

TREBALL DE FI D'ESTUDIS

INFERÈNCIA I SISTEMES COMPLEXOS. ANÀLISI DE PROGRAMARIS DE FLUX DE DADES DE MÚSICA PER A INFERIR CARACTERÍSTIQUES SOCIALS

Document: Memòria del Treball

Autor: Eric Alvarez Villar

Director: Martí Rosas Casals

Departament: Departament d'Enginyeria Tèrmica

Titulació: Grau en Enginyeria Electrònica Industrial i Automàtica

Convocatoria: Primavera, 2022

Resum del treball

L'objectiu d'aquest treball de fi de grau és la utilització de programaris de flux de dades musicals per inferir les característiques de la xarxa social que es crea amb la seva utilització. Mitjançant la utilització de conceptes de l'àmbit de la modelització amb xarxes complexes, com ara els grafs bipartits i la seva projecció en usuaris i grups, es busca la relació entre gustos musicals i opcions de vida relacionades amb els estudis dels membres que comparteixen aquestes llistes de dades de música.

La metodologia emprada en el treball engloba diverses tasques que han permès realitzar la investigació i posteriorment l'obtenció de resultats. Primerament, es du a terme una cerca de dades musicals de diferents usuaris, mitjançant enquestes, les quals posteriorment són subjectes a estudi. Un cop obtingudes totes les dades necessàries, es pre-tracten amb l'objectiu d'adequar-les al mètode d'estudi dut a terme, l'anàlisi de xarxes complexes. Posteriorment, es creen les xarxes que representen les dades inicials i es du a terme un estudi d'aquestes per extreure'n conclusions mitjançant diverses mesures.

A partir dels primers resultats s'ha pogut refinar el procés de càlcul mitjançant petits canvis en el mètode d'anàlisi i s'ha aconseguit establir una metodologia final que ha permès un estudi acurat de les dades. Amb aquesta metodologia s'ha pogut fer una comparació amb la hipòtesi plantejada inicialment i s'han extret unes conclusions clarificadores.

La principal conclusió de l'estudi és que s'ha aconseguit validar la hipòtesi plantejada anteriorment observant els resultats de totes les anàlisis elaborades al llarg de l'experiment. Per altra banda, les diferents decisions que s'han pres en cada pas de l'anàlisi demostren la flexibilitat de l'anàlisi de sistemes complexos mitjançant el concepte de xarxa i el de les diferents mesures de centralitat utilitzades.

Abstract

The aim of this final degree project is the use of musical data flow software to infer the characteristics of the social network that is created with its use. Through the use of concepts in the field of modeling with complex networks, such as bipartite graphs and their projection in users and groups, the relationship between musical preferences and life choices related to the studies of members who share these music data lists is sought.

The methodology used in the work encompasses several tasks that have allowed the research to be carried out and subsequently the obtaining of results. Firstly, a search of musical data from different users is carried out, through surveys, which are subsequently subject to study. Once all the necessary data has been obtained, they are pre-processed with the aim of adapting them to the study method carried out, the analysis of complex networks. Subsequently, the networks that represent the initial data are created and a study is carried out of these to draw conclusions through various measures.

From the first results, the calculation process has been refined through small changes in the analysis method and it has been possible to establish a final methodology that has allowed a careful study of the data. With this methodology, a comparison has been made with the hypothesis initially proposed and clarifying conclusions have been drawn.

The main conclusion of the study is that the previously stated hypothesis has been validated by observing the results of all the analyses carried out throughout the experiment. On the other hand, the different decisions presented at each step of the analysis demonstrate the flexibility of the analysis of complex systems through the network concept and the different measures of centralization used.

Taula de continguts

Resum i Abstract	i
Índex	ii
Índex de taules	iii
Índex de figures	IV
1. Introducció del treball	1
1.1. Objectius	2
1.2. Justificació	2
1.3. Abast	2
1.4. Requeriments i especificacions	3
2. Metodologia Utilitzada	4
3. Teoria i anàlisi de xarxes complexes	5
3.1. Xarxes Complexes	5
3.2. Grafs Bipartits	6
3.3. Introducció a l'anàlisi de xarxes complexes	8
4. Metode i experimentació	10
4.1. Obtenció de dades	10
4.2. Tractament de dades	12
4.3. Creació de la xarxa complexa	15
4.4. Anàlisi de la xarxa	17
5. Obtenció i exposició dels resultats	23
6. Discussió dels resultats	37
7. Resum del pressupost i/o Estudi de viabilitat economica	46
8. Conclusions i hipòtesi inicial	47
9. Bibliografia / Webgrafia	48
10. Annex	49

Índex de taules

Taula 1 - Estructura dades musicals	12
Taula 2 - Extracte d'una de les matrius quadrades (usuaris connectats per gèneres en comú)	14
Taula 3 - Interfície arestes NodeXL	15
Taula 4 - Interfície vertex NodeXL	15
Taula 5 - Mapa de calor Xarxa 1 Filtratge 5%	23
Taula 6 - Mapa de calor Xarxa 1 Filtratge 15%.	24
Taula 7 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 5%	25
Taula 8 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 10%	26
Taula 9 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 15%.	27
Taula 10 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 20%.	28
Taula 11 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 35%.	29
Taula 12 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 5%.	30
Taula 13 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 10%.	31
Taula 14 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 15%.	32
Taula 15 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 20%.	33
Taula 16 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 25%.	34
Taula 17 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 30%.	35
Taula 18 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 60%.	36
Taula 19 - Resum Xarxa 1 Persones - Gèneres	43
Taula 20 - Resum Xarxa 2 Persones - Grups	43
Taula 21 - Resum Xarxa 3 Persones - Cançons	44
Taula 22 - Pressupost del projecte	46
Taula 23 - Característiques necessaries per dur a terme les anàlisis.	50

Índex de figures

Figura 1 - Graf bipartit d'exemple.	6
Figura 2 - Grafs unipartits fruit de la projecció dels grups A en B (dreta) i B en A (esquerra).	6
Figura 3 - Gràfic de l'enquesta sexe.	11
Figura 4 - Gràfic de l'enquesta estudis.	11
Figura 5 - Gràfic de l'enquesta edat.	11
Figura 6 - Grafs bipartits de l'anàlisi.	12
Figura 7 - Obtenció de projeccions unipartites.	13
Figura 8 - Gràfic de la primera xarxa en NodeXL.	16
Figura 9 - Vertex amb els seus noms corresponents.	17
Figura 10 - Vertex amb colors i arestes de gruix variable.	18
Figura 11 - Ambits d'estudi.	18
Figura 12 - Xarxa amb un filtratge del 5%.	19
Figura 13 - Exemple d'un node amb un grau alt.	20
Figura 14 - Exemple d'un node amb una entremetjania alta.	21
Figura 15 - Exemple d'un node amb una agrupació alta.	21
Figura 16 - Recompte de cada àmbit de la primera component connexa.	22
Figura 17 - Gràfic Xarxa 1 Filtratge 5%.	23
Figura 18 - Gràfic Xarxa 1 Filtratge 15%.	24
Figura 19 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 5%.	25
Figura 20 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 10%.	26
Figura 21 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 15%.	27
Figura 22 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 20%.	28
Figura 23 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 35%.	29
Figura 24 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 5%.	30
Figura 25 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 10%.	31
Figura 26 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 15%.	32
Figura 27 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 20%.	33
Figura 28 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 25%.	34
Figura 29 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 30%.	35
Figura 30 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 60%	36

Índex de figures

Figura 31 - Evolució de la mitjana del grau (eix horitzontal) per a cada xarxa en funció del nivell de filtratge i per a les diferents components connexes existents en cada xarxa.	45
Figura 32 - Estructura de l'enquesta.	49
Figura 33 - Gràfic del degree absolut primera xarxa 5%.	52
Figura 34 - Gràfic de la betweenness absoluta primera xarxa 5%.	52
Figura 35 - Gràfic del clustering absolut primera xarxa 5%.	53
Figura 36 - Gràfic del degree absolut primera xarxa 15%.	54
Figura 37 - Gràfic de la betweenness absoluta primera xarxa 15%.	54
Figura 38 - Gràfic del clustering absolut primera xarxa 15%.	54
Figura 39 - Gràfic del degree absolut segona xarxa 5%.	55
Figura 40 - Gràfic de la betweenness absoluta segona xarxa 5%.	55
Figura 41 - Gràfic del clustering absolut segona xarxa 5%.	55
Figura 42 - Gràfic del degree absolut segona xarxa 15%.	56
Figura 43 - Gràfic de la betweenness absoluta segona xarxa 15%.	56
Figura 44 - Gràfic del clustering absolut segona xarxa 15%.	56
Figura 45 - Gràfic del degree absolut segona xarxa 35%.	57
Figura 46 - Gràfic de la betweenness absoluta segona xarxa 35%.	57
Figura 47 - Gràfic del clustering absolut segona xarxa 35%.	57
Figura 48 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 5%.	58
Figura 49 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 5%.	58
Figura 50 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 5%.	58
Figura 51 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 15%.	59
Figura 52 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 15%.	59
Figura 53 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 15%.	59
Figura 54 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 25%.	60
Figura 55 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 35%.	60
Figura 56 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 35%.	60
Figura 57 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 60%	61
Figura 58 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 60%.	61
Figura 59 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 60%.	61

1 - Introducció del treball

En aquest treball s'exposa el procediment i els resultats d'un experiment de cerca i estudi mitjançant anàlisi de xarxes complexes. El tema del qual tracta l'experiment i del que es basaran les dades és la inferència que pot presentar l'àmbit musical, molt present en el dia a dia dels usuaris estudiats, en l'àmbit acadèmic i social, enfocant-nos també en l'estudi d'en quin mesura es relacionen els usuaris de cada àmbit entre ells i les possibles xarxes que poden establir.

L'aparició de coincidències entre les dades d'ambdós àmbits reforçarà la hipòtesi que es vol plantejar a l'inici de l'experiment la qual sosté la possibilitat de trobar algun tipus de tendències entre els gustos musicals i els estudis acadèmics dels subjectes de l'estudi.

Per a la realització d'aquest treball s'ha comptat amb una extensió total de quatre mesos dividits en diferents fases d'investigació, cerca, tractament, anàlisi i obtenció de conclusions. Per a totes les fases del treball es van establir unes dates de tancament per agilitzar i endreçar els continguts, la cerca va finalitzar un mes exacte d'haver iniciat, en els dos mesos següents es va concloure el tractament i anàlisi de xarxes i l'últim mes es va dedicar a l'obtenció de resultats i conclusions. Gran part dels coneixements utilitzats en les explicacions del treball prové de l'assignatura "Modelització, complexitat i sostenibilitat" (320164) cursada el quadrimestre de tardor 2021.

L'estudi forma part dels processos de Machine Learning i Deep Learning que actualment s'usen per extreure informació de les apps online, sobretot en aplicacions de venda de productes com Amazon o promoció de l'oci com Youtube. És necessari realitzar aquest estudi per entendre els mètodes d'anàlisi de xarxes complexes que s'usen diàriament al nostre entorn cada cop que comprem algun article en línia o fem qualsevol cerca a qualsevol cercador i ser conscients que es fa o es pot fer amb les dades que nosaltres facilitem a la xarxa. (Peirano, 2007)

Aquest tipus d'anàlisi és important per la possibilitat d'usar-se pel que s'anomena capitalisme de vigilància (Zuboff, 2020). Aquests són els processos anteriorment anomenats que fan servir les grans empreses per treure la màxima rendibilitat a la cerca de productes i suggeriments al client dels mateixos que s'acaba traduint en un major rendiment econòmic.

1.1 - Objectius

L'objectiu principal d'aquest treball és verificar la validesa de la hipòtesi per la qual suggerim que l'anàlisi de dades d'ús de programaris de flux de dades musicals (i.e., Spotify, Youtube, Apple Music) permet inferir les característiques de la xarxa social que es crea amb la seva utilització. Un segon objectiu de l'estudi és l'exposició de quines tendències són les que apareixen a l'hora de relacionar ambdós àmbits, no només veure si n'hi existeixen sinó demostrar quines són a través de l'anàlisi de resultats.

Pel que fa al tractament de les dades, la finalitat és veure com un conjunt de dades es pot utilitzar com a *proxy* d'un altre conjunt de dades, és a dir, com unes dades poden actuar com a agents substituïts d'unes altres dades, establir relacions entre elles i veure quines poden ser aquestes relacions. En aquest cas s'analitzaran els gustos musicals de cada usuari i es buscarà una relació amb l'estudi que cursa o ha cursat.

1.2 - Justificació

La necessitat de la realització d'aquest treball acompanyat d'una cerca d'aquest caire neix de l'ambició de trobar més informació de la que ja és coneguda relacionada amb la influència que pot arribar a tenir la música en l'ésser humà. Ja són dècades des que es busca i investiga com la música pot canviar l'estat d'ànim d'una persona, pot enfortir certes capacitats mentals i com pot activar diferents parts del cervell (Powell, 2012). Tota aquesta influència ha provocat que el món científic s'interessi a descobrir quines alteracions la música pot provocar com per exemple, quan de sociable pot ser una persona o la creativitat que pot arribar a desenvolupar.

Aquest treball es tradueix en una investigació més en cerca d'una nova inferència de la música i en aquest cas, com influeix en les relacions socials i professionals, és a dir, es pretén demostrar que la connexió musical entre una xarxa social de persones pot arribar a afectar els estudis o professions en les quals es volen desenvolupar o a l'inrevés.

1.3 - Abast

Per a poder arribar a una solució final, és necessari lliurar una memòria amb tota la informació sobre el coneixement teòric que es tracta al llarg de tot el treball, un recull de tots els passos que s'ha seguit en cada un dels experiments detallant tots els procediments emprats i una visió final dels resultats obtinguts juntament amb unes conclusions.

A causa de la naturalesa del treball, no és necessari lliurar un document amb el pressupost del projecte, però si es presenta en la mateixa memòria una equivalència econòmica amb l'esforç dedicat en hores d'estudi i treball.

1.4 - Requeriments i Especificacions

La solució final acabarà sent afectada per certes restriccions necessàries per arribar a resultats prou aclaridors amb el que es pretén trobar. Aquestes restriccions i especificacions s'han designat des d'un inici o s'han anat descobrint al llarg de tot el procés en arribar a conclusions no aclaridores o poc eficaces. A continuació s'enumeren totes les consideracions preses en l'experiment:

1. L'obtenció de dades es limita a 60 usuaris per evitar un posterior excés de dificultat en l'anàlisi de la xarxa formada entre ells.
2. L'edat dels usuaris enquestats es troba entre els 18 i els 25 anys com a màxim a causa d'un desfasament de gustos musicals aliens a la mateixa naturalesa de l'experiment (una elecció d'estudis). Aquest desfasament és a causa de la diferència cultural de la música de diferents èpoques.
3. El nombre de cançons per usuari es limita a 40 per, tanmateix, evitar un posterior excés de dificultat en l'anàlisi de la xarxa formada entre els usuaris.
4. Es decideix separar la informació musical dels usuaris en tres nivells d'agregació diferents per elaborar tres anàlisis des de diversos punts de vista, des d'una visió més global fins a una més concreta. Els tres grups són:
 - a. Cançons
 - b. Grups
 - c. Gèneres musicals
5. Es decideix agrupar en àmbits els diferents estudis dels usuaris per no excedir-se en una recopilació d'informació massa detallada. Els àmbits que recullen els diferents estudis són:
 - a. Humanitats
 - b. Científic-tècnic
 - c. Salut
 - d. Economia-empresa
 - e. Educació
6. Un cop està creada la xarxa dels usuaris, per dur a terme una anàlisi òptima es decideix realitzar diversos filtratges en funció de l'afinitat que tenen, musicalment parlant, els diferents usuaris.

2 - Metodologia Utilitzada

La metodologia emprada en aquest treball es compon de diversos apartats els quals s'enumeren i expliquen a continuació:

1. Primera fase - Recopilació d'informació

Pel correcte procediment de l'anàlisi es requereix la informació sobre la temàtica escollida inicialment, en aquest cas dades personals dels usuaris subjectes a estudi i dades musicals de cada usuari. La recopilació d'aquestes dades s'ha fet mitjançant una enquesta de Google Forms.

2. Segona fase - Tractament de les dades

Un cop obtingudes les dades, es tracten amb l'objectiu d'adequar-les al programari utilitzat per a l'anàlisi de les posteriors xarxes, aquesta és una extensió de l'Excel™ anomenada NodeXL (NodeXL, 2022).

3. Tercera fase - Creació de les xarxes

Ja amb tota la informació correctament processada, s'introdueix al NodeXL (NodeXL, 2022), el qual crearà una xarxa en funció dels seus nodes i connexions. A més s'hauran d'editar diversos paràmetres i afegir certes dades perquè la posterior anàlisi sigui realitzable.

4. Quarta fase - Anàlisi de la xarxa

A causa de la complexa estructura de la xarxa, es realitzen diversos procediments de filtratge dels usuaris en funció de la connexió que tenen en relació amb els altres vèrtexs aconseguint analitzar-la des de l'arrel i veure com es va expandint fins a formar una gran component connexa. Un cop analitzada cada xarxa mitjançant els filtres s'obtidran les conclusions pertinents.

5. Cinquena fase - Obtenció de resultats i discussió amb la hipòtesi inicial

Amb els resultats de cada anàlisi de les diferents xarxes s'obtidrà una relació entre aquestes i unes conclusions adients a cada paràmetre analitzat en el treball. Per finalitzar es contrastaran els resultats i conclusions obtingudes de l'experiment i la hipòtesi plantejada a l'inici.

3 - Teoria i anàlisi de xarxes complexes

Per facilitar la comprensió de gran part de l'anàlisi que s'ha realitzat en aquest treball, és important conèixer, en primer lloc, què entenem per xarxes complexes, en segon lloc, quin tipus de xarxes són els grafs bipartits, utilitats en el procediment de la creació de les xarxes aquí analitzades, quina estructura tenen i perquè s'utilitzen.

A part cal esmentar i introduir diversos conceptes i mesures de centralitat relacionats amb les xarxes complexes que seran clau per a trobar els resultats adients per a la nostra anàlisi.

3.1 - Xarxes complexes

La majoria de xarxes socials, biològiques i tecnològiques mostren característiques tipològiques no trivials, amb patrons de connexió entre els seus elements que no són ni purament regulars ni purament aleatòries. Aquestes característiques inclouen una cua pesada en la distribució de graus, un coeficient d'agrupament elevat, l'assortativitat o dissortativitat entre els vèrtexs, l'estructura de la comunitat i l'estructura jeràrquica. En el cas de les xarxes dirigides, aquestes característiques també inclouen la reciprocitat, el perfil de significació de la triada i altres característiques. En canvi, molts dels models matemàtics de xarxes que s'han estudiat en el passat, com les retícules i els gràfics aleatoris, no mostren aquestes característiques. Les estructures més complexes es poden realitzar mitjançant xarxes amb un nombre mitjà d'interaccions. Això correspon al fet que s'obté el màxim contingut d'informació (entropia) per a probabilitats mitjanes.

Dues classes de xarxes complexes conegudes i molt estudiades són les xarxes sense escala i les xarxes de món petit, el descobriment i la definició de les quals són estudis de casos canònics en el camp. Tots dos es caracteritzen per característiques estructurals específiques: distribucions de graus de llei de potència per a la primera i longituds de camins curts i alta agrupació per a la segona. Tanmateix, a mesura que l'estudi de xarxes complexes ha continuat creixent en importància i popularitat, molts altres aspectes de les estructures de xarxa també han cridat l'atenció.

El camp continua desenvolupant-se a un ritme ràpid i ha reunit investigadors de moltes àrees, com ara matemàtiques, física, sistemes d'energia elèctrica, biologia, clima, informàtica, sociologia, epidemiologia i altres. S'han aplicat idees i eines de la ciència i l'enginyeria de xarxes a l'anàlisi de xarxes reguladores metabòliques i genètiques; l'estudi de l'estabilitat i la robustesa de l'ecosistema; ciència clínica; el modelatge i disseny de xarxes de comunicació escalables com ara la generació i visualització de xarxes sense fil complexes; i una àmplia gamma d'altres qüestions pràctiques. La ciència en xarxa és el tema de nombroses conferències en diferents camps i ha estat objecte de nombrosos llibres tant per a profans com per a experts. (Newman, 2010; Sole, 2008)

3.2 - Grafs bipartits

Els grafs bipartits són un cas particular de xarxa complexa en el qual els nodes són de dos tipus diferents, com per exemple, persones i hobbies (Figura 1). En el cas general (això és, grafs multipartits) els vèrtexs es poden separar en múltiples conjunts diferenciats, de manera que les arestes no poden relacionar vèrtexs d'un mateix conjunt. L'estructura d'aquests grafs se sol trobar representat en dues columnes o files de N vèrtexs i les arestes unint els vèrtexs d'aquestes dues columnes o files.

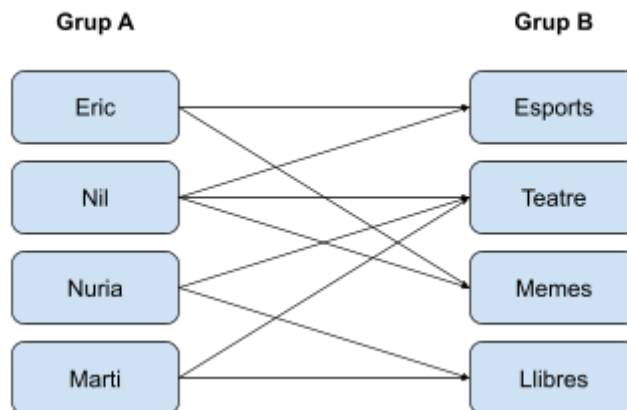


Figura 1 - Graf bipartit d'exemple.

L'ús que tenen aquests grafs és la modelització de relacions entre dos tipus de grups clarament diferenciats. En el cas del graf de la figura 1 anterior, la projecció del grup A en el grup B ens permetria crear un graf unipartit on els diferents hobbies estarien units per arestes, si entre ells existeix una o més persones que comparteixen aquells mateixos hobbies. Similarment, la projecció del grup B en el grup A ens permetria crear un graf unipartit on les diferents persones estarien unides per arestes si entre ells existeix un o més hobbies compartits per les mateixes persones com es veu en la figura 2.

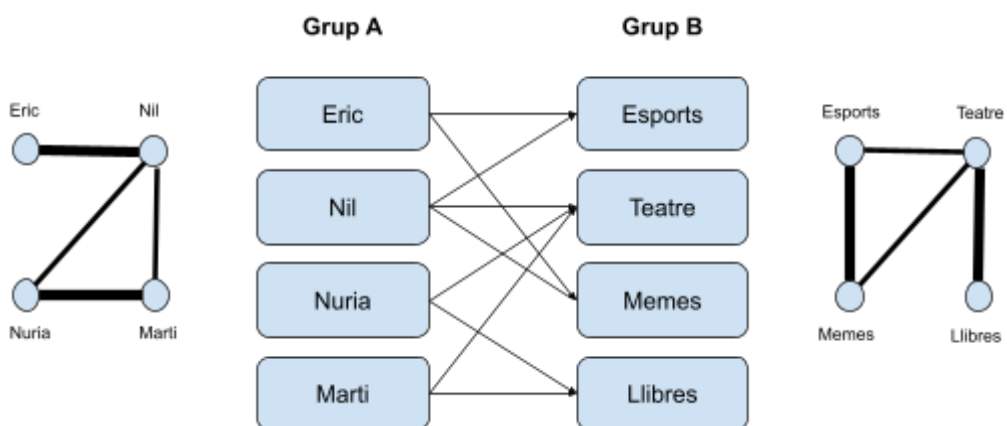


Figura 2 - Grafs unipartits fruit de la projecció dels grups A en B (dreta) i B en A (esquerra). El gruix de l'aresta indica la força de l'enllaç (això és, quants elements es comparteixen).

Mitjançant aquestes projeccions, podem obtenir les connexions entre els elements de cada conjunt per a posteriorment fer una anàlisi d'aquestes connexions i extreure informació de valor per al nostre objectiu tot i considerant tan sols un dels tipus de nodes existents.

Una de les principals aplicacions on podem trobar els grafs bipartits i les seves projeccions és en l'anàlisi de xarxes socials per a l'obtenció d'informació com gustos, aficions i tendències dels seus usuaris. La cerca del benefici de la xarxa a través de la informació dels seus usuaris a passat a anomenar-se capitalisme de vigilància (Zuboff, 2020) i és utilitzat per la gran majoria d'empreses generadores de xarxes socials o de venda de productes massius com Amazon, Google, Apple, etc. El capitalisme de vigilància actua mitjançant procediments que permeten reconèixer l'actiu humà com a bé de transacció. En el cas de la Figura 2, podem veure per exemple que en Nil té com a hobbies l'esport, el teatre i els memes. En canvi, en Martí té com a hobbies els llibres i el teatre. Un cop extret els gustos dels dos usuaris podem veure l'interès que hi treu Instagram a la informació, com sabem que tant a en Nil com a en Martí els hi agrada el teatre, s'estableix una relació entre els dos usuaris, per tant, el que fa Instagram és ensenyar a en Nil publicacions de llibres, que és l'altre tema que li agrada a en Martí i a aquest li ensenya publicacions d'esports que és el que li agrada a en Nil.

Aquest procediment es du a terme amb l'objectiu de continuar trobant possibles gustos d'un usuari utilitzant els gustos que té un altre usuari que té una connexió amb ell. Si ho aconseguim, s'estableixen nous gustos per a cada usuari i la xarxa social creix i en cas de no aconseguir-ho ho continua provant amb altres usuaris com l'Eric o la Núria.

Podem extreure com a conclusió que la informació dels usuaris és molt valuosa i que és molt fàcil treure un benefici en un món tan globalitzat com l'actual, en el qual pràcticament tothom està connectat a través d'internet.

En el cas de la plataforma de compra i venda Amazon, es realitzen accions molt semblants al de les xarxes socials. Aquí el grup A encara és format per les persones compradores, mentre que el grup B està format pels productes comprats. Amazon obté un benefici econòmic directe recomanant productes que han estat comprats també per altres persones, fomentant així la compra d'altres productes relacionats amb gustos semblants.

3.3 - Mesures de centralitat i anàlisi de xarxes complexes

L'altre gran part que engloba aquest treball és la formació i anàlisi d'una xarxa complexa amb les dades adjacents per l'estudi realitzat. Per poder extreure uns bons resultats cal esmentar i explicar diversos tipus de mesures i característiques que conformen les xarxes complexes (Newman, 2010). A continuació s'enumeren les mesures utilitzades en aquesta anàlisi separades per mesures de centralitat (referides a la importància individual del vèrtex o node) i mesures globals (referides a les mateixes mesures però en mitjana per a tota la xarxa):

Mesures de centralitat:

1. **Grau (an., degree) k_i :** Nombre de connexions o arestes que té un node cap a altres nodes. Si parlem d'una xarxa direccional, es pot establir una direcció a aquestes connexions entre nodes, per tant, els nodes tenen dos tipus de graus; el nombre de connexions que entren al node i el nombre de connexions que surten del node.

2. **Entremetjania (an., betweenness) b_i :** Nombre de camins geodèsics o camins més curts entre dos nodes que passen per un node.

$$b_i = \frac{1}{n^2} \sum_{st} \frac{n_{st}^i}{g_{st}} \quad (1)$$

On n_{st}^i es el nombre de camins geodèsics que creuen i desde s fins a t , g_{st} el nombre total de camins geodèsics entre s i t i n^2 el coeficient per normalitzar la betweenness d'entre 0 a 1.

3. **Agrupació (an., clustering) C_i :** Nombre de triangles connectats a un node respecte del total de triples que el connecten.

$$C_i = \frac{2p}{k_i * (k_i - 1)} \quad (2)$$

On p es el nombre de vertex entre els veïns del vertex i i k_i el grau del vertex.

Mesures globals:

4. **Grau mitjà (an., *average degree*) $\langle k \rangle$:** Mitjana aritmètica d'arestes connectades a cada vèrtex d'una xarxa.

5. **Distribució de grau (an., *Degree distribution*) $P(k)$:** Distribució de probabilitat del grau. Es genera un gràfic d'eixos amb el nombre de graus trobats en tota la xarxa i quants de cada s'han trobat. La distribució pot ser normal o acumulada.

6. **Component connexa:** Conjunt de vèrtexs connectats per arestes, es considera la mateixa xarxa deixant de banda a vèrtex que no estiguin connectats a la component de mida més gran (això és, la que conté la quantitat més gran de nodes connectats).

4 - Metodologia i procés d'anàlisi

El mètode emprat en la part pràctica es compon de quatre fases com s'ha explicat a la metodologia, a continuació s'explicarà detalladament les característiques de cada fase i com es connecten entre elles.

4.1 - Obtenció de dades

Pel correcte procediment de l'anàlisi es requereix la informació sobre la temàtica escollida inicialment, en aquest cas dades personals dels usuaris subjectes a estudi tals com:

- a. Nom
- b. Edat
- c. Sexe
- d. Estudis

Per altra banda, es requereixen també dades musicals de cada usuari en forma de llista d'entre 20 a 40 cançons que per a cada un són importants o solen escoltar, les quals estaran definides per:

- a. Títol de la cançó
- b. Grup o cantant que l'interpreta
- c. Gènere musical

La recopilació d'aquestes dades s'ha fet mitjançant una enquesta de Google Forms (veure Annex A) i l'emmagatzematge de la informació a través de fulls d'Excel™.

Mostrem tot seguit el resum de dades estadístiques referents a les dades personals dels 60 usuaris.

Com veiem a la figura 3, els usuaris enquestats estan dividits en un 63,3% de dones i un 36,7% d'homes. Tot seguit a la figura 4 es pot veure tot els estudis que aquests mateixos usuaris cursen o han cursat. Per acabar a la figura 5 es pot veure com de repartides estan les edats dels usuaris, la nomenclatura utilitzada és una lletra i un número; la lletra és D en el cas de tenir divuit o dinou anys i és V en el cas dels usuaris que tenen vint o més, tot acompanyat del número que es xifra de la unitat de la seva edat.

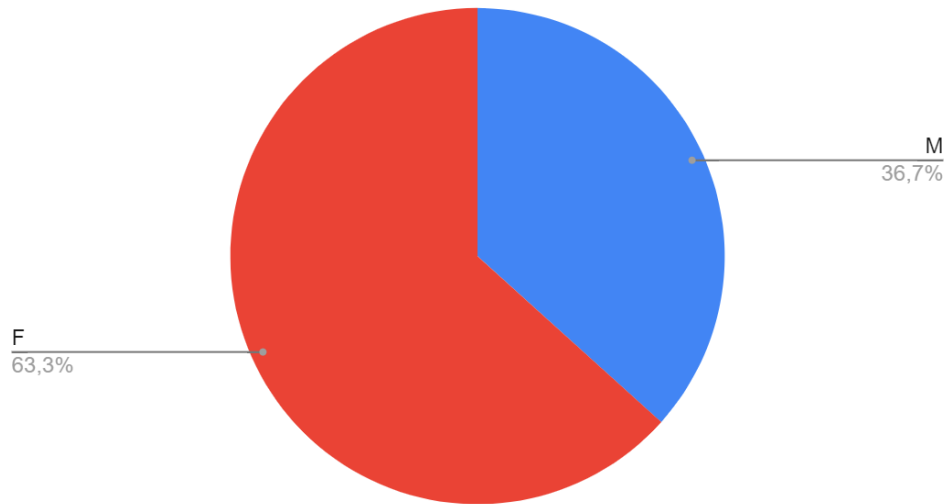


Figura 3 - Gràfic de l'enquesta sexe.

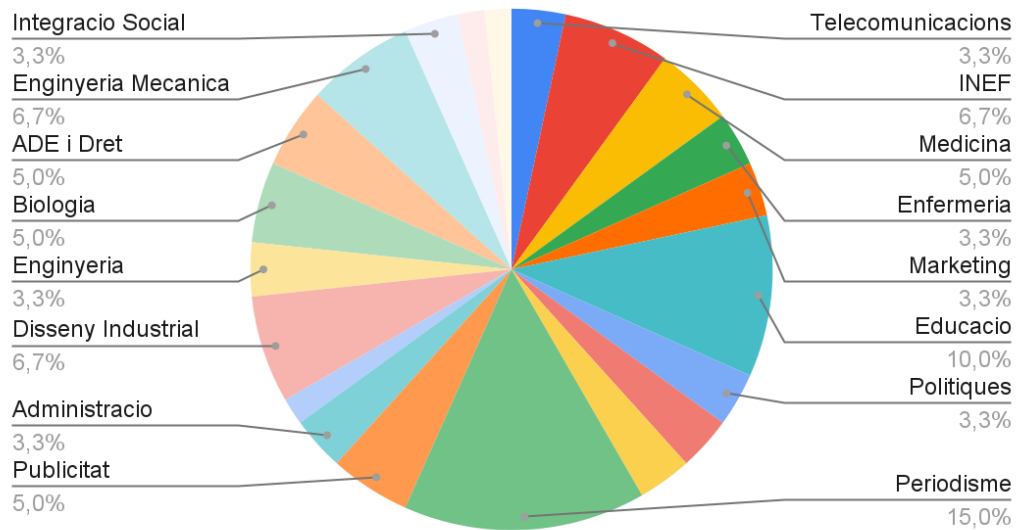


Figura 4 - Gràfic de l'enquesta estudis.

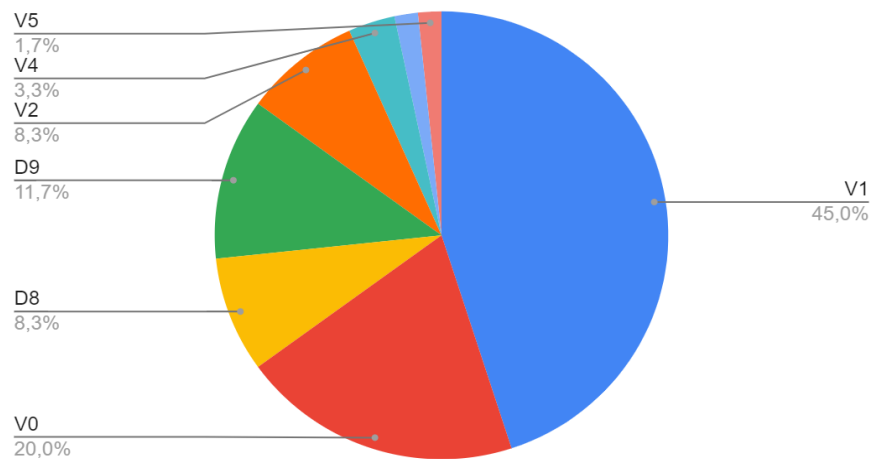


Figura 5 - Gràfic de l'enquesta edat.

4.2 - Tractament de dades

Un cop obtingudes les dades de 60 usuaris i emmagatzemades en un full de càlcul, es pre-tracten amb l'objectiu d'adequar-les al programari utilitzat per a l'anàlisi de les posteriors xarxes, aquesta és una extensió de l'Excel™ anomenada NodeXL (NodeXL, 2022).

Per fer-ho, se separen les dades personals dels usuaris de les musicals i aquestes últimes se segreguen els tres grups anteriorment comentats: el títol de la cançó, el grup o cantant que la interpreta i el gènere musical de la cançó com es pot veure a la taula 1. La divisió de les dades musicals ens permet elaborar tres anàlisis diferents de 3 xarxes diferents per enriquir el resultat final i per establir un ordre de més general a més concret.

Taula 1 - Estructura dades musicals

Nom	Canço	Grup	Genere
Eric Alvarez	Hit & Run	Wolfgang Lohr	ElectroSwing
Eric Alvarez	Hit the road Jack	Wolfgang Lohr	ElectroSwing
Eric Alvarez	Empires	The Electric Swing Circus	ElectroSwing
Eric Alvarez	Payphone	Maroon 5	Pop
Eric Alvarez	Rather Be	Clean Bandit	Pop
Eric Alvarez	Bleeding Out	Imagine Dragons	Rock
Eric Alvarez	Elephant In The Room	Confetti	Indie
Eric Alvarez	Piccola Stella	Ultimo	Pop
Eric Alvarez	Jackie Chan	Tiesto	EDM
Eric Alvarez	New Beginnings	Neffex	Pop
Eric Alvarez	Stereo Hearts	Gym Class Heroes	Pop
Eric Alvarez	Beat Of My Drum	POWERS	Indie
Eric Alvarez	Daily	Rival & Cadmium	EDM
Eric Alvarez	Circles	Post Malone	Rap/Hip Hop
Eric Alvarez	Moonshine	Caravan Palace	Indie
Eric Alvarez	Bloody Valentine	Machine Gun Kelly	Rock

Un cop diferenciat aquestes tres parts, es conforma un graf bipartit per a cada un de les parts relacionant-los amb els mateixos usuaris, és a dir, un graf bipartit entre usuaris i gèneres musicals, usuaris i grups musicals i per últim, usuaris i cançons, indicats a la figura 6.

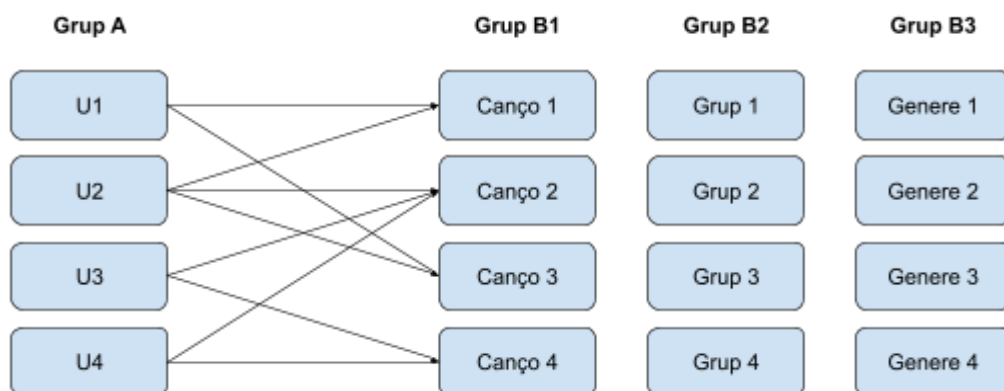


Figura 6 - Grafos bipartits de l'anàlisi.

Amb aquests 3 grafs bipartits es poden extreure dues matrius quadrades per a cada graf. Com a exemple, agafant el d'usuaris-gèneres, extraiem una matriu utilitzant els usuaris com a nodes i els gèneres compartits entre usuaris d'arestes.

El procediment que es realitza està exposat a la figura 7 i és el següent:

1. Es parteix del graf bipartit amb els grups A i B i es forma una matriu A la qual té de columnes als nodes del grup A i de files els nodes del grup B.
2. A partir de la matriu A es pot extreure la matriu C multiplicant la matriu A per aquesta mateixa transposada. Com a resultat s'obté una matriu quadrada amb els nodes del grup B com a files i columnes
3. Al realitzar el mateix procediment que al punt 2 invertint els factors de la multiplicació s'obté la matriu B, l'altre matriu quadrada amb els nodes del grup A com a columnes i files.

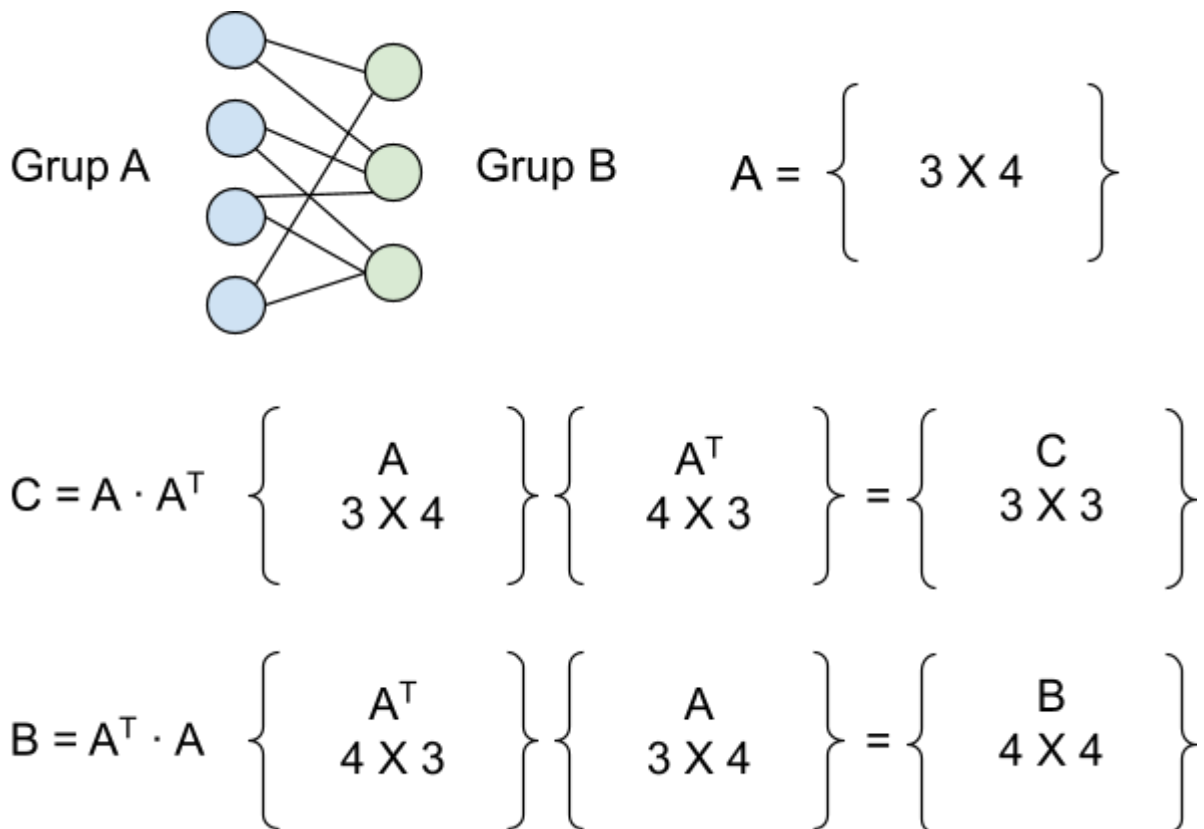


Figura 7 - Obtenció de projeccions unipartites.

Els nombres de cada cel·la de les dues matrius quadrades corresponen a un coeficient de connexió entre cada parella de grups. En el nostre cas nosaltres només utilitzarem la projecció dels usuaris que es trobaran com a columnes i files com es veu a la taula 2.

Taula 2 - Extracte d'una de les matrius quadrades (usuaris connectats per gèneres en comú).

	Adria Vilanova	Adrian Marquill	Adrian Santiago	Adriana Barhil	Alex Martinez
Adria Vilanova	408	156	121	170	70
Adrian Marquill	156	1522	0	79	41
Adrian Santiago	121	0	1026	98	33
Adriana Barhil	170	79	98	322	70
Alex Martinez	70	41	33	70	1104
Anais Morales	161	0	268	170	33
Anna Garrigo	203	312	96	322	41
Anthony Pedraza	246	39	84	195	133
Ares Quetglas	309	156	230	338	4

Per acabar es diagonalitzen les sis matrius, és a dir, es col·loquen zeros a les seves diagonals per al correcte ús d'aquestes del programari NodeXL (NodeXL, 2022).

4.3 - Obtenció de la xarxa

Com s'ha comentat anteriorment, es necessiten tractar les dades obtingudes amb l'objectiu de fer-les servir en el programa NodeXL (NodeXL, 2022). Val a dir que la utilització d'aquest programa ve donada per la seva facilitat d'utilització de dades en format full de càlcul, fet que facilita molt el procés d'anàlisi. Aquest programa s'encarrega d'agafar les dades en forma de matrius, que han sigut obtingudes dels grafs bipartits, i crea una xarxa amb totes les connexions entre usuaris.

El programari NodeXL (NodeXL, 2022) genera una llista amb totes les connexions entre usuaris (columna A i B de la taula 3) i dona l'opció d'editar paràmetres d'aquestes arestes tals com el color, el gruix i un títol (columnes C, D i H respectivament de la taula 3). Finalment, també genera una columna amb els pesos d'aquestes arestes (columna O de la taula 3), és a dir, la força que té cada connexió que posteriorment serà molt útil per a elaborar l'anàlisi. A part de la pestanya d'arestes, també genera una per als vèrtexs de la xarxa amb paràmetres semblants de personalització com color, títols o mides diferents per a cada un (taula 4).

Taula 3 - Interfície arestes NodeXL

	A	B	C Visual Properties					H Labels	I Label Text	J Label Font	N Other Columns	O Edge
1												
2	Vertex 1	Vertex 2	Color	Width	Style	Opacity	Visibility	Label	Color	Size	Columns Here	Weight
654	Berta Alons	Oscar Mora										89
655	Arnau Fort	Oscar Mora										99
656	Ariadna Ma	Oscar Mora										217
657	Ares Quetg	Oscar Mora										189
658	Anthony Pe	Oscar Mora										149
659	Anna Garrig	Oscar Mora										131
660	Anais Mora	Oscar Mora										147
661	Alex Martin	Oscar Mora										466
662	Adriana Bar	Oscar Mora										133
663	Adrian Sant	Oscar Mora										287
664	Adrian Mari	Oscar Mora										156
665	Adria Vilani	Oscar Mora										162
666	Marko Cam	Oriol Martinez										20
667	Eric Alvarez	Oriol Martinez										40
668	Adria Vilani	Oriol Martinez										20
669	Nuria Carm	Nuria Manchon										231
670	Miriam Gor	Nuria Manchon										238

Taula 4 - Interfície vertex NodeXL

	A	B	C Visual Properties					H Labels	I Label Fill	J Label	K	AC Other Columns
1												
2	Vertex		Color	Shape	Size	Opacity	Image	Label	Color	Position	Tooltip	Columns Here
3	Adria Vilanova											
4	Adrian Marquillos											
5	Adrian Santiago											
6	Adriana Barhil											
7	Alex Martinez											
8	Anais Morales											
9	Anna Garrigo											
10	Anthony Pedraza											
11	Ares Quetglas											
12	Ariadna Martinez											
13	Arnau Fort											
14	Berta Alonso											

Per finalitzar, el programa proporciona un desplegable amb la mateixa xarxa que totes les arestes i vèrtexs creen amb un altre tipus d'interfície de visualització, en aquesta es pot canviar l'estil de gràfic o fer zoom en certes parts de la xarxa d'entre altres (figura 8).

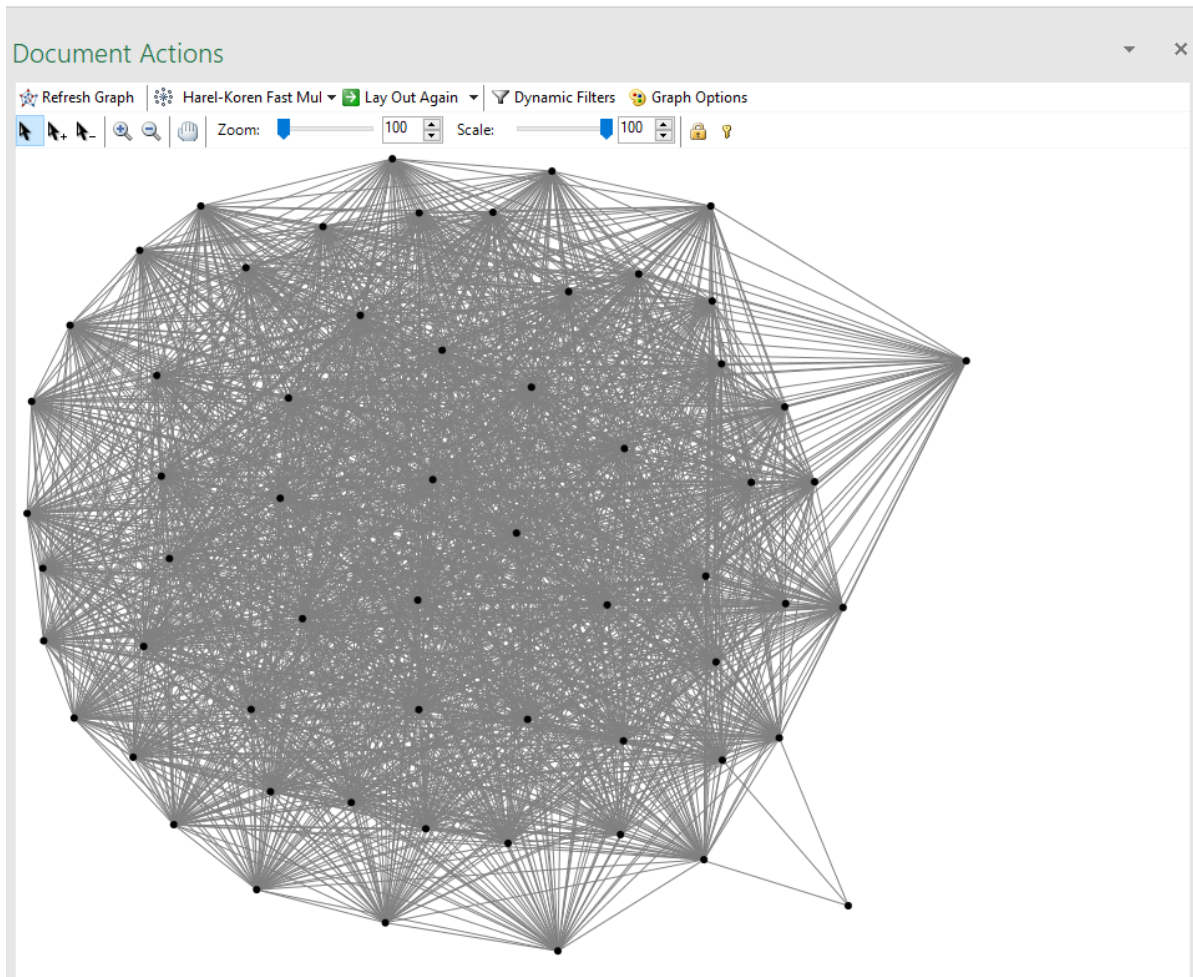


Figura 8 - Gràfic de la primera xarxa en NodeXL.

Ja que la informació a tractar és molt extensa tant en nombre d'usuaris com en nombre de cançons, es generen xarxes molt connexes com la de la figura 8. A causa d'això, és necessari buscar diferents processos dins de la mateixa aplicació per facilitar la visualització, anàlisi, administració de les dades i extracció de conclusions de cada una de les seves parts.

4.4 - Anàlisi de la xarxa

Abans d'iniciar l'anàlisi cal fer diverses operacions i consideracions prèvies a manera de full de ruta que seran esmentades i explicades a continuació:

1. Primerament, dins de la informació dels vèrtexs que ens ha generat NodeXL (NodeXL 2022), s'afegeix una nova columna que inclou els estudis que cada usuari cursa o ha cursat, aquesta és la principal connexió que volem trobar amb la informació musical i plantejada a la hipòtesi inicial del treball.
2. Un cop introduïdes totes les dades necessàries, per a facilitar la visualització tant dels usuaris com de les seves connexions, es decideix incloure un títol a cada vèrtex amb el nom de cada usuari (figura 9).

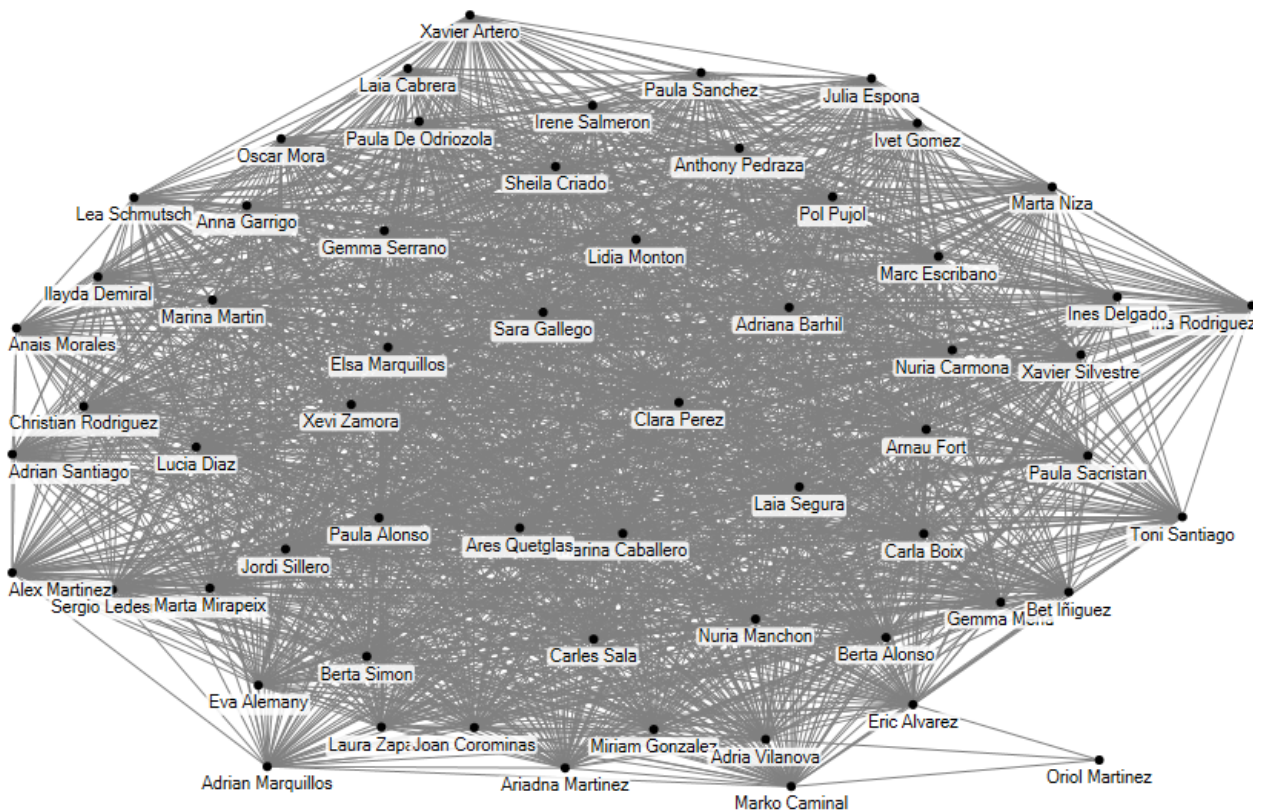


Figura 9 - Vertex amb els seus noms corresponents

- Per acabar de facilitar la visualització de la xarxa, s'ha aplicat diversos colors a cada usuari depenent de l'estudi que estigui cursant o hagi cursat. A més, s'ha aprofitat la dada que el programari ens aporta de la força de cada connexió per aplicar-lo al gruix de les arestes, fent les connexions més fortes les arestes més gruixudes i les més dèbils a les arestes menys gruixudes (figura 10).

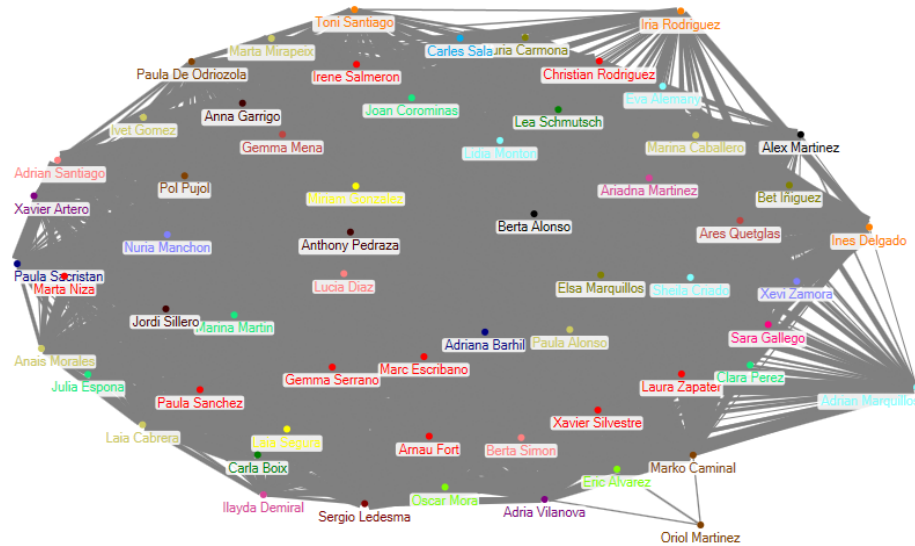


Figura 10 - Vertex amb colors i arestes de gruix variable

- Un cop decidits els diferents canvis, ens trobem amb el problema que la xarxa és massa connexa per analitzar-la sencera. Per poder elaborar una anàlisi coherent es decideix agrupar els diferents estudis en cinc àmbits (figura 11), que posteriorment seran els analitzats i realitzar diversos filtratges del vèrtex en funció de la força d'enllaç que tenen, amb això aconseguirem veure la xarxa des de la seva arrel i com es va expandint.

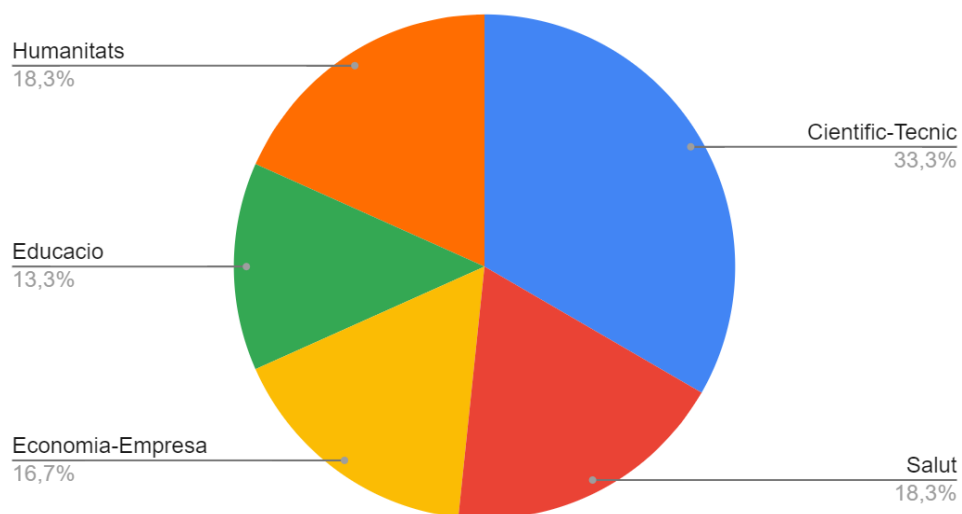


Figura 11 - Àmbits d'estudi

Procediment de filtratge

Es decideix primer de tot observar el nombre d'arestes totals que conformen la gran component connexa i a partir d'aquest nombre es realitzen diversos filtres d'un tant per cent d'aquestes arestes totals en funció de quant de fort siguin els enllaços. Per exemple s'ordena de les arestes més fortes (això és les que impliquen més característiques comunes entre els nodes) a les més dèbils i es realitza un filtratge del 5% de les arestes més fortes de tota la xarxa i s'obtenen les components connexes de la figura 12:

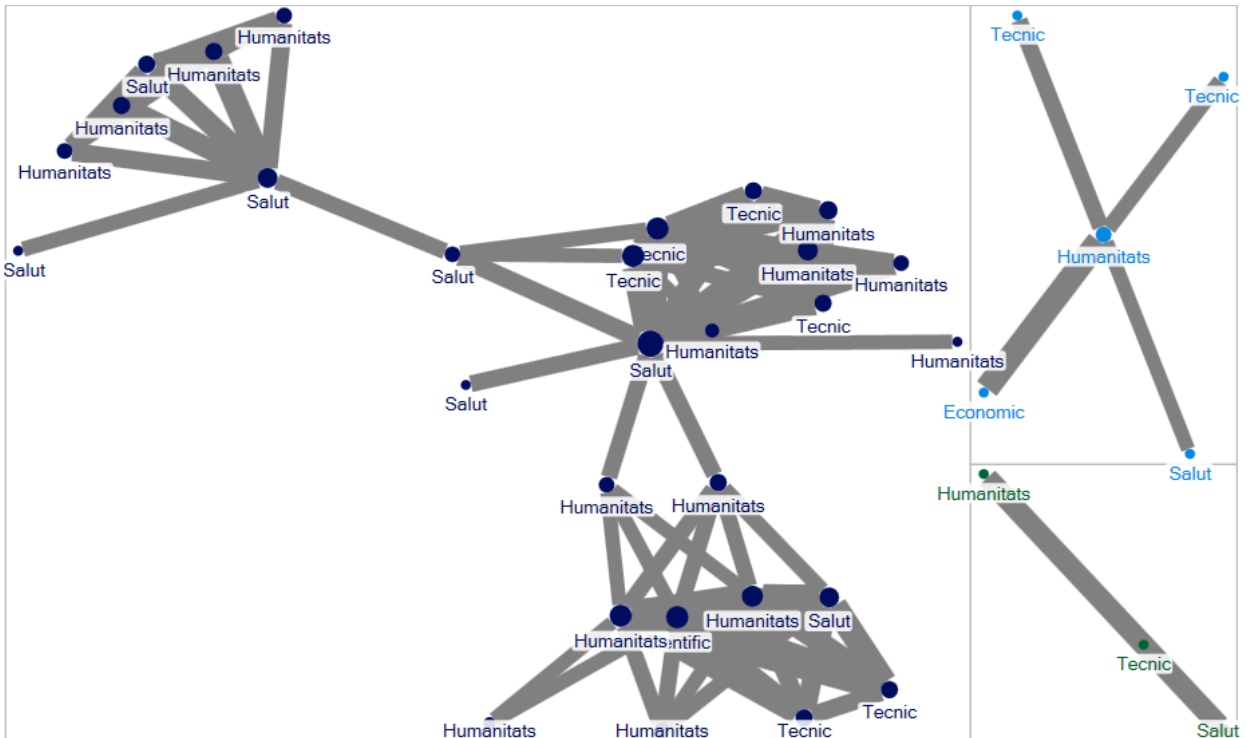


Figura 12 - Xarxa amb un filtratge del 5%.

Com es pot observar, al filtrar la xarxa sencera, s'obtenen diferents components connexes independents entre elles. Un cop s'obtenen aquests grups, s'anoten els valors que es consideren importants sobre cada un dels nivells de filtratge per a analitzar l'evolució de la connectivitat de la xarxa a mesura que aquest canvia.

Per a cada filtratge de cada xarxa, els valors són els següents:

- Nivell de filtratge (percentatge d'arestes més pesades incloses)
- Nombre d'arestes
- Nombre de nodes (i.e., mida de la xarxa)
- % de nodes (suma de nodes que apareix en totes les components connexes respecte el total de nodes, és a dir 60)
- Components connexes (nombre de components connexes que hi apareixen)

Per a cada component connexa, els valors són els següents:

- Nombre de nodes de la CC (i.e., mida de la CC)
- Nombre d'arestes de la CC
- Grau mitjà (nombre mitjà de connexions dels nodes que formen la CC)
- Nombre d'àmbits de la CC

En l'Annex B es pot consultar la taula amb tots els punts enumerats i els resultats.

Aquest procediment es repetirà augmentant en tant per cent del pes de les arestes més fortes fins que s'arribi a l'aparició del 90% o més de nodes respecte al total, estat que es considera una quantitat acceptable per a (1) obtenir valors estadístics sense biaix i (2) evitar l'anàlisi del conjunt restant d'arestes de pes menyspreable.

Procediment d'anàlisi

Un cop realitzats els diversos filratges, la xarxa queda preparada per a calcular les diferents mesures de centralitat. Les mesures de centralitat s'apliquen a cada un dels nodes que, en el nostre cas, estan identificats pel seu àmbit d'estudi. Posteriorment, s'agreguen els valors de les diferents mesures per cada àmbit, per a trobar algun tipus de correlació entre aquestes mesures, les quals caracteritzen els nodes, i els àmbits als quals pertanyen aquests nodes.

Per a cada component connexa de cada filratge, s'analitzen principalment tres mesures de centralitat: el grau, l'entremetjania i el coeficient d'agrupació. La decisió d'utilitzar aquestes mesures ve donada per (1) la seva facilitat de càlcul i (2) els bons resultats que donen per a caracteritzar la importància dels nodes en una xarxa (Newman, 2010). En particular:

- El grau proporciona una idea clarament intuïtiva de la importància del node fruit del nombre de connexions que tingui. Un grau elevat implica sempre una major connectivitat global del node com la del node blau de la figura 13.

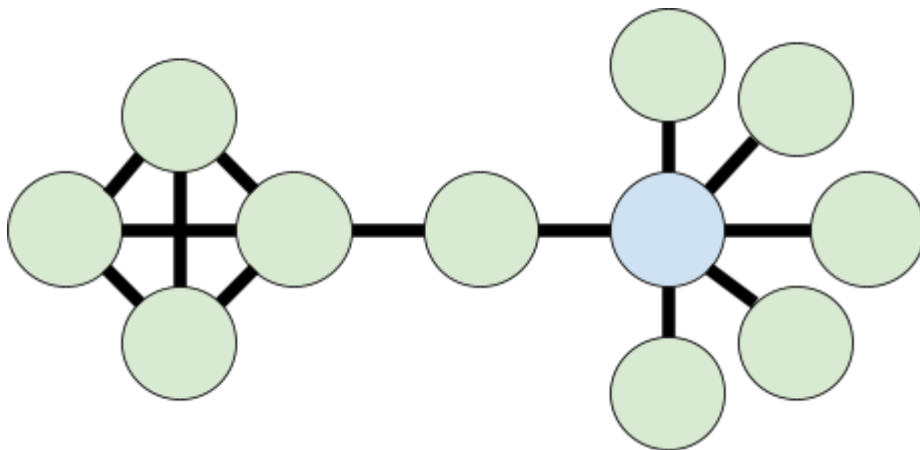


Figura 13 - Exemple d'un node amb un grau alt.

- L'entremetjania proporciona una idea de la importància del node fruit de la seva capacitat d'estar en els camins curts que uneixen altres nodes. Una entremetjania elevada implica una elevada capacitat de connectar components diferents dins de la mateixa xarxa com la del node vermell de la figura 14.

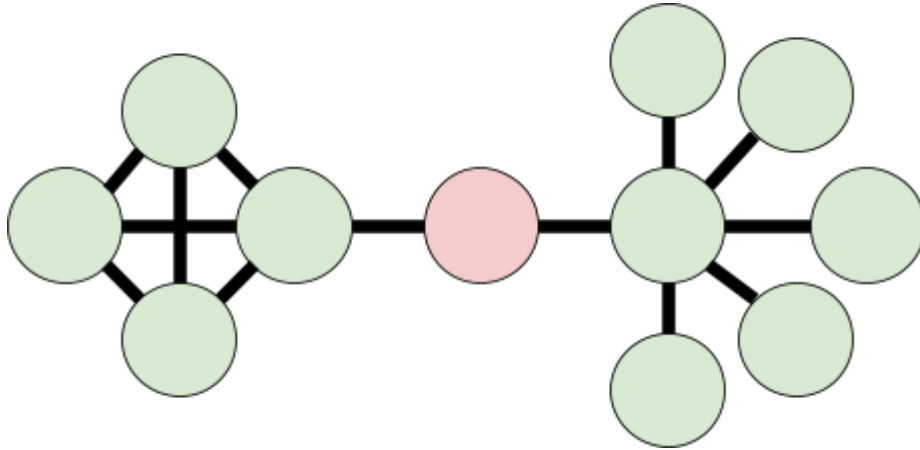


Figura 14 - Exemple d'un node amb una entremetjania alta.

- L'agrupació proporciona una idea de la capacitat de connectivitat *local* del node. Un node amb elevada agrupació (això és, amb una elevada quantitat de parelles de nodes connectades a ell) implica fer bona la dita "els amics dels meus amics són els meus amics".

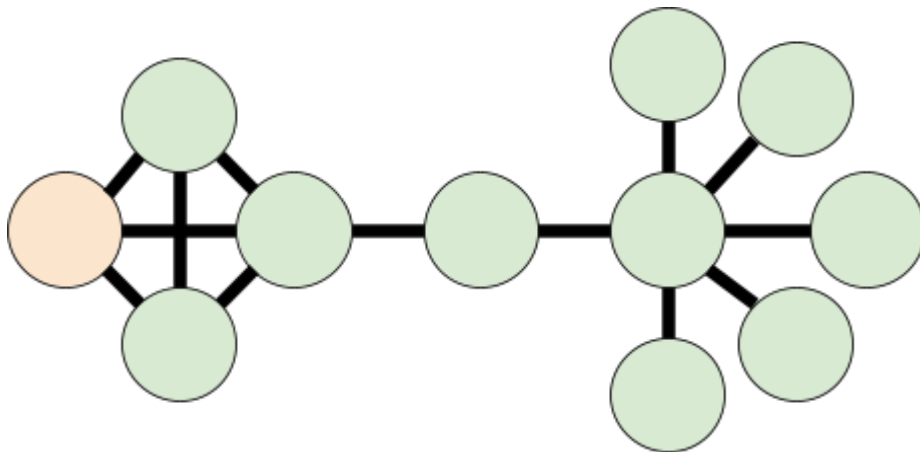


Figura 15 - Exemple d'un node amb una agrupació alta.

Amb aquestes tres mesures de centralitat per a cada node, es busca una correlació entre les seves mesures agregades i en mitjana, i l'àmbit en el qual l'usuari es troba. Els resultats s'agrupen en àmbits per tal d'observar quins àmbits sobresurten de la resta en funció de cada una de les tres mesures com s'observa en la figura 16. Els resultats per a cada mesura es normalitzen segons el valor més elevat de cada una de les mesures i s'expressa el grau en blau, l'entremetjana en vermell i l'agrupació en taronja.

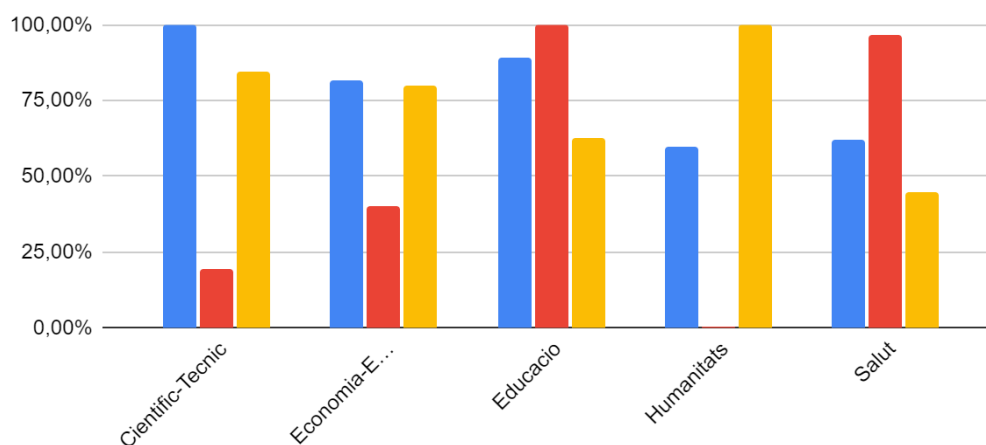


Figura 16 - Recompte de cada àmbit de la primera component connexa.

Amb aquesta informació som capaços de trobar quina compatibilitat o tendència es formen, en el cas que ho facin, entre el concepte de cada mesura i els diferents àmbits per a una posterior extracció de conclusions.

5 - Obtenció i exposició dels resultats

Per a l'obtenció dels resultats, s'observen comportaments diferents en cada una de les tres xarxes, com ja se suposava des d'un inici. Per tant, es divideixen els resultats en tres blocs.

5.1 - Xarxa Persones - Generes

La xarxa que relaciona als usuaris entre ells mitjançant la connexió musical dels gèneres musicals de les cançons és la menys extensa i la més connexa alhora, arribant al 90% de la mida de la xarxa amb només a tres filtratges diferents, el major d'ells de 15% del pes de les arestes més fortes.

A continuació es mostren els diferents filtratges i els resultats obtinguts, el format presentat és un "heatmap" o mapa de calor entre les mesures de centralitat i els àmbits dels estudis (taula 5 i 6) acompanyat del seu gràfic (figura 17 i 18). En tots els gràfics es representa el grau en blau, la betweenness en vermell i el clustering en taronja.

Filtrat del 5% del pes més gran d'aresta:

Taula 5 - Mapa de calor Xarxa 1 Filtratge 5%.

Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	100,00%	19,56%	84,74%
Economia-Empresa	81,91%	40,35%	80,11%
Educacio	89,36%	100,00%	62,60%
Humanitats	59,57%	0,20%	100,00%
Salut	62,06%	96,72%	44,97%
Total general	-	-	-

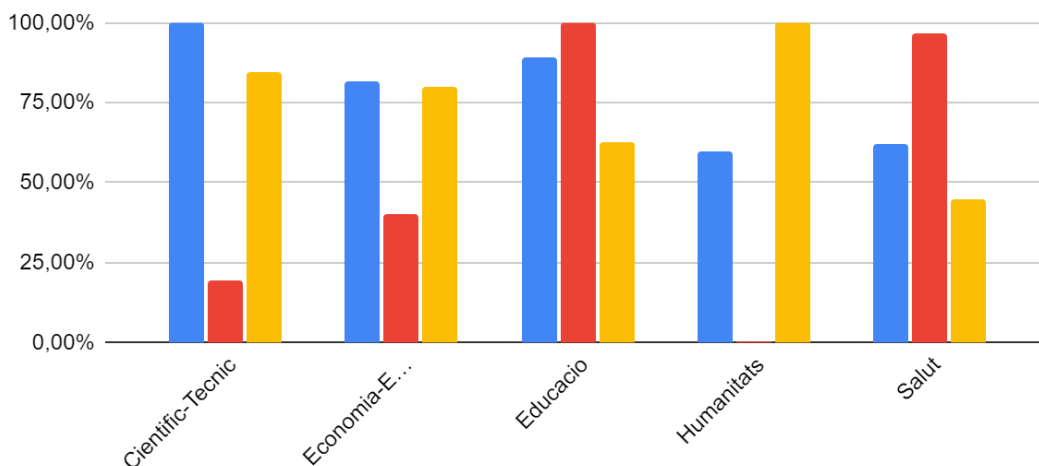


Figura 17 - Gràfic Xarxa 1 Filtratge 5%.

Filtrat del 15% del pes més gran d'aresta:

Taula 6 - Mapa de calor Xarxa 1 Filtratge 15%.

XPGE-F15%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	50,09%	13,54%	100,00%
Economia-Empresa	65,90%	43,00%	72,65%
Educacio	100,00%	100,00%	80,07%
Humanitats	52,87%	30,16%	93,11%
Salut	72,80%	31,91%	94,14%
Total general	-	-	-

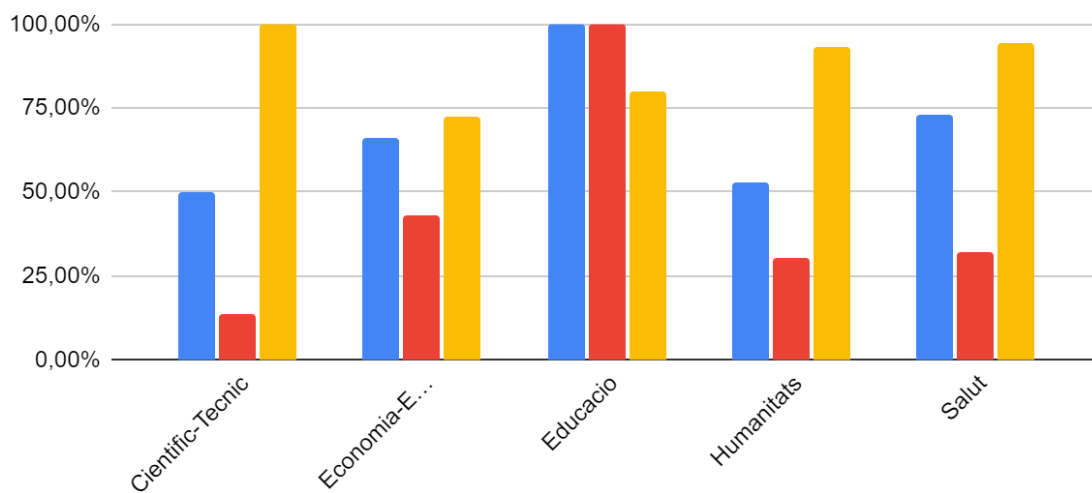


Figura 18 - Gràfic Xarxa 1 Filtratge 15%

Per concloure la primera xarxa cal esmentar que només es mostren els resultats fins al 5% i l'últim filtratge del 15%, això és degut al fet que a partir del 5% els resultats s'estabilitzen i tenen una variació molt petita entre ells en els filtratges intermedis fins a arribar a l'últim.

5.2 - Xarxa Persones - Grups

La xarxa que relaciona als usuaris entre ells mitjançant la connexió musical dels grups musicals de les cançons és mitjanament extensa i la prou connexa alhora, arribant fins a sis filtratges diferents de fins a un 35% del pes de les arestes més fortes.

A continuació es mostren els diferents filtratges i els resultats obtinguts, el format presentat és un "heatmap" o mapa de calor entre les mesures de centralitat i els àmbits dels estudis (taules 7, 8, 9, 10 i 11) acompanyat del seu gràfic (figures 19, 20, 21, 22 i 23). En tots els gràfics es representa el grau en blau, la betweenness en vermell i el clustering en taronja.

Filtrat del 5% del pes més gran d'aresta:

Taula 7 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 5%.

XPGR-F5%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	38,69%	16,19%	46,87%
Economia-Empresa	47,62%	12,22%	100,00%
Educacio	100,00%	100,00%	54,00%
Humanitats	47,62%	31,10%	5,36%
Salut	47,62%	21,20%	75,00%
Total general	-	-	-

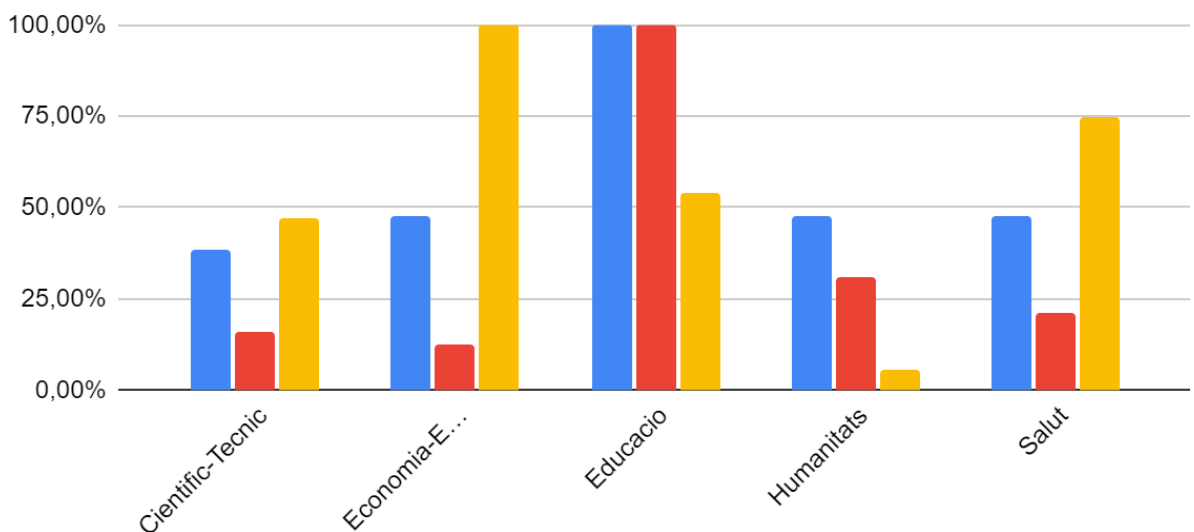


Figura 19 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 5%.

Filtrat del 10% del pes més gran d'aresta:

Taula 8 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 10%.

XPGR-F10%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	83,14%	25,41%	100,00%
Economia-Empresa	65,52%	46,27%	26,79%
Educacio	100,00%	97,94%	54,40%
Humanitats	77,78%	58,60%	38,87%
Salut	86,90%	100,00%	94,78%
Total general	-	-	-

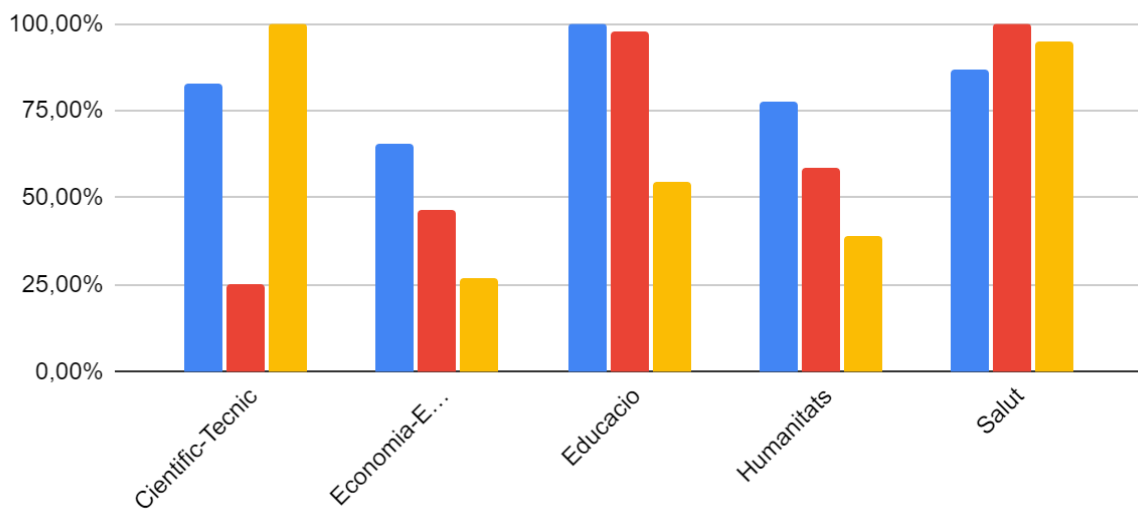


Figura 20 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 10%

Filtrat del 15% del pes més gran d'aresta:

Taula 9 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 15%.

XPGR-F15%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	84,31%	43,18%	92,62%
Economia-Empresa	69,72%	31,81%	81,05%
Educacio	93,14%	84,42%	67,98%
Humanitats	100,00%	100,00%	64,73%
Salut	91,50%	77,30%	100,00%
Total general	-	-	-

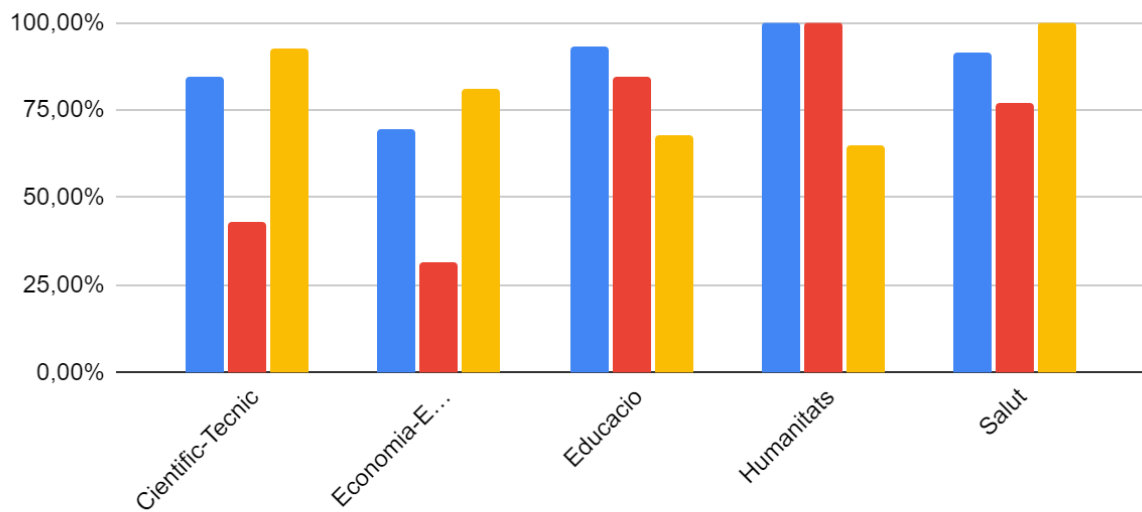


Figura 21 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 15%.

Filtrat del 20% del pes més gran d'aresta:

Taula 10 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 20%.

XPGR-F20%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	78,67%	47,90%	100,00%
Economia-Empresa	81,78%	55,07%	93,51%
Educacio	100,00%	77,80%	65,69%
Humanitats	96,00%	100,00%	58,88%
Salut	93,71%	51,51%	70,24%
Total general	-	-	-

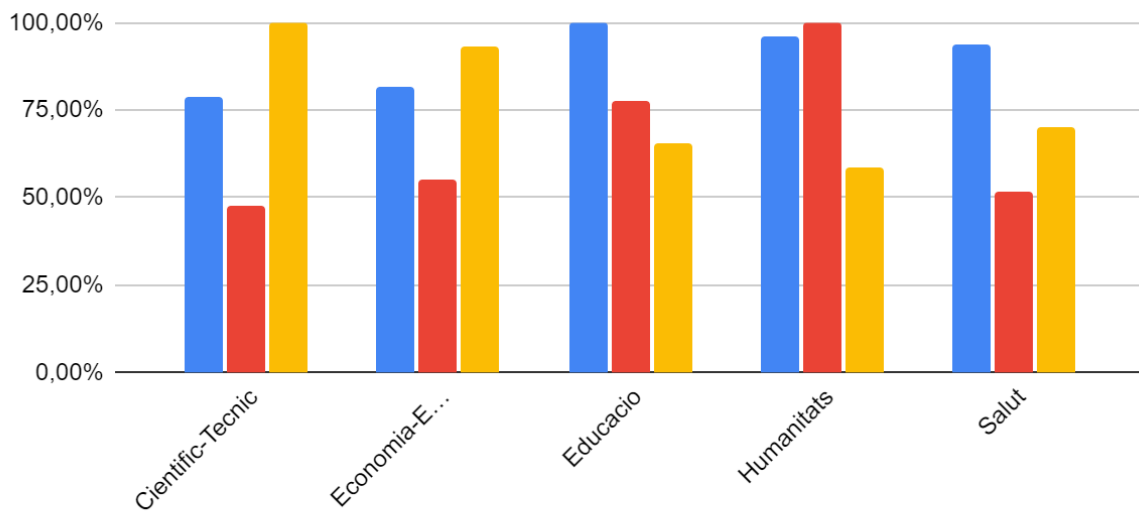


Figura 22 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 20%.

Filtrat del 35% del pes més gran d'aresta:

Taula 11 - Mapa de calor Xarxa 2 Filtratge 35%.

XPGR-F35%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	56,68%	23,79%	99,47%
Economia-Empresa	77,78%	49,80%	98,32%
Educacio	90,91%	54,31%	100,00%
Humanitats	100,00%	100,00%	83,71%
Salut	82,95%	38,39%	94,02%
Total general	-	-	-

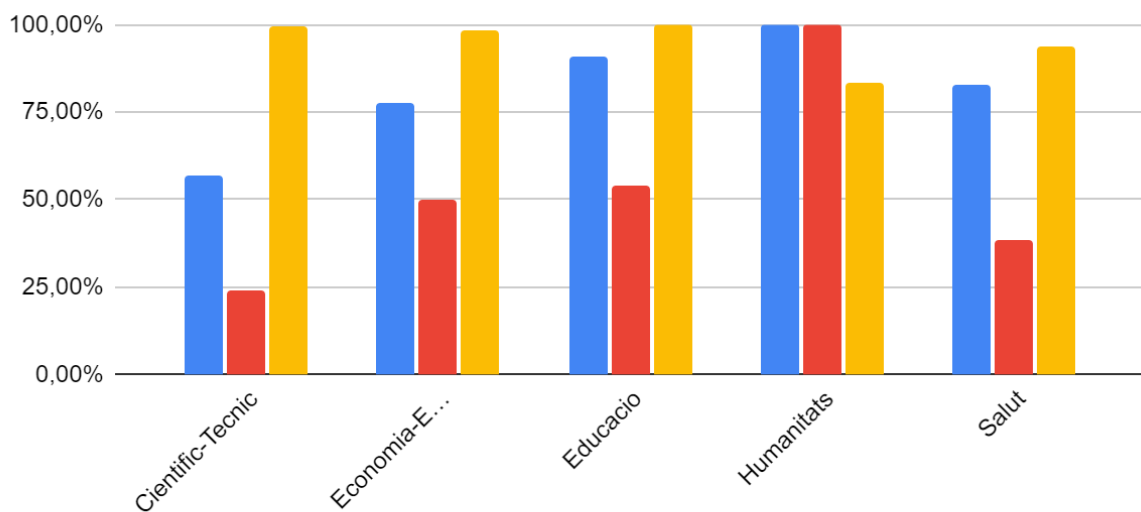


Figura 23 - Gràfic Xarxa 2 Filtratge 35%.

Per concloure la segona xarxa cal esmentar que només es mostren els resultats fins al 20% i l'últim filtratge del 35%, això és degut al fet que a partir del 20% els resultats s'estabilitzen i tenen una variació molt petita entre ells en els filtres intermedis fins a arribar a l'últim.

5.3 - Xarxa Persones - Cançons

La xarxa que relaciona als usuaris entre ells mitjançant la connexió musical de les mateixes cançons és la més extensa i la més dispersa alhora, arribant a vuit filtratges diferents de fins a un 60% del pes de les arestes més fortes.

A continuació es mostren els diferents filtratges i els resultats obtinguts, el format presentat és un "heatmap" o mapa de calor entre les mesures de centralitat i els àmbits dels estudis (taules 12, 13, 14, 15, 16, 17 i 18) acompanyat del seu gràfic (figures 24, 25, 26, 27, 28, 29 i 30). En tots els gràfics es representa el grau en blau, la betweenness en vermell i el clustering en taronja.

Filtrat del 5% del pes més gran d'aresta:

Taula 12 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 5%.

XPC-F5%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	30,77%	0,00%	-
Economia-Empresa	46,15%	27,78%	-
Educacio	30,77%	0,00%	-
Humanitats	100,00%	100,00%	-
Salut	30,77%	0,00%	-
Total general	-	-	-

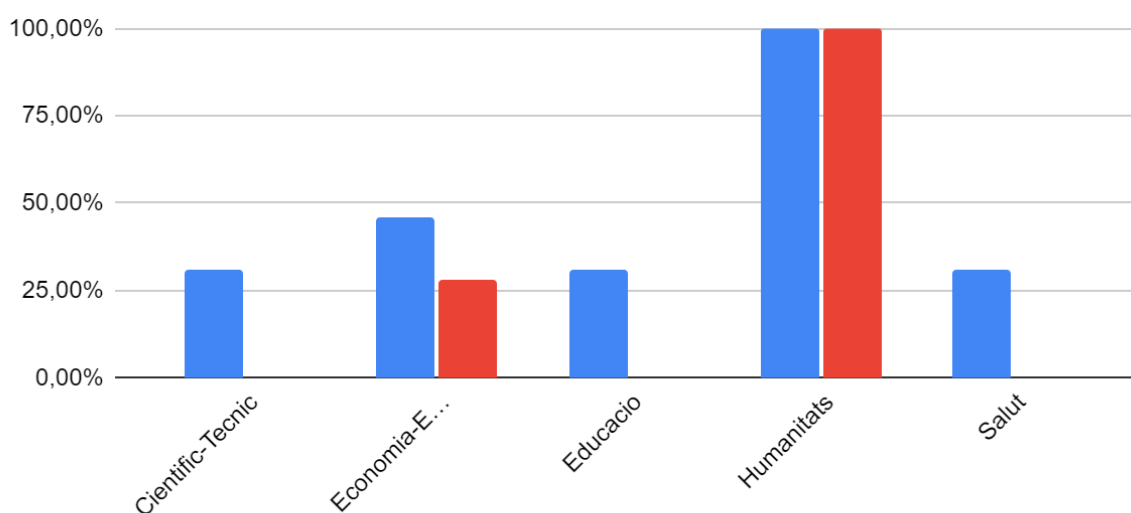


Figura 24 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 5%.

Filtrat del 10% del pes més gran d'aresta:

Taula 13 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 10%.

XPC-F10%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	21,05%	0,00%	0,00%
Economia-Empresa	35,09%	11,24%	34,89%
Educacio	42,11%	16,85%	52,34%
Humanitats	100,00%	100,00%	100,00%
Salut	29,47%	1,35%	41,87%
Total general	-	-	-

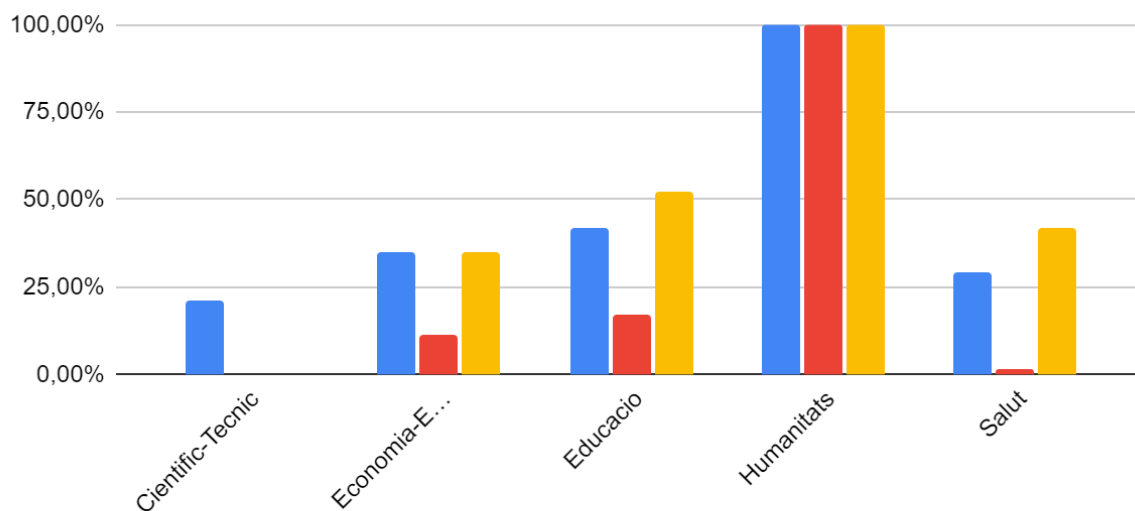


Figura 25 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 10%.

Filtrat del 15% del pes més gran d'aresta:

Taula 14 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 15%.

XPC-F15%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	35,71%	69,80%	16,81%
Economia-Empresa	42,86%	37,58%	64,31%
Educacio	49,11%	9,11%	100,00%
Humanitats	100,00%	100,00%	66,41%
Salut	46,43%	13,01%	62,75%
Total general	-	-	-

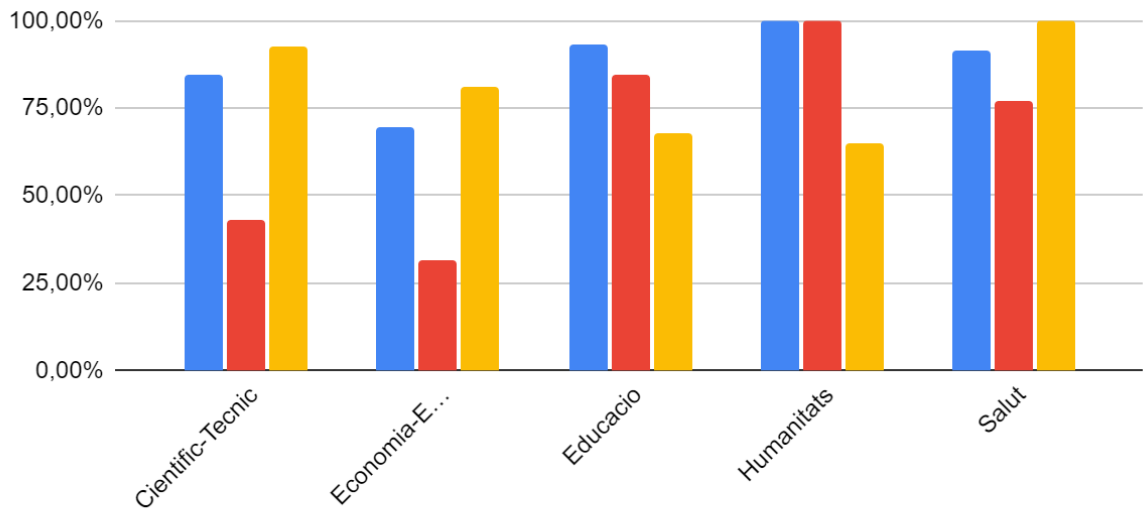


Figura 26 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 15%.

Filtrat del 20% del pes més gran d'aresta:

Taula 15 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 20%.

XPC-F20%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	44,72%	39,37%	43,22%
Economia-Empresa	52,97%	15,00%	100,00%
Educacio	48,65%	29,77%	36,30%
Humanitats	100,00%	100,00%	43,93%
Salut	64,32%	48,98%	49,18%
Total general	-	-	-

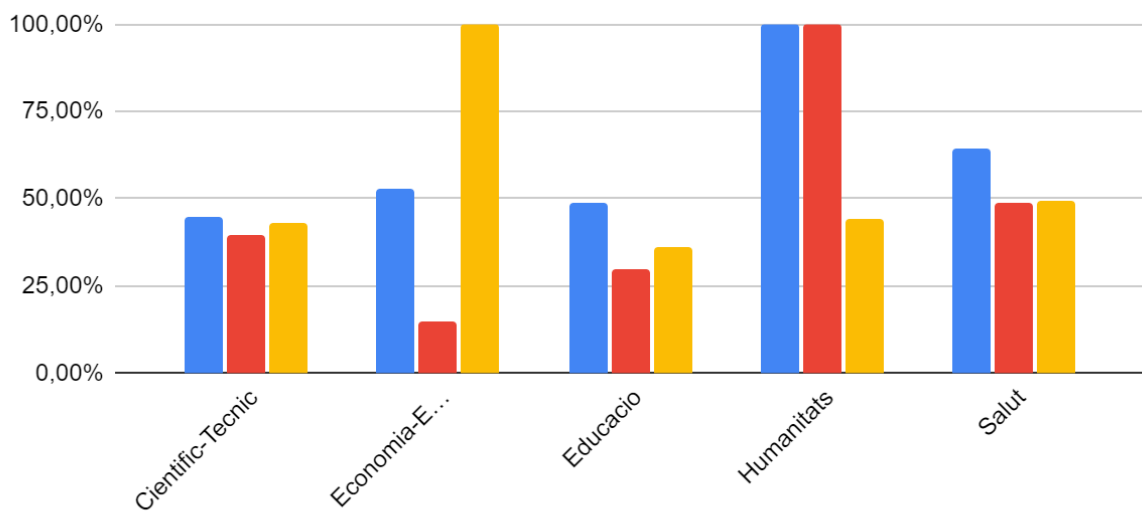


Figura 27 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 20%.

Filtrat del 25% del pes més gran d'aresta:

Taula 16 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 25%.

XPC-F25%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	48,48%	32,59%	63,42%
Economia-Empresa	59,09%	63,83%	52,59%
Educacio	56,82%	32,66%	56,83%
Humanitats	100,00%	100,00%	100,00%
Salut	63,64%	40,39%	65,30%
Total general	-	-	-

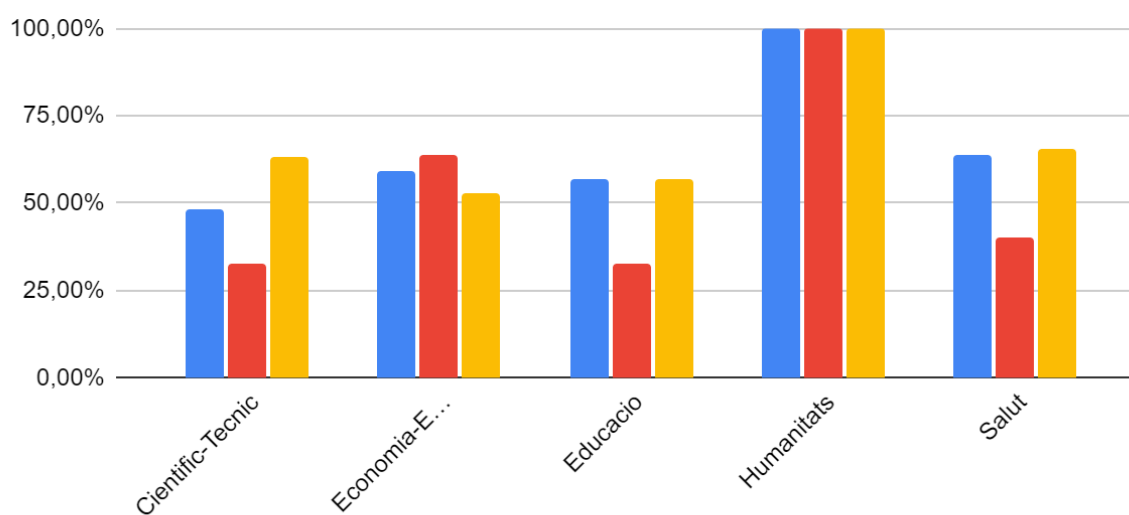


Figura 28 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 25%.

Filtrat del 30% del pes més gran d'aresta:

Taula 17 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 30%.

XPC-F30%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	43,20%	23,71%	36,06%
Economia-Empresa	83,25%	100,00%	69,33%
Educacio	58,50%	33,18%	57,76%
Humanitats	100,00%	97,47%	73,69%
Salut	93,00%	74,61%	100,00%
Total general	-	-	-

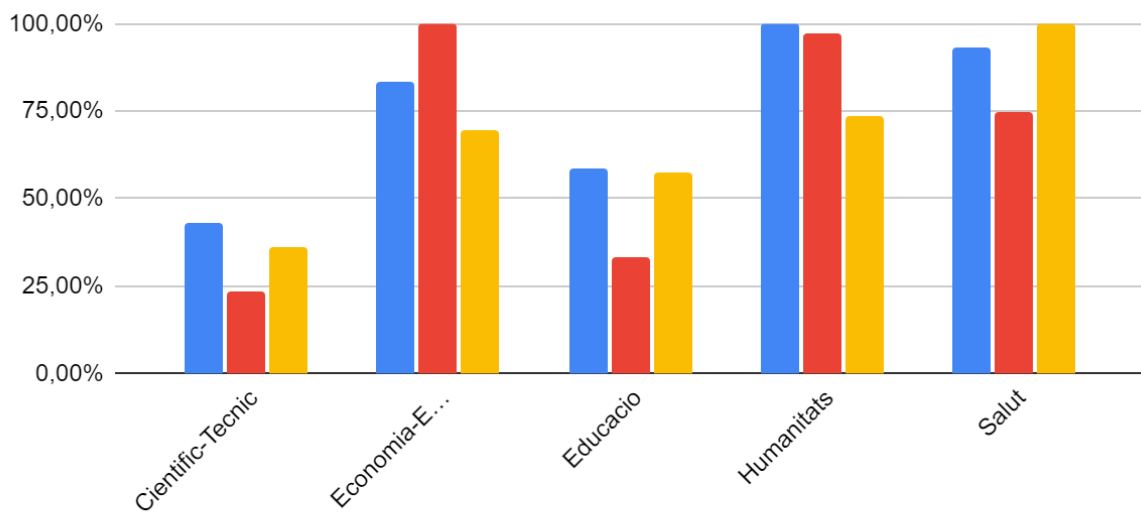


Figura 29 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 30%.

Filtrat del 60% del pes més gran d'aresta:

Taula 18 - Mapa de calor Xarxa 3 Filtratge 60%.

XPC-F60%CC1			
Etiquetas de fila	Degree Pond	Betweenness Pond	Clustering Pond
Cientific-Tecnic	58,82%	40,89%	95,71%
Economia-Empresa	82,88%	90,33%	100,00%
Educacio	80,16%	42,25%	80,75%
Humanitats	100,00%	100,00%	83,93%
Salut	76,09%	56,46%	91,62%
Total general	-	-	-

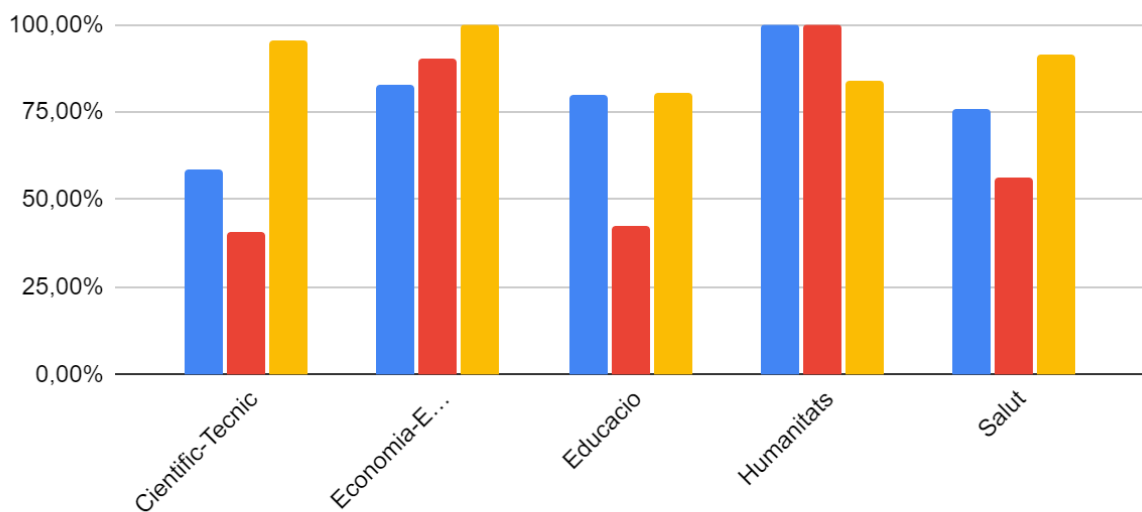


Figura 30 - Gràfic Xarxa 3 Filtratge 60%

Per concloure la tercera i última xarxa cal esmentar que només es mostren els resultats fins al 30% i l'últim filtratge del 60%, això és degut al fet que a partir del 30% els resultats s'estabilitzen i tenen una variació molt petita entre ells en els filtratges intermedis fins a arribar a l'últim.

6. Discussió dels resultats

L'obtenció de tots els resultats corresponents a cada anàlisi i l'estructura en blocs obtinguda gràcies als filtratges, permet estudiar amb més deteniment cada xarxa i com acaba mostrant la naturalesa dels seus usuaris.

Cal tenir present, com ja s'ha esmentat anteriorment que com més alt és el percentatge de filtratge, més fiables es tornen els resultats, ja que es compta amb una major part de la xarxa i la component connexa gegant creix.

Amb l'objectiu de determinar una possible correlació o tendència entre la connexió musical i els estudis que els diferents usuaris cursen, a continuació es mostra la discussió de tots els resultats per a cada xarxa i si existeix aquesta relació o tendència. A partir d'una anàlisi general se'n realitza una de més fina per a observar com aquesta xarxa evoluciona a mesura que incorpora noves connexions.

6.1 - Xarxa Persones - Gèneres

Com a observació general, es pot afirmar que la xarxa que a priori havia de ser la més connexa, ho ha acabat sent degut al fet que entre els usuaris és molt més fàcil coincidir en gèneres musicals que en els altres dos restants. Observem que només han calgut tres filtratges per arribar a una connectivitat quasi plena i alhora és la xarxa de la qual més informació podem extreure.

Filtratge del 5%

Com es pot observar a la taula 5 i la figura 17, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit científic-tècnic comencen tenint un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis tant de l'àmbit educatiu com el de salut comencen tenint una entremetjania major i són aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats comencen tenint un coeficient d'agrupació major i són aquells que més facilitat tenen en formar triangles, és a dir, són els usuaris que tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada.

Filtratge del 15%

Com es pot observar a la taula 6 i la figura 18, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit educatiu acaben tenint un grau major i són aquells que acaben estant connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis tant de l'àmbit educatiu segueixen tenint una entremetjania major i acaben sent aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que el coeficient d'agrupació és molt elevat en la majoria d'àmbits, per tant podem dir que la majoria té molta facilitat en formar triangles, és a dir, tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada.

6.2 - Xarxa Persones - Grups

Com a observació general, es pot afirmar que, aquesta xarxa era la que podia presentar un índex de connexió més limitat que l'anterior, i així ho ha acabat presentant donat que entre els usuaris és més fàcil coincidir en grups que en cançons però no més que en gèneres musicals. Observem que han calgut sis filtratges per arribar a una connectivitat quasi plena i alhora és una xarxa de la qual podem extreure prou informació, però es comença a fer present la falta de coincidència entre usuaris.

Filtratge del 5%

Com es pot observar a la taula 7 i la figura 19, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'educació comencen tenint un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'educació també comencen tenint una entremetjania major i són aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit econòmic-empresarial comencen tenint un coeficient d'agrupació major i són aquells que més facilitat tenen en formar triangles, és a dir, són els usuaris que tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada.

Filtratge del 15%

Com es pot observar a la taula 9 i la figura 21, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats passen a tenir un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats també passen a tenir una entremetjania major i són aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit de la salut passen a tenir un coeficient d'agrupació major i són aquells que més facilitat tenen en formar triangles, és a dir, són els usuaris que tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada

Filtratge del 35%

Com es pot observar a la taula 11 i la figura 23, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats acaben tenint un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis tant de l'àmbit d'humanitats també acaben tenint una entremetjania major i acaben sent aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que el coeficient d'agrupació és molt elevat en la majoria d'àmbits, per tant podem dir que la majoria té molta facilitat en formar triangles, és a dir, tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada.

6.3 - Xarxa Persones - Cançons

Com a observació general, es pot afirmar que, la xarxa que a priori havia de ser la menys connexa, ho ha acabat essent degut al fet que entre els usuaris és molt més difícil coincidir en cançons que en els altres dos nivells restants, això és gèneres i grups. Observem que han calgut fins a vuit filtratges per arribar a una connectivitat quasi plena i alhora és la xarxa de la qual menys informació inequívoca podem extreure.

Filtratge del 5%

Com es pot observar a la taula 12 i la figura 24, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats comencen tenint un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats també comencen tenint una entremetjania major i són aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que en el cas del coeficient d'agrupació, cap usuari de cap àmbit té tendència a formar grups, és a dir, no tenim registres d'aquesta mesura de centralitat.

Filtratge del 15%

Com es pot observar a la taula 14 i la figura 26, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats segueixen tenint un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats també segueixen tenint una entremetjania major i són aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'educació passen a tenir un coeficient d'agrupació major i són aquells que més facilitat tenen en formar triangles, és a dir, són els usuaris que tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada

Filtratge del 25%

Com es pot observar a la taula 16 i la figura 28, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats segueixen tenint un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats també segueixen tenint una entremetjania major i són aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats passen a tenir un coeficient d'agrupació major i són aquells que més facilitat tenen en formar triangles, és a dir, són els usuaris que tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada

Filtratge del 60%

Com es pot observar a la taula 18 i la figura 30, tenim la següent preferència en cada mesura de centralitat:

1. S'observa que els usuaris que cursen estudis de l'àmbit d'humanitats acaben tenint un grau major i són aquells que estan connectats a més usuaris diferents, és a dir, són els usuaris amb més amistats.
2. S'observa que els usuaris que cursen estudis tant de l'àmbit d'humanitats també acaben tenint una entremetjania major i acaben sent aquells que més mantenen unida la component connexa, és a dir, són els usuaris que actuen d'unió entre subgrups d'altres usuaris.
3. S'observa que el coeficient d'agrupació és molt elevat en la majoria d'àmbits, per tant podem dir que la majoria té molta facilitat en formar triangles, és a dir, tendeixen més a formar grups de connectivitat local elevada.

6.4 - Resum d'observacions

Es presenta tot seguit un resum del conjunt d'anàlisis de les diferents xarxes i filtratges (taula 19, 20 i 21). Per a aquest resum, es decideix considerar els resultats corresponents als últims nivells de filtratge, ja que, com s'ha comentat anteriorment, un tant per cent més elevat d'arestes més fortes comporta un tant per cent més elevat de presència d'usuaris, per tant, és el nivell més pròxim a la totalitat de la xarxa (90% dels nodes existents).

Taula 19 - Resum Xarxa 1 Persones - Gèneres

	Xarxa Persones - Gèneres				
	Científic-Tècnic	Economia-Empresa	Educació	Humanitats	Salut
Tenir moltes connexions	Mig	Mig	Maxim	Mig	Alt
Actuar com a unió entre subgrups d'usuaris	Molt Baix	Baix	Maxim	Baix	Baix
Formar grups locals petits de molta relació	Maxim	Alt	Alt	Molt Alt	Molt Alt

Taula 20 - Resum Xarxa 2 Persones - Grups

	Xarxa Persones - Grups				
	Científic-Tècnic	Economia-Empresa	Educació	Humanitats	Salut
Tenir moltes connexions	Mig	Alt	Molt Alt	Maxim	Alt
Actuar com a unió entre subgrups d'usuaris	Baix	Mig	Mig	Maxim	Baix
Formar grups locals petits de molta relació	Molt Alt	Molt Alt	Maxim	Alt	Molt Alt

Taula 21 - Resum Xarxa 3 Persones - Cançons

	Xarxa Persones - Cançons				
	Científic-Tècnic	Economia-Empresa	Educació	Humanitats	Salut
Tenir moltes connexions	Mig	Alt	Alt	Maxim	Alt
Actuar com a unió entre subgrups d'usuaris	Baix	Molt Alt	Baix	Maxim	Mig
Formar grups locals petits de molta relació	Molt Alt	Maxim	Alt	Alt	Molt Alt

Unificant les tres xarxes es poden diferenciar dos grans grups i les seves característiques més notòries o les tendències que aquests dos grups tenen en funció de l'àmbit d'estudis.

Persones usuàries de l'àmbits científic - tècnic

1. És el grup enfocat a estudis més tipus ciències exactes, relacionats amb els números, càlculs i resolució de problemàtiques entre d'altres..
2. Aquest grup està format pels usuaris que pertanyen als àmbits científic-tècnic i econòmic-empresarial.
3. La principal característica que tenen els seus usuaris és la facilitat per formar grups de mida reduïda però de molta connexió local entre els seus elements. Aquest fet es podria relacionar també amb una visió de la realitat més binària i dicotòmica, fet que afavoreix un cert gregarisme..

Persones usuàries de l'àmbit d'humanitats - salut

1. És el grup enfocat a estudis de ciències aplicades, però sobretot relacionats amb àmbits més socials, de cara al públic i de tracte directe amb altres persones.
2. Aquest grup està format pels usuaris que pertanyen als àmbits d'educació, d'humanitats i de salut.
3. La principal característica que tenen els seus usuaris és la facilitat per tenir una amistat o connexió amb molts usuaris diferents de la xarxa social de persones amb les quals es rodeja. Aquest fet es podria relacionar amb una visió de la realitat més àmplia i de caràcter analògic, fet que afavoreix una major permeabilitat i tolerància a la diferència.

Finalment, és remarcable observar l'evolució en l'augment de la connectivitat de la xarxa a mesura que augmenta el nombre d'arestes segons els nivell de filtratge. La Figura 31 mostra aquesta evolució utilitzant la mesura de centralitat més significativa i que és la mitjana del grau. Per a cada xarxa, i a mesura que augmenta el nivell de filtratge (eix vertical):

- El grau augmenta de manera lineal fins a arribar a valors d'entre 7 i 9 en els punts de filtratge que impliquen un 90% de nodes presents. No tenim en aquest sentit cap canvi bruscat que ens faci pensar en variacions sobtades en les mesures de centralitat considerades.
- El nombre de components connexes disminueix a mesura que la component gegant les engoleix, fet que passa entre els nivells de filtratge 15% i 30%. Aquest fet és interessant en si mateix per què ens proporciona els valors a partir del qual podem assegurar l'existència de la component gegant i la significació de les mesures de centralitat (això és, en i més enllà d'aquests nivells de filtratge, les mesures són estadísticament significatives per a tota la xarxa).

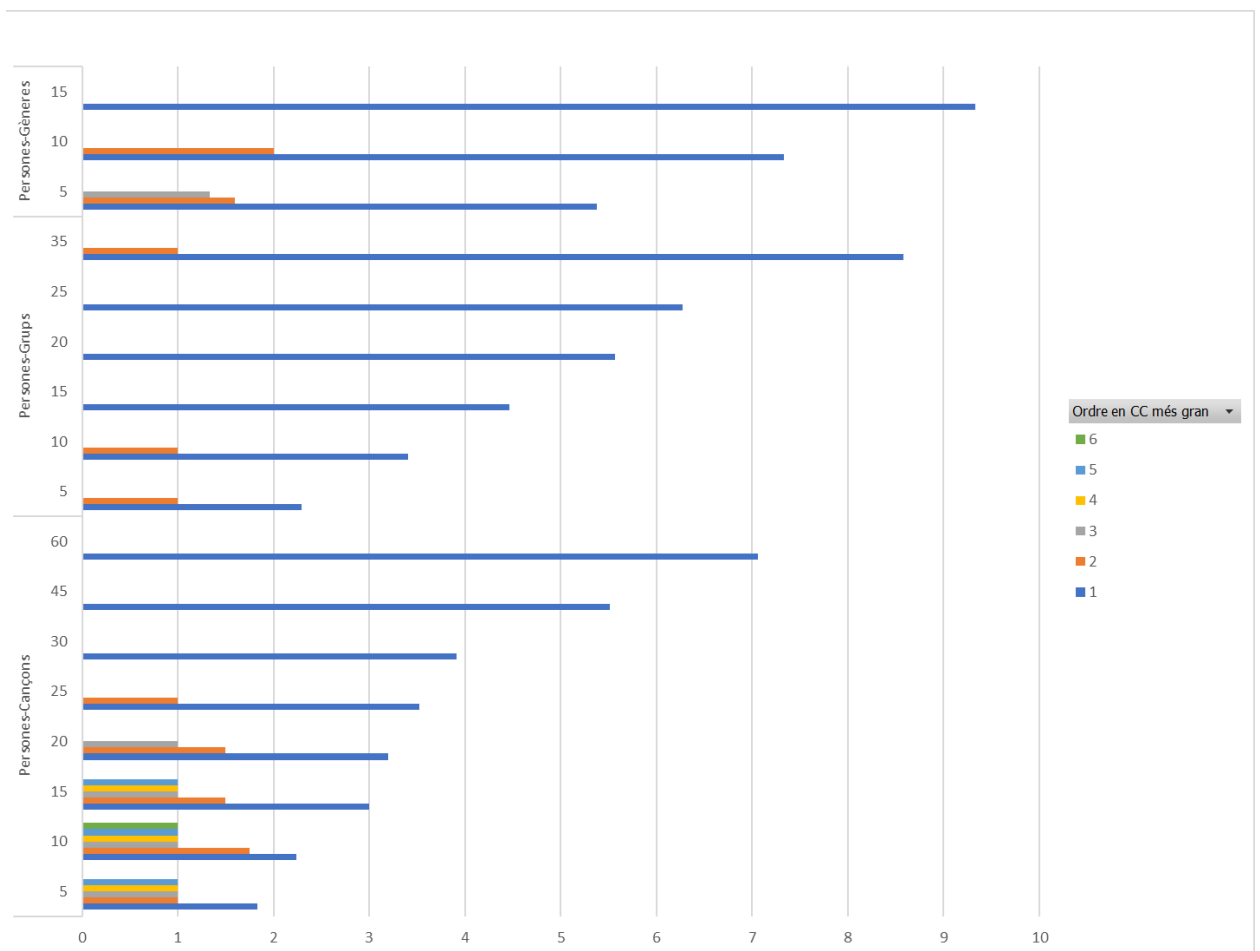


Figura 31 - Evolució de la mitjana del grau (eix horitzontal) per a cada xarxa en funció del nivell de filtratge (eix vertical) i per a les diferents components connexes existents en cada xarxa i per a cada nivell (fins a un màxim de 6 pel cas de la xarxa persones - cançons).

7. Resum del pressupost i/o Estudi de viabilitat economica

La naturalesa d'aquest treball no requereix un càlcul extens d'un pressupost sobre material físic i tangible. Per contra sí que es realitza un càlcul de pressupost referit als següents aspectes en forma de taula acompanyat del seu cost i temps emprat en cada una tot resumit en la taula 22.

Taula 22 - Pressupost del projecte

Tasca	Preu unitari / hora (€)	Temps emprat (h)	Preu per tasca (€)
Estudi previ	14	45	630
Disseny de xarxes	14	100	1.400
Desenvolupament de les anàlisis	14	200	2.400
Finalització de la informació	14	100	1.400
Lloguer despatx	0,95	455	432
Cost d'electricitat	0,03	455	13,65
Equip informàtic	1,32	455	600
Preu total sense IVA			6875,65
IVA 21%			1443,89
Preu total amb IVA			8319,54

El pressupost final del projecte són aproximadament vuit mil tres-cents dinou euros amb cinquanta-quatre cèntims. Assumim que pot ser una suposició prou realista de tots els factors que han intervingut (i que poden intervenir de nou, si es donés la necessitat) en la realització del projecte.

8. Conclusions

Per a concloure el treball cal dir que tots els objectius que s'han proposat a l'inici han sigut completats amb èxit. S'ha sigut capaç d'arribar a dominar tots els passos necessaris per a realitzar un experiment com el que es pretenia dur a terme. A més s'ha pogut comprovar que l'anàlisi de xarxes complexes, que ha sigut l'eina escollida per arribar a una solució, és un mètode amb moltes possibilitats i vies diferents d'anàlisi.

S'ha pogut aconseguir una resposta a la hipòtesi que es planteja a l'inici. Aquesta hipòtesi inicial, que alhora va impulsar i va ser el motiu principal pel qual es duia a terme aquesta investigació, sosté que es pot suggerir una correlació, tendència o influència entre la música que una persona escolta i els estudis que acaba duent a terme.

S'ha aconseguit demostrar que sí que existeix una influència per part de la música a l'hora de relacionar-se entre usuaris d'una mateixa xarxa social en funció dels estudis que cursen.

S'ha observat que la música no influeix directament en els estudis que l'usuari cursa sinó que a través de la connexió musical entre membres d'una xarxa es poden explicar comportaments en funció d'aquests estudis.

Totes les anàlisis realitzades en aquest treball no es caracteritzen per una elevada complexitat. La veritable complexitat resideix en prendre correctament les consideracions prèvies i filtres per a cada anàlisi així evitant arribar a resultats poc aclaridors o distorsionats, i en la seva interpretació final.

Com s'ha esmentat en diversos punts de la memòria, el nombre d'usuaris que s'analitza en el moment influeix molt en els resultats reals. Aquest experiment format per seixanta usuaris ha pogut valdre de rèplica a petita escala dels comportaments observats. No obstant això, com a projecte de futur, si es realitzés la mateixa anàlisi a gran escala amb un nombre d'usuaris molt més elevat, es podrien obtenir resultats diversos i, suposem, també potser més aclaridors.

Finalment, és important remarcar que de les tres mesures de centralitat utilitzades en les anàlisis, el grau i el coeficient d'agrupació tenen una distribució de probabilitat normal fet que permet treballar amb els seus valors mitjans de manera representativa. En canvi, en el cas de l'entremetjania la distribució de probabilitat és de cua llarga, fet que hauria de qüestionar l'ús del seu valor mitjà. Malgrat això, el fet de tractar amb una xarxa poc extensa com les d'aquest treball, permet assumir que l'ús d'aquest valor estadístic és justificat, tot i que posa de manifest la dificultat d'utilitzar aquesta mesura de centralitat fins i tot en termes interpretatius.

9. Bibliografia / Webgrafia

1. Wikipedia. (En línia.). Grafos bipartitos.

https://es.wikipedia.org/wiki/Grafo_bipartito Consultat: 21 de Març de 2022

2. Wikipedia. (En línia.). Complex Network.

https://en.wikipedia.org/wiki/Complex_network Consultat 25 de Març de 2022

3. NodeXL. (En línia.). NodeXL: network analysis.

<https://nodexl.com/> Consultat 2 de Març de 2022

4. Newman Mark, (2010). Networks: An Introduction. OUP Oxford.

5. Sole Ricard, (2008). Xarxes Complexes. Empúries.

6. Peirano Marta, (2007). El enemigo conoce el sistema. DEBATE ed. 1.

7. Shoshana Zuboff, (2020). La era del capitalismo de vigilancia. Ediciones Paidós.

8. Powell John, (2012). Así es la música. Antoni Bosch Editor, S.A.; 1a edición.

10. Annexos

Annex A

En aquest annex es mostra la figura 32 que representa el tipus d'enquesta realitzada per a l'obtenció de dades.

The image shows a digital survey form with a light blue header and a white body. The form is divided into five sections, each with a title and a text input field. The first section is the title and introduction. The second section asks for the respondent's name and surname. The third section asks for the respondent's age. The fourth section asks for the respondent's current, completed, or intended studies and specialization. The fifth section asks for a link to a playlist of 20-40 songs that the respondent likes and listens to.

Inferència musical en característiques socials

Aquest formulari es part del meu TFG sobre l'estudi complex de l'inferència musical en característiques socials, es demana informació personal adient per a la posterior identificació de les dades i informació sobre els gustos musicals subjectes a estudi.

Nom i cognoms *

Texto de respuesta corta

Edat *

Texto de respuesta corta

Estudis actuals, cursats o que volguis cursar i la seva especialitat *

Texto de respuesta larga

Enganxa un link d'alguna playlist que tinguis amb musica que t'agradi i acostumis a escoltar *
D'UNES 20-40 CANÇONS

Texto de respuesta larga

Figura 32 - Estructura de l'enquesta.

Annex B

En aquest annex es pot consultar tota la informació requerida per les anàlisis de les xarxes esmentades a l'apartat 4.4.

Taula 23 - Resultats i mesures necessàries per dur a terme les anàlisis.

Xarxa	Filtratge (% arestes més pesades)	# arestes	# nodes	% nodes	# Components connexes (CC)	Ordre en CC més gran	# nodes de la CC	# arestes de la CC	<k>	# Àmbits en CC
Pers-Gen	5	84	37	62%	3	1	29	78	5,4	5
Pers-Gen	5	84	37	62%	3	2	5	4	1,6	3
Pers-Ge	5	84	37	62%	3	3	3	2	1,3	3
Pers-Ge	10	168	48	80%	2	1	45	165	7,3	5
Pers-Ge	10	168	48	80%	2	2	3	3	2,0	3
Pers-Ge	15	252	54	90%	1	1	54	252	9,3	5
Pers-Gru	5	32	29	48%	2	1	27	31	2,3	5
Pers-Gru	5	32	29	48%	2	2	2	1	1,0	2
Pers-Gru	10	64	39	65%	2	1	37	63	3,4	5
Pers-Gru	10	64	39	65%	2	2	2	1	1,0	2
Pers-Gru	15	96	43	72%	1	1	43	96	4,5	5
Pers-Gru	20	128	46	77%	1	1	46	128	5,6	5
Pers-Gru	25	160	51	85%	1	1	51	160	6,3	5
Pers-Gru	35	224	54	90%	2	1	52	223	8,6	5
Pers-Gru	35	224	54	90%	2	2	2	1	1,0	2
Pers-Can	5	15	20	36%	5	1	12	11	1,8	5
Pers-Can	5	15	20	36%	5	2	2	1	1,0	2
Pers-Can	5	15	20	36%	5	3	2	1	1,0	2
Pers-Can	5	15	20	36%	5	4	2	1	1,0	2
Pers-Can	5	15	20	36%	5	5	2	1	1,0	2
Pers-Can	10	30	33	60%	6	1	17	19	2,2	5
Pers-Can	10	30	33	60%	6	2	8	7	1,8	4
Pers-Can	10	30	33	60%	6	3	2	1	1,0	2
Pers-Can	10	30	33	60%	6	4	2	1	1,0	1
Pers-Can	10	30	33	60%	6	5	2	1	1,0	2
Pers-Can	10	30	33	60%	6	6	2	1	1,0	2
Pers-Can	15	45	36	65%	5	1	26	39	3,0	5
Pers-Can	15	45	36	65%	5	2	4	3	1,5	4

Pers-Can	15	45	36	65%	5	3	2	1	1,0	1
Pers-Can	15	45	36	65%	5	4	2	1	1,0	2
Pers-Can	15	45	36	65%	5	5	2	1	1,0	2
Pers-Can	20	60	41	75%	3	1	35	56	3,2	5
Pers-Can	20	60	41	75%	3	2	4	3	1,5	4
Pers-Can	20	60	41	75%	3	3	2	1	1,0	2
Pers-Can	25	75	44	80%	2	1	42	74	3,5	5
Pers-Can	25	75	44	80%	2	2	2	1	1,0	2
Pers-Can	30	90	46	84%	1	1	46	90	3,9	5
Pers-Can	45	135	49	89%	1	1	49	135	5,5	5
Pers-Can	60	180	51	93%	1	1	51	180	7,1	5

Annex C

En l'obtenció i exposició de resultats hi ha taules a mode de mapes de calor acompanyades de gràfics de columnes en representació relativa de les tres mesures de centralitat usades en cada un dels seus filtratges. En aquest annex es troba la part alternativa d'observar aquestes tres mesures en format absolut dels filtratges realitzats en les tres xarxes.

Xarxa Persones - Generes Filtratge del 5%

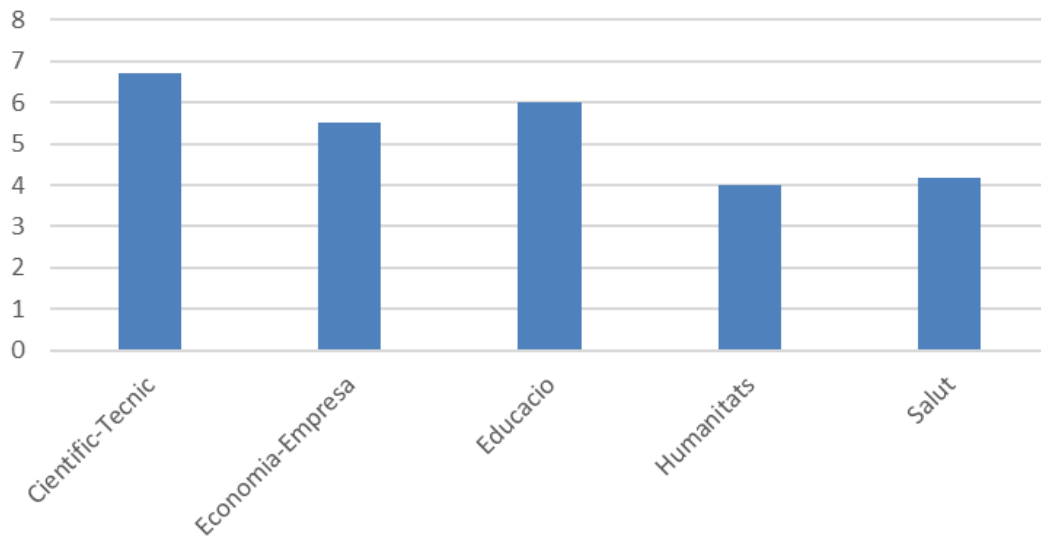


Figura 33 - Gràfic del degree absolut primera xarxa 5%.

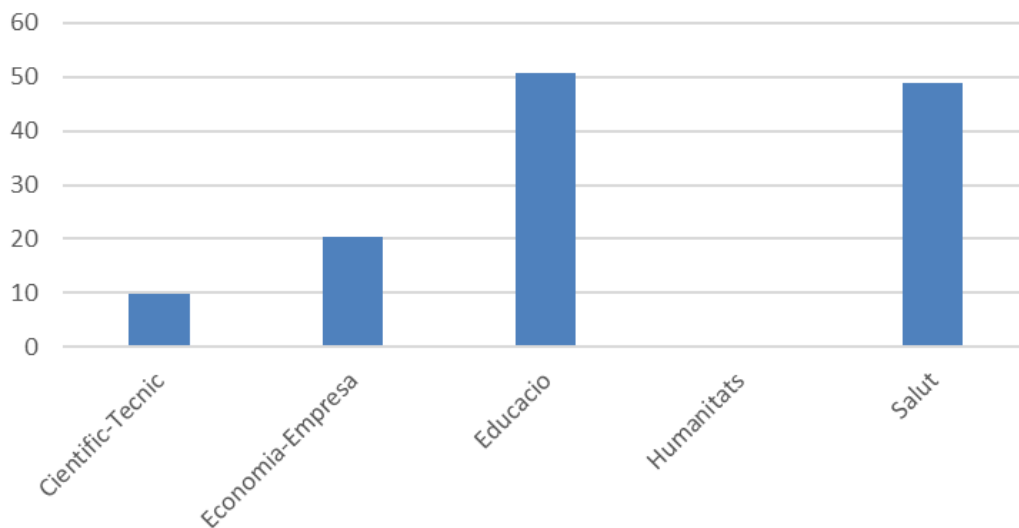


Figura 34 - Gràfic de la betweenness absoluta primera xarxa 5%

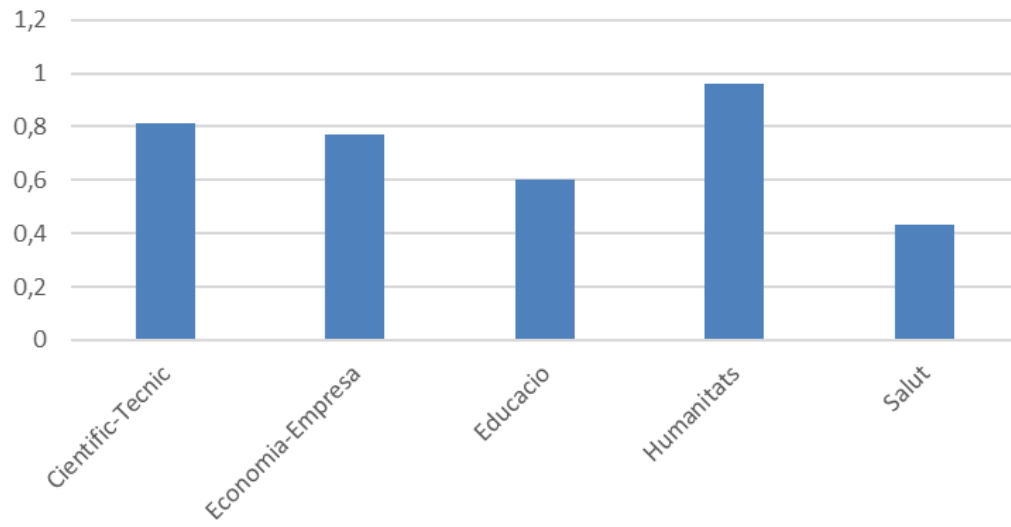


Figura 35 - Gràfic del clustering absolut primera xarxa 5%

Xarxa Persones - Generes Filtratge del 15%

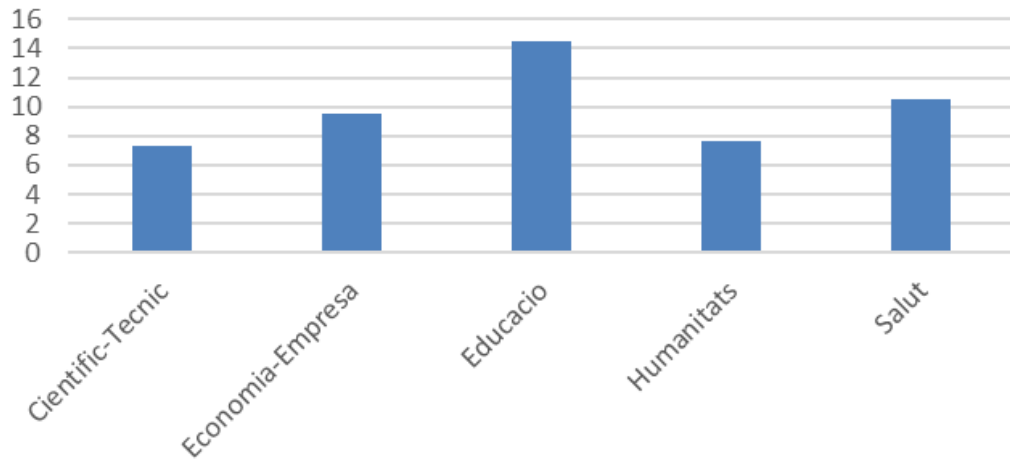


Figura 36 - Gràfic del grau absolut primera xarxa 15%.

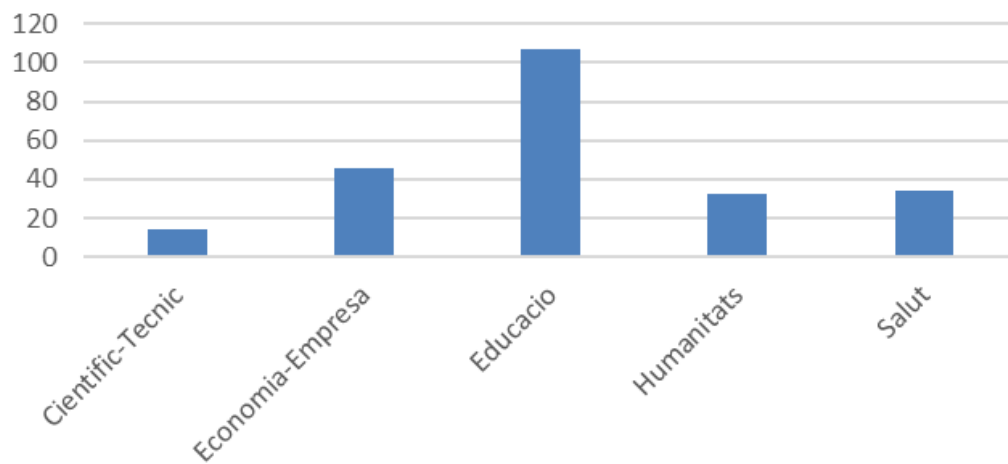


Figura 37 - Gràfic de la betweenness absoluta primera xarxa 15%.

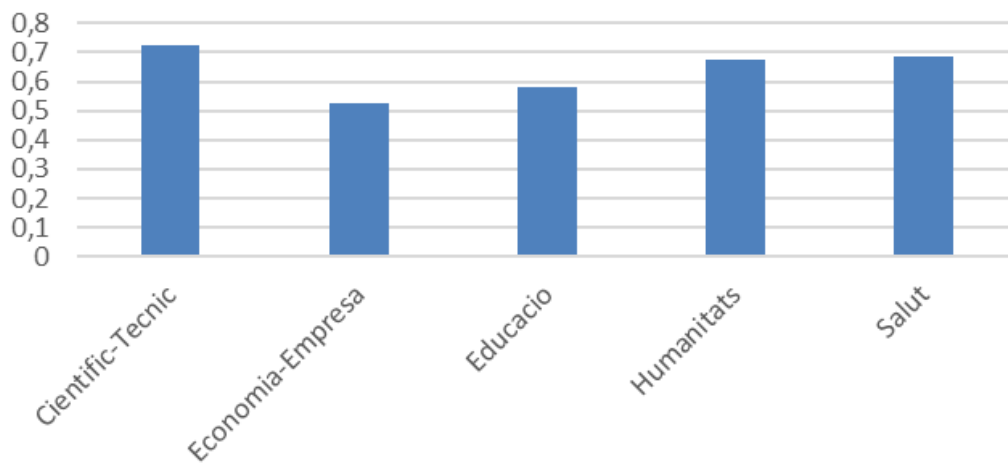


Figura 38 - Gràfic del clustering absolut primera xarxa 15%.

Xarxa Persones - Grups Filtratge del 5%

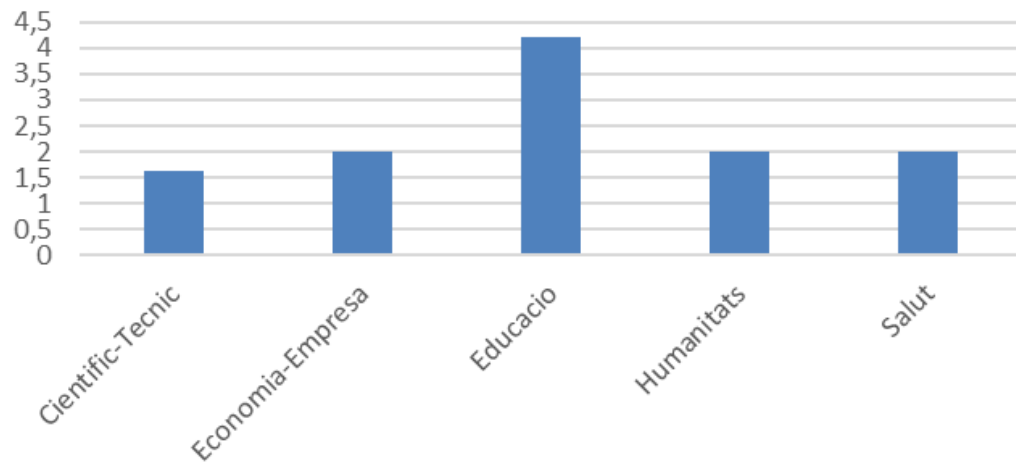


Figura 39 - Gràfic del degree absolut segona xarxa 5%.

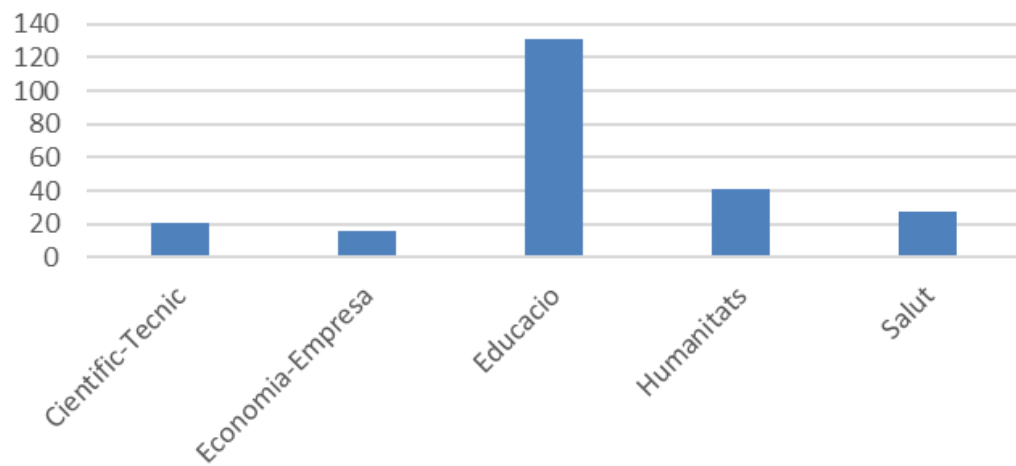


Figura 40 - Gràfic de la betweenness absoluta segona xarxa 5%.

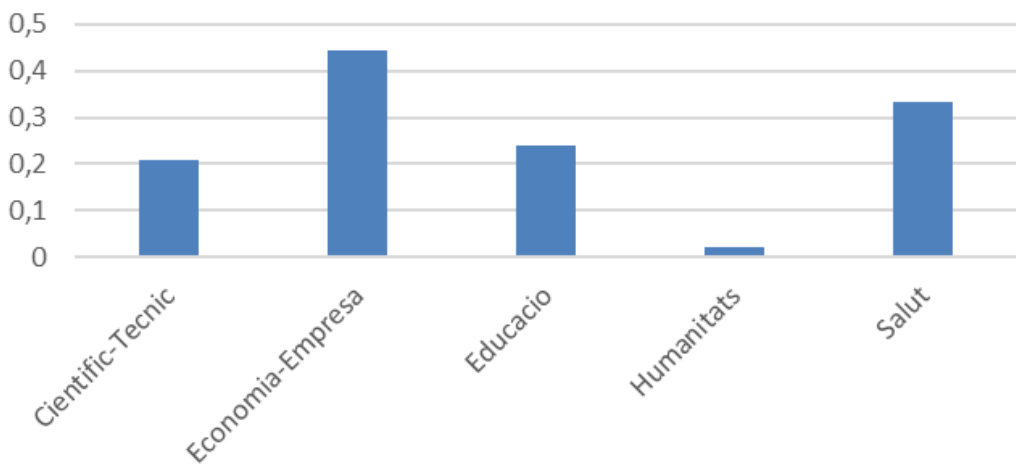


Figura 41 - Gràfic del clustering absolut segona xarxa 5%.

Xarxa Persones - Grups Filtratge del 15%

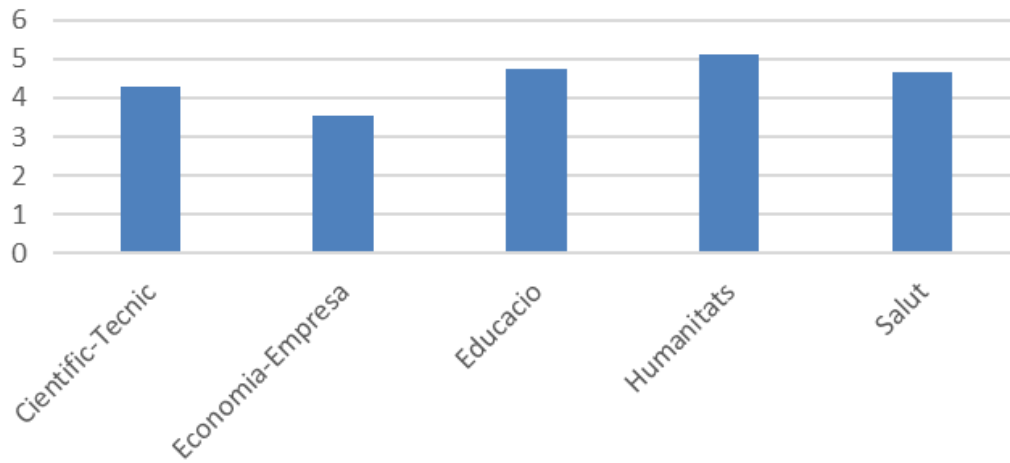


Figura 42 - Gràfic del degree absolut segona xarxa 15%.

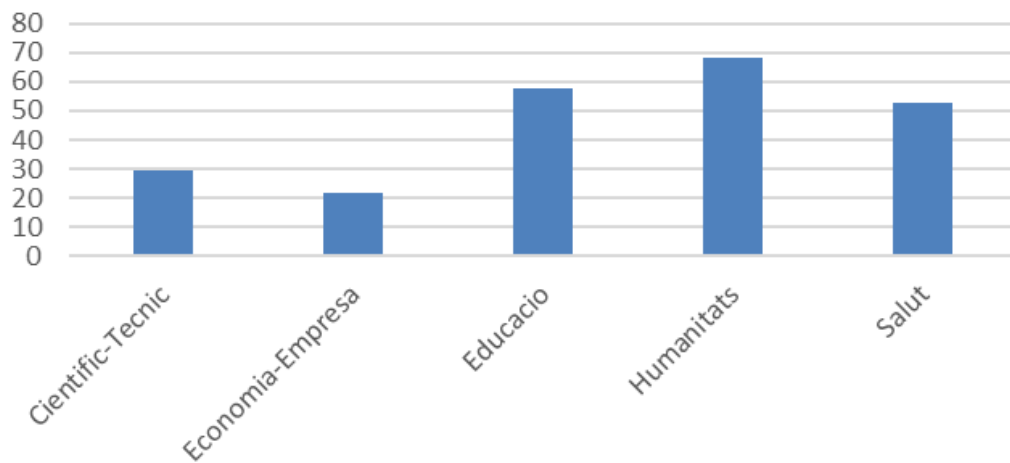


Figura 43 - Gràfic de la betweenness absoluta segona xarxa 15%.

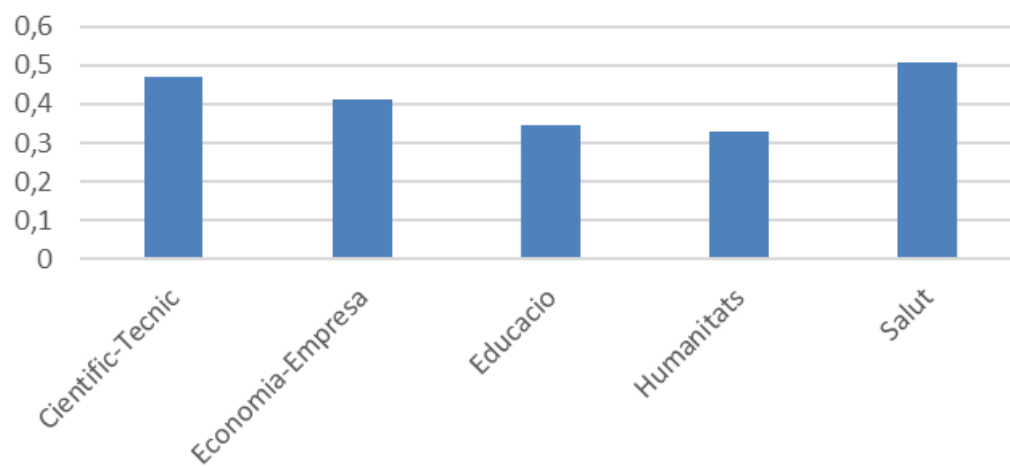


Figura 44 - Gràfic del clustering absolut segona xarxa 15%.

Xarxa Persones - Grups Filtratge del 35%

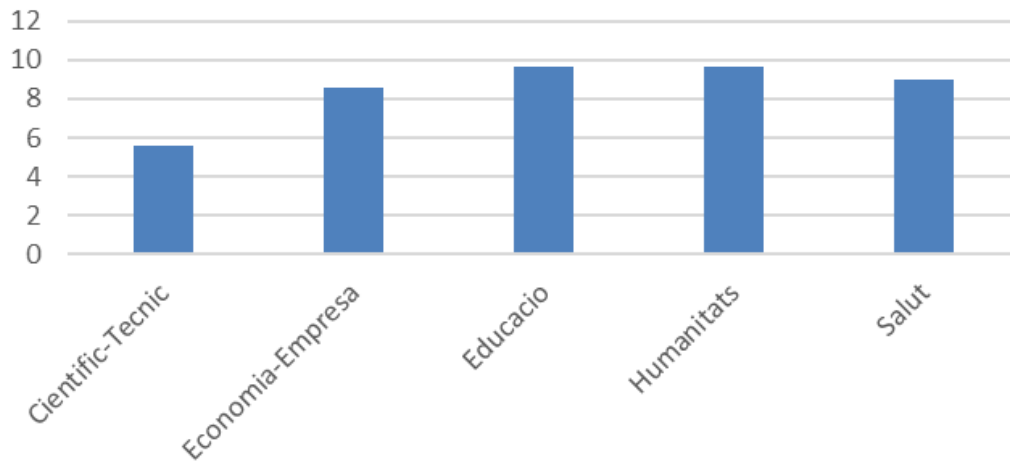


Figura 45 - Gràfic del degree absolut segona xarxa 35%.

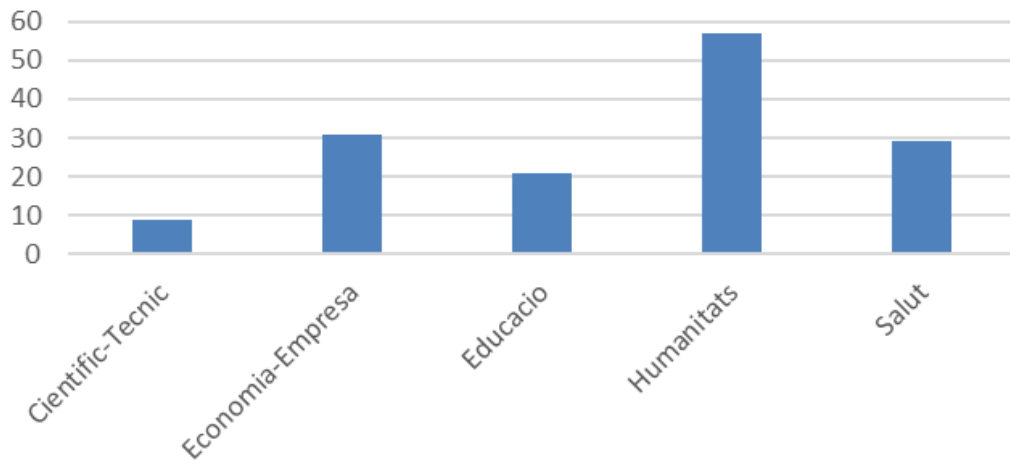


Figura 46 - Gràfic de la betweenness absoluta segona xarxa 35%.

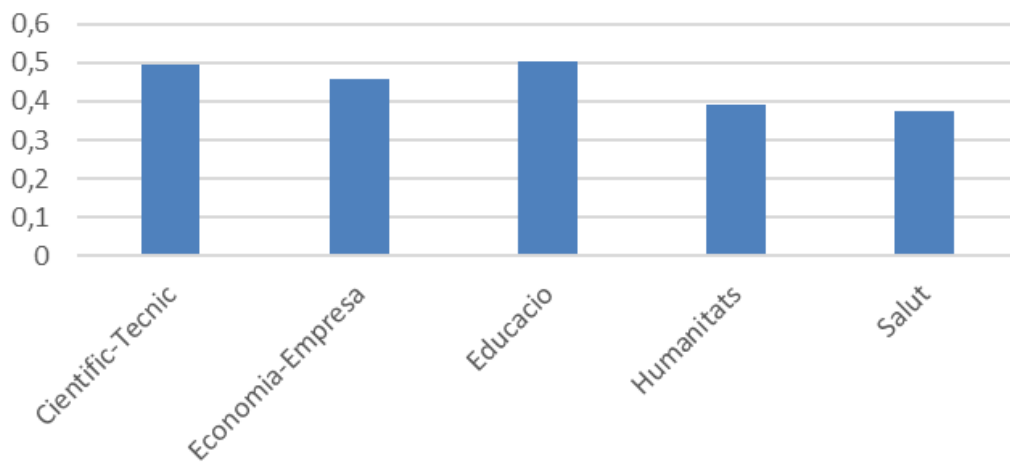


Figura 47 - Gràfic del clustering absolut segona xarxa 35%.

Xarxa Persones - Cançons Filtratge del 5%

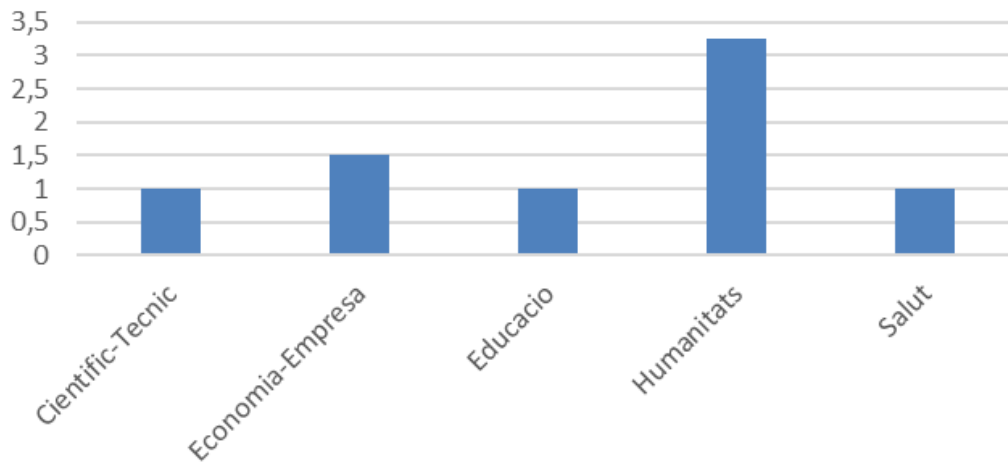


Figura 48 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 5%.

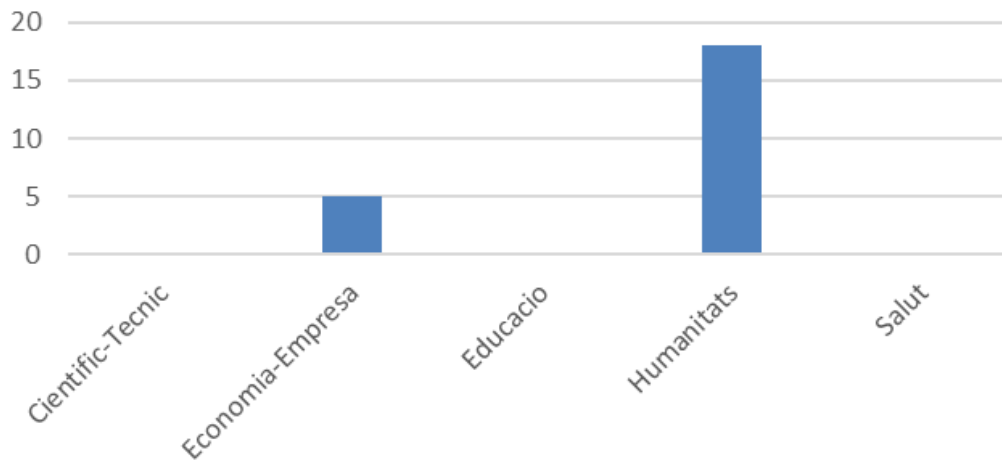


Figura 49 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 5%.

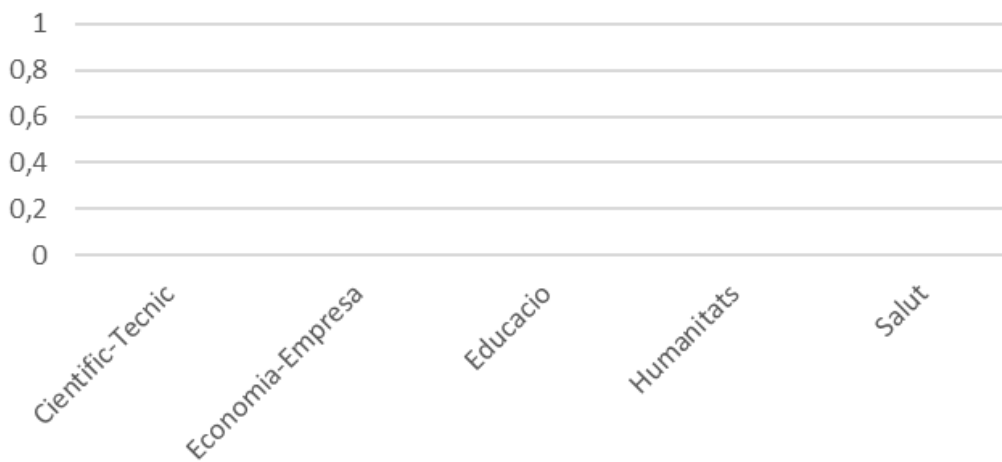


Figura 50 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 5%.

Xarxa Persones - Cançons Filtratge del 15%

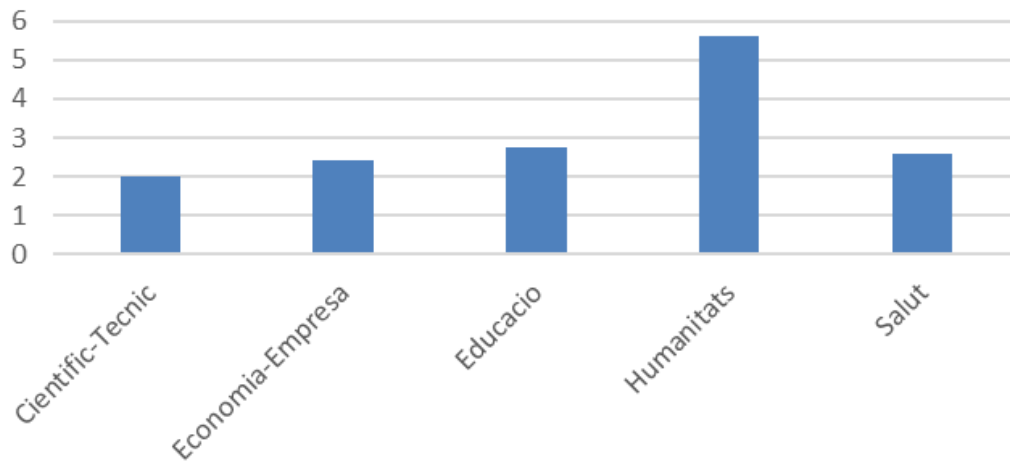


Figura 51 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 15%.

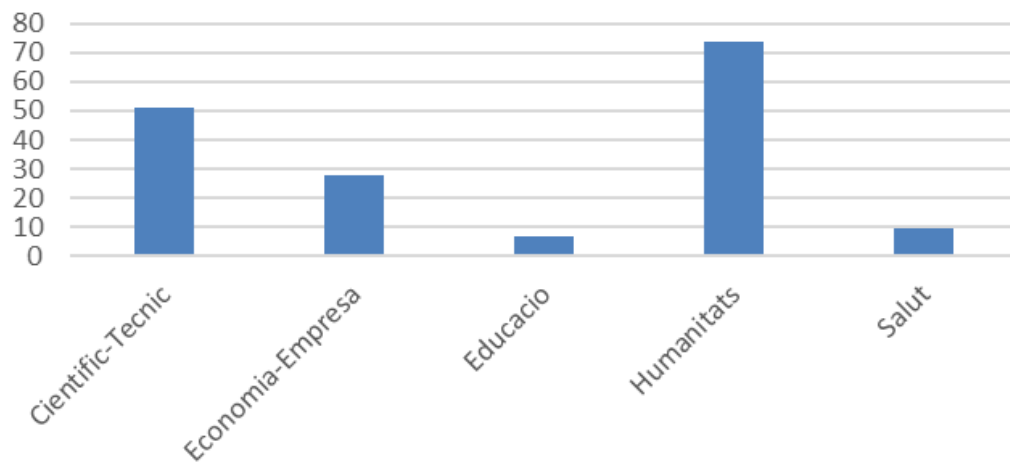


Figura 52 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 15%.

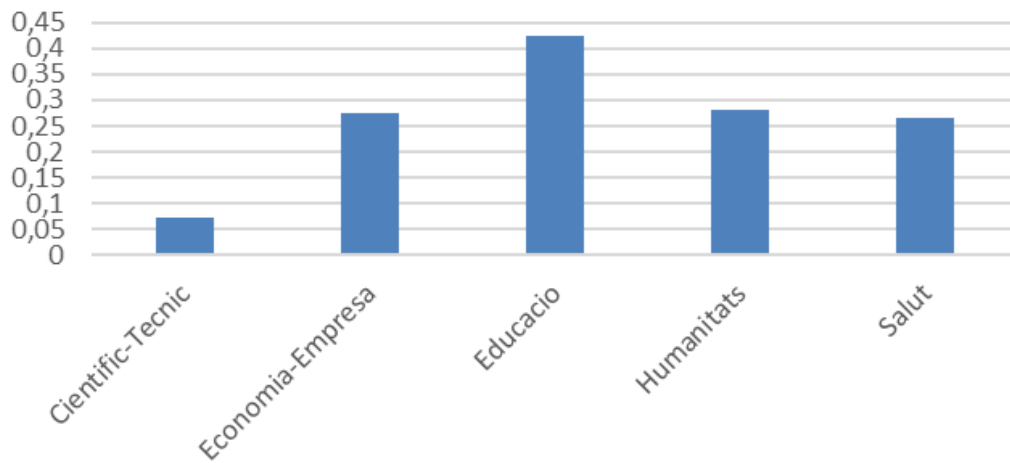


Figura 53 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 15%.

Xarxa Persones - Cançons Filtratge del 25%

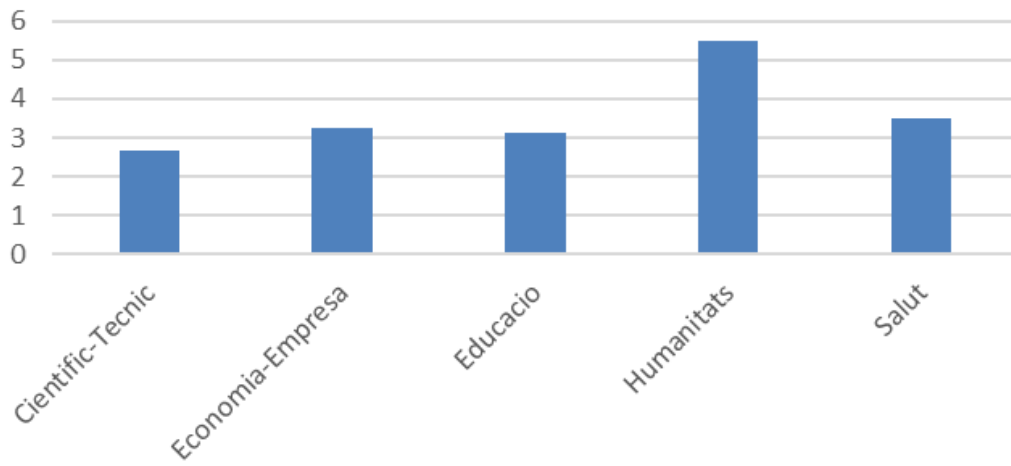


Figura 54 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 25%.

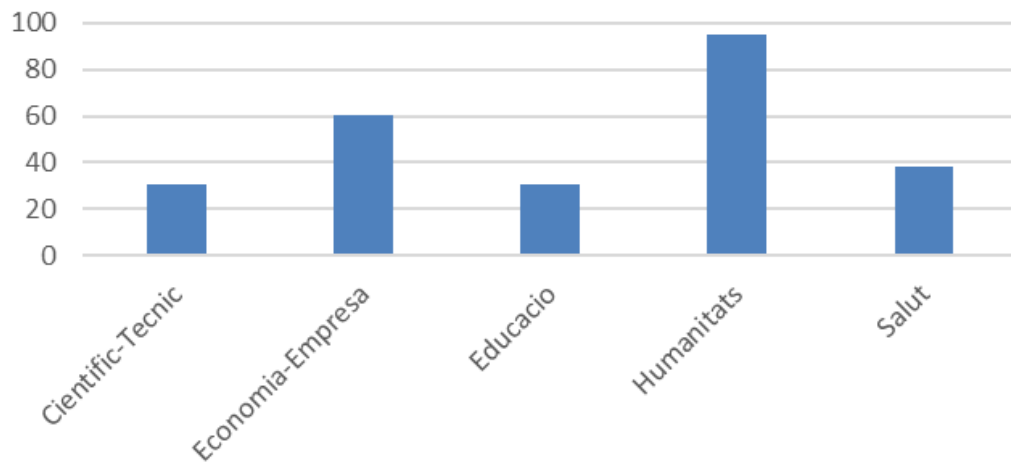


Figura 55 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 35%.

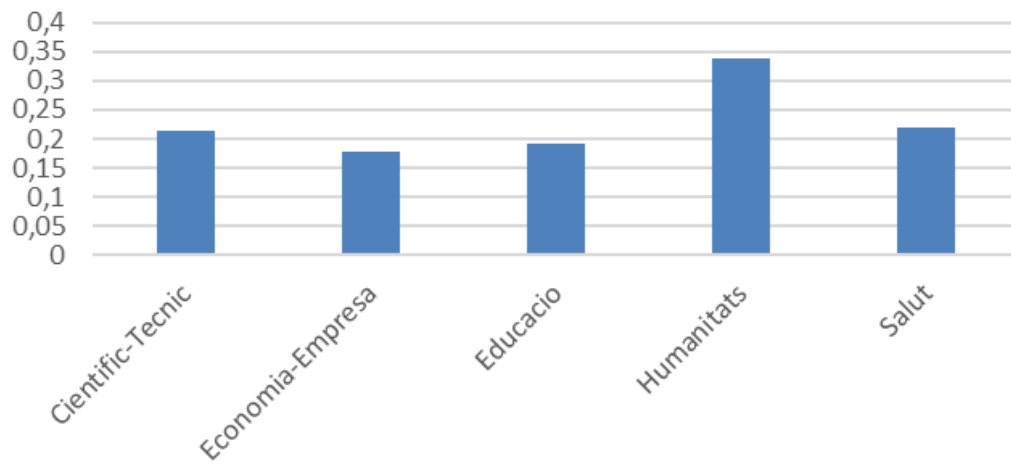


Figura 56 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 35%.

Xarxa Persones - Cançons Filtratge del 60%

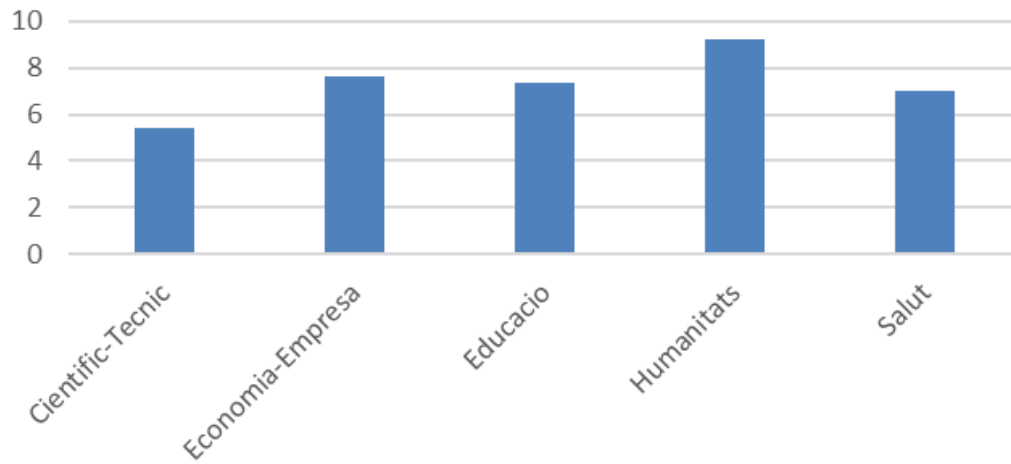


Figura 57 - Gràfic del degree absolut tercera xarxa 60%.

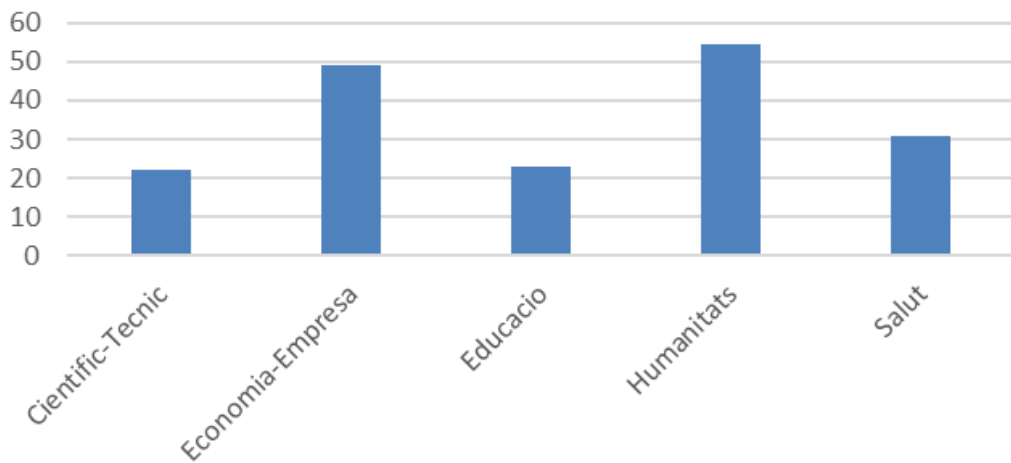


Figura 58 - Gràfic de la betweenness absoluta tercera xarxa 60%.

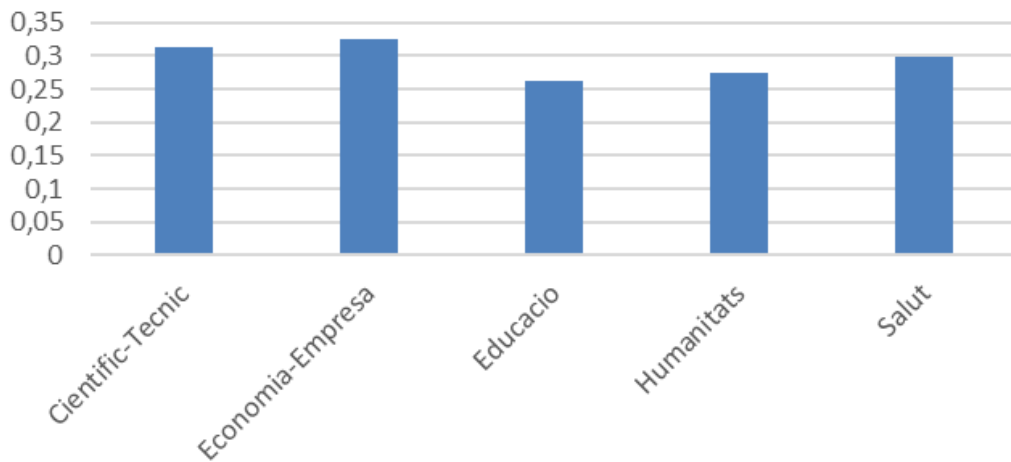


Figura 59 - Gràfic del clustering absolut tercera xarxa 60%.