

INTRODUCCIÓN

Los trastornos de la conducta alimentaria, como la anorexia y la bulimia, son enfermedades mentales complejas que pueden conllevar graves consecuencias para la estabilidad física del individuo, además de poseer la tasa de mortalidad más alta de todas las enfermedades mentales. [1]

Dado el estigma que actualmente persiste sobre este tipo de temas [2], las personas afectadas suelen ocultar sus síntomas y muchas buscan apoyo social o información en comunidades online, especialmente a través de redes sociales como Twitter.

Con la presencia de estas interacciones en redes sociales, su estudio puede mejorar nuestra comprensión de la difusión e integración de estos temas en otras comunidades.

A pesar de no tener parte de ellas comúnmente una relación directa, las comunidades elegidas para este estudio (fitness, salud mental, depresión y autolesión) se consideraron relevantes por las siguientes particularidades: el enfoque obsesivo, los problemas emocionales, la posible relación poco saludable con la alimentación y el cuerpo, la vergüenza y la culpabilidad asociadas. Con este fin, recopilamos un amplio conjunto de usuarios de Twitter a partir de una preselección de hashtags con mayor probabilidad de intersección, para obtener así conversaciones directas entre los individuos a través de interacciones de "respuesta" y "mención".

Representamos dichas interacciones mediante una red no dirigida y ponderada, y medimos las estructuras de red para revelar cómo interactúan entre sí los usuarios y las potenciales comunidades formadas sin tener en cuenta la comunidad raíz de la interacción.

OBJETIVOS

¿La relación presente en la vida real queda reflejada en las redes sociales?

Primer objetivo

Extraer interacciones y crear una red representativa de la intercomunicación de los usuarios procedentes de las comunidades de trastornos alimentarios, el fitness, la depresión y autolesión, únicamente a partir de tweets.

Segundo objetivo

Analizar las interacciones y entender hasta qué punto los contenidos que promueven los trastornos alimentarios se han extendido a otras comunidades sensibles.

MATERIAL Y MÉTODOS

Recolección de datos

Los hashtags pueden conectar a los usuarios y utilizarse para formar comunidades en torno a temas de interés común. Conocida esta funcionalidad, se extrajeron los tweets públicos de varios hashtags en un tramo de 10 días (desde 1 de marzo de 2023 a 11 de marzo de 2023) a través de Tweepy, descargando el contenido completo del tweet.

Tabla 1. Hashtags representantes de cada comunidad

FITNESS	TRASTORNOS ALIMENTARIOS	DEPRESIÓN / AUTOLESIÓN
#diet	#proana	#mentalhealth
#caloriedeficit	#promia	#depression
#workout	#anorexia	#shtwt
#fitnessmotivation	#eatingdisorder	
#lowcal	#bonespo	
#healthy	#thinspo	
#fitspo	#anamia	
#weightloss	#ricecaketwt	
	#bulimia	
	#edtwit	
	#meanspo	
	#eatingdisorders	
	#anatwt	
	#edtwtdiet	
	#edtwththread	
	#EdTwitter	
	#3dtwt	

Extracción de información

Una vez obtenido el conjunto de tweets de cada hashtag, se construyeron dos dataframes principales. El primero encargado de la estructura de la red (source, target, weight e initial_community), mientras que el segundo recopilaba todo el contenido relevante de cada tweet (user, user_id, text, created_at, lang, hashtag, retweet_count, favorite_count).

Visualización

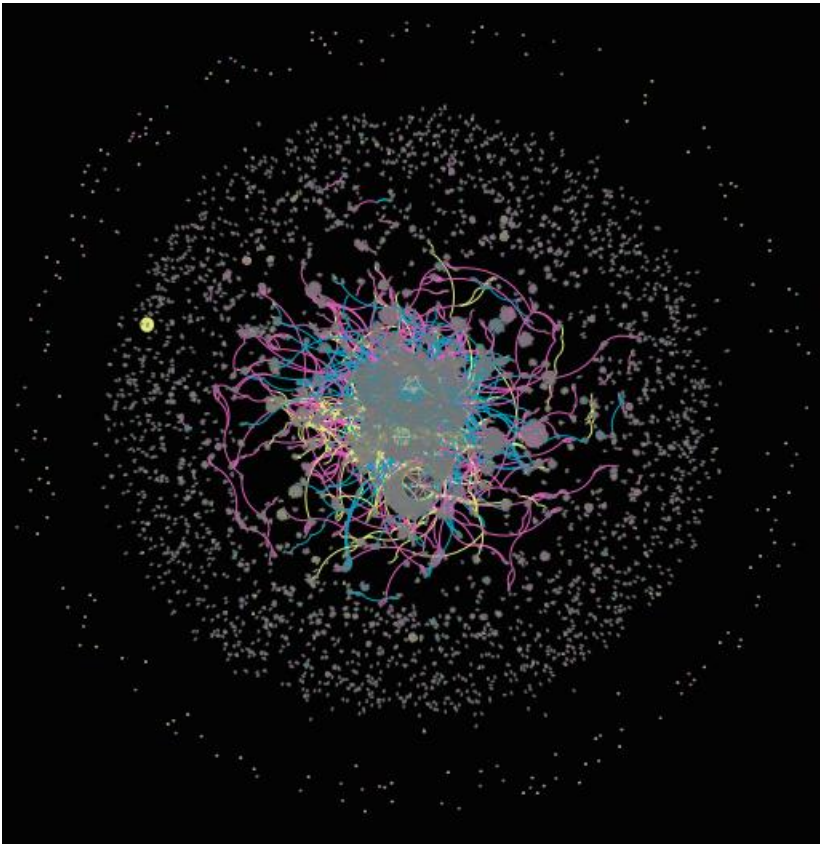
Partiendo de un total de 40305 tweets, la red resultante consiste en 14655 nodos y 16526 aristas de peso variado. Para su visualización se aplicaron dos distribuciones principales: ForceAtlas 2 y Fruchterman Reingold, y se modificaron los tamaños de los nodos y aristas de forma proporcional a su grado y peso.

Además, se consideró más relevante resaltar la naturaleza de la interacción por encima de los usuarios, por lo que se decidió categorizar por colores las aristas (cada color correspondiendo a una de las 3 comunidades de la que se extrajo originalmente la interacción) y los nodos se dejaron con un mismo color de baja opacidad.

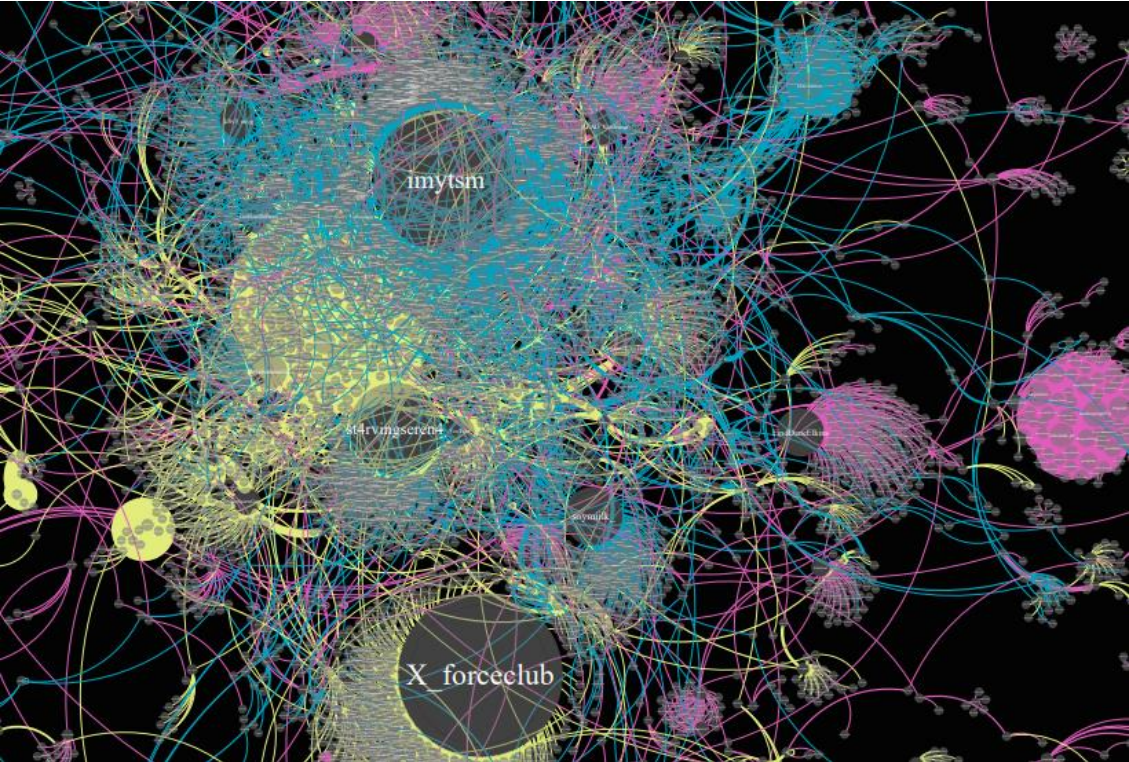
Tabla 2: relación color-comunidad

comunidad	color
fitness	amarillo
salud mental	morado
desórdenes alimentarios	azul

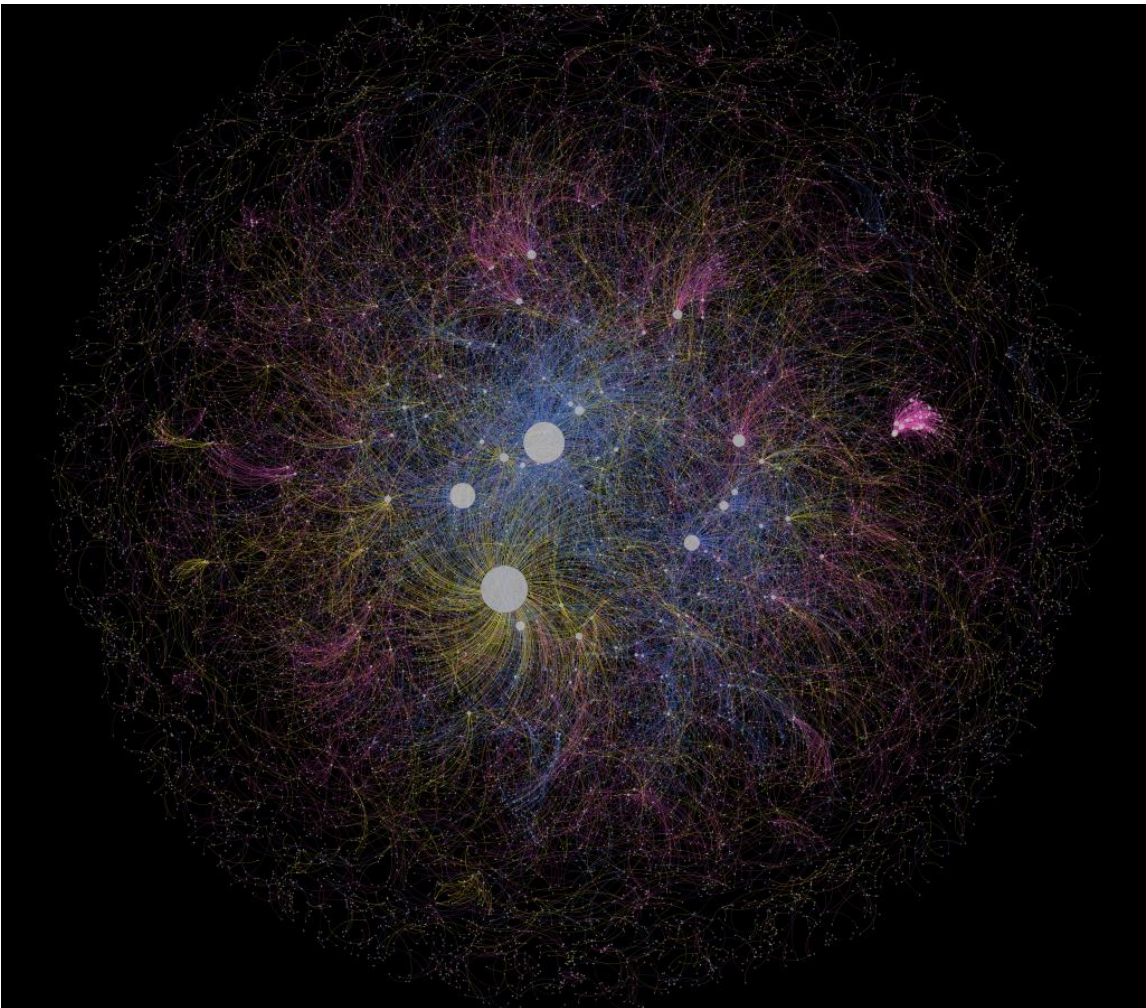
Distribución 1: ForceAtlas2



Distribución 1: ForceAtlas 2



Distribución 2: Fruchterman Reingold



RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Visión general del grafo	
Grado medio	2255
Grado medio con pesos	7423
Diámetro	23
Componentes conexos	2351
Coefficiente medio de clustering	0.333
Longitud media de camino	7134

Medidas de centralidad

Contrastando las diferentes medidas de centralidad podemos identificar en media los nodos más importantes dentro de nuestra red. Iremos destacando los nodos más importantes de cada medida y, tras analizarlos, nos quedaremos con los seis nodos principales. Las medidas en las que profundizaremos serán el grado, el closeness centrality, harmonic closeness centrality, betweenness centrality y eigenvector centrality. La tabla con las medidas aplicadas a cada nodo se puede encontrar [aquí](#).

Grados			Grados con pesos		
(mayor número de enlaces).					
Id	...	Grado	Id	...	Grado con pesos
X_forceclub	...	639	X_forceclub	...	1838.0
imytsm	...	559	imytsm	...	1440.0
st4rvingseren4	...	343	hardeepaigh574	...	1154.0
soymiilk_	...	207	harjotbains	...	914.0
FindDaneElkins	...	163	schooledu_pb	...	896.0
LEAD_Coalition	...	120	Dapindr	...	862.0
OrganicLiveFood	...	118	EDCoalition	...	814.0
_L0v3_myg	...	117	ilovebananaslut	...	766.0
GoHealthHero	...	117	appsc1500group2	...	766.0
KariJoys	...	116	st4rvingseren4	...	706.0
ilovebananaslut	...	114	trade_2022	...	644.0
YouTube	...	88	BhagwantMann	...	608.0
TheSportsGear_	...	81	BlazedRTs	...	593.0
speedomick	...	78	AAPDelhi	...	590.0
EDCoalition	...	77	jpsinghaap	...	590.0

Esta medida tiene sus limitaciones, ya que solo valora los vecinos cercanos de cada nodo. Por este tipo de limitaciones vemos necesario contrastar los resultados.

Closeness centrality

(promedio de las distancias más cortas).

Id	Closeness Centrality ▾
X_forceclub	1.0
armymedunion	1.0
Tiptop_Official	1.0
SunielShetty_FC	1.0
SunielVShetty	1.0
Web3Warriors	1.0
Iem__ny	1.0
Eastendwalkers	1.0
ToshWatters	1.0
EvanKirstel	1.0
InsanitysFree	1.0
DANIELJAMESREC	1.0
SISFI	1.0
JRewinski	1.0
BiohackingGuild	1.0

Betweenness centrality

(nodos intermediarios).

Id	Betweenness Centrality ▾
YouTube	2057759.90781
TheSportsGear_	1958360.087813
LEAD_Coalition	1881973.36533
Aishamindmatte1	1551893.678253
imytsm	1517331.286274
EDCoalition	1315260.599172
natisthecure3	1167993.219807
FitzroyFitness	1137299.297617
andrewmorrisuk	890989.459879
st4rvingseren4	879091.518152
KariJoys	854754.416419
dlhampton	638029.237985
AgnesAyton	597355.67928
FindDaneElkins	589170.8
OrganicLiveFood	554204.922773
plutocero	518790.009973
CheriLev	491021.615744
soymiilk_	463527.312369
tripleplates	454266.910264
Mental_Elf	417364.573653

Eigenvector centrality

(importancia de cada nodo según la importancia de sus vecinos).

Id	Eigenvector Centrality ▾
X_forceclub	1.0
imytsm	0.848225
st4rvingseren4	0.352274
soymiilk_	0.178444
hardeepaigh574	0.1455
harjotbains	0.119192
schooledu_pb	0.118385
FindDaneElkins	0.117233
Dapindr	0.11005
preetlakhlan	0.106746
RajeshB87078789	0.099001
ilovebananaslut	0.092882
Jagjeet90504609	0.091018
BhagwantMann	0.090647
jpsinghaap	0.08984
AAPDelhi	0.08984
LEAD_Coalition	0.088284
PunjabGovtIndia	0.088259
edtwtpuppy	0.084485

A raíz de estas métricas y las visualizaciones finales del grafo, los 6 nodos más importantes del grafo serían: **X_forceclub**, **imytsm**, **st4rvingseren4**, **soymiilk_**, **OrganicLiveFood** y **ilovebananaslut**.

Nodos centrales

Fitness

X_forceclub	
retweets	849
favourites	1596
languages	th
hashtags	#workout

Depresión y Fitness

OrganicLiveFood	
retweets	310
favourites	879
languages	en
hashtags	#depression, #diet

Desórdenes alimentarios, fitness y autolesión

st4rvingseren4	
retweets	396
favourites	2730
languages	en
hashtags	#edtw

soymiilk_	
retweets	482
favourites	2157
languages	en
hashtags	#edtwthread

ilovebananaslut	
retweets	769
favourites	5351
languages	en
hashtags	#edtw, #edtwthread, #anatwt, #ricecaketwt

imytsm	
retweets	3970
favorites	0
languages	in, en, pt, pl, nl, ja, eu, es
hashtags	#shtwt, #diet, #edtwthread, #ricecaketwt, #fitspo, #edtwtdiet, #thinspo, #bulimia, #eatingdisorder, #3dtwt, #bonespo, #anatwt, #weightloss, #anorexia, #edtw, #proana, #meanspo, #EdTwitter

Con ayuda del dataframe de los tweets extraemos su actividad dentro de su comunidad inicial, para analizar qué contenido comparte cada usuario. Podemos observar que dentro de los 6 usuarios más influyentes tenemos representantes de cada comunidad, contando además con dos usuarios que realizan tweets etiquetados para varias comunidades diferentes (resaltado a través de los colores).

Ampliamos este análisis a las comunidades generadas con el algoritmo Leiden de detección de comunidades, quedándonos con los 5 usuarios de cada comunidad que presenten el pagerank más alto. Dentro de las primeras cuatro comunidades podemos encontrar nuestros 6 usuarios centrales.

	label	community	pagerank
imytsm	imytsm	0	0.013770
edtwtpuppy	edtwtpuppy	0	0.001127
crowisles	crowisles	0	0.001031
offensivecutie	offensivecutie	0	0.001021
leeheexspam	leeheexspam	0	0.000964

	label	community	pagerank
st4rvingseren4	st4rvingseren4	1	0.008883
soymiilk_	soymiilk_	1	0.005304
ilovebananaslut	ilovebananaslut	1	0.004160
catcatmeowow	catcatmeowow	1	0.000462
h3m1am1	h3m1am1	1	0.000292

	label	community	pagerank
X_forceclub	X_forceclub	2	0.020547
MumuNaow	MumuNaow	2	0.000064
lakkhna_matr	lakkhna_matr	2	0.000064
oejimew	oejimew	2	0.000064
Pongfooo	Pongfooo	2	0.000064

	label	community	pagerank
OrganicLiveFood	OrganicLiveFood	4	0.003197
A_MateenAnsari	A_MateenAnsari	4	0.001649
WNutrition	WNutrition	4	0.000679
HealthyFellow	HealthyFellow	4	0.000582
natisthecure3	natisthecure3	4	0.000447

Centrándonos en cada una de estas 4 comunidades, observamos una tendencia en temática según los hashtags que han utilizado:

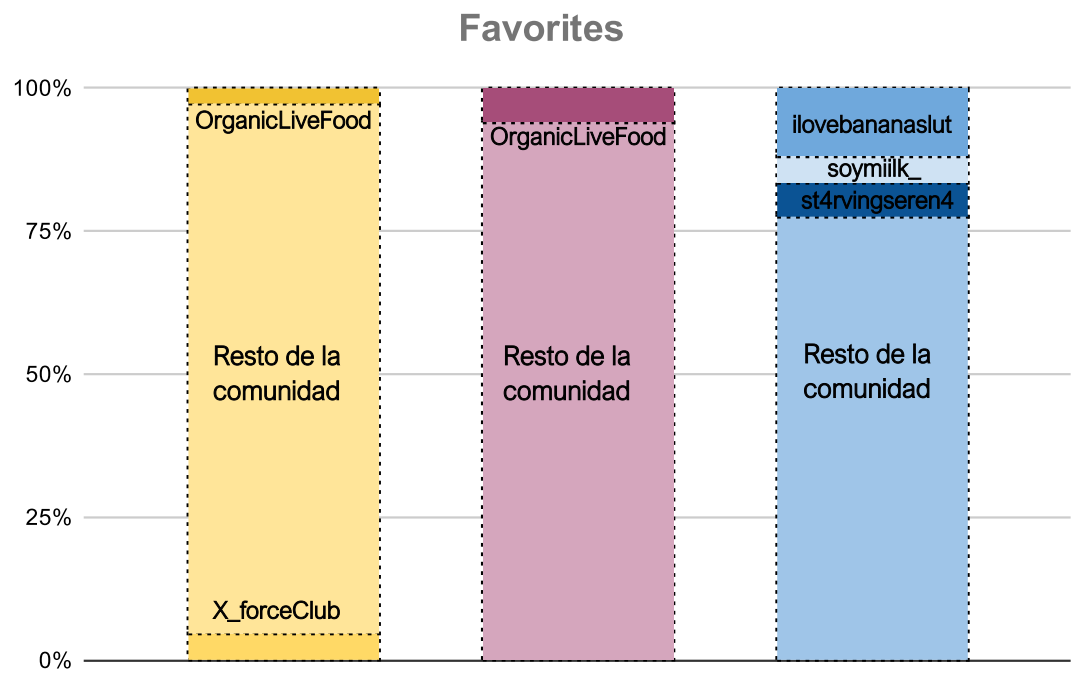
community 0	
hashtags	#shtwt, #diet, #ricecaketwt, #fitspo, #edtwtdiet, #thinspo, #bulimia, #eatingdisorder, #bonespo, #anatwt, #weightloss, #anorexia, #edtwt, #proana, #meanspo, #EdTwitter
conversación	desórdenes alimentarios, fitness y autolesión

community 1	
hashtags	#edtwththread, #ricecaketwt, #edtwtdiet, #thinspo, #bonespo, #anatwt, #edtwt, #proana, #EdTwitter
conversación	desórdenes alimentarios

community 2	
hashtags	#workout
conversación	fitness

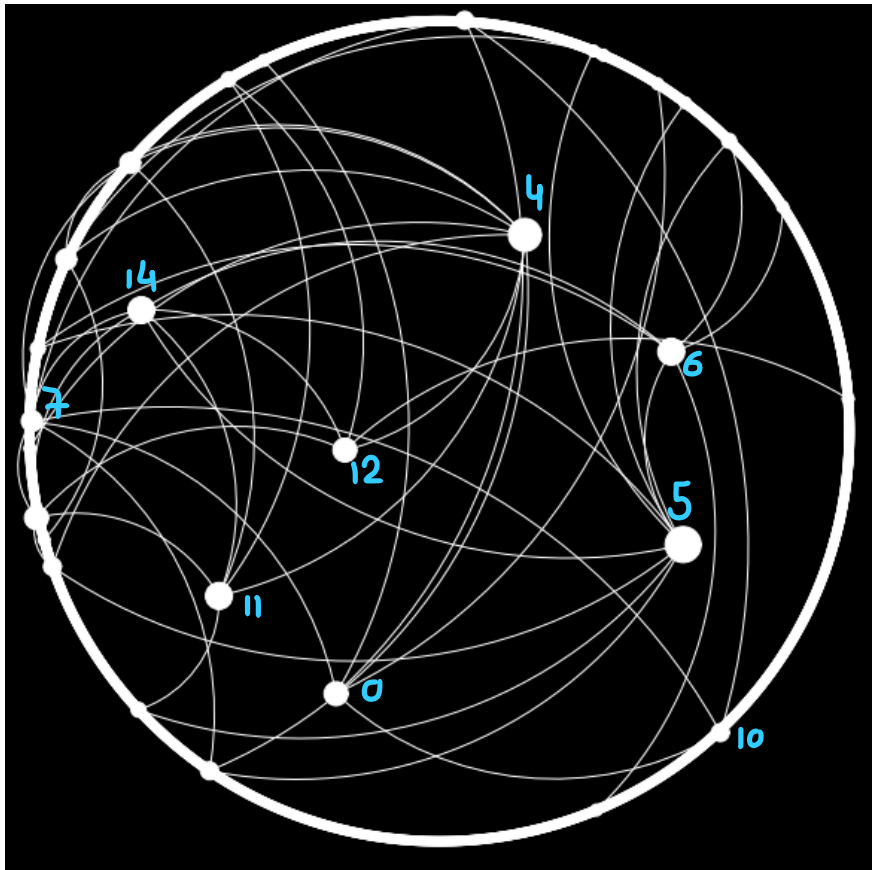
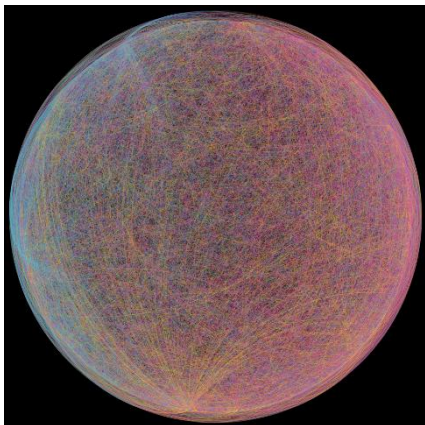
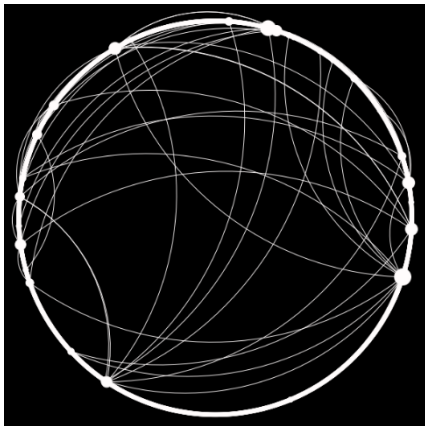
community 4	
hashtags	#diet, #fitnessmotivation, #depression, #weightloss, #workout
conversación	depresión y fitness

Influencia dentro de sus comunidades iniciales

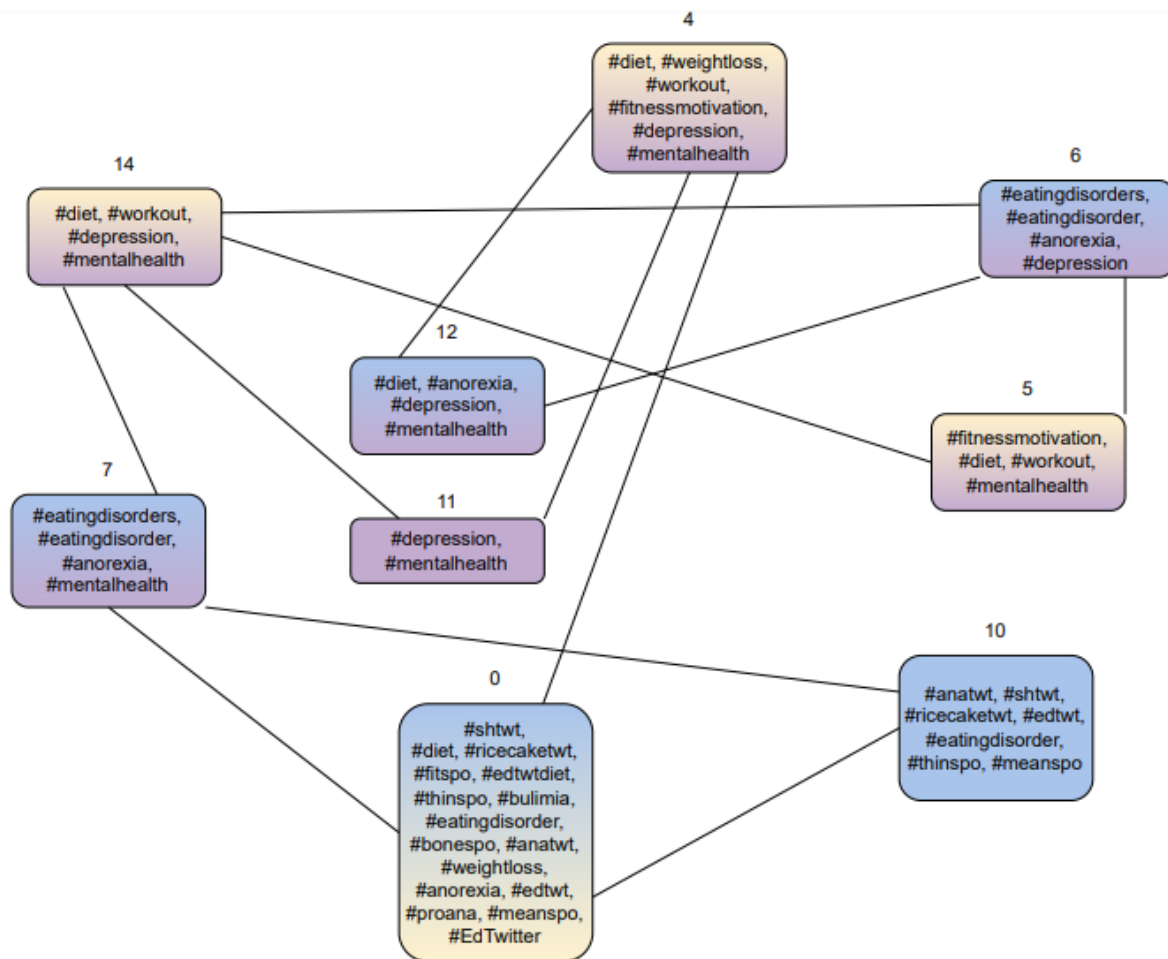


Sabiendo que partimos de una total de 14655 usuarios, su valor en cuanto a la proporción de favoritos es representativa de su influencia como nodos centrales.

Interacción entre las comunidades generadas con el algoritmo



Extraemos las comunidades más comunicadas entre sí de todas las obtenidas a través del algoritmo. Se pueden observar las siguientes:



Representado por colores, además de destacar comunidades de naturaleza mixta, se observan hilos de conversación de temáticas diferentes.

CONCLUSIONES

Vivimos en un mundo cada vez más complejo e interrelacionado. Las redes sociales no son únicamente el reflejo de estructuras de comunicación e interacción, sino que son una de las herramientas más modernas que tiene la sociedad actual para crear identidad en anonimato.

Extrayendo como idea fundamental de este estudio, podemos considerar al análisis de redes sociales como una herramienta para la comprensión de los hábitos, pensamientos y patrones de comportamiento de personas afectadas por trastornos y desórdenes alimentarios y su integración en otras comunidades online, para la consideración del estudio de posibles métodos de prevención y detección.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. Arcelus, A. J. Mitchell, J. Wales, y S. Nielsen, «Mortality Rates in Patients With Anorexia Nervosa and Other Eating Disorders: A Meta-analysis of 36 Studies», *Arch. Gen. Psychiatry*, vol. 68, n.º 7, pp. 724-731, jul. 2011, doi: 10.1001/archgenpsychiatry.2011.74.
- [2] A. Hamilton *et al.*, «Understanding treatment delay: Perceived barriers preventing treatment-seeking for eating disorders», *Aust. N. Z. J. Psychiatry*, vol. 56, n.º 3, pp. 248-259, mar. 2022, doi: 10.1177/00048674211020102.
- [3] S. D. Berkowitz, *An Introduction to Structural Analysis: The Network Approach to Social Research*. Elsevier, 2013.
- [4] D. Baldó Vela, N. Bonfanti, D. Baldó Vela, y N. Bonfanti, «Evaluación del riesgo de trastornos de la conducta alimentaria en jugadores semiprofesionales de deportes de equipo», *Nutr. Hosp.*, vol. 36, n.º 5, pp. 1171-1178, oct. 2019, doi: 10.20960/nh.02630.
- [5] A. Martínez-Rodríguez, «Efectos de la dieta y práctica de deportes aeróbicos o anaeróbicos sobre los trastornos del comportamiento alimentario», *Nutr. Hosp.*, vol. 31, n.º 3, pp. 1240-1245, mar. 2015, doi: 10.3305/nh.2015.31.3.8131.
- [6] A. González-Teruel y C. Andreu-Ramos, «Investigación del comportamiento informacional a través del análisis de redes sociales», *El profesional de la información*, 2013. <http://eprints.rclis.org/20686/> (accedido 2 de abril de 2023).