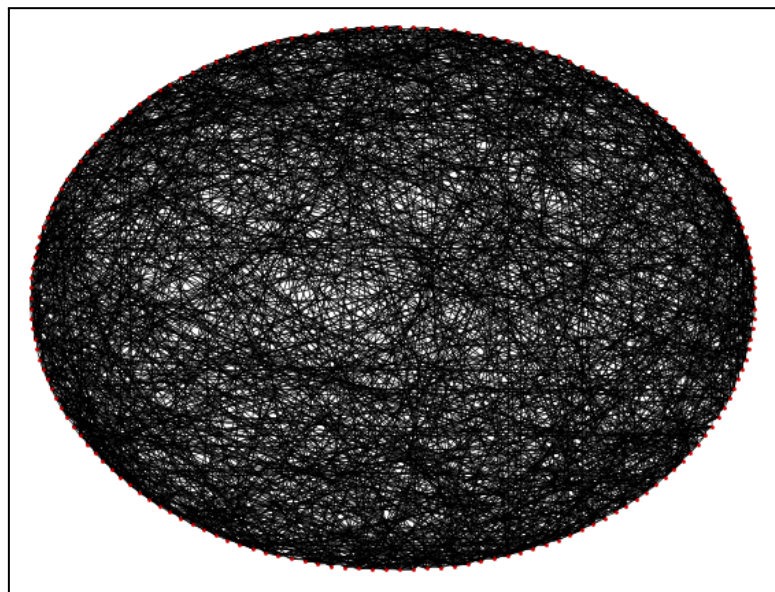


Figura 51: Representación red WS $p = 1$ (NetworkX)

Visualmente, se aprecia muy bien cómo afecta el proceso de *rewiring* a la red. Como se ha comentado antes, el modelo parte de un grafo regular, en el que los nodos sólo están conectados a sus k vecinos más cercanos. Es por ello que se aprecia un contorno negro muy marcado en la primera imagen. A medida que aumentamos el valor de p , aparecerán más conexiones aleatorias que crucen a través del círculo, que es lo que observamos en la segunda imagen. Estas aristas no son nuevas, sino que simplemente se han reconfigurado las que originalmente estaban en el perímetro. Eso explica que, en la segunda imagen, el contorno sea mucho menos grueso

7.4 Conclusiones

Habiendo analizado la configuración más cercana a la red original para cada uno de los tres modelos, se podría argumentar que el que ha conseguido la red más parecida es *Watts-Strogatz* para un valor de $p = 1$. Esto se debe puramente a que tiene la menor variación entre sus propiedades respecto a las de la red original, como se puede ver en la figura a continuación:

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED WATTS-STROGATZ p = 1
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1328.0
Grado medio = 16.0
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 2.087544359255203
Clustering medio = 0.09151307222717317
```

Figura 52: Propiedades red WS $p = 1$ (NetworkX)

Sin embargo, uno de los factores que no se está teniendo en cuenta es el de la distribución del grado, por lo que hemos generado una imagen superpuesta con la gráfica de ambas para estudiar sus diferencias.

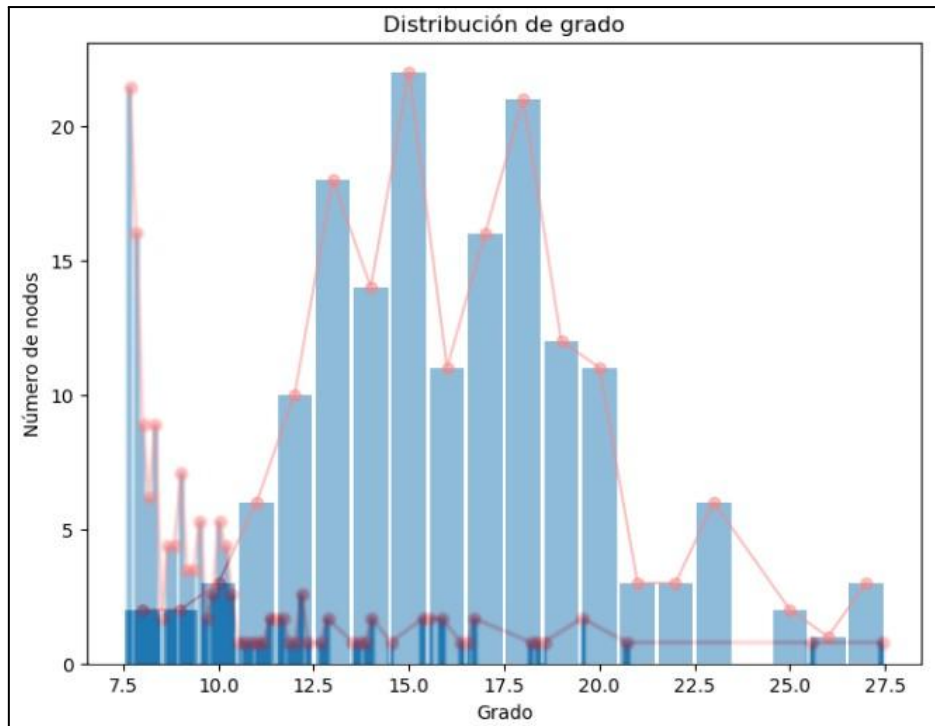


Figura 53: Comparativa distribución de grado WS $p = 1$ y red original (NetworkX)

Como podemos ver las gráficas difieren bastante, pues la red original tiene un mayor número de nodos agrupados en torno a valores bajos. Esta característica es propia de un modelo *Barabasi-Albert*, por lo que procedemos a comprar su gráfica con la de la red obtenida en el apartado 5.2.2.

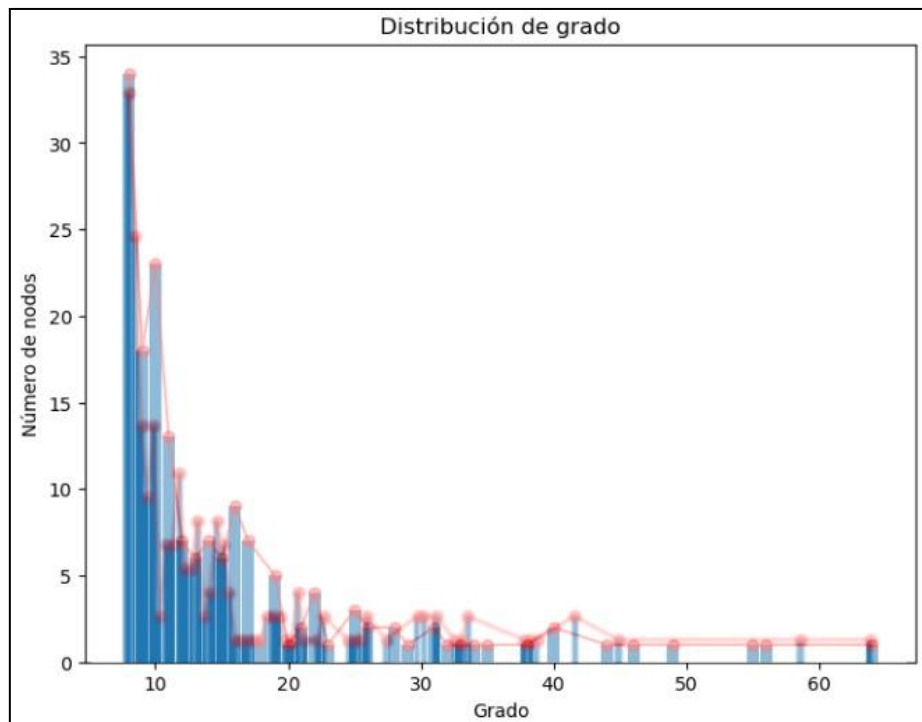


Figura 54: Comparativa distribución de grado BA $m = 8$ y red original (NetworkX)

Podemos observar como ambas siguen una distribución muy similar. Teniendo esto en cuenta, hemos determinado que la red que más se parece a la original es la generada con el modelo *Barabási-Albert*, con $n = 166$ y $m = 8$. A continuación se encuentran sus propiedades a modo de recordatorio.

```
PROPIEDADES RED ORIGINAL
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1330
Grado medio = 16.02409638554217
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 1.7810149689667762

PROPIEDADES RED BARABASI-ALBERT m = 8
Número de nodos = 166
Número de aristas = 1264.0
Grado medio = 15.228915662650595
Número de componentes conexas = 1.0
Camino mínimo medio = 2.117456005841548
Clustering medio = 0.18092328029170127
```

Figura 55: Propiedades red BA $m = 8$ (NetworkX)

8. Conclusiones

8.1 Limitaciones encontradas

En cuanto a los impedimentos encontrados, el principal fue la obtención de los datos. Como ya mencionamos en el apartado 2, comenzamos obteniendo el fichero de exportaciones de cada país y, de forma manual, los íbamos juntando en un único .csv. Puesto que esto resultaba muy ineficiente, acabamos optando por otras alternativas. Gracias a encontrar un repositorio completo, y al código del punto 2.3, el proceso fue mucho más rápido y eficiente, pero tuvimos que asumir una pérdida de tiempo y esfuerzo.

Otra de las principales limitaciones que encontramos en nuestra red, y que también está relacionada con el origen de los datos, es su fiabilidad. Suponemos que los datos del OEC son reales y están acorde con cada año, pero fue imposible comprobarlos por nuestra cuenta debido a la enorme cantidad de información y a la falta de recursos. En cuanto a su formato, surgió un problema con una serie de entradas, las cuales tenían asignado un país con el código ISO "ANS". A pesar de nuestros esfuerzos, fue imposible determinar a qué país pertenecía.

Por último con respecto a la representación, al ser un grafo tan grande, las visualizaciones con *NetworkX* fueron difíciles de representar, y acabamos por mostrar los grafos en *Gephi*. Sin embargo, para el cálculo de las distintas medidas importantes hemos preferido utilizar *NetworkX*, por la facilidad que ofrece para el cálculo conjunto de datos.

8.2 Conclusiones más relevantes

Como hemos analizado dos veces la misma red pero de distintos años, lo más ilustrativo es destacar las diferencias entre los dos años que suponen 20 años de diferencia entre una red y otra. Qué países son los más relevantes cada año, y los sucesos históricos que han podido intervenir para que se produzcan dichos cambios.

En el año 2000 los países con mayor protagonismo en el comercio de petróleo mundial fueron **Estados Unidos, Rusia, China, Venezuela, Francia, Italia , Nigeria, Kazajstán, Países Bajos y España** (son los que salen en al menos en uno de los rankings de los índices de centralidad). En el año 2020, **Estados Unidos, Rusia, Emiratos Árabes Unidos, Reino Unido, Países Bajos, Singapur, China, India, Nigeria, España y Francia**.

De entre todos estos, como podemos ver tanto en los rankings de centralidad como en los grafos de la red, el nodo más relevante de las redes es Estados Unidos, que en ambas redes es el nodo con mayor grado (de salida más el de entrada). Y no es de extrañar ya que estamos hablando de uno de los países más influyentes a nivel político y económico del mundo, además de ser uno de los más grandes en cuanto a tamaño y a cantidad de petróleo. En 2020 exportó petróleo por valor de 52,3 mil millones de dólares e importó petróleo por valor de 75,1 mil millones de dólares. En comparación con Rusia que es otro país relevante en ambas redes y con unas características similares a EEUU en cuanto a influencia mundial, territorio y alta cantidad de petróleo, 2020 exportó petróleo por valor de 74,4 mil millones de dólares e importó por valor de 16,5 millones de dólares.

Durante dos décadas países como Estados Unidos, Rusia, China, Francia, España, Nigeria y, Países Bajos se han mantenido en el comercio de petróleo mundial como los países más importantes. Otros países que salen en los rankings de un año y en el otro no pero siguen teniendo relevancia en la red son: Reino Unido, Kazajistán e Italia. Y con respecto al resto de países, Venezuela como ya hemos mencionado previamente en el análisis, es un país que a principios del siglo era muy relevante en el panorama de comercio de petróleo y que debido a una serie de crisis políticas y

económicas, además de casos de corrupción, malversación, expropiaciones, en definitiva una mala gestión de la industria petrolera sumado a unas sanciones financieras impuestas por EEUU que era uno de sus principales compradores, provocó que esta relevancia se perdiera de manera significativa.

Por el contrario, los países que más crecieron en cuanto comercio de petróleo mundial fueron: Singapur, India y Emiratos Árabes Unidos.

Empezando por Singapur, que es un país con un gran crecimiento económico a lo largo del siglo XXI, vemos que dicho crecimiento también ha repercutido sobre el comercio de petróleo del país.

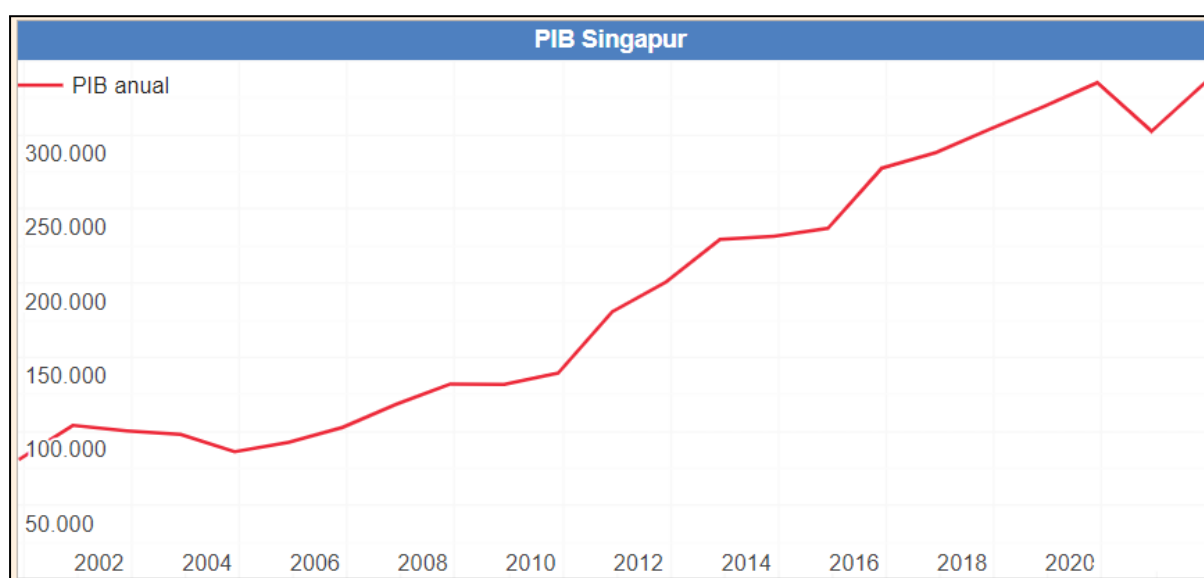


Figura 56: Producto Interior Bruto anual Singapur

En cuanto a los Emiratos Árabes en cuanto a la producción de petróleo se refiere no difiere mucho en los dos años, 2.368 millones bpd frente a 3.138 millones bpd, sin embargo en nuestra red podemos apreciar que de 20 países con los que comercia en el año 2000 pasa a comerciar con 46 países en el año 2020, por lo que este aumento en la relevancia de la red se debe mayormente a los nuevos lazos comerciales creados a lo largo de estas dos últimas décadas.

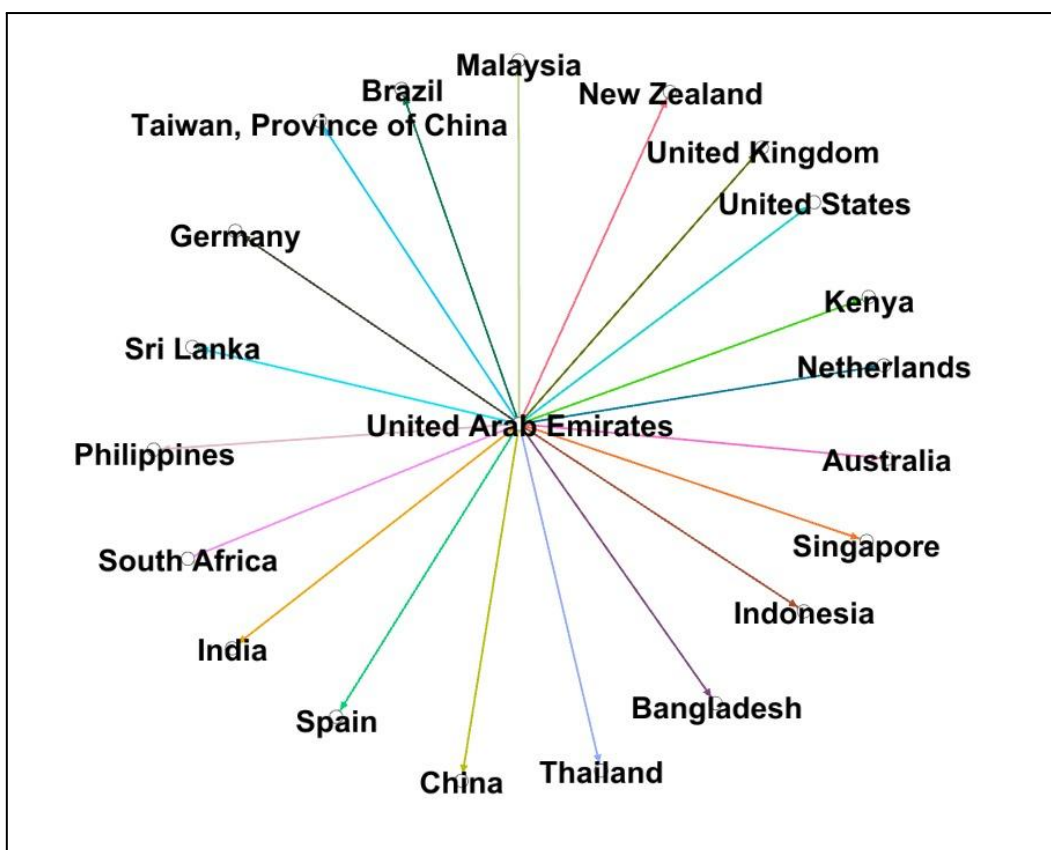


Figura 57: Exportaciones de Emiratos Árabes Unidos en 2000

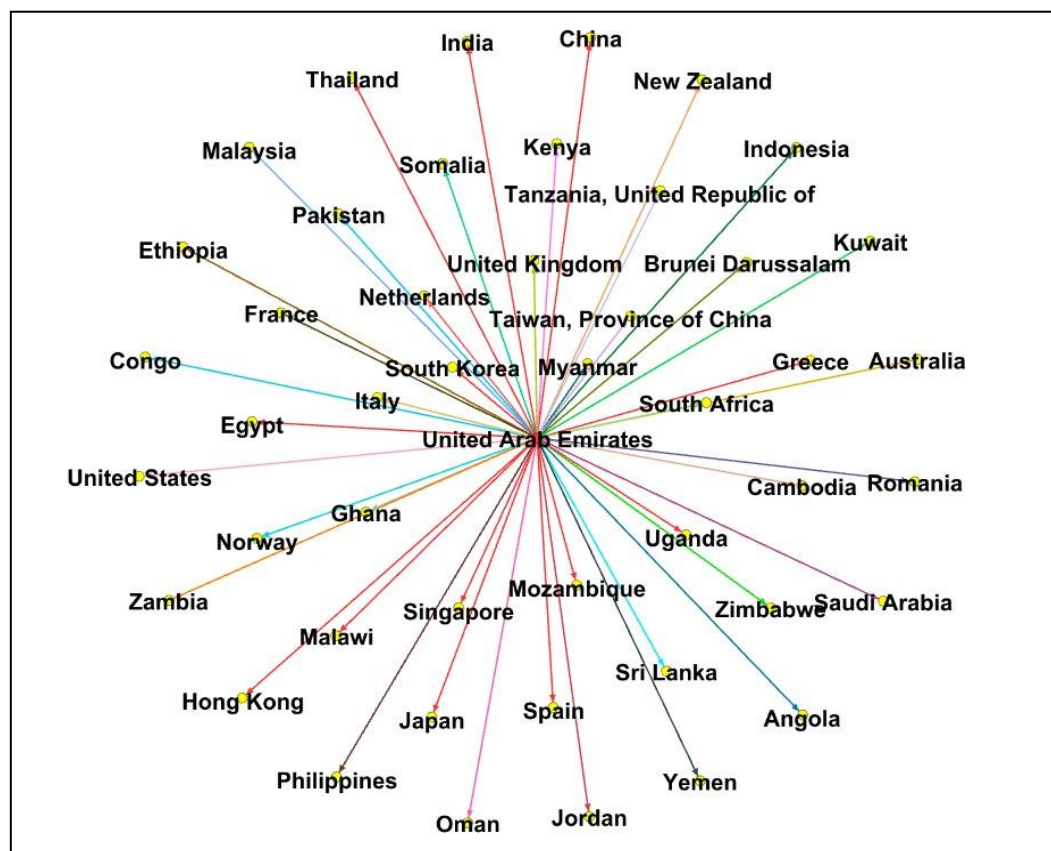


Figura 58: Exportaciones de Emiratos Árabes Unidos en 2020

Y para finalizar con la India, es otro país que al igual que Singapur ha tenido un crecimiento económico grande a lo largo de los últimos años, y que igualmente se ha visto reflejado en el comercio de petróleo del país. A diferencia de Singapur, la India es uno de los países más grandes y con más población del mundo por lo que es normal que tenga cierto protagonismo en la red.

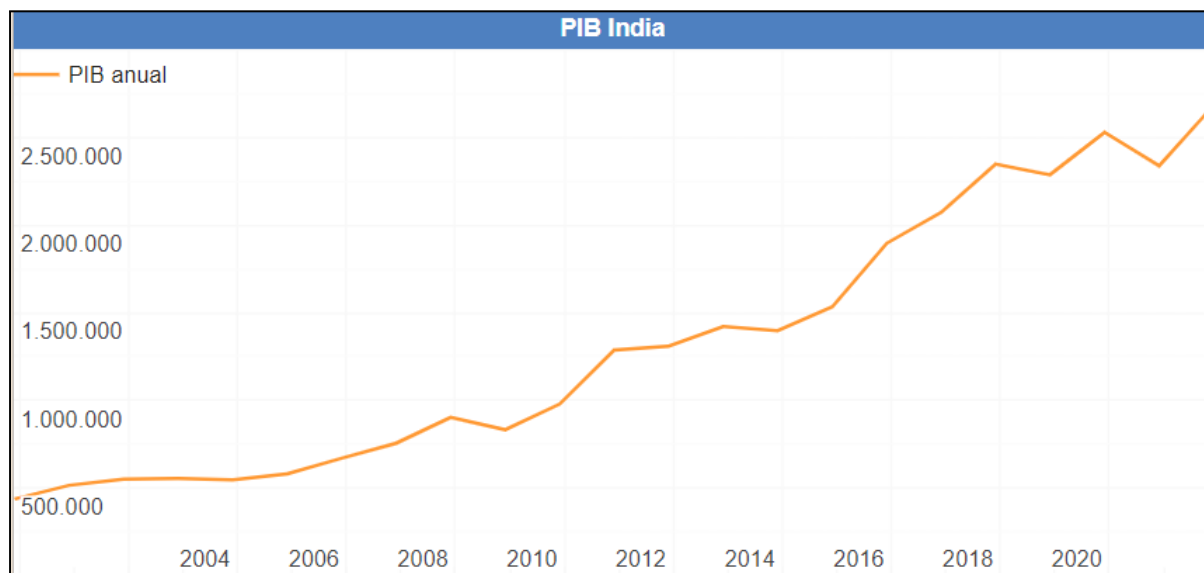


Figura 59: Producto Interior Bruto anual India

8.3 Utilidad del análisis

El análisis obtenido puede ser de gran utilidad a cualquier empresa, organización o particular que esté involucrado con el comercio del petróleo. Hemos sido capaces de capturar, con gran nivel de detalle, la evolución del valor y de las comunidades de mercado a lo largo del siglo XXI. Por ello, la principal utilidad que ofrecerá será la de facilitar el estudio de tendencias históricas y futuras para la elaboración de conclusiones y la toma de decisiones en cuanto a inversiones y comercio. Algunas de las entidades a las que le podría ser útil son:

- Empresas petroleras:
 - Saudi Aramco (Arabia Saudí)
 - China Petroleum and Chemical Corp. (China)
 - ExxonMobil (E.E.U.U)
- Organizaciones y cárteles:
 - OPEP (Organización de Países Exportadores de Petróleo)
 - OAPEC (Organización de Países Árabes Exportadores de Petróleo)
 - GECF (Foro de Países Exportadores de Gas)

- Gobiernos y países con yacimientos de petróleo:
 - Emiratos Árabes Unidos
 - Rusia
 - Estados Unidos

En cuanto a acciones concretas, uno de los apartados en los que se ha profundizado más es el análisis de las comunidades de comercio de petróleo, tanto del 2000 como del 2020. Por ello, permite identificar nuevos sectores geográficos a los que podría ser interesante expandirse, en función de la demanda que tienen, lo suministrados que están, y lo factible que sea el comercio con ellos a nivel de transporte. El análisis de tendencias que se ha hecho a lo largo de este periodo de tiempo también podrá utilizarse para determinar la dirección que está tomando el valor del activo en la actualidad.

Otro de los puntos clave en el desarrollo de nuestro proyecto ha sido el de analizar el impacto que han tenido en el comercio de petróleo algunos eventos relevantes como:

- Crisis de Venezuela
- Primavera Árabe
- Crisis del 2008

Por ello, cualquier persona que esté interesada en conocer los detalles y las implicaciones que tuvieron, podrá hacer uso de la comparación entre los años 2000 y 2020, apoyándose en datos concretos como: la centralidad de grado, la centralidad de intermediación o el grado de los nodos.

9. Bibliografía

[OEC](#)

[Repositorio datasets completos](#)

[Mayores productores de petróleo a nivel mundial](#)

[Exportaciones Emiratos Árabes Unidos](#)

[Fracking y PIB de E.E.U.U.](#)

[Precio del petróleo OPEP por barril.](#)

[20 sucesos económico-financieros que han marcado al Siglo XXI](#)

[Venezuela - Producción de petróleo](#)

[Organizaciones y cárteles del petróleo](#)