

Forschungsbericht Soziale Netzwerke

Analyse der Beziehungen im Deutschrap

Gruppe 3 | Projektleitung Luisa Funk, lf067@hdm-stuttgart.de

Wintersemester 2021/22

Inhaltsverzeichnis

Einleitung.....	2
Forschungsstand.....	3
Arbeitshypothesen.....	3
Datenerhebung: Zugang, Bereinigung und Codebuch.....	3
Datenzugang.....	3
Bereinigung des Datensatzes.....	4
Codebuch	4
Analyse der Teilnetzwerke	13
Teilnetzwerke nach Beziehungsart (Edge-Attribute).....	14
Teilnetzwerke nach Node-Attributen	23
Kombination von Edge- und Nodeattributen.....	56
Teilnetzwerke: Komponenten, Cluster und Cliques	59
Komponenten	59
Cluster	60
Communities berechnen	71
Dyaden und Reziprozität	81
Ego-Netzwerke.....	92
Zentralitätsmaße.....	98
Degree	98
Betweenness und Broker im Netzwerk.....	103
Closeness	105
Erklärungsmuster: Reziprozität, Transitivität und Homophilie	108
Visualisierung	108
Gesamtnetzwerk	108
Gesamtnetzwerk nach Node-Attribut: Geschlecht.....	110
Farbverläufe nach Degree-Wert	112

Multiplexes Netzwerk.....	114
Diskussion: Fazit, Limitationen und Ausblick	116
Analyse der Arbeitshypothesen.....	116
Neue Erkenntnisse	117
Limitationen	117
Zukünftige Forschung	118
Anlage.....	118
Literatur	118
Codebuch.....	118
Datenmaterial und Skript.....	119
Team, Arbeitsaufwand und Lessons Learned.....	119
Teammitglieder	119
Arbeitsaufwand und Rollen im Team	119
Lessons learned	119

Abstract und Keywords

Im Rahmen dieses Forschungsberichts analysieren wir in einem ungerichteten one-mode Netzwerk die Beziehungen von insgesamt 60 Rapper/innen aus dem deutschsprachigen Raum. Die Beziehungsdimensionen umfassen drei Attribute: Label, Feature und Beziehung. Die Analyse zeigt, dass es im Deutschrap viele einzelne Gruppierungen von Akteuren gibt, die untereinander durch Labelzugehörigkeit oder Kollaborationen eng vernetzt sind. Sowohl das Geschlecht der Rapper/innen als auch weitere Faktoren wie die Nationalität oder der Wohnort scheinen Einfluss darauf zu nehmen, mit wem die Akteure zusammenarbeiten. Aus unserer Analyse können wir außerdem schließen, dass sich die Vernetzung der Rapper/innen auf deren Erfolg auswirken kann. Akteure, die viele oder bessere Beziehungen zu anderen Akteuren haben, sind im Schnitt erfolgreicher als Rapper/innen mit weniger Verbindungen.

Keywords: Netzwerkanalyse, Beziehungen, Deutschrap, Rap, Geschlecht, Label, Features, Künstler, Musik, Nationalität, Kriminalität

Einleitung

In unserer Netzwerkanalyse untersuchen wir die Beziehungen von insgesamt 60 Rapper/innen aus dem deutschsprachigen Raum. Die Auswahl der Akteure basiert auf der jeweiligen Anzahl monatlicher Spotify-Hörer. Anhand dieser Werte haben wir die 50 aktuell erfolgreichsten männlichen Rapper und die 10 aktuell erfolgreichsten weiblichen Rapperinnen bestimmt. Dabei legen wir einen besonderen Fokus auf die Unterschiede zwischen den Geschlechtern. Für die Erstellung des Netzwerks wurden Informationen über die Rapper/innen (Künstlername, bürgerlicher Name, Geschlecht, Alter Nationalität, Wohnort),

sowie die Anzahl der monatlichen Hörer auf der Streaming-Plattform Spotify und bisherige Straftaten/Auffälligkeiten der Akteure erhoben (Stand: Juni, 2021). Auf der Beziehungsebene haben wir uns angesehen, welche Rapper/innen im selben Musiklabel sind oder waren, wer wie intensiv mit wem Musik produziert hat und wie die Akteure zueinander stehen.

Forschungsstand

Soweit wir feststellen konnten, ist die Forschung auf unserem Themengebiet bisher nicht sehr fortgeschritten. Zwar gibt es vereinzelt Studien über die deutsche Rap-Szene, diese untersuchen allerdings eher die Inhalte der Lieder auf Antisemitismus oder Sexismus, statt die Akteure selbst bzw. deren Beziehungen. Auf ähnliche Studien kann an dieser Stelle also nicht verwiesen werden.

Arbeitshypothesen

Wir gehen von den folgenden Arbeitshypothesen aus:

- 1) Männliche Akteure featuren häufiger mit anderen männlichen Akteuren und umgekehrt.
- 2) Männliche Akteure sind im Schnitt erfolgreicher und besser vernetzt, als weibliche Akteure.
- 3) Rapper/innen, die im selben Label sind oder waren kollaborieren häufiger.
- 4) Rapper/innen, die gut vernetzt sind, sind erfolgreicher.
- 5) Es gibt einzelne Gruppierungen von Rapper/innen, die sehr eng vernetzt sind, sowie einige außenstehende Rapper/innen mit kaum oder keinen Beziehungen.
- 6) Homophilie spielt bei den Beziehungen eine Rolle: z.B. in Bezug auf Alter, Wohnort oder Nationalität.
- 7) Das Verhältnis untereinander ist größtenteils neutral oder positiv, es gibt allerdings vereinzelte Konflikte zwischen Rapper/innen.

Datenerhebung: Zugang, Bereinigung und Codebuch

Datenzugang

Die Daten wurden im Sommer 2021 über öffentlich zugängliche Webseiten und Plattformen erhoben. Wir haben vor allem die Streaming-Plattform Spotify genutzt, um die monatlichen Hörer und die Features der Rapper/innen zu erheben. Die Labelzugehörigkeit und die Nodeattribute haben wir größtenteils über die Webseite Wikipedia gesammelt. Um Informationen über das Verhältnis der Rapper/innen zueinander zu finden, haben wir uns deren Instagram-Profile angesehen und uns darüber hinaus Online-Zeitungsartikel und Blogbeiträge durchgelesen. Weitere (fehlende) Daten wie beispielsweise die Vorstrafen der Rapper/innen haben ebenfalls über Online-Artikel oder andere Webseiten gesammelt.

Bereinigung des Datensatzes

Die Daten aus der Datenerhebung wurden anschließend zusammengetragen und codiert. Im Laufe dieses Prozesses musste die Codierung allerdings bei einigen Attributen aufgrund neuer Erkenntnisse, wie beispielsweise einer unerwarteten Beziehungsform ("relationship" = 4 -> Verwandtschaft) leicht umgeändert werden.

Codebuch

Das [Codebuch](#) umfasst die erhobenen Variablen, Relationen und Gewichte des Netzwerks und ist auf Github hinterlegt.

```
## IGRAPH 43a57e6 UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 43a57e6 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC      Capital Bra--Cro           Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora    Capital Bra--Gzuz          Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo          Capital Bra--Sido          Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa         Capital Bra--Kool Savas    Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC    --Kontra K      Bonez MC    --RAF Camora    Bonez MC    --Gzuz
## [16] Bonez MC    --Ufo 361      Bonez MC    --Bausa          Bonez MC    --Sido
## + ... omitted several edges
```

Parameter zu Beschreibung des Netzwerks

ist das Netzwerk bereits vereinfacht?

```
is.simple(d)
```

```
## [1] FALSE
```

besteht das Netzwerk aus Komponenten?

wenn ja, wie vielen?

```
is.connected(d)
```

```
## [1] TRUE
```

```
components(d)
```

```
## $membership
```

	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
##	1	1	1	
1				
##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
Gzuz				
##	1	1	1	
1				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	1	1	1	

1				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	1	1	1	
1				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	1	1	1	
1				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	1	1	1	
1				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	1	1	1	
1				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	1	1	1	
1				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	1	1	1	
1				
##	FiNCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	1	1	1	
1				
##	Azet	Bushido	Zuna	
Kalazh44				
##	1	1	1	
1				
##	KALIM	reezy	Sa4	Kay
One				
##	1	1	1	
1				
##	Eno	Frauenarzt	LX AK	
AUSSERKONTROLLE				
##	1	1	1	
1				
##	Mozzik	PA Sports	Gringo	
Fourty				
##	1	1	1	
1				
##	Kollegah	Kianush	Haftbefehl	
Olexesh				
##	1	1	1	
1				
##				
##	\$csize			

```

## [1] 60
##
## $no
## [1] 1

## Dichte des Netzwerks
edge_density(d, loops=FALSE)

## [1] 0.1683616

## Umfang des Netzwerks
diameter(d)

## [1] 5

## Pfaddistanzen (Distance)
farthest_vertices(d)

## $vertices
## + 2/60 vertices, named, from 43a57e6:
## [1] badmomzjay Frauenarzt
##
## $distance
## [1] 5

```

Das Hauptnetzwerk besteht aus einer Komponente mit 60 Knoten. Die Dichte im Netzwerk beträgt 16,84 Prozent von allen möglichen Verbindungen. Die maximale Pfaddistanz beträgt 5 Schritte.

Pro-Tipp: die Ausgabe jedes "chunks" lässt sich über das Rädchen direkt unter der Chunk-Beschreibung einstellen. Hier habe ich die Bildfläche auf 10 auf 16 Inches eingestellt, d.h. das Netzwerk wird automatisch auf eine Fläche von 10 auf 16 Inches geplottet. Für den Anfang empfehle ich immer bei Netzwerken bis 50 Knoten mit dem Kamada-Kawai Algorithmus zu arbeiten, weil hier die Knoten immer an die gleiche Position gesetzt werden und wir dadurch Abweichungen besser erkennen können.

```

plot(d,
      asp=0,
      layout=layout_with_kk,
      edge.arrow.size=.5,
      vertex.size=10,
      main ="Übersicht Gesamtnetzwerk")

```



```

"99"
## [31] "99" "99" "99" "99" "99" "99"
plot(d_strong,
     asp=0,
     layout=layout_with_kk,
     #vertex.size=3,
     vertex.frame.color=NA,
     vertex.color="lightgreen",
     vertex.label.color="grey20",
     vertex.label.cex=2,
     #edge.arrow.size=2,
     edge.color="lightgreen",
     edge.curved=.3,
     edge.curved=curve_multiple(d_strong),
     )

title("Gesamtnetzwerk: Starke Zusammenarbeit",
      sub = "Gewicht >= 2",
      cex.main = 2, col.main= "black",
      cex.sub = 2, font.sub = 3, col.sub = "black")

```

Gesamtnetzwerk: Starke Zusammenarbeit



Gewicht >= 2

```

dd <- degree(d)
dd
##           Capital Bra           Bonez MC           Cro           Kontra K
##                27                14                5
12
##           RAF Camora           Apache 207           RIN
Gzuz
##                21                3                7

```


12				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	15	21	16	
7				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	8	6	2	
8				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	3	4	4	
2				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	1	13	18	
1				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	12	14	22	
15				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	18	3	14	
15				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	2	23	8	
20				
##	FiNCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	6	10	16	
11				
##	Azet	Bushido	Zuna	
Kalazh44				
##	4	10	7	
7				
##	KALIM	reezy	Sa4	Kay
One				
##	9	7	7	
3				
##	Eno	Frauenarzt	LX AK	
AUSSERKONTROLLE				
##	6	1	7	
14				
##	Mozzik	PA Sports	Gringo	
Fourty				
##	7	9	19	
4				
##	Kollegah	Kianush	Haftbefehl	
Olexesh				

```
##          9          5          15
7

which.max(dd) # Capital Bra ist der Rapper mit den meisten Degrass, also den
meisten Features

## Capital Bra
##          1

bd <- betweenness (d, normalized=T)
bd

##          Capital Bra          Bonez MC          Cro          Kontra K
##          8.790866e-02          4.458231e-02          1.453463e-03          4.708542e-
03
##          RAF Camora          Apache 207          RIN
Gzuz
##          5.581184e-02          0.000000e+00          1.413802e-03          6.401455e-
03
##          Ufo 361          Nimo          Sido          Shirin
David
##          2.108871e-02          6.220664e-02          4.858829e-02          6.561057e-
02
##          Loredana          Juju          badmomzjay
Elif
##          1.916242e-02          6.986534e-03          1.909215e-03          1.869613e-
02
##          Celine          Nura          Katja Krasavice
Hava
##          5.937712e-03          5.796950e-03          2.495741e-03
0.000000e+00
##          Paula Douglas          Jamule          Summer Cem
Pashanim
##          0.000000e+00          2.617839e-02          3.662922e-02
0.000000e+00
##          Samra          Dardan          Luciano          KC
Rebell
##          1.099814e-02          3.300471e-02          6.864273e-02          2.259954e-
02
##          Farid Bang          Montez          Shindy
Capo
##          4.341339e-02          2.133255e-04          3.871225e-02          5.551377e-
02
##          Alligatoah          Bausa          Marteria          Kool
Savas
##          3.664431e-04          1.077313e-01          6.706584e-03          5.731165e-
02
##          FiNCH          MERO          Veysel
Maxwell
##          9.645887e-03          3.707958e-02          1.972397e-02          8.602044e-
03
##          Azet          Bushido          Zuna
```

```

Kalazh44
##      5.504377e-04      7.379574e-03      5.271327e-03      1.130221e-
03
##      KALIM      reezy      Sa4      Kay
One
##      6.263002e-03      2.054998e-03      2.040949e-04      6.493928e-
05
##      Eno      Frauenarzt      LX AK
AUSSERKONTROLLE
##      1.504989e-03      0.000000e+00      2.071563e-03      2.055024e-
02
##      Mozzik      PA Sports      Gringo
Fourty
##      6.564435e-03      1.126533e-02      2.926294e-02      3.864481e-
03
##      Kollegah      Kianush      Haftbefehl
Olexesh
##      7.388300e-03      9.976046e-04      3.525549e-02      5.640440e-
03

which.max(bd)

## Bausa
##      34

# mit der Auswahl der Knoten lassen sich deren Rahmenfarben spezifisch
angeben

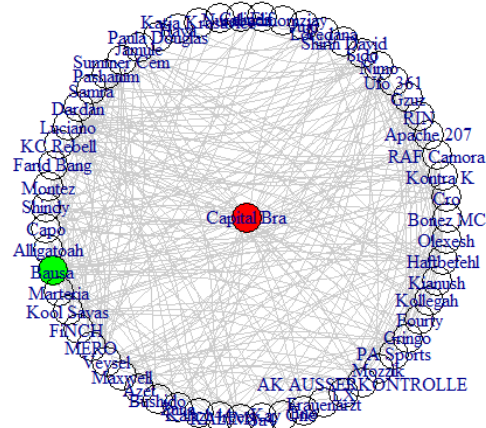
V(d)[V(d)$name == "Bausa"]$color <- "green"
V(d)[V(d)$name == "Capital Bra"]$color <- "red"

plot(d,
      layout=layout_as_star,
      vertex.size=15,
      # vertex.label.cex=2,
      # vertex.frame.color=NA, (muss ausgeschaltet sein, damit die Knoten
visualisiert werden können
      edge.arrow.size=.5,
      edge.color="grey80",
      edge.width=E(d)$weight/2, #halbiert den Wert der Gewichte, um eine
bessere Darstellung zu ermöglichen
      edge.curved=.2,
      edge.curved=curve_multiple(d),
      )

title("Gesamtnetzwerk",
      sub = "beliebteste Knoten in grün (stärkste Beziehungen) und rot
```

(höchste Degrees)",
 cex.main = 2, col.main= "black",
 cex.sub = 2, font.sub = 3, col.sub = "black")

Gesamtnetzwerk



lebteste Knoten in grün (stärkste Beziehungen) und rot (höchste De

Beispiel für das Vertex-Attribut Heimat

```
vertex.attributes(d)$home
```

```
## [1] "Berlin" "Hamburg"
## [3] "Stuttgart" "Berlin"
## [5] "Berlin" "Ludwigshafen-Garenstadt"
## [7] "Bietigheim-Bissingen" "Hamburg"
## [9] "Berlin" "Karlsruhe"
## [11] "Berlin" "Koeln"
## [13] "Luzern" "Berlin"
## [15] "Berlin" "Berlin"
## [17] "Berlin" "Berlin"
## [19] "Leipzig" "Hamm"
## [21] "Hamburg" "Essen"
## [23] "Moenchengladbach" "Berlin"
## [25] "Berlin" "Stuttgart"
## [27] "Berlin" "Stuttgart"
## [29] "Duesseldorf" "Bielefeld"
## [31] "Bietigheim-Bissingen" "Offenbach am Main"
## [33] "Berlin" "Bietigheim-Bissingen"
## [35] "Berlin" "Aachen"
## [37] "Berlin" "Ruesselsheim am Main"
## [39] "Essen" "Hamburg"
## [41] "Dresden" "Berlin"
## [43] "Dresden" "Berlin"
## [45] "Hamburg" "Frankfurt"
## [47] "Hamburg" "Koeln"
## [49] "Wiesbaden" "Berlin"
## [51] "Hamburg" "Berlin"
## [53] "Ferizaj" "Berlin"
## [55] "Berlin" "Berlin"
```

```
## [57] "Duesseldorf"          "Muenster"
## [59] "Stuttgart"            "Darmstadt"

edge.attributes(d)$relationship

## [1] "1" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "1" "1" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "1"
## [19] "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1"
## [37] "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "3"
## [55] "1" "2" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "1"
## [73] "1" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "1" "1"
## [91] "2" "2" "2" "2" "1" "1" "2" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "2" "2" "1" "1"
## [109] "1" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1" "1" "2" "2"
## [127] "1" "1" "2" "1" "2" "2" "2" "1" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2"
## [145] "2" "3" "2" "2" "1" "1" "2" "1" "1" "2" "2" "4" "2" "2" "2" "2" "3"
## [163] "1" "2" "2" "1" "1" "1" "3" "1" "3" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "1" "1" "2"
## [181] "1" "1" "1" "1" "2" "1" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "2"
## [199] "2" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1" "2"
## [217] "2" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2"
## [235] "2" "2" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2"
## [253] "2" "1" "2" "1" "1" "2" "2" "1" "1" "2" "2" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "1"
## [271] "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "1" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "2"
## [289] "1" "1" "1" "1" "2" "1" "1" "2" "2" "1"

# wichtig: sind keine Werte gesetzt, dann behandelt igraph den Wert als NA,
# also not available. Das ist wichtig für die Kalkulation der
# Netzwerkbeziehungen.
```

Analyse der Teilnetzwerke

Für dieses Netzwerk ist besonders der Vergleich zwischen Teilnetzwerken interessant.

Das bedeutet, dass es folgende Teilnetzwerke aufgrund der Edge-Attribute gibt:

- musiclabels, Rapper/innen sind im gleichen Musiklabel

- Beziehungsarten, in welcher Beziehung stehen die Rapper/innen zueinander (positiv, Feindschaft, Verwandtschaft)?

Darüber hinaus gibt es Teilnetzwerke nach Node-Attributen: Teilnetzwerke nach Alter:

- 1) jung: alle Rapper/innen jünger als 29 Jahre (codiert als 1 und 2 in age)
- 2) alt: Alle Rapper/innen älter als 35 Jahre (codiert als 4 und 5 in age)

Teilnetzwerke nach Geschlecht: nach Geschlechtern männlich/weiblich

Teilnetzwerke nach Wohnort: Hamburg, Berlin, Stuttgart

Teilnetzwerke nach Erfolg (monatliche Hörerzahlen auf Spotify):

- 1) eher erfolgreich (codiert als 4 und 5 in fans)
- 2) weniger erfolgreich (codiert als 1 und 2 in fans)
- 3) wenig erfolgreich und erfolgreich (codiert als 1 und 5 in fans)

Teilnetzwerke nach Nationalität: deutsch, nicht-deutsch, deutsch-türkisch

Teilnetzwerke nach Kriminalität:

- 1) Rapper/innen mit Gefängnisstrafe (codiert als 5 in criminality)
- 2) Rapper/innen mit Bewährung (codiert als 4 in criminality)
- 3) Rapper/innen mit einer Verurteilung (codiert als 3 in criminality)
- 4) Rapper/innen ohne Polizeikontakt (codiert als 1 in criminality)

Teilnetzwerke nach Beziehungsart (Edge-Attribute)

Das Netzwerk besteht aus drei Beziehungsarten: Feature (zukünftig Teilnetzwerk features), zwischenmenschliche Beziehung (zukünftig Teilnetzwerk relation) und Musiklabel (zukünftig Teilnetzwerk musiclabels). Die Teilnetzwerke feature und relation sind nach unterschiedlichen Beziehungsarten unterteilt.

Generelle Teilnetzwerke

- musiclabels (gleiches Musiklabel)
- rap_rel1 (neutrale Beziehung)
- rap_rel2 (positive Beziehung)
- rap_rel3 (Feindschaft)
- rap_rel4 (Verwandschaft)

```
library("igraph")
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
list.edge.attributes(d)

## [1] "relationship" "feature"      "musiclabel"
```

#Teilnetzwerk im gleichen Musiklabel

```
musiclabels <- subgraph.edges(d, E(d)[musiclabel==1])
```

```
musiclabels
```

```
## IGRAPH 44c6bd8 UN-- 51 115 --
```

```
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
```

```
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
```

```
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
```

```
## + edges from 44c6bd8 (vertex names):
```

```
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Gzuz        Capital Bra--Ufo 361
```

```
## [4] Capital Bra--Sido        Capital Bra--Capo        Capital Bra--Kool
```

```
Savas
```

```
## [7] Bonez MC    --RAF Camora Bonez MC    --Gzuz        Bonez MC    --Sido
```

```
## [10] Bonez MC    --Sa4        Bonez MC    --Maxwell    RAF Camora  --Bausa
```

```
## [13] Apache 207  --Bausa      Apache 207  --Marteria   Gzuz        --Sa4
```

```
## [16] Gzuz        --Maxwell    Ufo 361     --Nimo       Ufo 361     --Capo
```

```
## + ... omitted several edges
```

```
plot(musiclabels,
```

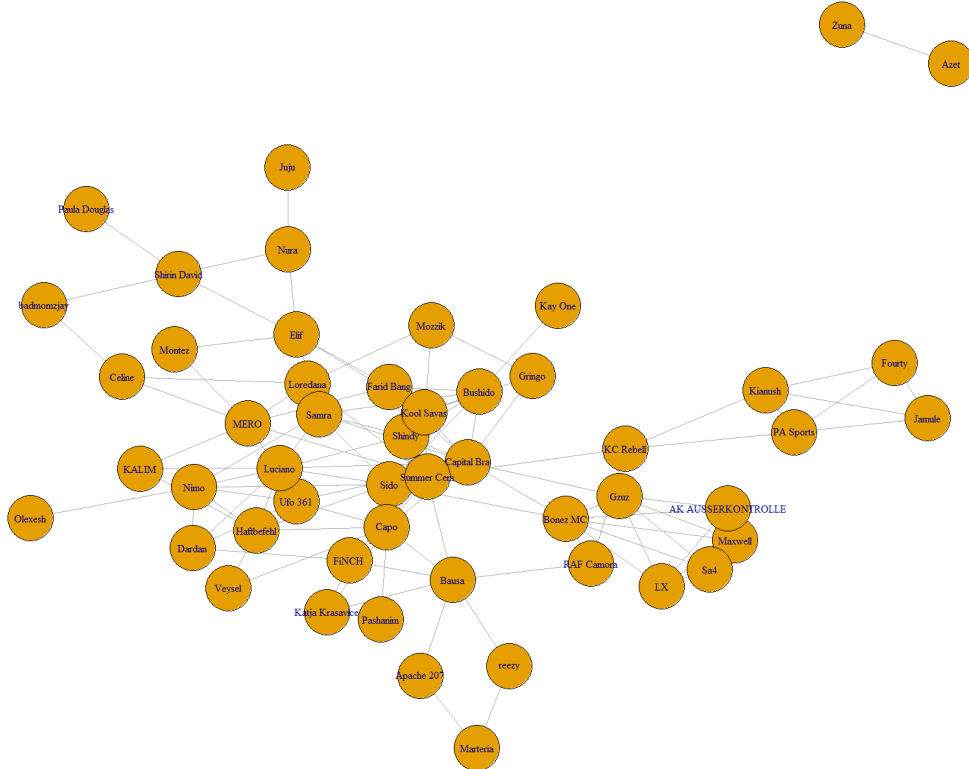
```
      layout=layout_with_kk,
```

```
      asp=0,
```

```
      vertex.size=10,
```

```
      main="Rapper*innen im gleichen Musiklabel")
```

Rapper*innen im gleichen Musiklabel



Das Netzwerk hat noch 115 Kanten, also gibt es 115 Rapper*innen, die im gleichen Label sind.

Teilnetzwerk Beziehung im Vergleich

```
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 453315f UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 453315f (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
```



```
## [7] Capital Bra--Nimo      Capital Bra--Sido      Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa      Capital Bra--Kool Savas Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora Bonez MC    --Gzuz
## [16] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa      Bonez MC    --Sido
## + ... omitted several edges
```

#Um das Ganze etwas übersichtlicher zu machen, erstellen wir nun 4 Teilnetzwerke. Jedes Teilnetzwerk visualisiert eine Beziehungsform (Edge-Attribut "relationship" 1-4).

```
rap_rel1 <- subgraph.edges(d, E(d)[relationship=="1"])
rap_rel1
```

```
## IGRAPH 4535514 UN-- 57 127 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4535514 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Kontra K    Capital Bra--RAF
Camora
## [4] Capital Bra--Gzuz      Capital Bra--Ufo 361    Capital Bra--Nimo
## [7] Capital Bra--Capo      Capital Bra--Bausa      Capital Bra--Kool
Savas
## [10] Bonez MC    --Bausa      RAF Camora --Sido      Apache 207 --Marteria
## [13] RIN          --Nimo      RIN          --Sido      Ufo 361    --Capo
## [16] Ufo 361     --MERO      Ufo 361     --Maxwell    Capital Bra--Shindy
## + ... omitted several edges
```

```
rap_rel2 <- subgraph.edges(d, E(d)[relationship=="2"])
rap_rel2
```

```
## IGRAPH 4536c47 UN-- 54 164 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4536c47 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Cro      Capital Bra--Sido      Capital Bra--Jamule
## [4] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora Bonez MC    --Gzuz
## [7] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Sa4      Bonez MC    --Maxwell
## [10] Kontra K    --RAF Camora Kontra K    --Gzuz      Kontra K    --Ufo 361
## [13] Kontra K    --Bausa      Kontra K    --Veysel    RAF Camora --Gzuz
## [16] RAF Camora --Ufo 361    RAF Camora --Bausa      RAF Camora --Maxwell
## + ... omitted several edges
```

```
rap_rel3 <- subgraph.edges(d, E(d)[relationship=="3"])
rap_rel3
```

```
## IGRAPH 453826c UN-- 8 6 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 453826c (vertex names):
```

```
## [1] Bonez MC --Sido Shindy --Kay One Shindy --Kollegah
## [4] Bushido --Haftbefehl Shindy --Bushido Kool Savas--Bushido
```

```
rap_rel4 <- subgraph.edges(d, E(d)[relationship=="4"])
rap_rel4
```

```
## IGRAPH 4539472 UN-- 2 1 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edge from 4539472 (vertex names):
## [1] Capo--Haftbefehl
```

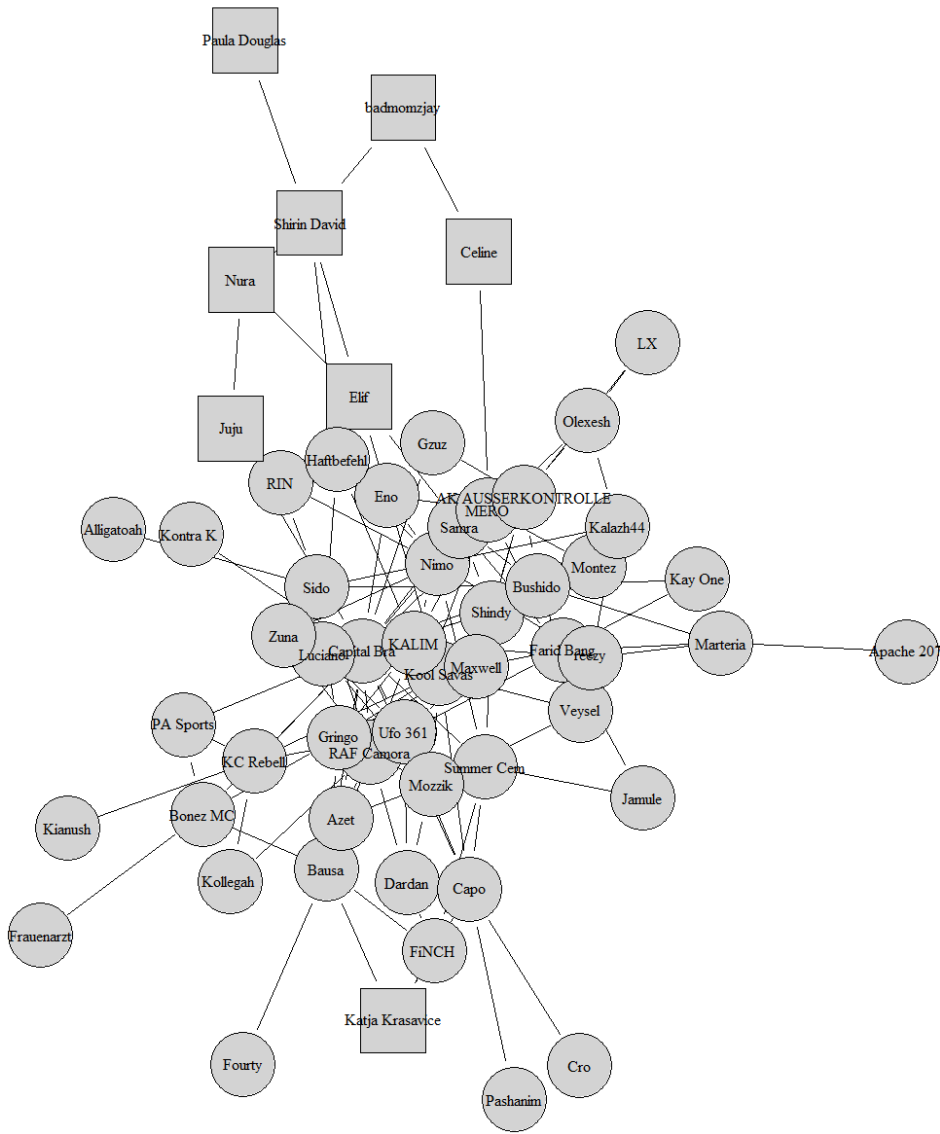
#Um die Geschlechter der Akteure auf einen Blick sichtbar zu machen, wird den weiblichen Akteuren in den einzelnen Teilnetzwerken die Knotenform "Quadrat" und den Männern die Knotenform "Kreis" zugeordnet.

```
V(rap_rel1)[V(rap_rel1)$sex == 2]$shape <- "square"
V(rap_rel1)[V(rap_rel1)$sex == 1]$shape <- "circle"
V(rap_rel2)[V(rap_rel2)$sex == 2]$shape <- "square"
V(rap_rel2)[V(rap_rel2)$sex == 1]$shape <- "circle"
V(rap_rel3)[V(rap_rel3)$sex == 2]$shape <- "square"
V(rap_rel3)[V(rap_rel3)$sex == 1]$shape <- "circle"
V(rap_rel4)[V(rap_rel4)$sex == 2]$shape <- "square"
V(rap_rel4)[V(rap_rel4)$sex == 1]$shape <- "circle"
```

#Die Teilnetzwerke können nun visualisiert werden.

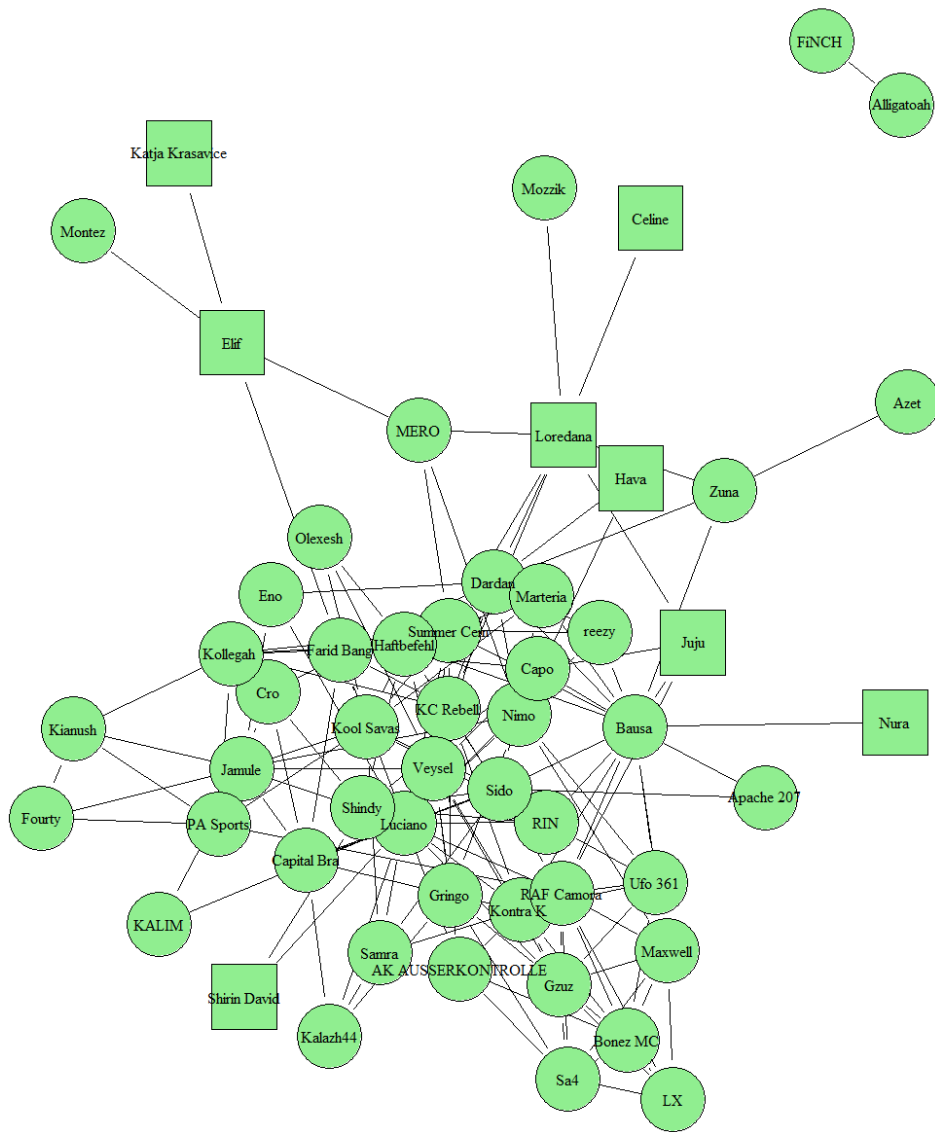
```
plot(rap_rel1,
     asp=0,
     layout=layout_nicely,
     vertex.frame.color="black",
     edge.color="black",
     vertex.label.color="black",
     vertex.color="lightgrey",
     main="Teilnetzwerk neutrales Verhältnis")
```

Teilnetzwerk neutrales Verhältnis



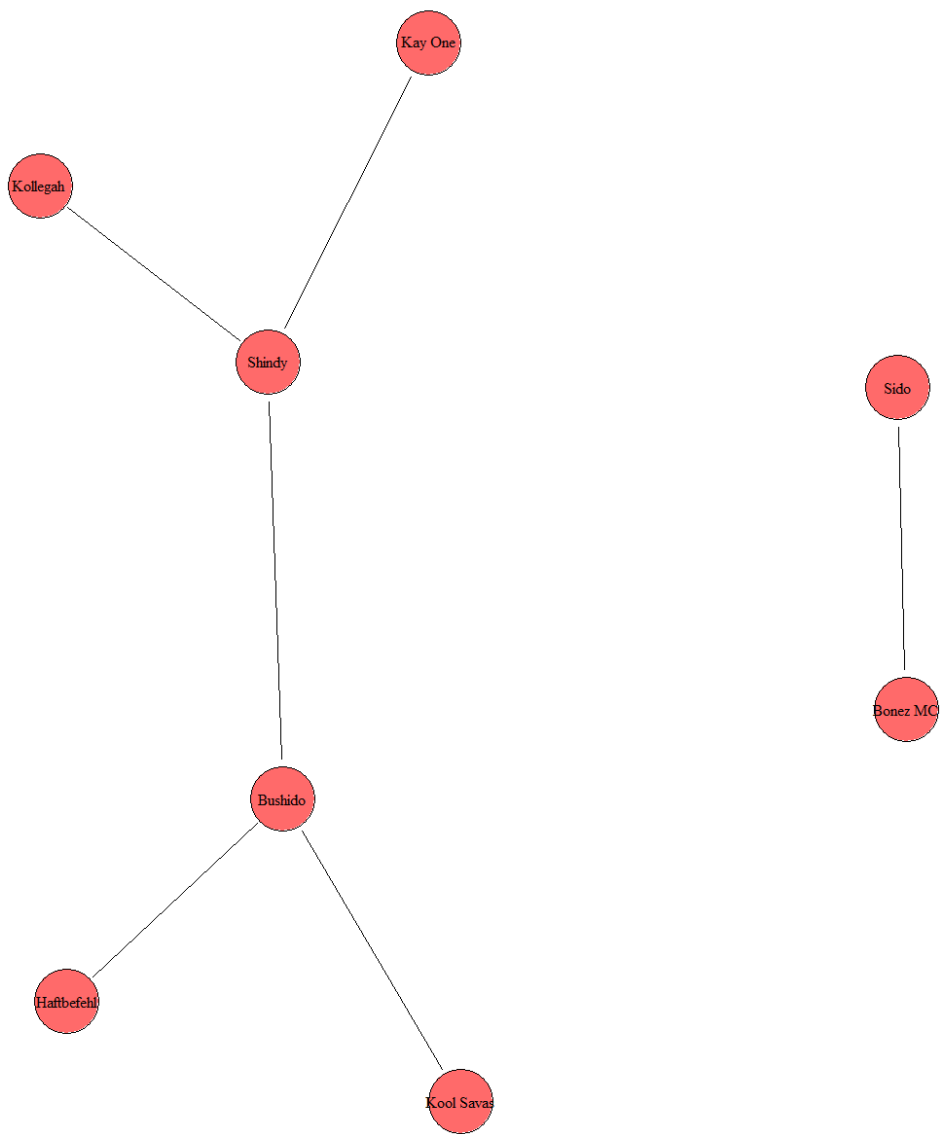
```
plot(rap_rel2,
     layout=layout_nicely,
     asp=0,
     edge.color="black",
     vertex.frame.color="black",
     vertex.label.color="black",
     vertex.color="lightgreen",
     main="Teilnetzwerk positives Verhältnis")
```

Teilnetzwerk positives Verhältnis



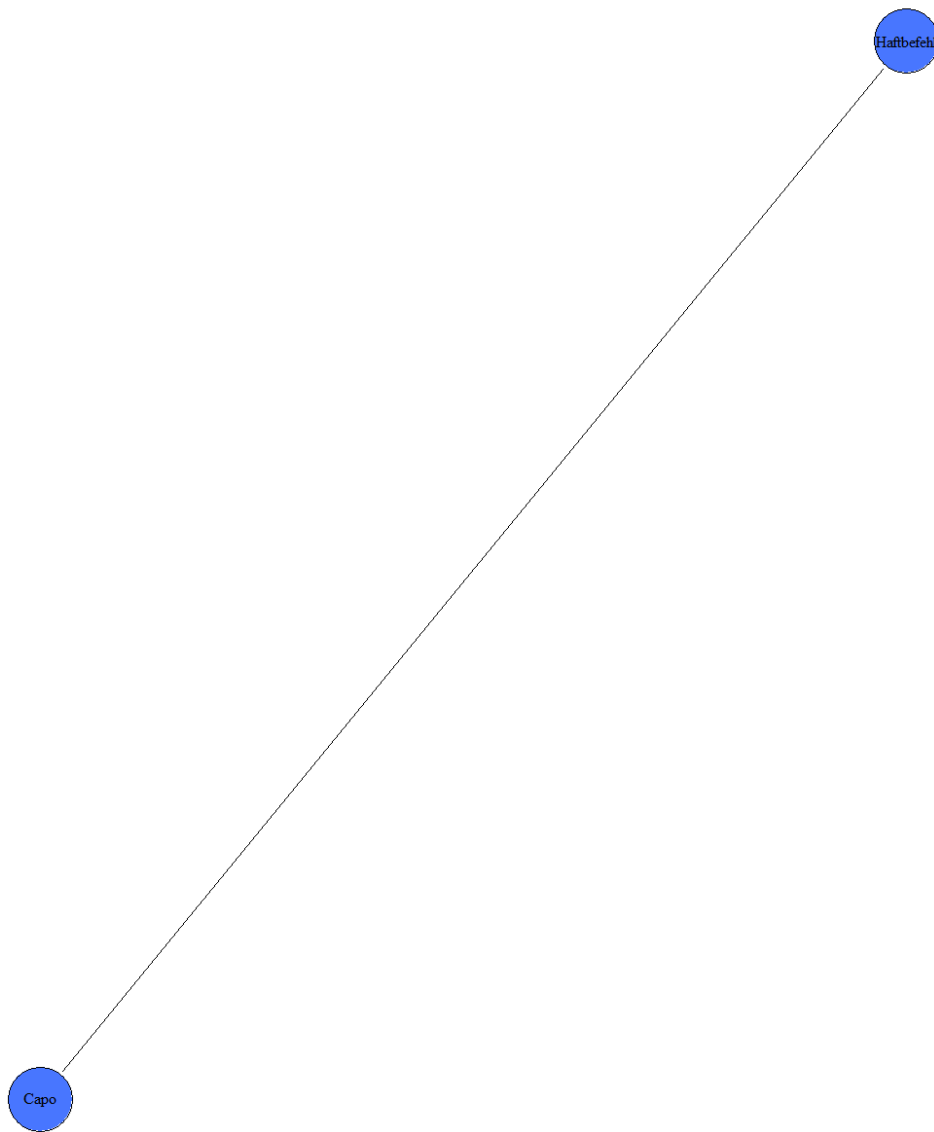
```
plot(rap_rel3,
     layout=layout_nicely,
     asp=0,
     edge.color="black",
     vertex.frame.color="black",
     vertex.color="indianred1",
     vertex.label.color="black",
     main="Teilnetzwerk negatives Verhältnis")
```

Teilnetzwerk negatives Verhältnis



```
plot(rap_rel4,  
     layout=layout_nicely,  
     asp=0,  
     edge.color="black",  
     vertex.frame.color="black",  
     vertex.label.color="black",  
     vertex.color="royalblue1",  
     main="Teilnetzwerk Verwandschaft")
```

Teilnetzwerk Verwandtschaft



```
par(mfrow=c(1,1), mar=c(0,0,0,0))
```

Die entstandenen Teilnetzwerke geben eine gute Übersicht über das zwischenmenschliche Verhältnis der Akteure zueinander. Die Netzwerke der Edge-Attribute "relationship"=1 und "relationship"=2 haben hier offensichtlich die meisten Knoten und sind am dichtesten vernetzt. Das Teilnetzwerk der neutralen Beziehungen hat eine und das der positiven Beziehungen zwei Komponenten. Die letzten beiden Netzwerke sind wesentlich übersichtlicher. Das Teilnetzwerk "relationship"=3 hat zwei Komponenten und insgesamt nur 8 Knoten, während das Teilnetzwerk "relationship"=4 lediglich 2 Knoten beinhaltet.

Daraus lässt sich schließen, dass ein Großteil der deutschen Rapper*innen aktuell (Stand: Sommer 2021) ein positives oder zumindest neutrales Verhältnis zueinander hat. Interessant ist auch, dass das Teilnetzwerk der negativen Beziehungen/Feindschaft nur männliche Rapper beinhaltet. Innerhalb der von uns betrachteten Akteure scheinen sich die Frauen bei Konflikten dementsprechend zu enthalten.

Teilnetzwerke nach Node-Attributen

Für die Analyse von Teilnetzwerken haben wir nach folgenden Node-Attributen selektiert:

- Geschlecht
- Wohnort
- Erfolg (monatliche Hörerzahlen auf Spotify)
- Alter
- Nationalität
- Kriminalität

Teilnetzwerk Geschlecht

```
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

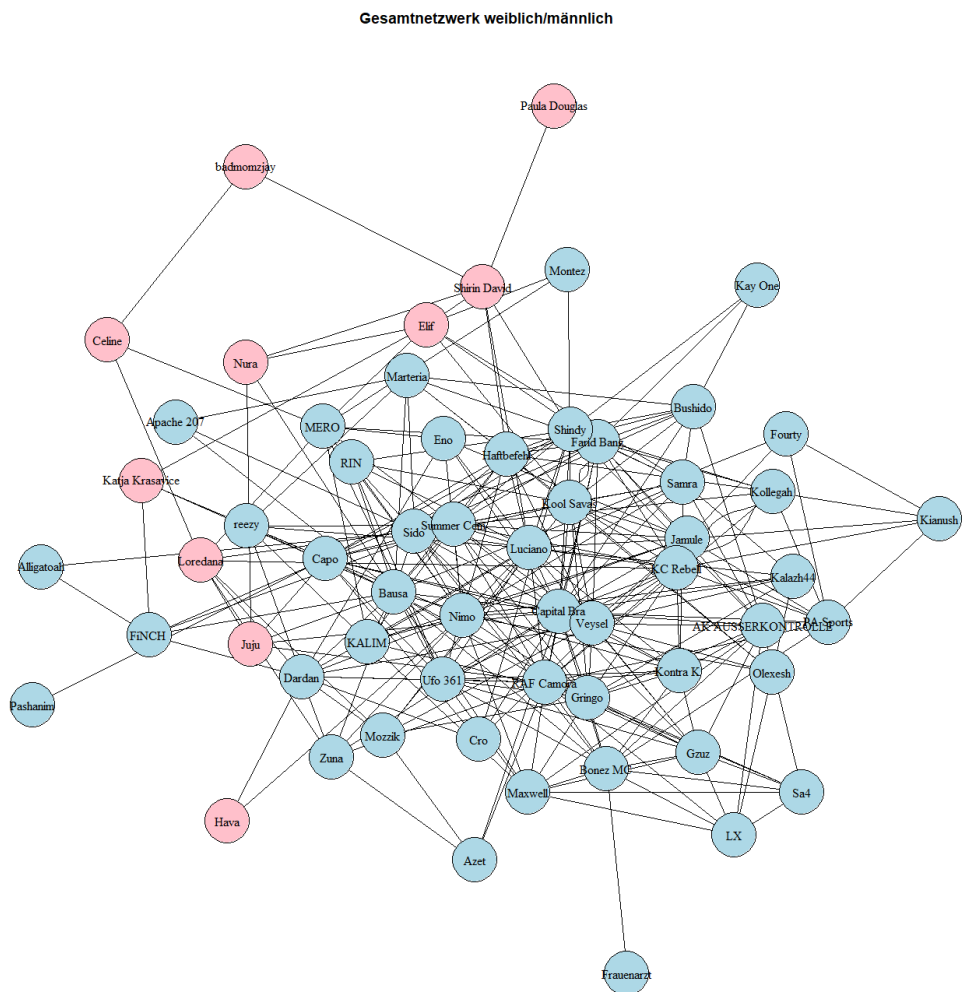
## IGRAPH 4600b32 UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4600b32 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido         Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa       Capital Bra--Kool Savas   Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora  Bonez MC    --Gzuz
## [16] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa       Bonez MC    --Sido
## + ... omitted several edges

#Wir wollen uns zunächst einmal ansehen, wie die Geschlechterverteilung in
unserem Gesamtnetzwerk aussieht. Dazu färben wir die weiblichen Knoten rosa
und die männlichen Knoten blau.

V(d)[V(d)$sex == 1]$color <- "lightblue"
V(d)[V(d)$sex == 2]$color <- "pink"
```

#Anschließend visualisieren wir unser Netzwerk.

```
plot(d,  
    asp=0,  
    layout=layout_with_kk,  
    edge.color="black",  
    edge.arrow.size=0,  
    vertex.size=10,  
    vertex.label.cex=1,  
    vertex.label.color="black",  
    label.frame.color="black",  
    main = "Gesamtnetzwerk weiblich/männlich")
```



Es lässt sich hier erkennen, dass die weiblichen Rapperinnen im Netzwerk nur eine Minderheit ausmachen. Sie bewegen sich darüber hinaus eher am äußeren Ende des Netzwerks, wodurch ersichtlich wird, dass sie im Allgemeinen weniger gut vernetzt sind als ihre männlichen Kollegen.


```

knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 465485e UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 465485e (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC      Capital Bra--Cro           Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora    Capital Bra--Gzuz          Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo          Capital Bra--Sido          Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa         Capital Bra--Kool Savas    Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC      --Kontra K    Bonez MC      --RAF Camora Bonez MC      --Gzuz
## [16] Bonez MC      --Ufo 361    Bonez MC      --Bausa       Bonez MC      --Sido
## + ... omitted several edges

#Wir möchten uns nun die Vernetzung der einzelnen Geschlechter genauer
ansehen. Dazu erstellen wir jeweils ein Teilnetzwerk.

list.vertex.attributes(d)

## [1] "name"          "aka"           "home"          "nationality"  "sex"
## [6] "fans"          "age"           "criminality"

vertex_attr(d)$sex

## [1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
## [39] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

#Neues Netzwerk mit weiblichen Aktueren wird erstellt
rap_f <- delete_vertices(d, V(d)[sex!= "2"])
rap_f

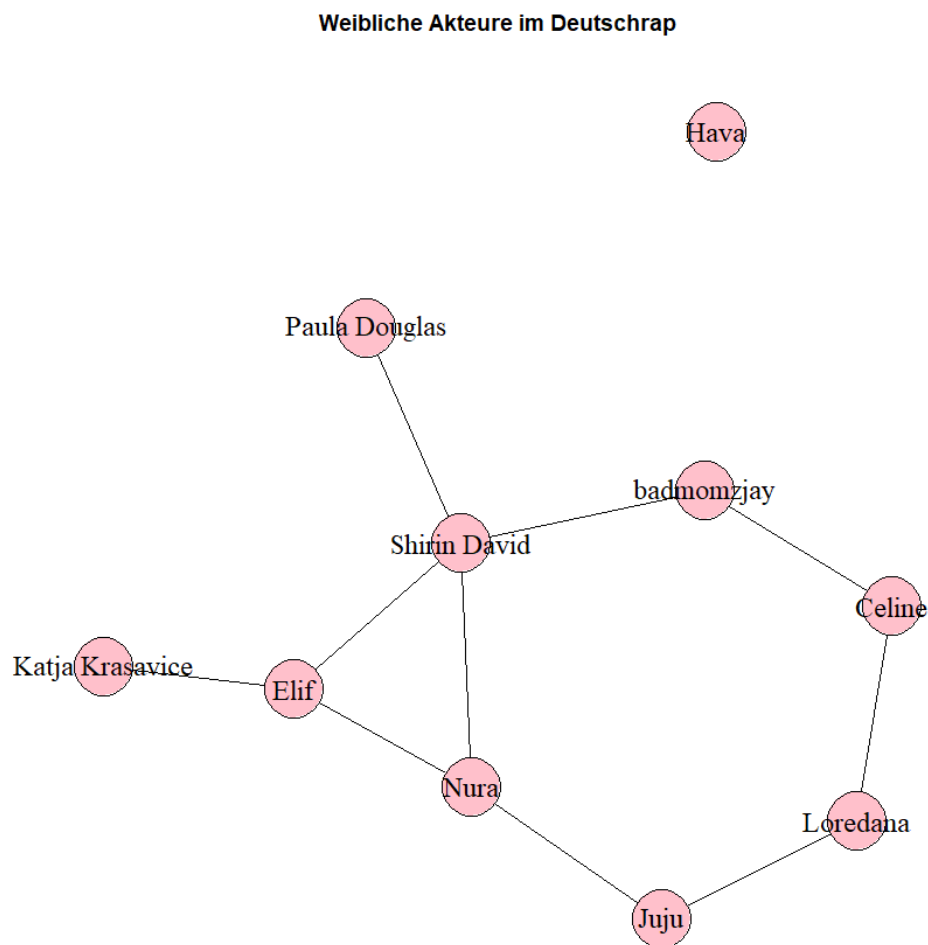
## IGRAPH 4656e22 UN-- 10 10 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4656e22 (vertex names):
## [1] Shirin David--badmomzjay    Shirin David--Paula Douglas
## [3] Loredana      --Juju          Loredana      --Celine
## [5] Juju          --Nura          badmomzjay    --Celine

```

```
## [7] Shirin David--Elif          Elif          --Nura
## [9] Elif          --Katja Krasavice Shirin David--Nura
```

#Anschließend visualisieren wir unser Teilnetzwerk.

```
plot(rap_f, layout=layout_nicely,
     main="Weibliche Akteure im Deutschrapp",
     edge.color="black",
     edge.arrow.size=0,
     vertex.color="pink",
     vertex.size=20,
     vertex.label.cex=1.5,
     vertex.label.color="black",
     vertex.frame.color="black")
```



Unser Teilnetzwerk ist sehr übersichtlich, da es nur insgesamt 10 weibliche Knoten gibt. Das Netzwerk besteht hier, anders als das Gesamtnetzwerk aus 2 Komponenten. In der Hauptkomponente sind alle Knoten außer Paula Douglas mit mindestens zwei weiteren

Knoten vernetzt. Die Rapperin Shirin David hat innerhalb der weiblichen Akteure die meisten Beziehungen. Sie ist mit 4 anderen Knoten vernetzt. Es ist allerdings anzumerken, dass in diesem Netzwerk noch nicht ersichtlich wird, ob die Verbindung durch gemeinsames features oder durch die Labelzugehörigkeit entstanden ist.

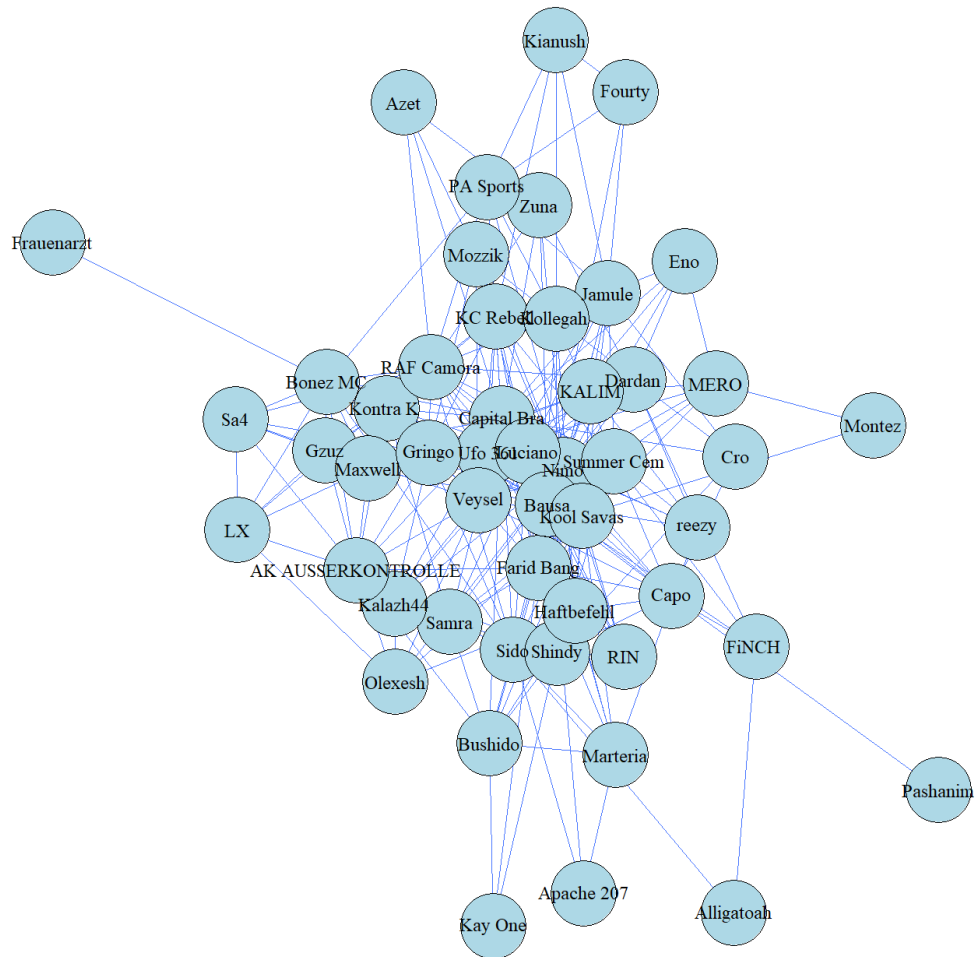
#Nun wiederholen wir denselben Vorgang mit den männlichen Akteuren, um auch hier ein Teilnetzwerk zu erstellen.

```
rap_m <- delete_vertices(d, V(d)[sex!= "1"])
rap_m

## IGRAPH 467799f UN-- 50 263 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 467799f (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido         Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa       Capital Bra--Kool Savas   Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora  Bonez MC    --Gzuz
## [16] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa       Bonez MC    --Sido
## + ... omitted several edges

plot(rap_m, layout=layout_nicely,
     main="Männliche Akteure im Deutschrap",
     edge.color="royalblue1",
     edge.arrow.size=0,
     vertex.label.cex=1.5,
     vertex.label.color="black",
     vertex.color="lightblue",
     vertex.size=13,
     vertex.frame.color="black")
```

Männliche Akteure im Deutschrap



Wie wir sehen können, hat das erstellte Teilnetzwerk im Gegensatz zu dem weiblichen Teilnetzwerk nur eine Komponente und ist äußerst dicht vernetzt, was deutlich macht, wie intensiv die männlichen Rapper untereinander featuren. Bis auf die Akteure Pashanim und Frauenarzt steht jeder Knoten mit mindestens 2 weiteren Knoten in Verbindung. Auch hier ist allerdings noch nicht ersichtlich, ob die Verbindung sich auf das Edge-Attribut "feature" oder auf das Attribut "musiclabel" bezieht.

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 46eacb6 UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 46eacb6 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonz MC      Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido         Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa       Capital Bra--Kool Savas   Capital Bra--Jamule
## [13] Bonz MC      --Kontra K    Bonz MC      --RAF Camora  Bonz MC      --Gzuz
## [16] Bonz MC      --Ufo 361    Bonz MC      --Bausa       Bonz MC      --Sido
## + ... omitted several edges

#Nun wollen wir uns das Edge-Attribut "relationship" genauer ansehen. Dazu
erstellen wir zunächst ein Teilnetzwerk, indem die verschiedenen
Beziehungsformen/-stärken durch verschiedene Farben und Kantenbreiten
visualisiert werden (neutral = grau, positiv = grün, negativ = rot, verwandt
= blau. Die Regel ist hierbei: Je breiter die Kanten, desto stärker die
Beziehung.

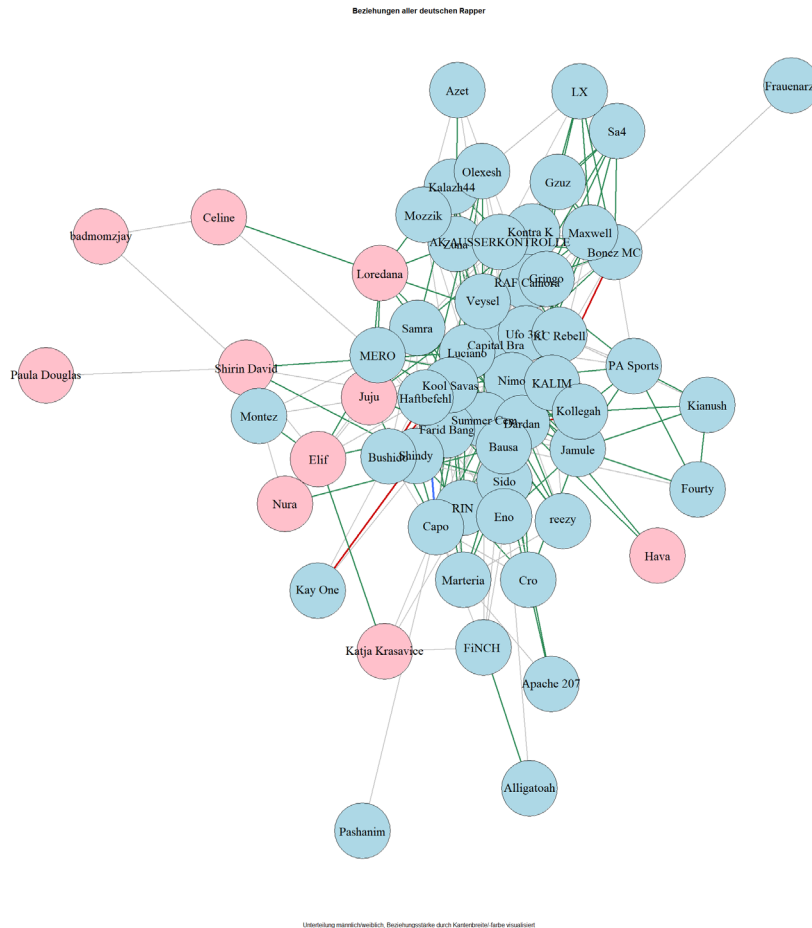
E(d)[E(d)$relationship == "1"]$color <- "grey"
E(d)[E(d)$relationship == "2"]$color <- "seagreen"
E(d)[E(d)$relationship == "3"]$color <- "red3"
E(d)[E(d)$relationship == "4"]$color <- "royalblue1"
E(d)[E(d)$relationship == "1"]$width <- 2
E(d)[E(d)$relationship == "2"]$width <- 3
E(d)[E(d)$relationship == "3"]$width <- 4
E(d)[E(d)$relationship == "4"]$width <- 5

#Die verschiedenen Geschlechter werden hier wieder durch verschiedene
Knotenfarben gekennzeichnet.

V(d)[V(d)$sex == 1]$color <- "lightblue"
V(d)[V(d)$sex == 2]$color <- "pink"

plot(d, layout=layout_nicely,
      main="Beziehungen aller deutschen Rapper",
      sub="Unterteilung männlich/weiblich, Beziehungsstärke durch
```

```
Kantenbreite/-farbe visualisiert",
  edge.arrow.size=0,
  vertex.label.cex=2,
  vertex.label.color="black",
  vertex.size=1,
  vertex.frame.color="black")
```



Das entstandene Netzwerk ist identisch zum Gesamtnetzwerk strukturiert und hat daher nur eine Komponente. Es lässt sich hier allerdings erkennen, dass die meisten Beziehungen der Rapper*innen untereinander neutraler oder positiver Natur sind. Feind- oder Verwandtschaft macht nur einen kleinen Teil der Kanten aus.

Teilnetzwerk nach Alter

```
library(igraph)
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
```

#Teilnetzwerke Alter

```
list.vertex.attributes(d)
```

```
## [1] "name"      "aka"      "home"      "nationality" "sex"
## [6] "fans"      "age"      "criminality"
```

```
vertex_attr(d)$age
```

```
## [1] 2 4 3 3 4 1 2 3 3 2 5 2 2 2 1 2 1 3 2 1 1 1 4
## [26] 1 2 3 4 2 3 3 3 3 4 5 3 1 4 2 2 5 2 99 2 2 4 4
## [51] 4 99 2 3 99 2 4 3 4 3
```

```
alt <- delete_vertices(d, V(d)[age < "4"])
```

```
alt
```

```
## IGRAPH 481b0ac UN-- 18 54 --
```

```
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
```

```
## + edges from 481b0ac (vertex names):
```

```
## [1] Bonez MC --RAF Camora Bonez MC --Sido
## [3] Bonez MC --Sa4 RAF Camora--Sido
## [5] Marteria --Kool Savas Sido --Marteria
## [7] Farid Bang--Marteria Kool Savas--Veysel
## [9] Farid Bang--Kool Savas Sido --Kool Savas
## [11] Farid Bang--Kool Savas Farid Bang--Veysel
```

```
## + ... omitted several edges
```

```
jung <- delete_vertices(d, V(d)[age > "2"])
```

```
jung
```

```
## IGRAPH 481dbf6 UN-- 28 59 --
```

```
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
```

```
## + edges from 481dbf6 (vertex names):
```

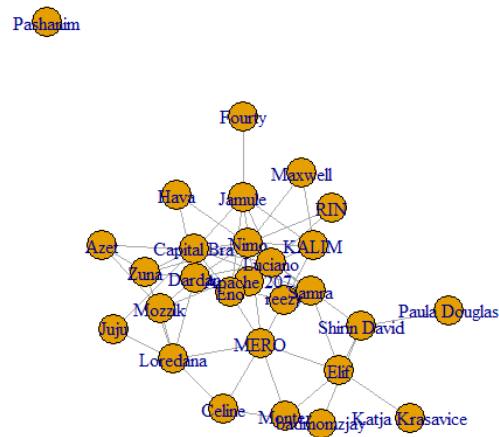
```
## [1] Capital Bra--Nimo Capital Bra--Jamule RIN --Nimo
## [4] Montez --MERO MERO --Eno Loredana --Mozzik
## [7] Dardan --Mozzik Luciano --Mozzik Azet --Mozzik
## [10] Jamule --Fourty Azet --Zuna Capital Bra--Azet
## [13] Loredana --Zuna Capital Bra--Zuna KALIM --reezy
## [16] MERO --KALIM Maxwell --KALIM Jamule --KALIM
```

```
## + ... omitted several edges
```

Visualisierung

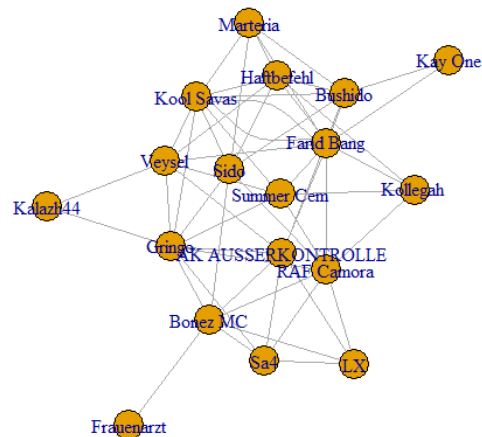
```
plot(jung, layout=layout_with_kk,
     main="Beziehungen junger Rapper*innen")
```

Beziehungen junger Rapper*innen



```
plot(alt, layout=layout_with_kk,
     main="Beziehungen älterer Rapper*innen")
```

Beziehungen älterer Rapper*innen



Das Netzwerk der älteren Rapper*innen besteht aus 18 Knoten und 54 Kanten, wohingegen das Teilnetzwerk der jüngeren Rapper_innen aus 28 Knoten und 59 Kanten besteht. Somit features jüngere Rapper_innen eher untereinander als ältere.

Teilnetzwerk Wohnort

```
library(igraph)
edges <-
```



```

read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutschrapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutschrapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

# Teilnetzwerk Wohnort 1: Hamburg selektieren
list.vertex.attributes(d)

## [1] "name"          "aka"           "home"          "nationality"  "sex"
## [6] "fans"          "age"           "criminality"

V(d)[home!="Hamburg"]

## + 53/60 vertices, named, from 48c3b23:
## [1] Capital Bra      Cro              Kontra K         RAF Camora
## [5] Apache 207       RIN              Ufo 361         Nimo
## [9] Sido             Shirin David    Loredana        Juju
## [13] badmomzjay       Elif            Celine          Nura
## [17] Katja Krasavice   Hava            Jamule          Summer Cem
## [21] Pashanim         Samra           Dardan          Luciano
## [25] KC Rebell        Farid Bang      Montez          Shindy
## [29] Capo             Alligatoah      Bausa           Marteria
## [33] Kool Savas       FiNCH           MERO            Veysel
## [37] Azet             Bushido         Zuna            Kalazh44
## + ... omitted several vertices

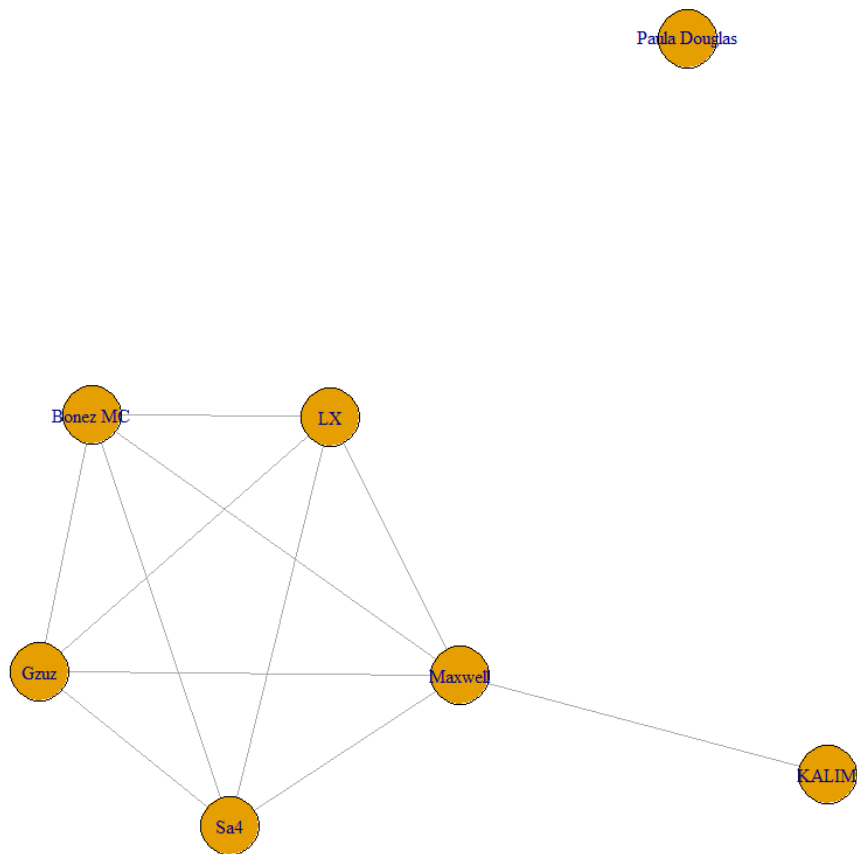
h_hamburg <- delete.vertices(d, V(d)[home!="Hamburg"])
h_hamburg

## IGRAPH 48c5473 UN-- 7 11 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 48c5473 (vertex names):
## [1] Bonez MC--Gzuz      Bonez MC--Sa4      Bonez MC--Maxwell Gzuz      --Sa4
## [5] Gzuz      --Maxwell Maxwell --Sa4      Maxwell --LX      Bonez MC--LX
## [9] Gzuz      --LX      Sa4      --LX      Maxwell --KALIM

# Visualisierung von Teilnetzwerk Wohnort 1
plot(h_hamburg,
     layout=layout_with_kk,
     main="Teilnetzwerk Hamburg",
     sub="Rapper*innen aus Hamburg")

```

Teilnetzwerk Hamburg



Rapper*innen aus Hamburg

Teilnetzwerk Wohnort 2: Berlin selektieren

```
list.vertex.attributes(d)
```

```
## [1] "name"      "aka"      "home"      "nationality" "sex"
## [6] "fans"     "age"      "criminality"
```

```
V(d)[home!="Berlin"]
```

```
## + 37/60 vertices, named, from 48c3b23:
```

## [1]	Bonez MC	Cro	Apache 207	RIN
## [5]	Gzuz	Nimo	Shirin David	Loredana
## [9]	Katja Krasavice	Hava	Paula Douglas	Jamule
## [13]	Summer Cem	Dardan	KC Rebell	Farid Bang
## [17]	Montez	Shindy	Capo	Bausa
## [21]	Kool Savas	MERO	Veysel	Maxwell
## [25]	Azet	Zuna	KALIM	reezy
## [29]	Sa4	Kay One	Eno	LX

```

## [33] Mozzik           Kollegah           Kianush           Haftbefehl
## [37] Olexesh

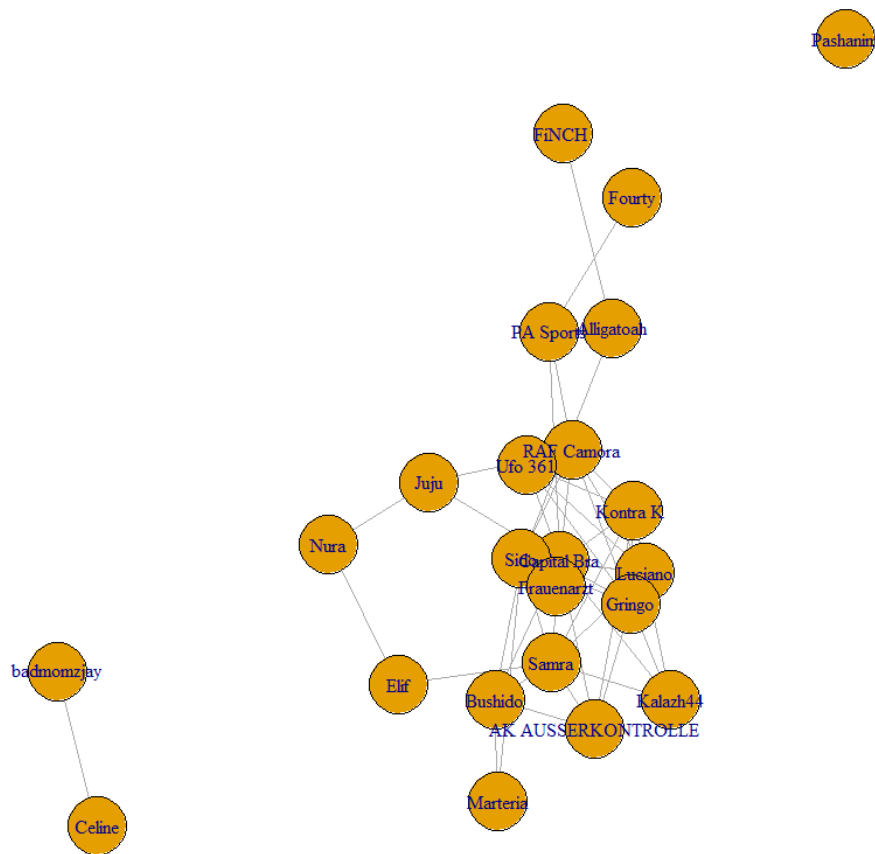
h_berlin <- delete.vertices(d, V(d)[home!="Berlin"])
h_berlin

## IGRAPH 48c9dc4 UN-- 23 47 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 48c9dc4 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Kontra K           Capital Bra--RAF Camora
## [3] Capital Bra--Ufo 361           Capital Bra--Sido
## [5] Kontra K --RAF Camora           Kontra K --Ufo 361
## [7] RAF Camora --Ufo 361           RAF Camora --Sido
## [9] Alligatoah --FiNCH             Sido --Alligatoah
## [11] Sido --Marteria               Samra --AK AUSSERKONTROLLE
## + ... omitted several edges

# Visualisierung von Wohnort 2
plot(h_berlin,
     layout=layout_with_kk,
     main="Teilnetzwerk Berlin",
     sub="Rapper*innen aus Berlin")

```

Teilnetzwerk Berlin



Rapper*innen aus Berlin

Teilnetzwerk Wohnort 3: Stuttgart selektiert

```
list.vertex.attributes(d)
```

```
## [1] "name"      "aka"      "home"      "nationality" "sex"
## [6] "fans"     "age"      "criminality"
```

```
V(d)[home!="Stuttgart"]
```

```
## + 56/60 vertices, named, from 48c3b23:
```

## [1] Capital Bra	Bonez MC	Kontra K	RAF Camora
## [5] Apache 207	RIN	Gzuz	Ufo 361
## [9] Nimo	Sido	Shirin David	Loredana
## [13] Juju	badmomzjay	Elif	Celine
## [17] Nura	Katja Krasavice	Hava	Paula
Douglas			
## [21] Jamule	Summer Cem	Pashanim	Samra
## [25] Luciano	Farid Bang	Montez	Shindy
## [29] Capo	Alligatoah	Bausa	Marteria

```

## [33] Kool Savas      FiNCH      MERO      Veyssel
## [37] Maxwell      Azet      Bushido    Zuna
## + ... omitted several vertices

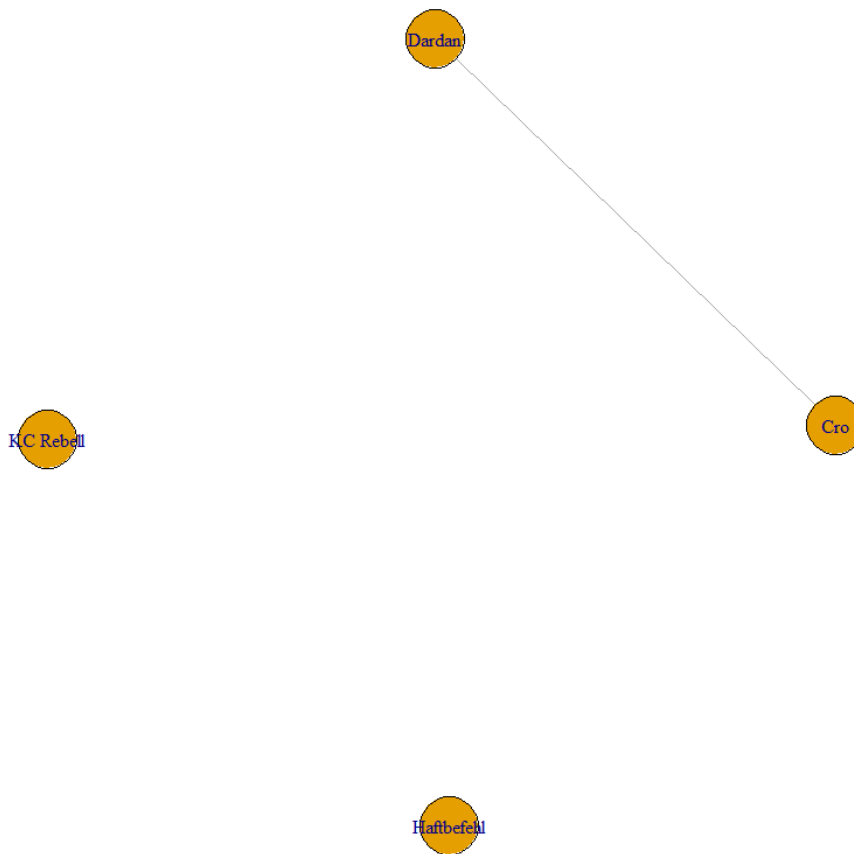
h_stuttgart <- delete.vertices(d, V(d)[home!="Stuttgart"])
h_stuttgart

## IGRAPH 48d8f8f UN-- 4 1 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edge from 48d8f8f (vertex names):
## [1] Cro--Dardan

# Visualisierung von Wohnort 3
plot(h_stuttgart,
     layout=layout_with_kk,
     main="Teilnetzwerk Stuttgart",
     sub="Rapper*innen aus Stuttgart")

```

Teilnetzwerk Stuttgart



Rapper*innen aus Stuttgart

Gerade in Berlin, wohnen viele Akteure der Deutschrap-Szene. Man kann erkennen, dass gerade in dieser Stadt besonders viele Beziehungen zwischen den Rapper*innen vorliegen. Es lässt sich hier jedoch nicht erkennen, ob die Akteure nur über ihre Labels verbunden sind, oder ob tatsächlich ein Feature vorliegt. Trotzdem lässt sich hier eine gewisse Homophilie erkennen.

Teilnetzwerk Erfolg

*# Features erfolgreiche Rapper*innen eher mit anderen erfolgreichen oder weniger erfolgreichen Rapper*innen?*

*# Teilnetzwerk 1: Rapper*innen mit sehr geringem Erfolg (fans=1) und mit geringem Erfolg (fans=2)*

`list.vertex.attributes(d)`

```
## [1] "name"      "aka"      "home"      "nationality" "sex"
## [6] "fans"      "age"      "criminality"
```

```

V(d)[fans!=1]

## + 58/60 vertices, named, from 48c3b23:
## [1] Capital Bra      Bonez MC      Cro           Kontra K
## [5] RAF Camora       Apache 207    RIN           Gzuz
## [9] Ufo 361          Nimo         Sido          Shirin David
## [13] Loredana        Juju         badmomzjay    Elif
## [17] Celine          Nura         Katja Krasavice Jamule
## [21] Summer Cem      Pashanim     Samra         Dardan
## [25] Luciano         KC Rebell    Farid Bang    Montez
## [29] Shindy         Capo        Alligatoah    Bausa
## [33] Marteria       Kool Savas   FiNCH         MERO
## [37] Veysel         Maxwell     Azet          Bushido
## + ... omitted several vertices

V(d)[fans!=2]

## + 31/60 vertices, named, from 48c3b23:
## [1] Capital Bra      Bonez MC      Cro           Kontra K      RAF Camora
## [6] Apache 207      RIN           Gzuz          Ufo 361      Nimo
## [11] Sido           Shirin David  Loredana     Juju          Hava
## [16] Paula Douglas  Jamule        Summer Cem   Pashanim     Samra
## [21] Dardan         Luciano       KC Rebell    Farid Bang    Montez
## [26] Shindy         Capo          Alligatoah   Bausa         Marteria
## [31] FiNCH

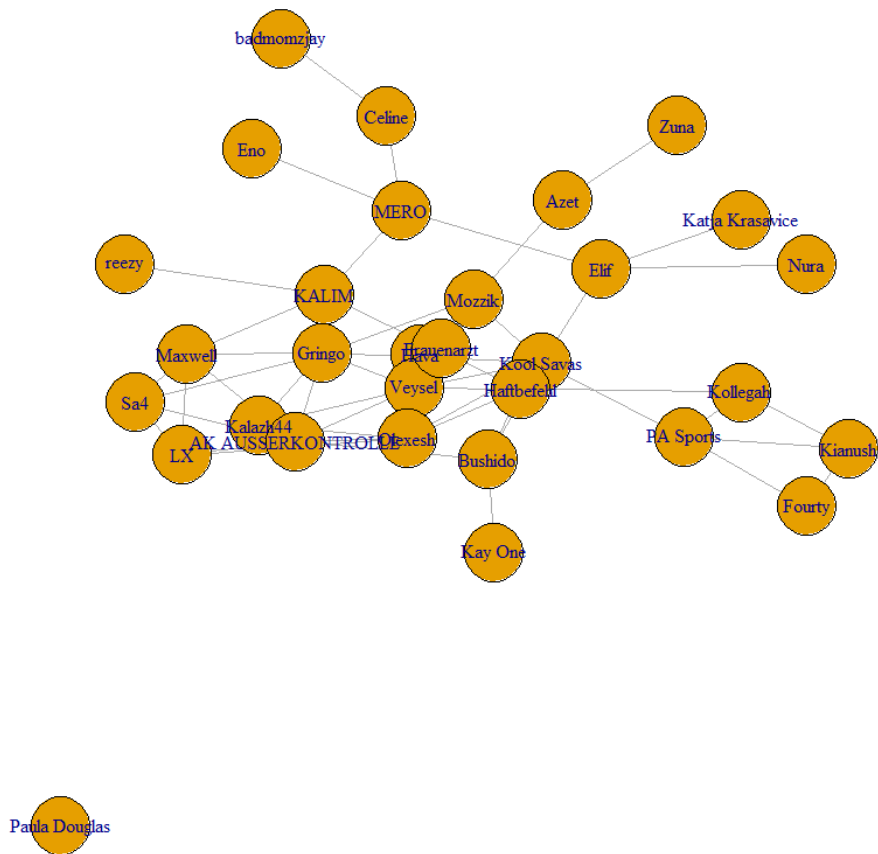
f_1 <- delete.vertices(d, V(d)[fans!=1][fans!=2])
f_1

## IGRAPH 491f6fc UN-- 31 51 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 491f6fc (vertex names):
## [1] Kool Savas--Veysel      Kool Savas--0lexesh
## [3] MERO      --Eno           Veysel      --0lexesh
## [5] Veysel    --Kalazh44      Maxwell     --Sa4
## [7] LX        --AK AUSSERKONTROLLE LX      --0lexesh
## [9] Maxwell   --LX            Sa4         --LX
## [11] Veysel    --AK AUSSERKONTROLLE Sa4      --AK AUSSERKONTROLLE
## + ... omitted several edges

# Visualisierung von Teilnetzwerk 1
plot(f_1,
      layout=layout_with_kk,
      main="Verbindungen zwischen Rapper*innen mit geringem Erfolg")

```

Verbindungen zwischen Rapper*innen mit geringem Erfolg



Teilnetzwerk 2: Rapper*innen mit sehr großem Erfolg (fans=5) und mit großem Erfolg (fans=4)

```
list.vertex.attributes(d)
```

```
## [1] "name"      "aka"      "home"      "nationality" "sex"
## [6] "fans"     "age"      "criminality"
```

```
V(d)[fans!=5]
```

```
## + 53/60 vertices, named, from 48c3b23:
```

```
## [1] Kontra K      RIN      Gzuz      Ufo 361
## [5] Nimo          Shirin David Loredana  Juju
## [9] badmomzjay    Elif      Celine    Nura
## [13] Katja Krasavice Hava     Paula Douglas Jamule
## [17] Summer Cem    Pashanim  Samra     Dardan
## [21] KC Rebell     Farid Bang Montez     Shindy
## [25] Capo         Alligatoah Bausa     Marteria
## [29] Kool Savas    FiNCH     MERO      Veyssel
```



```

## [33] Maxwell          Azet          Bushido          Zuna
## [37] Kalazh44           KALIM          reezy           Sa4
## + ... omitted several vertices

V(d)[fans!=4]

## + 53/60 vertices, named, from 48c3b23:
## [1] Capital Bra          Bonez MC          Cro          Kontra K
## [5] RAF Camora          Apache 207        RIN          Gzuz
## [9] Sido                Shirin David      Loredana     Juju
## [13] badmomzjay          Elif              Celine       Nura
## [17] Katja Krasavice     Hava              Paula Douglas Dardan
## [21] Luciano             KC Rebell         Farid Bang   Montez
## [25] Shindy              Capo              Alligatoah   Marteria
## [29] Kool Savas          FiNCH             MERO         Veysel
## [33] Maxwell            Azet              Bushido      Zuna
## [37] Kalazh44           KALIM             reezy        Sa4
## + ... omitted several vertices

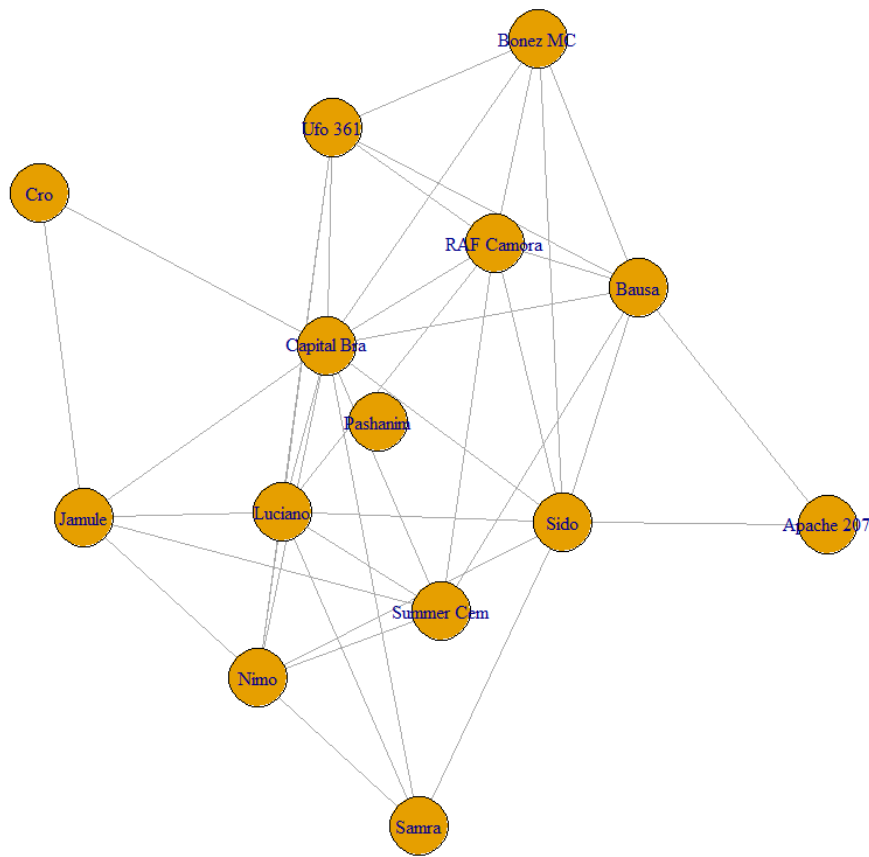
f_2 <- delete.vertices(d, V(d)[fans!=5][fans!=4])
f_2

## IGRAPH 492cfbe UN-- 14 39 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 492cfbe (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--RAF
Camora
## [4] Capital Bra--Ufo 361    Capital Bra--Nimo          Capital Bra--Sido
## [7] Capital Bra--Bausa      Capital Bra--Jamule        Bonez MC    --RAF
Camora
## [10] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa          Bonez MC    --Sido
## [13] RAF Camora --Ufo 361    RAF Camora --Sido          RAF Camora --Bausa
## [16] Apache 207 --Sido      Apache 207 --Bausa          Ufo 361     --Nimo
## + ... omitted several edges

# Visualisierung von Teilnetzwerk 3
plot(f_2,
      layout=layout_with_kk,
      main="Verbindungen zwischen Rapper*innen mit großem Erfolg")

```

Verbindungen zwischen Rapper*innen mit großem Erfolg



*# Teilnetzwerk 3: Rapper*innen mit sehr großem Erfolg (fans=5) und mit wenig Erfolg (fans=1)*

```
list.vertex.attributes(d)
```

```
## [1] "name"      "aka"      "home"      "nationality" "sex"
## [6] "fans"      "age"      "criminality"
```

```
V(d)[fans!=5]
```

```
## + 53/60 vertices, named, from 48c3b23:
```

## [1] Kontra K	RIN	Gzuz	Ufo 361
## [5] Nimo	Shirin David	Loredana	Juju
## [9] badmomzjay	Elif	Celine	Nura
## [13] Katja Krasavice	Hava	Paula Douglas	Jamule
## [17] Summer Cem	Pashanim	Samra	Dardan
## [21] KC Rebell	Farid Bang	Montez	Shindy
## [25] Capo	Alligatoah	Bausa	Marteria
## [29] Kool Savas	FiNCH	MERO	Veysel

```

## [33] Maxwell          Azet          Bushido          Zuna
## [37] Kalazh44          KALIM          reezy          Sa4
## + ... omitted several vertices

V(d)[fans!=1]

## + 58/60 vertices, named, from 48c3b23:
## [1] Capital Bra          Bonez MC          Cro          Kontra K
## [5] RAF Camora          Apache 207          RIN          Gzuz
## [9] Ufo 361          Nimo          Sido          Shirin David
## [13] Loredana          Juju          badmomzjay          Elif
## [17] Celine          Nura          Katja Krasavice          Jamule
## [21] Summer Cem          Pashanim          Samra          Dardan
## [25] Luciano          KC Rebell          Farid Bang          Montez
## [29] Shindy          Capo          Alligatoah          Bausa
## [33] Marteria          Kool Savas          FiNCH          MERO
## [37] Veysel          Maxwell          Azet          Bushido
## + ... omitted several vertices

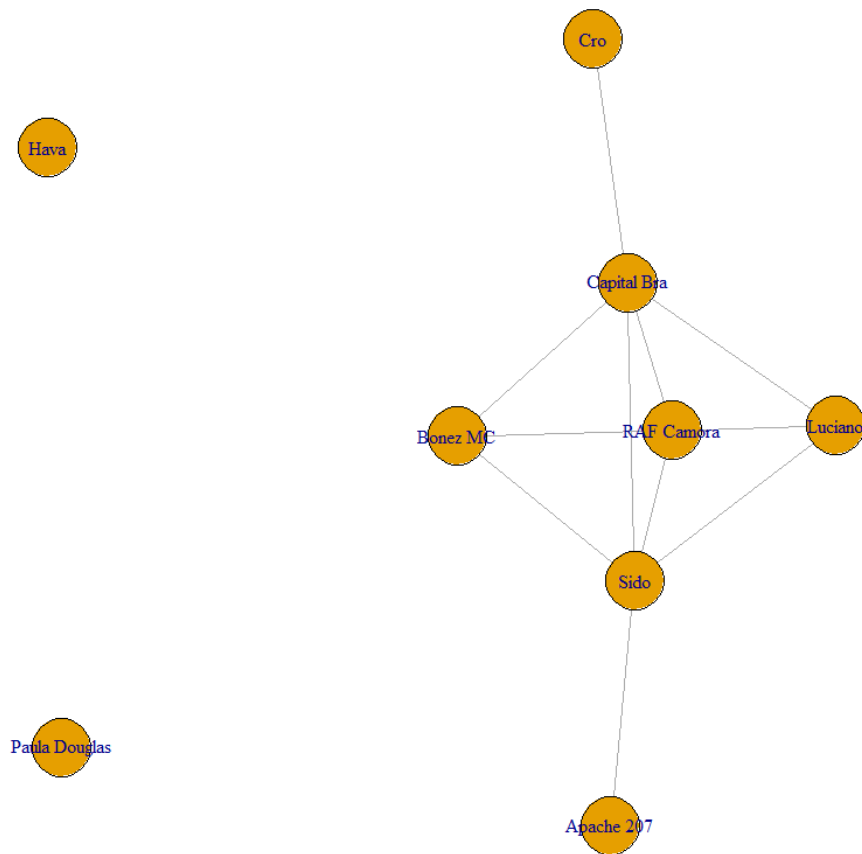
f_3 <- delete.vertices(d, V(d)[fans!=5][fans!=1])
f_3

## IGRAPH 49405b6 UN-- 9 11 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 49405b6 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--RAF
Camora
## [4] Capital Bra--Sido          Bonez MC    --RAF Camora Bonez MC    --Sido
## [7] RAF Camora --Sido          Apache 207 --Sido          Capital Bra--Luciano
## [10] Sido          --Luciano    RAF Camora --Luciano

# Visualisierung von Teilnetzwerk 4
plot(f_3,
      layout=layout_with_kk,
      main="Verbindungen zwischen Rapper*innen mit sehr großem Erfolg und
Rapper*innen mit wenig Erfolg")

```

Verbindungen zwischen Rapper*innen mit sehr großem Erfolg und Rapper*innen mit wenig Erfolg



```
edge_density(f_1, loops=FALSE)
```

```
## [1] 0.1096774
```

```
edge_density(f_2, loops=FALSE)
```

```
## [1] 0.4285714
```

```
edge_density(f_3, loops=FALSE)
```

```
## [1] 0.3055556
```

Das Teilnetzwerk geringer Erfolg hat 11% aller Verbindungen realisiert, im Teilnetzwerk großer Erfolg wurden 43% aller möglichen Verbindungen realisiert und im Teilnetzwerk geringer und großer Erfolg wurden 30,5% der Verbindungen realisiert. Somit lässt sich feststellen, dass vor allem erfolgreiche Akteure untereinander features. Aber auch weniger erfolgreiche Künstler*innen nutzen die Möglichkeit, um mit erfolgreicheren Akteuren zu

features und so ihre Bekanntheit zu steigern. Deshalb features weniger erfolgreiche Akteure auch nicht so viel untereinander.

Teilnetzwerk nach Kriminalität

```
library(igraph)
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
list.vertex.attributes(d)

## [1] "name"          "aka"           "home"          "nationality"  "sex"
## [6] "fans"          "age"           "criminality"

vertex_attr(d)$criminality

## [1] 3 3 1 3 2 1 1 3 2 5 3 2 2 2 1 1 1 1 2 1 1 2 2 1 2 2 1 1 3 1 5 5 1 1 3
## [39] 5 4 5 3 1 1 3 1 3 2 3 3 5 5 1 5 1 1 3 5 3 5

# Features Rapper*innen, die schon im Gefängnis waren eher miteinander, als
# weniger kriminelle Rapper*innen?

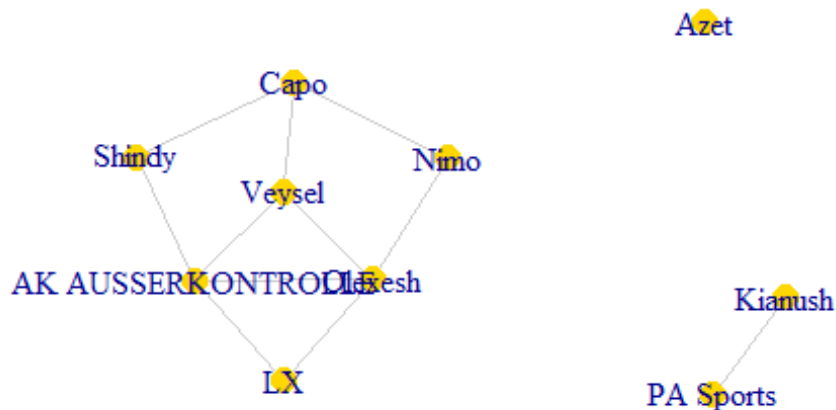
#Rapper*innen mit Gefängnisstrafe
d_crimi <- delete_vertices(d, V(d)[criminality != "5"])
d_crimi

## IGRAPH 49f7791 UN-- 10 11 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 49f7791 (vertex names):
## [1] Shindy          --Capo
## [2] Capo            --Veysel
## [3] Nimo            --Capo
## [4] Veysel          --Olexesh
## [5] LX              --AK AUSSERKONTROLLE
## [6] LX              --Olexesh
## + ... omitted several edges

plot(d_crimi,
     asp=0,
     layout=layout_with_kk,
     main="Vernetzung zwischen kriminellen Rapper*innen",
     edge.color="grey80",
     edge.arrow.size=.3,
     vertex.color="gold",
     vertex.size=8,
```

```
vertex.frame.color=NA,  
sub="Gefängnisstrafe")
```

Vernetzung zwischen kriminellen Rapper*innen



Gefängnisstrafe

```
d_crimi3 <- delete_vertices(d, V(d)[criminality != "3"])
d_crimi3

## IGRAPH 49fde62 UN-- 14 26 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 49fde62 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Kontra K    Capital Bra--Gzuz
## [4] Capital Bra--Sido        Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --Gzuz
## [7] Bonez MC    --Sido        Bonez MC    --Sa4        Kontra K    --Gzuz
## [10] Gzuz        --Sa4        Sido        --Marteria   Farid Bang  --Marteria
## [13] Kollegah    --Haftbefehl Farid Bang  --Kollegah   KALIM       --
## Haftbefehl
## [16] Marteria    --Haftbefehl Bushido    --Haftbefehl Sido        --
## Haftbefehl
## + ... omitted several edges

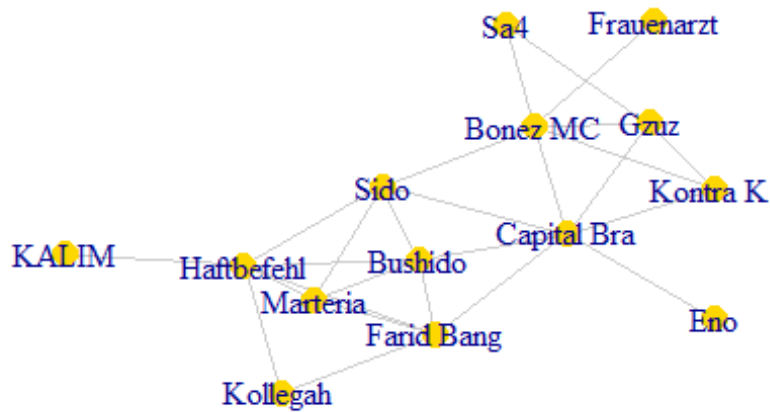
plot(d_crimi3,
     asp=0,
     layout=layout_with_kk,
     main="Vernetzung zwischen kriminelle Rapper*innen",
     edge.color="grey80",
     edge.arrow.size=.3,
     vertex.color="gold",
```

```

vertex.size=8,
vertex.frame.color=NA,
sub="Verurteilung")

```

Vernetzung zwischen kriminelle Rapper*innen



Verurteilung

```

d_crimi2 <- delete_vertices(d, V(d)[criminality != "4"])
d_crimi2

## IGRAPH 4a0798e UN-- 1 0 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4a0798e (vertex names):

plot(d_crimi2,
     asp=0,
     layout=layout_with_kk,
     main="Vernetzung zwischen kriminelle Rapper*innen",
     edge.color="grey80",
     edge.arrow.size=.3,
     vertex.color="gold",
     vertex.size=8,
     vertex.frame.color=NA,
     sub="Strafe auf Bewährung")

```

Vernetzung zwischen kriminelle Rapper*innen

Maxwell

Strafe auf Bewährung

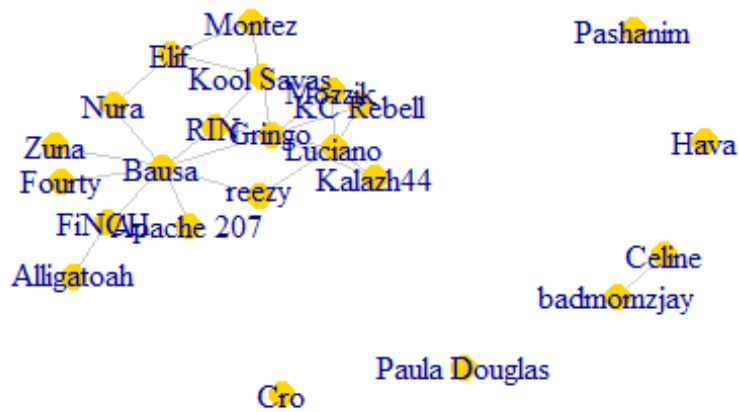
*#Rapper*innen, die nicht kriminell sind*

```
d_crimi4 <- delete_vertices(d, V(d)[criminality != "1"])
d_crimi4
```

```
## IGRAPH 4a0e7d6 UN-- 23 26 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4a0e7d6 (vertex names):
## [1] Apache 207--Bausa      RIN      --Bausa      RIN      --Kool Savas
## [4] Alligatoah--FiNCH      Bausa    --FiNCH      Bausa    --reezy
## [7] Bausa      --Zuna      Montez    --Kool Savas Mozzik    --Gringo
## [10] Kool Savas--Mozzik      Luciano   --Mozzik      KC Rebell --Gringo
## [13] Kalazh44   --Gringo      Bausa     --Gringo      Kool Savas--Gringo
## [16] Bausa      --Fourty      RIN       --Luciano     Luciano   --Kalazh44
## + ... omitted several edges
```

```
plot(d_crimi4,
      asp=0,
      layout=layout_with_kk,
      main="Vernetzung zwischen nicht-kriminellen Rapper*innen",
      edge.color="grey80",
      edge.arrow.size=.3,
      vertex.color="gold",
      vertex.size=8,
      vertex.frame.color=NA,
      sub="keine Auffälligkeiten")
```


Vernetzung zwischen nicht-kriminellen Rapper*inn



keine Auffälligkeiten

Bei den Rappern, die im Gefängnis saßen, ist eine sehr deutliche Spaltung zu erkennen. Man kann bereits eine Gruppierung mit Rappern feststellen, die mehr miteinander verbunden sind. Das mag daran liegen, dass einige dieser Rapper unter demselben Label arbeiten. Beispiel: AK Ausserkontrolle und LX, beide gehören zum Musiklabel "Auf! Keinen! Fall!". Bei den verurteilten Rappern gibt es nicht mehrere Gruppen, sondern nur eine. Anscheinend haben diese Rapper oft miteinander zu tun bzw. Sie arbeiten zusammen. Tatsächlich kann man auch hier eine Verbindung zwischen Rappern desselben Musiklabels erkennen. Beispiel Nimo und Olexesh, beide sind Teil von "385ideal". Weniger zufriedenstellend ist das dritte Netzwerk, das die Bewährungsstrafe zeigt. Hier gibt es nur einen einzelnen Knoten, nämlich der Rapper Maxwell.

Teilnetzwerk nach Nationalitäten

```
library(igraph)
el <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

list.vertex.attributes(d)

## [1] "name"          "aka"           "home"          "nationality"  "sex"
## [6] "fans"          "age"           "criminality"
```

```
vertex_attr(d)$nationality
```

```
## [1] "ukrainisch"      "deutsch"
## [3] "deutsch"          "deutsch"
## [5] "oesterreichisch" "deutsch-tuerkisch"
## [7] "deutsch-kroatisch" "deutsch"
## [9] "deutsch-tuerkisch" "deutsch-iranisch"
## [11] "deutsch-indisch"  "deutsch-iranisch"
## [13] "schweizerisch-kosovarisch" "deutsch-marokkanisch"
## [15] "deutsch-polnisch" "deutsch-tuerkisch"
## [17] "deutsch"          "eritreisch"
## [19] "deutsch-tschechisch" "deutsch-bosnisch-tuerkisch"
## [21] "deutsch"          "deutsch-spanisch-libanesisch"
## [23] "deutsch-tuerkisch" "deutsch-tuerkisch"
## [25] "deutsch-libanesisch" "deutsch-albanisch"
## [27] "deutsch-mosambikanisch" "deutsch-kurdisch"
## [29] "deutsch-marokkanisch-spanisch" "deutsch-spanisch"
## [31] "deutsch-griechisch" "deutsch-tuerkisch-kurdisch"
## [33] "deutsch"          "deutsch"
## [35] "deutsch"          "deutsch-tuerkisch"
## [37] "deutsch"          "deutsch-tuerkisch"
## [39] "deutsch-kurdisch" "deutsch-ghanaisch"
## [41] "deutsch-kosovo-albanisch" "deutsch-tunesisch"
## [43] "deutsch-libanesisch" "deutsch-ukrainisch"
## [45] "deutsch-afghanisch" "deutsch-amerikanisch"
## [47] "deutsch"          "deutsch"
## [49] "deutsch-kurdisch" "deutsch"
## [51] "deutsch"          "kurdisch"
## [53] "kosovo-albanisch" "iranisch"
## [55] "tuerkisch"        "deutsch"
## [57] "deutsch-kanadisch" "iranisch"
## [59] "tuerkisch-kurdisch-zazaisch" "ukrainisch-weissrussisch"
```

*#Features sich Rapper*innen mit gleicher Nationalität eher untereinander?*

*#Rapper*innen mit deutsch-türkischer Nationalität*

```
d_nat <- delete_vertices(d, V(d)[nationality != "deutsch-tuerkisch"])
```

```
d_nat
```

```
## IGRAPH 4a7f6de UN-- 7 5 --
```

```
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
```

```
## + edges from 4a7f6de (vertex names):
```

```
## [1] Ufo 361 --MERO Summer Cem--Kool Savas Summer Cem--MERO
```

```
## [4] Elif --MERO Elif --Kool Savas
```

```
plot(d_nat,
```

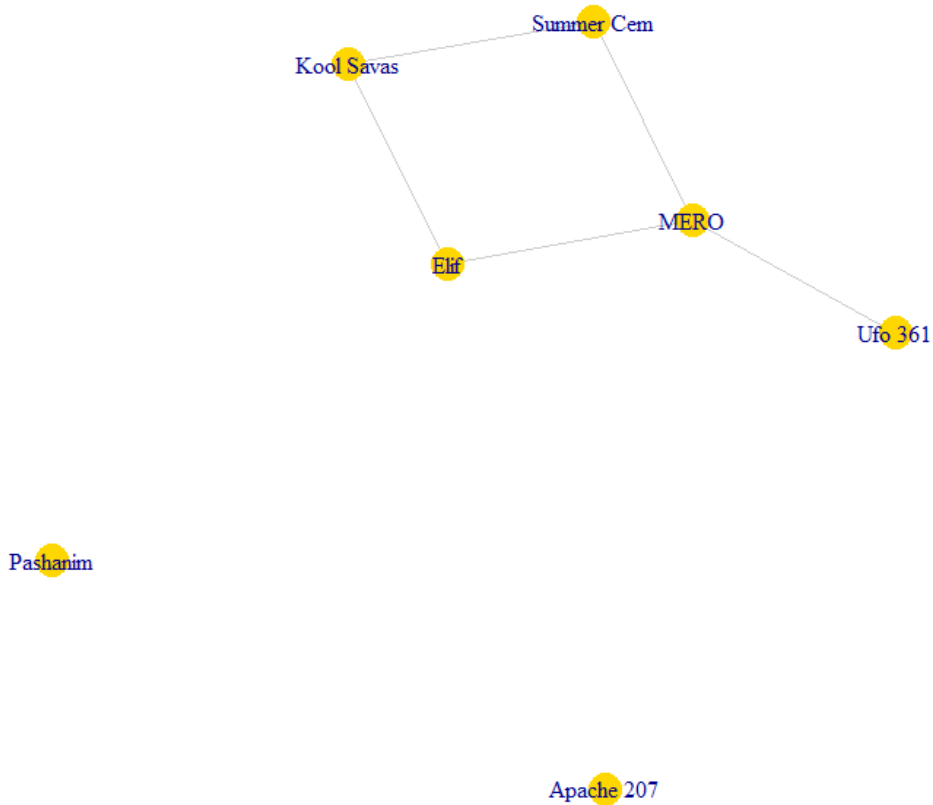
```
    asp=0,
    layout=layout_with_kk,
    main="Rapper*innen mit derselben Nationalität",
    edge.color="grey80",
```

```

edge.arrow.size=.3,
vertex.color="gold",
  vertex.size=8,
  vertex.frame.color=NA,
sub="Deutsch-Türkisch")

```

Rapper*innen mit derselben Nationalität



Deutsch-Türkisch

*#Rapper*innen mit nicht-deutscher Nationalität*

```

d_nat2 <- delete_vertices(d, V(d)[nationality == "deutsch"])
d_nat2

```

```
## IGRAPH 4a849e1 UN-- 45 205 --
```

```
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
```

```
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
```

```
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
```

```
## + edges from 4a849e1 (vertex names):
```

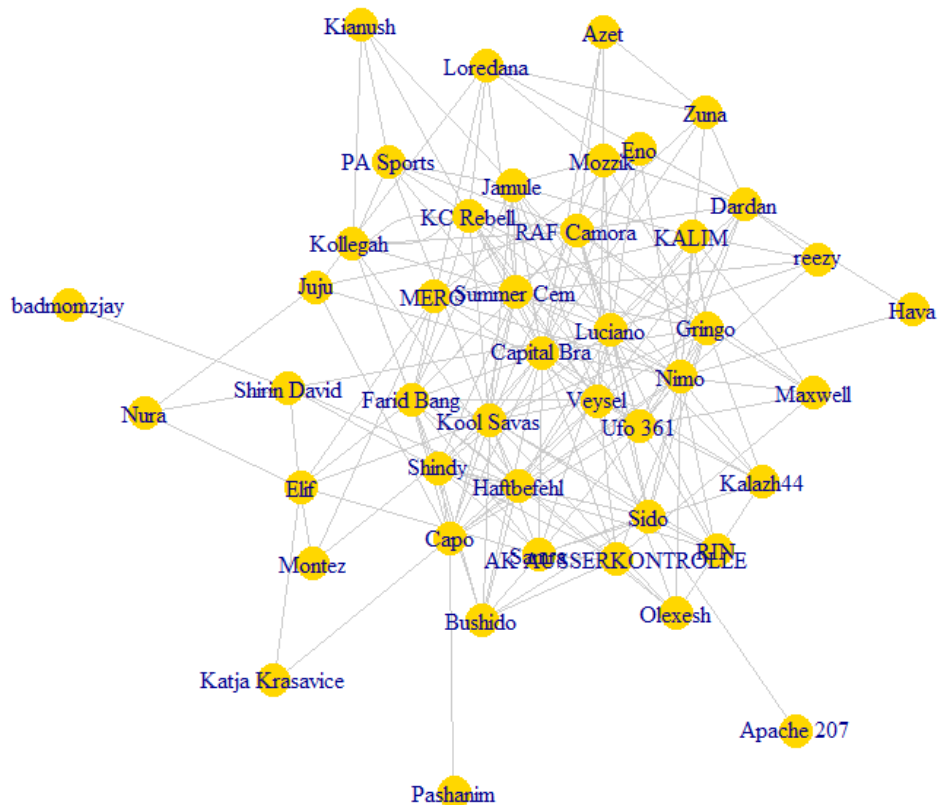
```
## [1] Capital Bra--RAF Camora Capital Bra--Ufo 361 Capital Bra--Nimo
```

```
## [4] Capital Bra--Sido Capital Bra--Capo Capital Bra--Kool
Savas
```

```
## [7] Capital Bra--Jamule    RAF Camora --Ufo 361    RAF Camora --Sido
## [10] RAF Camora --Maxwell    Apache 207 --Sido      RIN          --Ufo 361
## [13] RIN          --Nimo      RIN          --Sido      RIN          --Shindy
## [16] RIN          --Kool Savas Ufo 361      --Nimo      Ufo 361      --Capo
## + ... omitted several edges
```

```
plot(d_nat2,
     asp=0,
     layout=layout_with_kk,
     main="Rapper*innen mit einer anderen Nationalität",
     edge.color="grey80",
     edge.arrow.size=.3,
     vertex.color="gold",
     vertex.size=8,
     vertex.frame.color=NA,
     sub="Nicht Deutsch")
```

Rapper*innen mit einer anderen Nationalität



Nicht Deutsch

*#Rapper*innen mit deutscher Nationalität*

```
d_nat3 <- delete_vertices(d, V(d)[nationality != "deutsch"])
```

```
d_nat3
```

```
## IGRAPH 4a962c7 UN-- 15 15 --
```

```
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
```

```
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
```

```
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
```

```
## + edges from 4a962c7 (vertex names):
```

```
## [1] Bonez MC --Kontra K Bonez MC --Gzuz Bonez MC --Bausa
```

```
## [4] Bonez MC --Sa4 Kontra K --Gzuz Kontra K --Bausa
```

```
## [7] Gzuz --Sa4 Alligatoah--FiNCH Bausa --Marteria
```

```
## [10] Bausa --FiNCH Bonez MC --LX Gzuz --LX
```

```
## [13] Sa4 --LX Bausa --Fourty Bonez MC --Frauenarzt
```

```
plot(d_nat3,
```

```
    asp=0,
```

```
    layout=layout_with_kk,
```

```
    main="Rapper*innen mit derselben Nationalität",
```

```
    edge.color="grey80",
```

```
    edge.arrow.size=.3,
```

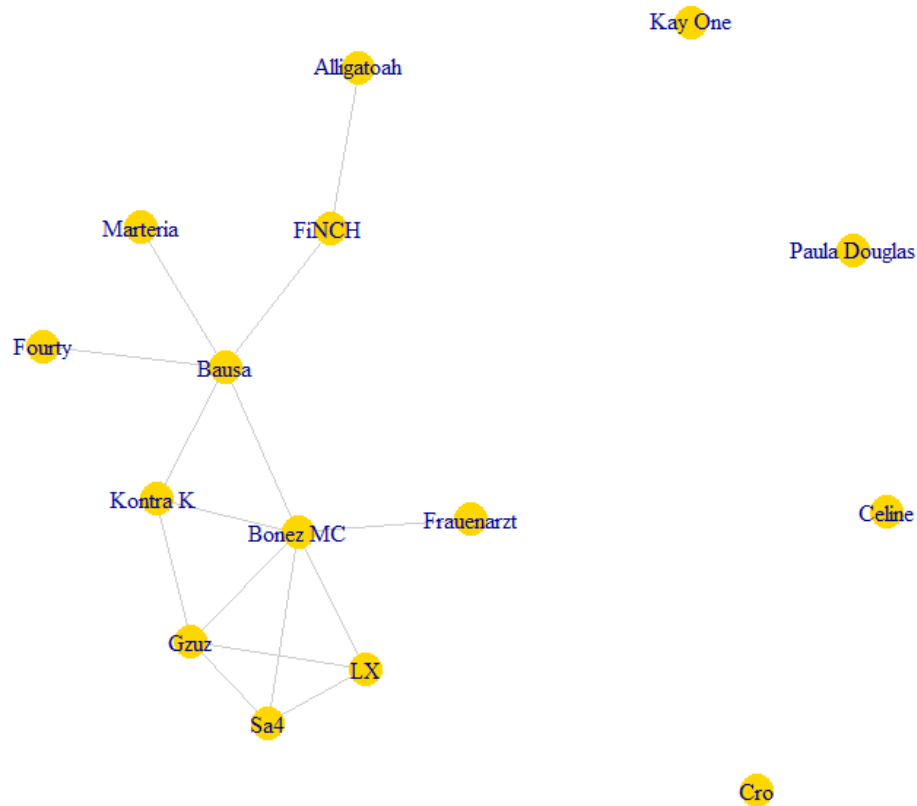
```
    vertex.color="gold",
```

```
    vertex.size=8,
```

```
    vertex.frame.color=NA,
```

```
    sub="Nur Deutsch")
```

Rapper*innen mit derselben Nationalität



Nur Deutsch

Viele Rapper, sowohl männliche als auch weibliche, sind ausländischer Herkunft. Aus diesem Grund haben wir uns entschieden zu analysieren, wie deutsche und nichtdeutsche Rapper miteinander verbunden sind. Mit Hilfe von drei Teilnetzwerken visualisierten wir zuerst die Rapper mit türkisch-deutscher Herkunft, dann die einzigen deutschen und schließlich die nicht-deutschen Rapper (also alle anderen Nationalitäten). Dabei ist herausgekommen, dass eine Vernetzung zwischen Rappern gleicher Herkunft viel häufiger und wahrscheinlicher ist. Hier sprechen wir über den Homophilie-Effekt. Es bezieht sich darauf, dass sich oftmals Freundschaften zwischen Personen mit ähnlicher kultureller Prägung bilden. Ein Beispiel ist das dritte Teilnetzwerk, dass nur deutsche Rapper vertritt. Hier sieht man eine gut definierte Gruppierung.

Kombination von Node-Attributen

In diesem Beispiel werden die Node-Attribute Geschlecht und Nationalität kombiniert. Die Auswahl der jeweiligen Kategorien folgt dabei dem Forschungsziel.

```
list.vertex.attributes(d)
```

```
## [1] "name"          "aka"            "home"           "nationality" "sex"
## [6] "fans"          "age"            "criminality"
```

Zunächst werden alle Werte gelöscht, die nicht männlich sind (eins ist als männlich codiert, also logischer Operator wird > verwendet, d.h. es werden alle weiblichen Knoten gelöscht)

```
d_male <- delete_vertices(d, V(d)[sex > "1"])
d_male
```

```
## IGRAPH 4ac7735 UN-- 50 263 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4ac7735 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC      Capital Bra--Cro           Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora    Capital Bra--Gzuz          Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo          Capital Bra--Sido           Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa         Capital Bra--Kool Savas    Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC      --Kontra K    Bonez MC      --RAF Camora Bonez MC      --Gzuz
## [16] Bonez MC      --Ufo 361    Bonez MC      --Bausa       Bonez MC      --Sido
## + ... omitted several edges
```

Dann werden die Rapper mit dem Wert fans <5 (weil 5 meiste Fans codiert ist) aus dem Netzwerk d_male gelöscht (in dem nur Männer sind.)

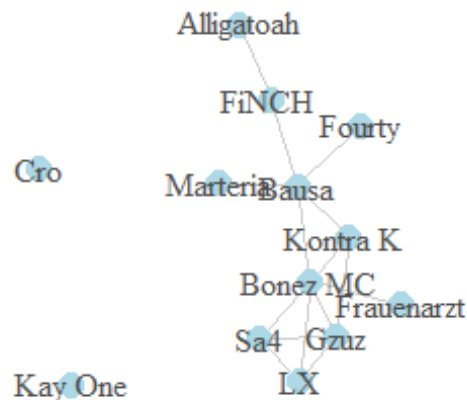
```
d_male_de <- delete_vertices(d_male, V(d_male)[nationality!="deutsch"])
d_male_de
```

```
## IGRAPH 4ac7735 UN-- 13 15 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4ac7735 (vertex names):
## [1] Bonez MC      --Kontra K    Bonez MC      --Gzuz          Bonez MC      --Bausa
## [4] Bonez MC      --Sa4          Kontra K      --Gzuz          Kontra K      --Bausa
## [7] Gzuz          --Sa4          Alligatoah--FiNCH    Bausa          --Marteria
## [10] Bausa         --FiNCH        Bonez MC      --LX            Gzuz          --LX
## [13] Sa4           --LX          Bausa         --Fourty        Bonez MC      --Frauenarzt
```

Der plot verwendet nur wenig Anpassungen.

```
plot(d_male_de,
     layout=layout_with_kk,
     main="Netzwerk der Rapper mit deutscher Nationalität",
     edge.color="grey80",
     edge.arrow.size=.3,
     vertex.label.color="grey30",
     vertex.color="light blue",
     vertex.frame.color=NA,
     sub="n=13, 15 Kanten, alle Beziehungsarten")
```

Netzwerk der Rapper mit deutscher Nationalität



n=13, 15 Kanten, alle Beziehungsarten

Kombination von Edge- und Nodeattributen

Teilnetzwerke lassen sich auch aus einer Kombination von Edge- und Node-Attributen erstellen. Dazu werden die oben genannten Schritte kombiniert. Im Folgenden wird das Edge-Attribut Musiklabel mit den Node-Attributen Geschlecht und gleiches Alter kombiniert.

Teilnetzwerk gleiches Musiklabel, gleiches Alter

```
library(igraph)
el <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

# Teilnetzwerk gleiches Musiklabel generieren
musiclabels <- subgraph.edges(d, E(d)[musiclabel==1])

# Männer herausfiltern
vertex_attr(musiclabels)$sex

## [1] 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [39] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
```



```

labels_male <- delete_vertices(musiclabels, V(musiclabels)[sex != "1"])
labels_male

## IGRAPH 4b256be UN-- 42 96 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4b256be (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC      Capital Bra--Gzuz      Capital Bra--Ufo 361
## [4] Capital Bra--Sido          Capital Bra--Capo      Capital Bra--Kool
Savas
## [7] Bonez MC      --RAF Camora Bonez MC      --Gzuz      Bonez MC      --Sido
## [10] Bonez MC      --Sa4          Bonez MC      --Maxwell   RAF Camora    --Bausa
## [13] Apache 207    --Bausa        Apache 207    --Marteria  Gzuz          --Sa4
## [16] Gzuz          --Maxwell     Ufo 361      --Nimo      Ufo 361      --Capo
## + ... omitted several edges

# Altersstruktur anzeigen
vertex.attributes(labels_male)$age

## [1] 2 4 4 1 3 3 2 5 1 4 1 2 1 2 3 4 2 3 3 3 4 5 3
1 4
## [26] 2 2 5 2 2 2 4 4 4 99 2 3 99 2 3 4 3

# Hier bietet es sich an, das Netzwerk in zwei Teilnetzwerke zu unterteilen,
damit das Netzwerk nicht zu unübersichtlich wird.

labels_male_jung <- delete_vertices(labels_male, V(labels_male)[age>"2"])
labels_male_alt <- delete_vertices(labels_male, V(labels_male)[age<"4"])

labels_male_jung

## IGRAPH 4b27876 UN-- 17 12 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4b27876 (vertex names):
## [1] Montez      --MERO      Jamule      --Fourty  Azet      --Zuna
## [4] MERO        --KALIM     Samra       --Luciano Capital Bra--Samra
## [7] Nimo        --Samra     Nimo        --Dardan  Dardan     --Luciano
## [10] Nimo        --Luciano   Luciano     --KALIM   Capital Bra--Luciano

labels_male_alt

## IGRAPH 4b2836c UN-- 15 18 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4b2836c (vertex names):
## [1] Bonez MC      --RAF Camora      Bonez MC      --Sido
## [3] Bonez MC      --Sa4              Farid Bang--Kool Savas
## [5] LX            --AK AUSSERKONTROLLE Bonez MC      --LX

```

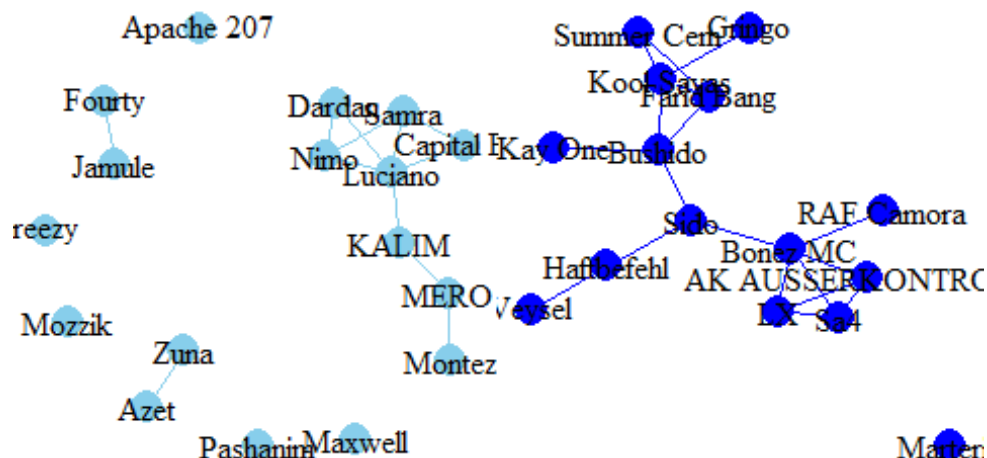
```
## [7] Sa4      --LX      Sa4      --AK AUSSERKONTROLLE
## [9] Bonez MC  --AK AUSSERKONTROLLE Kool Savas--Gringo
## [11] Veyssel   --Haftbefehl Sido      --Haftbefehl
## + ... omitted several edges

# Visualisierung im Vergleich
par(mfrow=c(1,2), mar=c(0,0,4,0)) # definiert, dass 3 plots in einer Zeile
stehen

plot(labels_male_jung, layout=layout_with_kk,
     edge.arrow.size=.4,
     edge.color="skyblue",
     vertex.color="skyblue",
     vertex.frame.color=NA,
     vertex.label.color="black",
     main="junge Rapper, gleiches Musiklabel")

plot(labels_male_alt, layout=layout_with_kk,
     edge.arrow.size=.4,
     edge.color="blue",
     vertex.color="blue",
     vertex.frame.color=NA,
     vertex.label.color="black",
     main="ältere Rapper, gleiches Musiklabel")
```

e Rapper, gleiches Musiklabel Rapper, gleiches Musiklabel



```
par(mfrow=c(1,1), mar=c(0,0,4,0))
```

Interpretation: Bei den jüngeren Rappern, gibt es weniger Kanten als bei den älteren Rappern, somit auch weniger Features. Wenn ältere Rapper in einem Musiklabel sind, ist die Wahrscheinlichkeit somit höher, dass sie untereinander featuren, als bei jüngeren.

Teilnetzwerke: Komponenten, Cluster und Cliques

Die Analyse hat Teilnetzwerke nach spezifischen Kriterien generiert. Jedes Netzwerk verfügt aber auch über spezielle Eigenarten, wenn sich Knoten nach bestimmten Kriterien zusammenfinden.

Auf der Ebene des Netzwerks sind die Komponenten: Wenn keine isolierten Knoten existieren und alle Knoten in einem Hauptnetzwerk verbunden sind, dann liegt ein Netzwerk mit einer Komponente vor. Die Prüfung erfolgt mit dem Befehl `is_connected(g)`. Achtung: manche Berechnungen von Netzwerkmaßen sind nur bei Netzwerken möglich, die aus einer Komponente bestehen.

Komponenten

Komponenten analysieren

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 4bc9aef UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4bc9aef (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC      Capital Bra--Cro           Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora    Capital Bra--Gzuz          Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo          Capital Bra--Sido          Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa         Capital Bra--Kool Savas    Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC      --Kontra K    Bonez MC      --RAF Camora  Bonez MC      --Gzuz
## [16] Bonez MC      --Ufo 361    Bonez MC      --Bausa       Bonez MC      --Sido
## + ... omitted several edges

count_components(d)

## [1] 1
```

Da unser Gesamtnetzwerk nur eine Komponente hat, müssen hier wir keine weitere Analyse (z.B. der starken/schwachen Komponenten) vornehmen.

Cluster

Innerhalb von Komponenten lassen sich verschiedene Teilcluster berechnen. Wir verwenden dafür die Hauptkomponente und berechnen Cluster innerhalb der Komponente. Der `cluster_walktrap(g)` Befehl berechnet die Cluster anhand der kürzesten Pfade und einem statistischen Vergleich zwischen den Clustern. Der Vorteil dieser Methode ist, dass die Ausgabe des Plots die Cluster gleich farbig zuteilt (diese Zuweisung ist beliebig und kann nicht verändert werden). Für die Berechnung werden Teilbeziehungen der Unternetzwerke zueinander in Verhältnis gesetzt, die Visualisierung verbindet diese wieder in einer Gesamtdarstellung.

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library("igraph")
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 4c41c48 UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4c41c48 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido         Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa       Capital Bra--Kool Savas   Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora  Bonez MC    --Gzuz
## [16] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa      Bonez MC    --Sido
## + ... omitted several edges

#In diesem Schritt wollen wir eine Clusteranalyse des Gesamtnetzwerks
vornehmen und wenden dazu die Walktrapmethode an.

?cluster_walktrap

## starting httpd help server ... done

d

## IGRAPH 4c41c48 UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4c41c48 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
```

```
## [7] Capital Bra--Nimo      Capital Bra--Sido      Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa      Capital Bra--Kool Savas Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora Bonez MC    --Gzuz
## [16] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa      Bonez MC    --Sido
## + ... omitted several edges
```

```
clusterd <- cluster_walktrap(d)
```

#Anschließend berechnen wir Modularität und die entsprechenden Teilgruppen.

```
modularity(clusterd)
```

```
## [1] 0.2093543
```

```
membership(clusterd)
```

##	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
##	3	7	3	
3				
##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
Gzuz				
##	3	6	6	
7				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	3	3	6	
8				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	1	3	2	
1				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	2	1	5	
3				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	9	4	3	
10				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	6	3	3	
4				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	6	1	6	
3				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	5	6	6	
6				
##	FiNCH	MERO	Veysel	

```

Maxwell
##          5          1          3
7
##      Azet      Bushido      Zuna
Kalazh44
##          3          6          3
3
##      KALIM      reezy      Sa4      Kay
One
##          3          3          7
6
##      Eno      Frauenarzt      LX AK
AUSSEKONTROLLE
##          3          11          7
7
##      Mozzik      PA Sports      Gringo
Fourty
##          3          4          3
4
##      Kollegah      Kianush      Haftbefehl
Olexesh
##          4          4          6
3

```

#Nun visualisieren wir die Clusteranalyse des Gesamtnetzwerks.

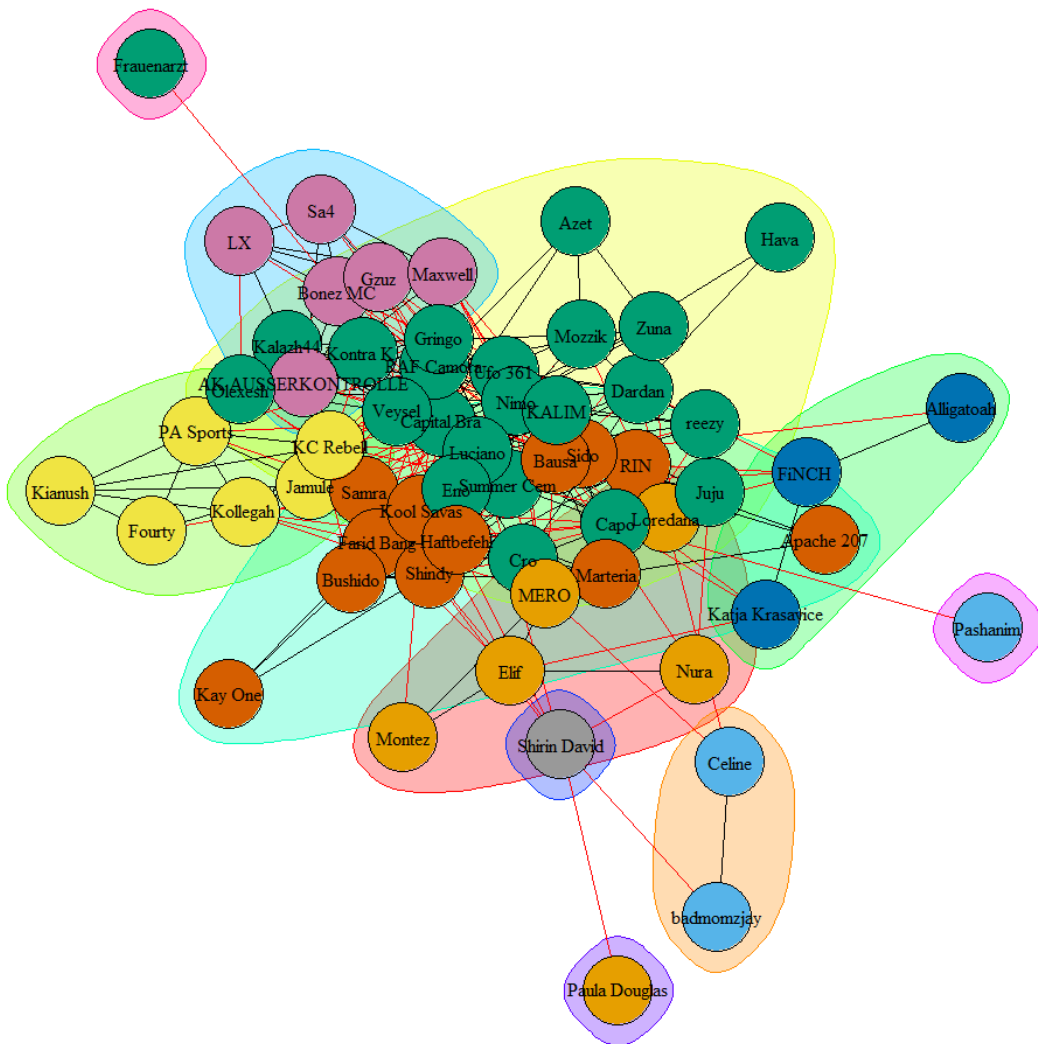
```

par(mfrow=c(1,1), mar=c(0,0,1,2))

plot(clusterd,
      d,
      vertex.label.color="black",
      edge.arrow.size=.2,
      main="Clusteranalyse Walktrap-Methode")

```

Clusteranalyse Walktrap-Methode



Wir können hier ablesen, dass es in unserem Gesamtnetzwerk insgesamt 11 Cluster gibt. Davon beinhalten 4 Cluster nur einen einzigen Knoten. Das größte Cluster besteht aus 21 Knoten und beinhaltet auch den am besten vernetzten Akteur "Capital Bra". Die übrigen Cluster sind deutlich kleiner und beinhalten 2-12 Knoten. Daraus lässt sich schließen, dass es innerhalb der deutschen Rapper/innen durchaus einzelne Gruppen gibt, die sehr gut untereinander vernetzt sind, während andere Akteure eher außenstehend sind. Es fällt außerdem auf, dass die wenig vernetzten Rapper/innen im Allgemeinen eher weniger bekannt/erfolgreich sind als die Rapper*innen, die mehr Beziehungen haben.

Merke: Netzwerke können in Teilnetzwerke und Communities zerlegt werden. Die Tiefe der Analyse ist abhängig von der Forschungsfrage.

Da in der Clusteranalyse des Gesamtnetzwerks noch nicht ablesbar ist, durch welches Edge-Attribut die Beziehungen zustande gekommen sind, wollen wir nun die Cluster der Rapper*innen analysieren, die bereits miteinander gefeatured/kollaboriert haben. Dafür nutzen wir ein Teilnetzwerk.

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 4d6f283 UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4d6f283 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC      Capital Bra--Cro           Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora    Capital Bra--Gzuz          Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo          Capital Bra--Sido          Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa         Capital Bra--Kool Savas    Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC      --Kontra K    Bonez MC      --RAF Camora Bonez MC      --Gzuz
## [16] Bonez MC      --Ufo 361    Bonez MC      --Bausa       Bonez MC      --Sido
## + ... omitted several edges
```

*#Da in der Clusteranalyse des Gesamtnetzwerks noch nicht ablesbar ist, durch welches Edge-Attribut die Beziehungen zustande gekommen sind, wollen wir nun die Cluster der Rapper*innen analysieren, die bereits miteinander gefeatured/kollaboriert haben. Zu diesem Zweck erstellen wir zunächst ein Teilnetzwerk. Da wir alle Arten von Kollaborationen mit den Nummern 1-4 und "keine Features" mit NA (=99) codiert haben, können wir hierfür den folgenden Befehl nutzen:*


```
featurecluster <- subgraph.edges(d, E(d)[feature <= 4])
```

#Nun wird erneut die Walktrapmethode angewendet und das Netzwerk visualisiert.

```
?cluster_walktrap
featurecluster
```

```
## IGRAPH 4d70edc UN-- 57 262 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4d70edc (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido         Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa       Capital Bra--Jamule       Bonez MC    --Kontra K
## [13] Bonez MC    --RAF Camora Bonez MC    --Gzuz       Bonez MC    --Ufo 361
## [16] Bonez MC    --Bausa       Bonez MC    --Sa4        Bonez MC    --Maxwell
## + ... omitted several edges
```

```
featurecluster2 <- cluster_walktrap(featurecluster)
modularity(featurecluster2)
```

```
## [1] 0.2163773
```

```
membership(featurecluster2)
```

```
##          Capital Bra          Bonez MC          Cro          Kontra K
##                2                2                2
2
##          RAF Camora          Apache 207          RIN
Gzuz
##                2                3                3
2
##          Ufo 361          Nimo          Sido          Shirin
David
##                2                2                3
3
##          Loredana          Juju          Elif
Celine
##                1                1                5
6
##          Nura          Katja Krasavice          Hava
Jamule
##                1                7                1
4
##          Summer Cem          Samra          Dardan
Luciano
##                2                3                1
2
##          KC Rebell          Farid Bang          Montez
```

Shindy			
##	4	3	5
3			
##	Capo	Alligatoah	Bausa
Marteria			
##	2	8	2
3			
##	Kool Savas	FINCH	MERO
Veysel			
##	3	9	1
2			
##	Maxwell	Azet	Bushido
Zuna			
##	2	1	3
1			
##	Kalazh44	KALIM	reezy
Sa4			
##	2	2	2
2			
##	Kay One	Eno	Frauenarzt
LX			
##	3	2	10
2			
##	AK AUSSERKONTROLLE	Mozzik	PA Sports
Gringo			
##	2	1	4
2			
##	Fourty	Kollegah	Kianush
Haftbefehl			
##	4	4	4
3			
##	Olexesh		
##	2		

```
par(mfrow=c(1,1), mar=c(0,0,1,2))
```

```
plot(featurecluster2,
      featurecluster,
      vertex.label.color="black",
      vertex.size=10,
      edge.arrow.size=.2,
      main="Clusteranalyse Features")
```

Unser Teilnetzwerk hat insgesamt 10 Cluster. Abgesehen von 5 Clustern mit einem und einem Cluster mit 2 Knoten gibt es 4 größere Cluster. Das größte Cluster beinhaltet 23, die restlichen 6-12 Knoten. Es lässt sich hieraus ablesen, dass ein Großteil der Akteure bereits mehrmals mit anderen Kolleg/innen gefeatured oder sogar ein Album herausgebracht oder auf Tour gegangen ist. Hier lassen sich auch die außenstehenden Rapper/innen mit nur einer Kollaboration, sowie Rap-Gruppen wie die 187 Straßenbande (bestehend aus Bonez MC, Gzuz, Maxwell, LX und Sa4) erkennen, die einerseits viel untereinander aber auch regelmäßig mit anderen Akteuren featuren. Da das Netzwerk aus insgesamt 57 Knoten besteht, können wir davon ausgehen, dass drei der Rapper/innen tatsächlich mit keinem anderen Akteur kollaboriert haben. Zwar ist eindeutig, dass die erfolgreicheren Rapper/innen im Regelfall mehr mit andere Akteuren featuren - da wir in unserer Analyse allerdings ausschließlich erfolgreiche bzw. bekannte Rapper/innen betrachtet haben, können wir schlussfolgern, dass Features äußerst hilfreich, aber nicht zwangsläufig notwendig sind, um im Deutschrap erfolgreich zu werden.

Zuletzt möchten wir eine Clusteranalyse der Rapper*innen durchführen, die zum selben Label gehören oder gehört haben. Wir erstellen also erneut ein Teilnetzwerk und wiederholen die vorherigen Schritte.

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 4ec6efe UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4ec6efe (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido         Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa       Capital Bra--Kool Savas   Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora  Bonez MC    --Gzuz
## [16] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa       Bonez MC    --Sido
## + ... omitted several edges

labelcluster <- subgraph.edges(d, E(d)[musiclabel == 1])

?cluster_walktrap
labelcluster

## IGRAPH 4ec8ce3 UN-- 51 115 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4ec8ce3 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [4] Capital Bra--Sido       Capital Bra--Capo         Capital Bra--Kool
## Savas
## [7] Bonez MC    --RAF Camora  Bonez MC    --Gzuz         Bonez MC    --Sido
## [10] Bonez MC    --Sa4        Bonez MC    --Maxwell      RAF Camora  --Bausa
## [13] Apache 207  --Bausa      Apache 207  --Marteria     Gzuz        --Sa4
## [16] Gzuz        --Maxwell    Ufo 361     --Nimo         Ufo 361     --Capo
## + ... omitted several edges

labelcluster2 <- cluster_walktrap(labelcluster)
modularity(labelcluster2)
```

[1] 0.4863138

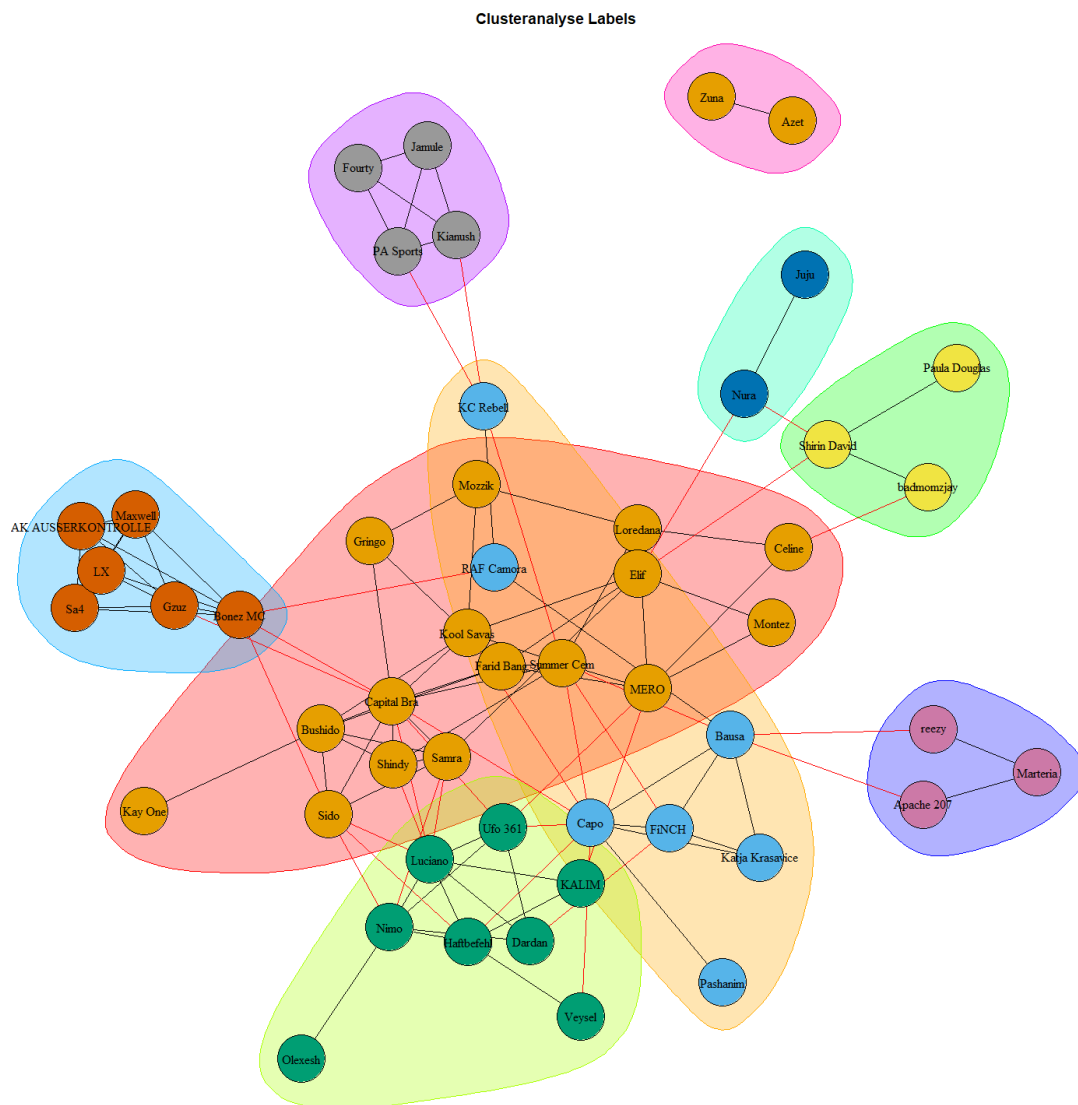
membership(labelcluster2)

##	Capital Bra	Bonez MC	RAF Camora	Apache
207				
##	1	6	2	
7				
##	Gzuz	Ufo 361	Nimo	
Sido				
##	6	3	3	
1				
##	Shirin David	Loredana	Juju	
badmomzjay				
##	4	1	5	
4				
##	Elif	Celine	Nura	Katja
Krasavice				
##	1	1	5	
2				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	4	8	1	
2				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	1	3	3	
2				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	1	1	1	
2				
##	Bausa	Marteria	Kool Savas	FINCH
##	2	7	1	
2				
##	MERO	Veysel	Maxwell	
Azet				
##	1	3	6	
9				
##	Bushido	Zuna	KALIM	
reezy				
##	1	9	3	
7				
##	Sa4	Kay One	LX AK	
AUSSERKONTROLLE				
##	6	1	6	
6				
##	Mozzik	PA Sports	Gringo	
Fourty				
##	1	8	1	
8				

```
##           Kianush           Haftbefehl           Olexesh
##           8                 3                 3

par(mfrow=c(1,1), mar=c(0,0,1,2))

plot(labelcluster2,
     labelcluster,
     vertex.label.color="black",
     vertex.size=10,
     edge.arrow.size=.2,
     main="Clusteranalyse Labels")
```



Das hier entstandene Teilnetzwerk hat 2 Komponenten und insgesamt 9 Cluster. Es lässt sich hier klar erkennen, dass es in Deutschland ein Netzwerk aus Musiklabels gibt, die im Normalfall mehrere erfolgreiche Rapper/innen unter Vertrag haben oder hatten. Die 6 kleineren Cluster haben 2-6 Knoten, die drei größten 7-16 Knoten. Allerdings besteht das Netzwerk aus nur insgesamt 51 Akteuren, woraus wir schließen können, dass 9 der betrachteten Rapper*innen mit keinem anderen Akteur im selben Label sind oder waren.

Labelzugehörigkeit scheint daher ebenfalls hilfreich, für Erfolg aber nicht zwangsläufig notwendig zu sein.

Communities berechnen

Für die Berechnung von *communities* werden automatisch nach dichten Untergruppen im Netzwerk gesucht. Die Annahme ist, dass eine hohe Dichte zwischen Knoten für viel Austausch oder Kontakt steht und dies eine Gemeinschaft (community) innerhalb des Netzwerks definiert, die sich von anderen abgrenzen lässt.

Anzahl der Clusters

clusters(d)

\$membership

##	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
----	-------------	----------	-----	----------

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
----	------------	------------	-----	--

Gzuz				
------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
----	---------	------	------	--------

David				
-------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	Loredana	Juju	badmomzjay	
----	----------	------	------------	--

Elif				
------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
----	--------	------	-----------------	--

Hava				
------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
----	---------------	--------	------------	--

Pashanim				
----------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	Samra	Dardan	Luciano	KC
----	-------	--------	---------	----

Rebell				
--------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	Farid Bang	Montez	Shindy	
----	------------	--------	--------	--

Capo				
------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
----	------------	-------	----------	------

Savas				
-------	--	--	--	--

##	1	1	1	
----	---	---	---	--

1				
---	--	--	--	--

##	FiNCH	MERO	Veysel	
----	-------	------	--------	--

Maxwell				
---------	--	--	--	--

```

##          1          1          1
1
##          Azet          Bushido          Zuna
Kalazh44
##          1          1          1
1
##          KALIM          reezy          Sa4          Kay
One
##          1          1          1
1
##          Eno          Frauenarzt          LX AK
AUSSERKONTROLLE
##          1          1          1
1
##          Mozzik          PA Sports          Gringo
Fourty
##          1          1          1
1
##          Kollegah          Kianush          Haftbefehl
Olexesh
##          1          1          1
1
##
## $csize
## [1] 60
##
## $no
## [1] 1

# Komponenten auftrennen
d_comp <- decompose.graph(d)
d_comp

## [[1]]
## IGRAPH 4f7b8a4 UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 4f7b8a4 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonz MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora Capital Bra--Gzuz          Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido          Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa        Capital Bra--Kool Savas Capital Bra--Jamule
## [13] Bonz MC    --Kontra K    Bonz MC    --RAF Camora Bonz MC    --Gzuz
## [16] Bonz MC    --Ufo 361    Bonz MC    --Bausa      Bonz MC    --Sido
## + ... omitted several edges

# Komponenten neu benennen
d_comp1 <- d_comp[[1]]

# Berechnung der Cluster innerhalb der Komponente

```



```
# erstellt die Berechnung für die Modularität und deren Teilgruppen
```

```
cl <- cluster_walktrap(d_comp1)
```

```
modularity(cl)
```

```
## [1] 0.2093543
```

```
membership(cl)
```

##	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
##	3	7	3	
3				
##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
Gzuz				
##	3	6	6	
7				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	3	3	6	
8				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	1	3	2	
1				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	2	1	5	
3				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	9	4	3	
10				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	6	3	3	
4				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	6	1	6	
3				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	5	6	6	
6				
##	FiNCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	5	1	3	
7				
##	Azet	Bushido	Zuna	
Kalazh44				
##	3	6	3	
3				
##	KALIM	reezy	Sa4	Kay

```

One
##          3          3          7
6
##          Eno          Frauenarzt          LX AK
AUSSERKONTROLLE
##          3          11          7
7
##          Mozzik          PA Sports          Gringo
Fourty
##          3          4          3
4
##          Kollegah          Kianush          Haftbefehl
Olexesh
##          4          4          6
3

```

```

# Clusterberechnung
plot(d_comp1,
     edge.arrow.size=.3,
     vertex.color="grey75",
     vertex.frame.color=NA,
     main="Komponente 1 (via communities)")

```

Was macht der communities Befehl?

Wir verwenden die oben erstellte Aufteilung der Cluster

##	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
##	3	7	3	
3				
##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
Gzuz				
##	3	6	6	
7				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	3	3	6	

8				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	1	3	2	
1				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	2	1	5	
3				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	9	4	3	
10				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	6	3	3	
4				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	6	1	6	
3				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	5	6	6	
6				
##	FiNCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	5	1	3	
7				
##	Azet	Bushido	Zuna	
Kalazh44				
##	3	6	3	
3				
##	KALIM	reezy	Sa4	Kay
One				
##	3	3	7	
6				
##	Eno	Frauenarzt	LX AK	
AUSSERKONTROLLE				
##	3	11	7	
7				
##	Mozzik	PA Sports	Gringo	
Fourty				
##	3	4	3	
4				
##	Kollegah	Kianush	Haftbefehl	
Olexesh				
##	4	4	6	
3				

mit dem Befehl sizes wird die Größe der jeweiligen Communities angezeigt
sizes(cl)

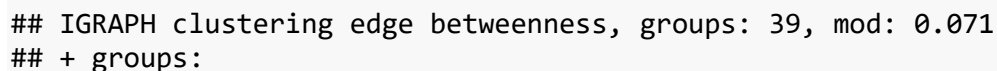
```
## Community sizes
##  1  2  3  4  5  6  7  8  9 10 11
##  5  2 22  6  3 12  6  1  1  1  1
```

und communities() liefert eine Zuordnung der jeweiligen Knoten auf die Communities
communities(cl)

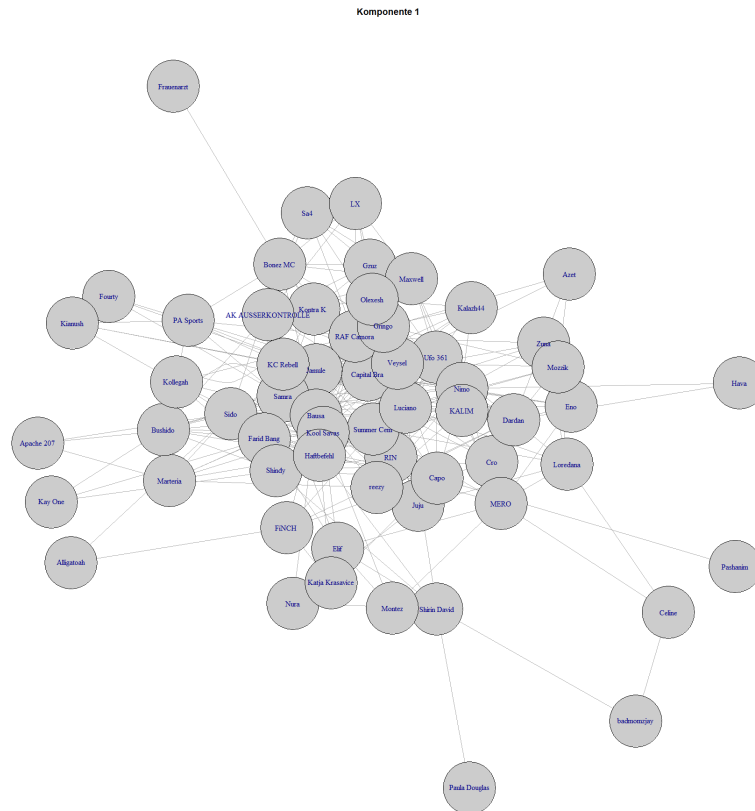
```
## $`1`
## [1] "Loredana" "Elif"      "Nura"      "Montez"    "MERO"
##
## $`2`
## [1] "badmomzjay" "Celine"
##
## $`3`
## [1] "Capital Bra" "Cro"      "Kontra K " "RAF Camora" "Ufo 361"
## [6] "Nimo"        "Juju"     "Hava"      "Summer Cem" "Dardan"
## [11] "Luciano"     "Capo"     "Veysel"    "Azet"       "Zuna"
## [16] "Kalazh44"    "KALIM"    "reezy"     "Eno"        "Mozzik"
## [21] "Gringo"     "Olexesh"
##
## $`4`
## [1] "Jamule"      "KC Rebell" "PA Sports" "Fourty"    "Kollegah " "Kianush"
##
## $`5`
## [1] "Katja Krasavice" "Alligatoah" "FINCH "
##
## $`6`
## [1] "Apache 207" "RIN"      "Sido"      "Samra"      "Farid Bang"
## [6] "Shindy"     "Bausa"    "Marteria"  "Kool Savas" "Bushido"
## [11] "Kay One"    "Haftbefehl"
##
## $`7`
## [1] "Bonez MC"      "Gzuz"      "Maxwell"
## [4] "Sa4"           "LX"        "AK AUSSERKONTROLLE"
##
## $`8`
## [1] "Shirin David"
##
## $`9`
## [1] "Paula Douglas"
##
## $`10`
## [1] "Pashanim"
##
## $`11`
## [1] "Frauenarzt"
```

Achtung: das sind keine igraph-Objekte, sondern nur die Angaben der Knoten.

```
plot(d_comp1, vertex.color="grey80", main="Komponente 1")
```




```
plot(d_comp1, vertex.color="grey80", main="Komponente 1")
```

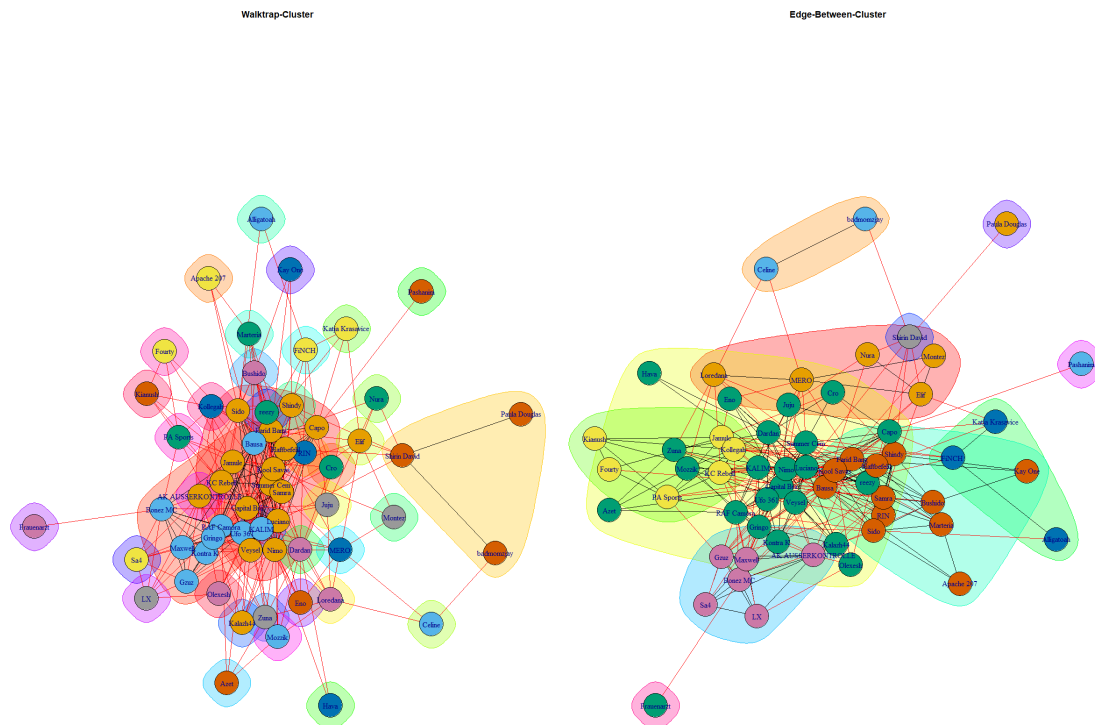


##


```
##  `$3`
##  + ... omitted several groups/vertices

# Visualisierung im Vergleich

par(mfrow=c(1,2), mar=c(0,0,2,1))
plot(eb, d_comp1, edge.arrow.size=.2, vertex.size=10, main="Walktrap-Cluster")
plot(cl, d_comp1, edge.arrow.size=.2, vertex.size=10, main="Edge-Between-Cluster")
```



```
par(mfrow=c(1,1), mar=c(0,0,2,1))
```

Dyaden und Reziprozität

Dyaden sind wichtige Bausteine für Netzwerke. Bei gerichteten Netzwerken lässt sich hier das Maß der Reziprozität berechnen.

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library(igraph)
el <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
```

```

rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(e1)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

# Durchführung des Dyadenzensus
dyad_census(d)

## $mut
## [1] 298
##
## $asym
## [1] 0
##
## $null
## [1] 1472

# Ausgabe der dyadischen Beziehungen nach dem MAN-Schema
# M = Mutal (reziprok)
# A = Asymmetrical (einseitig gerichtet)
# N = Null (keine Beziehung)

reciprocity(d)

## [1] 1

m <- which_mutual(d)
m

## [1] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [16] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [31] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [46] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [61] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [76] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [91] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [106] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [121] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [136] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [151] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [166] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE

```

```

TRUE TRUE
## [181] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [196] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [211] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [226] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [241] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [256] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [271] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [286] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE

E(d)$reciprocity <- m
edge.attributes(d)

## $relationship
## [1] "1" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "2" "2" "1"
"3"
## [19] "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1"
"1"
## [37] "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "3"
"2"
## [55] "1" "2" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "1"
"2"
## [73] "1" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "1" "1"
"2"
## [91] "2" "2" "2" "2" "1" "1" "2" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "2" "2" "1" "1"
"1"
## [109] "1" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1" "1" "2" "2"
"2"
## [127] "1" "1" "2" "1" "2" "2" "2" "1" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2" "1" "2"
"2"
## [145] "2" "3" "2" "2" "1" "1" "2" "1" "1" "2" "2" "4" "2" "2" "2" "2" "3"
"2"
## [163] "1" "2" "2" "1" "1" "1" "3" "1" "3" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "1" "1" "2"
"1"
## [181] "1" "1" "1" "1" "2" "1" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "2"
"2"
## [199] "2" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "1" "2"
"1"
## [217] "2" "1" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2"
"1"
## [235] "2" "2" "2" "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2"
"1"
## [253] "2" "1" "2" "1" "1" "2" "2" "1" "1" "2" "2" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "1"
"2"
## [271] "2" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "1" "2" "1" "1" "1" "1" "1" "1" "2"

```

```
"2"
## [289] "1" "1" "1" "1" "2" "1" "1" "2" "2" "1"
##
## $feature
## [1] " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 1" " 2" "99" " 2" " 3" "
4" " 4"
## [16] " 2" " 1" "99" " 4" " 4" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 1" "
2" " 2"
## [31] " 1" " 1" "99" " 2" " 2" " 1" " 1" " 2" " 1" " 2" " 1" " 4" " 4" "
2" " 2"
## [46] " 2" "99" " 2" " 1" "99" " 1" " 2" " 1" " 2" "99" " 2" " 1" "99" "
3" " 3"
## [61] "99" " 1" " 1" " 1" "99" " 1" " 2" " 1" " 2" " 2" "99" " 2" " 1" "
1" "99"
## [76] " 3" " 2" " 1" " 1" "99" "99" " 2" " 2" " 2" " 1" " 1" " 4" "99" "
1" " 4"
## [91] " 4" " 4" " 1" " 4" " 1" " 1" " 2" " 2" " 1" " 1" " 1" " 2" " 2" "
2" " 2"
## [106] " 1" "99" "99" "99" " 3" " 1" " 1" " 1" " 1" " 4" " 2" " 4" " 2" "
2" " 1"
## [121] " 2" " 1" " 1" " 2" " 2" " 2" " 1" " 1" " 2" " 1" " 2" " 2" " 2" "
1" " 1"
## [136] " 2" " 1" " 2" " 1" " 2" " 1" " 1" " 1" " 2" " 4" " 1" " 2" " 2" "
1" " 2"
## [151] " 2" " 2" " 1" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 2" " 1" " 2" " 1" " 2" "
2" " 3"
## [166] " 2" " 1" " 3" " 4" " 1" " 1" " 1" " 3" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" "
2" " 1"
## [181] " 1" " 1" "99" " 1" " 1" " 2" " 2" " 2" " 1" " 1" " 1" " 2" " 2" "
1" " 1"
## [196] " 1" " 1" " 3" " 2" " 2" " 2" " 1" "99" " 1" " 2" "99" "99" "99" "
2" " 1"
## [211] " 1" " 2" " 2" "99" " 2" " 3" " 2" " 1" " 2" " 1" " 1" " 1" " 2" "
2" "99"
## [226] " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 2" " 1" " 1" " 1" " 1" " 2" " 2" " 2" "
2" " 2"
## [241] " 1" " 2" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 2" " 2" " 2" "
2" " 1"
## [256] " 3" " 2" " 1" " 1" " 2" "99" " 1" " 1" " 1" " 1" " 2" " 1" " 1" "
1" " 2"
## [271] " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" " 1" "99" "99" " 2" "99" "99"
"99" "99"
## [286] "99" " 1" " 1" " 4" "99" "99" "99" " 1" "99" " 1" " 1" " 1" " 1"
##
## $musiclabel
## [1] "1" "2" "2" "2" "1" "1" "2" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "1" "1" "2" "2"
"1"
## [19] "1" "1" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "2" "1" "2" "2" "1" "1" "2" "2"
"2"
## [37] "2" "2" "2" "2" "2" "1" "1" "1" "1" "2" "1" "2" "2" "1" "2" "2" "2"
"1"
```

[illegible]

```

## [166] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [181] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [196] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [211] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [226] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [241] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [256] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [271] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
TRUE TRUE
## [286] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE

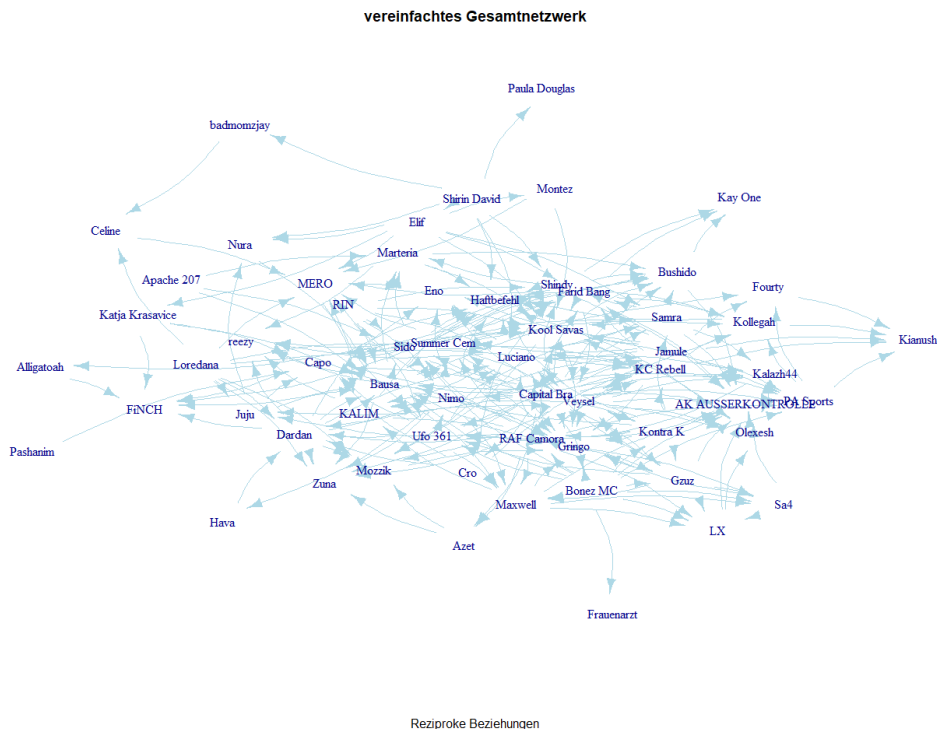
E(d)$reciprocity <- as.numeric(E(d)$reciprocity)
edge.attributes(d)$reciprocity

## [1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [38] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [75] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [112] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [149] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [186] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [223] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [260] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [297] 1 1

plot(d,
     asp=0,
     layout = layout_with_kk,
     edge.arrow.mode=2,
     edge.arrow.size=.1,
     edge.curved=.2,
     edge.curved=curve_multiple(d),
     vertex.color=NA,
     vertex.frame.color=NA,
     #edge.width=E(d)$weight/5,
     edge.color=c("lightblue", "NA")[(E(d)$reciprocity=="0")+1],
     main="vereinfachtes Gesamtnetzwerk",

```

```
sub="Reziproke Beziehungen"
)
```



Reziprozität, Feature Frauen vs. Feature Männer Vergleich Gesamtnetzwerk

Im nächsten Schritt analysieren wir nach dem Reziprozitätsprinzip, indem wir die Features zwischen weiblichen und männlichen Rappern vergleichen. Wir möchten uns nun die Vernetzung der einzelnen Geschlechter genauer ansehen. Dazu erstellen wir jeweils ein Teilnetzwerk.

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
library("igraph")

edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
d

## IGRAPH 561c3cb UN-- 60 298 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 561c3cb (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
```

```

## [4] Capital Bra--RAF Camora Capital Bra--Gzuz Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo Capital Bra--Sido Capital Bra--Capo
## [10] Capital Bra--Bausa Capital Bra--Kool Savas Capital Bra--Jamule
## [13] Bonez MC --Kontra K Bonez MC --RAF Camora Bonez MC --Gzuz
## [16] Bonez MC --Ufo 361 Bonez MC --Bausa Bonez MC --Sido
## + ... omitted several edges

list.vertex.attributes(d)

## [1] "name" "aka" "home" "nationality" "sex"
## [6] "fans" "age" "criminality"

vertex_attr(d)$sex

## [1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [39] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

#Neues Netzwerk mit weiblichen Aktueren wird erstellt
rap_f <- delete_vertices(d, V(d)[sex!= "2"])
rap_f

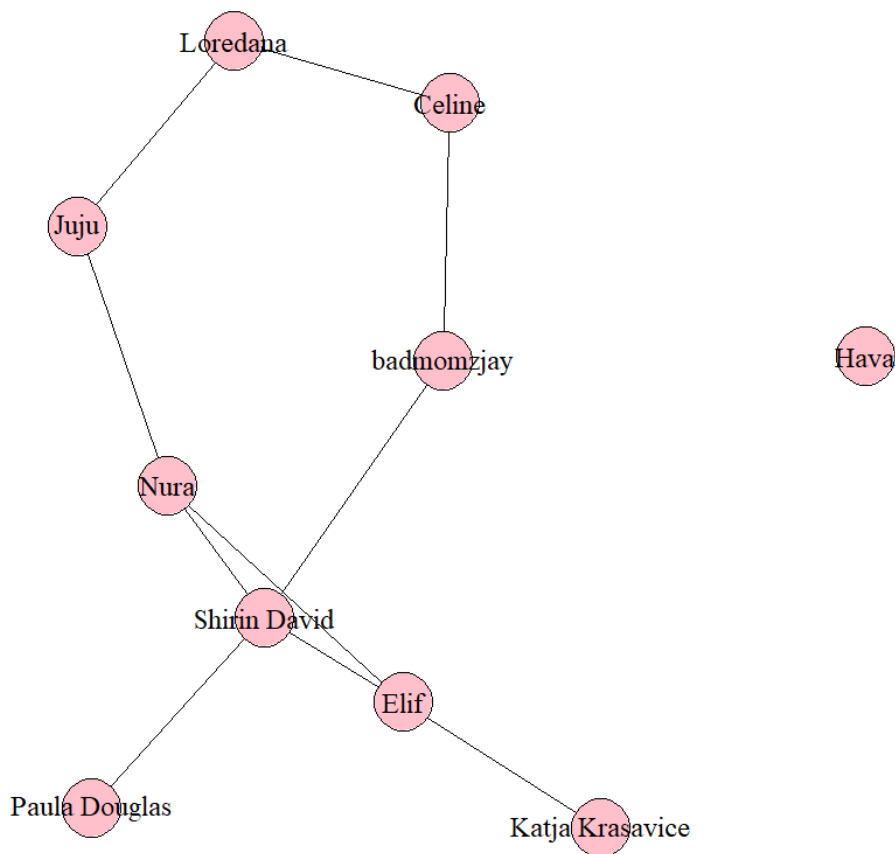
## IGRAPH 5620474 UN-- 10 10 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 5620474 (vertex names):
## [1] Shirin David--badmomzjay Shirin David--Paula Douglas
## [3] Loredana --Juju Loredana --Celine
## [5] Juju --Nura badmomzjay --Celine
## [7] Shirin David--Elif Elif --Nura
## [9] Elif --Katja Krasavice Shirin David--Nura

#Anschließend visualisieren wir unser Teilnetzwerk.

plot(rap_f, layout=layout_nicely,
     main="Weibliche Akteure im Deutschrapp",
     edge.color="black",
     edge.arrow.size=0,
     vertex.color="pink",
     vertex.size=20,
     vertex.label.cex=1.5,
     vertex.label.color="black",
     vertex.frame.color="black")

```


Weibliche Akteure im Deutschrap



#Unser Teilnetzwerk ist hier sehr übersichtlich, da es nur insgesamt 10 weibliche Knoten gibt. Bis auf einen Knoten sind diese untereinander vernetzt.

Nun wiederholen wir denselben Vorgang mit den männlichen Akteuren, um auch hier ein Teilnetzwerk zu erstellen.

```

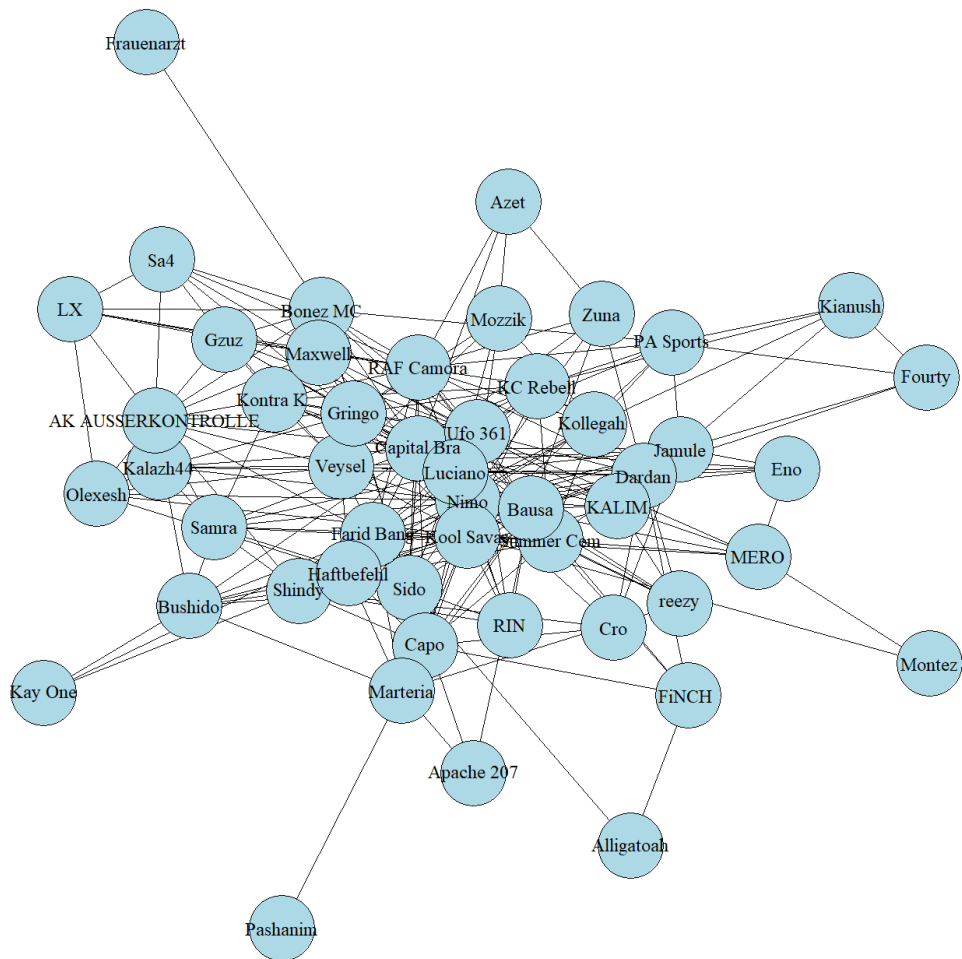
rap_m <- delete_vertices(d, V(d)[sex!= "1"])
rap_m

## IGRAPH 564df4c UN-- 50 263 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 564df4c (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora  Capital Bra--Gzuz         Capital Bra--Ufo 361
## [7] Capital Bra--Nimo        Capital Bra--Sido         Capital Bra--Capo
  
```

```
## [10] Capital Bra--Bausa      Capital Bra--Kool Savas Capital Bra--Jamule  
## [13] Bonez MC    --Kontra K    Bonez MC    --RAF Camora Bonez MC    --Gzuz  
## [16] Bonez MC    --Ufo 361    Bonez MC    --Bausa      Bonez MC    --Sido  
## + ... omitted several edges
```

```
plot(rap_m, layout=layout_nicely,  
     main="Männliche Akteure im Deutschrapp",  
     edge.color="black",  
     edge.arrow.size=0,  
     vertex.label.cex=1.5,  
     vertex.label.color="black",  
     vertex.color="lightblue",  
     vertex.size=13,  
     vertex.frame.color="black")
```

Männliche Akteure im Deutschrap



Aus dieser Analyse geht hervor, dass männliche Rapper häufiger miteinander featuren als weibliche Kollegen. Generell geht aus dem Netzwerk hervor, dass Rapperinnen eine Minderheit darstellen. Die Bildung von Sozialbeziehungen erfolgt durch einem Kommunikationsprozess (Fuhse, 2018). In diesem Prozess bilden sich die Präferenzen hinsichtlich anderer Personen auf der Basis der bisherigen Interaktion heraus. Das führt dazu, dass eine positive Einstellung gegenüber einer anderen Person meistens

auch erwidert wird. In einem von Männern dominierten Arbeitsfeld wie Rapmusik ist es verständlich und vorhersehbar, dass Rapperinnen tendenziell stärker miteinander verbunden sind.

Ego-Netzwerke

Manchmal ist es hilfreich, bestimmte Knoten aus dem Netzwerk zu extrahieren, um diese genauer zu untersuchen. Damit "zoomt" man auf einen Knoten im Netzwerk. Jedes Netzwerk besteht aus Egos (einzelne Knoten) und deren Alteri. Diese Ego-Netzwerke lassen sich auch einzeln analysieren. Wir verwenden dafür die Befehle `ego_size()` und `make_ego_graph()`.

Wir schauen uns das Ego-Netzwerks der Knoten mit dem höchsten Degree- und mit dem höchsten Betweenness-Wert im Netzwerk `d` an. Außerdem interessieren uns noch die Netzwerke des bekanntesten Rappers und der bekanntesten Rapperin.

Ego-Netzwerk

```
library(igraph)
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

# Ego-Netzwerk für Knoten mit höchstem Degree-Wert

# selektiert aus dem Netzwerk alle Knoten, die mit Capital Bra über einen
Schritt verbunden sind.
king <- make_ego_graph(d, order = 1, nodes = V(d)$name == "Capital Bra",
mode="all")

# Zwischenschritt, damit das igraph-Objekt von king1 hergestellt ist
king1 <- king[[1]]
king1

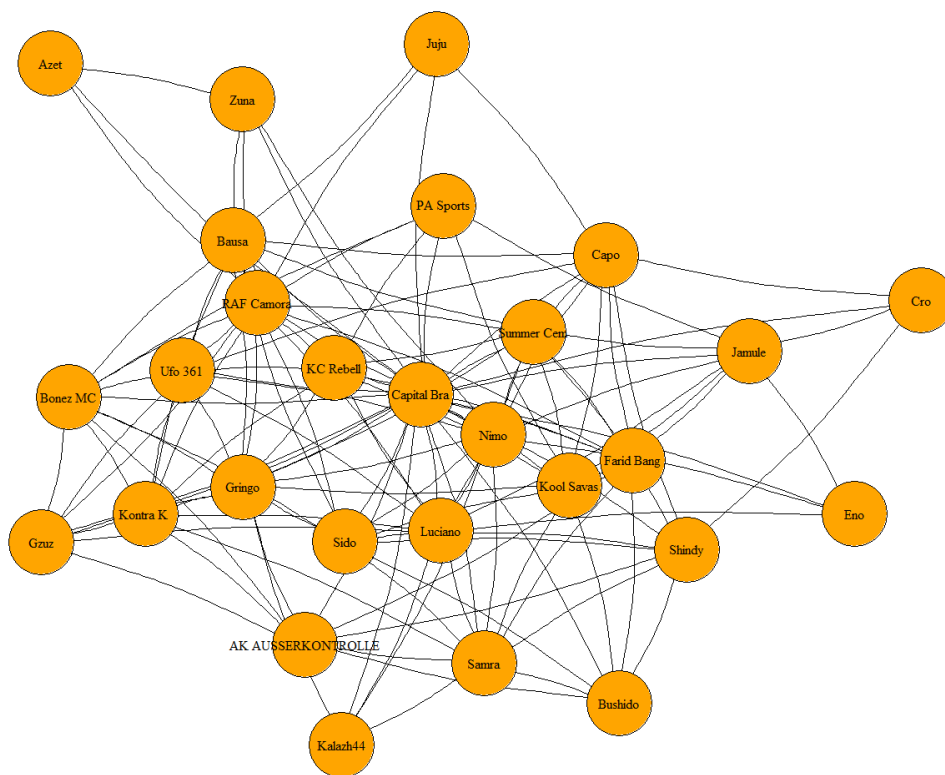
## IGRAPH 5763e15 UN-- 28 138 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 5763e15 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Cro          Capital Bra--Kontra K
## [4] Bonez MC    --Kontra K    Capital Bra--RAF Camora Bonez MC    --RAF
Camora
## [7] Kontra K    --RAF Camora Capital Bra--Gzuz      Bonez MC    --Gzuz
## [10] Kontra K    --Gzuz        RAF Camora  --Gzuz        Capital Bra--Ufo 361
## [13] Bonez MC    --Ufo 361    Kontra K    --Ufo 361    RAF Camora  --Ufo 361
```

```
## [16] Gzuz      --Ufo 361    Capital Bra--Nimo      Ufo 361      --Nimo
## + ... omitted several edges
```

Visualisierung

```
plot(king1,
     asp=0,
     layout=layout_nicely,
     main="Ego-Netzwerk von Knoten mit höchstem Degree-Wert, erster Grad",
     vertex.color="orange",
     vertex.frame.color="black",
     vertex.label.color="black",
     vertex.label.cex=1,
     edge.color="black",
     edge.curved=.1,
     edge.curved=curve_multiple(king1),
     sub="Capital Bra hat den höchsten Degree-Wert")
```

Ego-Netzwerk von Knoten mit höchstem Degree-Wert, erster Grad



Capital Bra hat den höchsten Degree-Wert

Ego-Netzwerk für Knoten mit höchstem Betweenness-Wert

selektiert aus dem Netzwerk alle Knoten, die mit Bausa über einen Schritt verbunden sind.

```
king2 <- make_ego_graph(d, order = 1, nodes = V(d)$name == "Bausa",
mode="all")
```

```

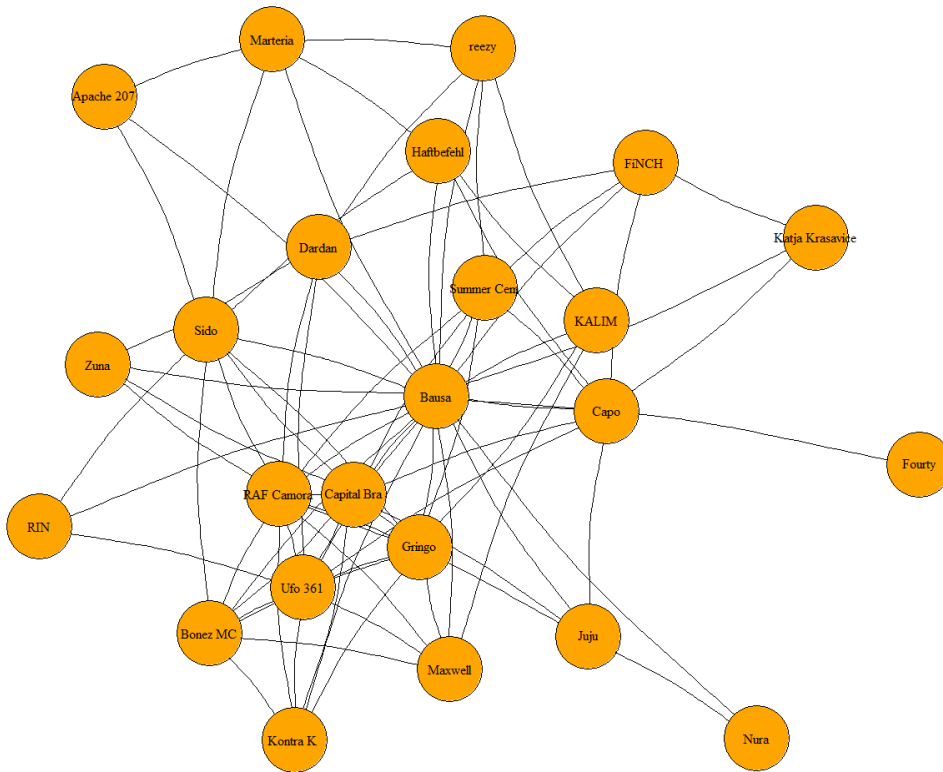
# Zwischenschritt, damit das igraph-Objekt von king2 hergestellt ist
king_b <- king2[[1]]
king_b

## IGRAPH 5790191 UN-- 24 81 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 5790191 (vertex names):
## [1] Capital Bra--Bonez MC    Capital Bra--Kontra K    Bonez MC    --Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora Bonez MC    --RAF Camora Kontra K    --RAF
Camora
## [7] Capital Bra--Ufo 361    Bonez MC    --Ufo 361    Kontra K    --Ufo 361
## [10] RAF Camora --Ufo 361    RIN          --Ufo 361    Capital Bra--Sido
## [13] Bonez MC    --Sido      RAF Camora --Sido      Apache 207 --Sido
## [16] RIN          --Sido      Capital Bra--Juju      RAF Camora --Juju
## + ... omitted several edges

# Visualisierung
plot(king_b,
     asp=0,
     layout=layout_nicely,
     main="Ego-Netzwerk von Knoten mit höchstem Betweenness-Wert, erster
Grad",
     vertex.color="orange",
     vertex.frame.color="black",
     vertex.label.color="black",
     vertex.label.cex=1,
     edge.color="black",
     edge.curved=.1,
     edge.curved=curve_multiple(king1),
     sub="Bausa hat den höchsten Betweenness-Wert")

```

Ego-Netzwerk von Knoten mit höchstem Betweenness-Wert, erster Grad



Bausa hat den höchsten Betweenness-Wert

Ego-Netzwerk für bekanntesten Rapper

selektiert aus dem Netzwerk alle Knoten, die mit Bonez MC über einen Schritt verbunden sind.

```
success <- make_ego_graph(d, order = 1, nodes = V(d)$name == "Bonez MC",
mode="all")
```

```
success_m <- success[[1]]
success_m
```

```
## IGRAPH 57cc7e3 UN-- 15 60 --
```

```
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
```

```
## + edges from 57cc7e3 (vertex names):
```

```
## [1] Capital Bra--Bonez MC Capital Bra--Kontra K Bonez MC --Kontra K
## [4] Capital Bra--RAF Camora Bonez MC --RAF Camora Kontra K --RAF
Camora
```

```
## [7] Capital Bra--Gzuz Bonez MC --Gzuz Kontra K --Gzuz
```

```
## [10] RAF Camora --Gzuz Capital Bra--Ufo 361 Bonez MC --Ufo 361
```

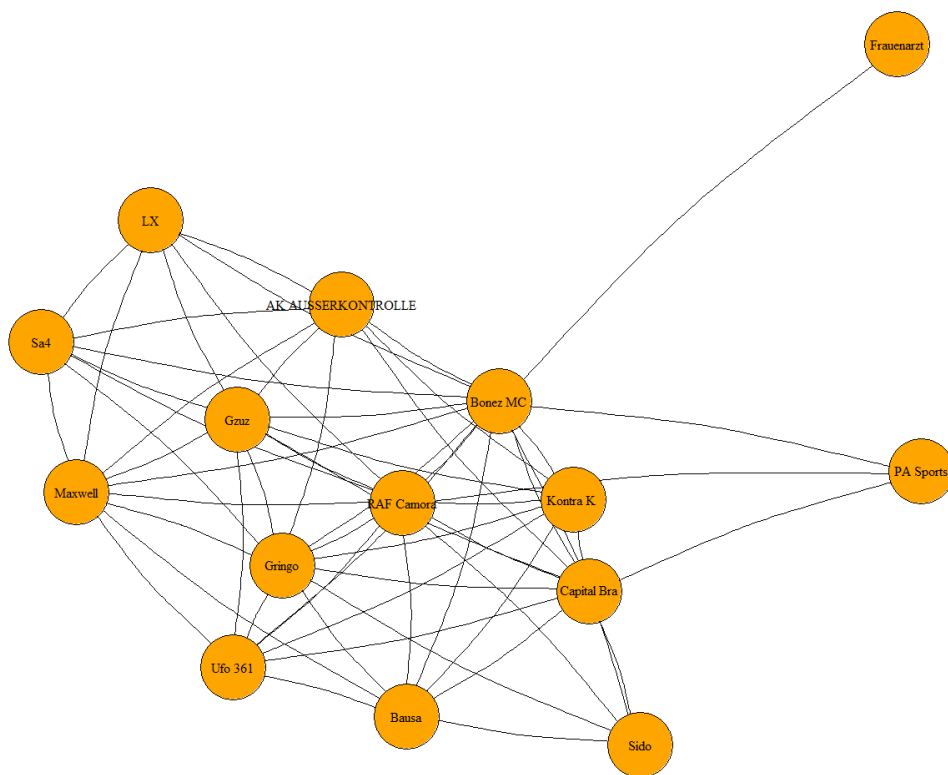
```
## [13] Kontra K --Ufo 361 RAF Camora --Ufo 361 Gzuz --Ufo 361
```

```
## [16] Capital Bra--Sido      Bonez MC  --Sido      RAF Camora --Sido
## + ... omitted several edges
```

Visualisierung

```
plot(success_m,
      asp=0,
      layout=layout_nicely,
      main="Ego-Netzwerk Bonez MC, erster Grad",
      vertex.color="orange",
      vertex.frame.color="black",
      vertex.label.color="black",
      vertex.label.cex=1,
      edge.color="black",
      edge.curved=.1,
      edge.curved=curve_multiple(king1),
      sub="nur direkte Beziehungen des ersten Grads")
```

Ego-Netzwerk Bonez MC, erster Grad



nur direkte Beziehungen des ersten Grads

Ego-Netzwerk für bekannteste Rapperin

selektiert aus dem Netzwerk alle Knoten, die mit Shirin David über einen Schritt verbunden sind.

```
success <- make_ego_graph(d, order = 1, nodes = V(d)$name == "Shirin David",
mode="all")
```



```

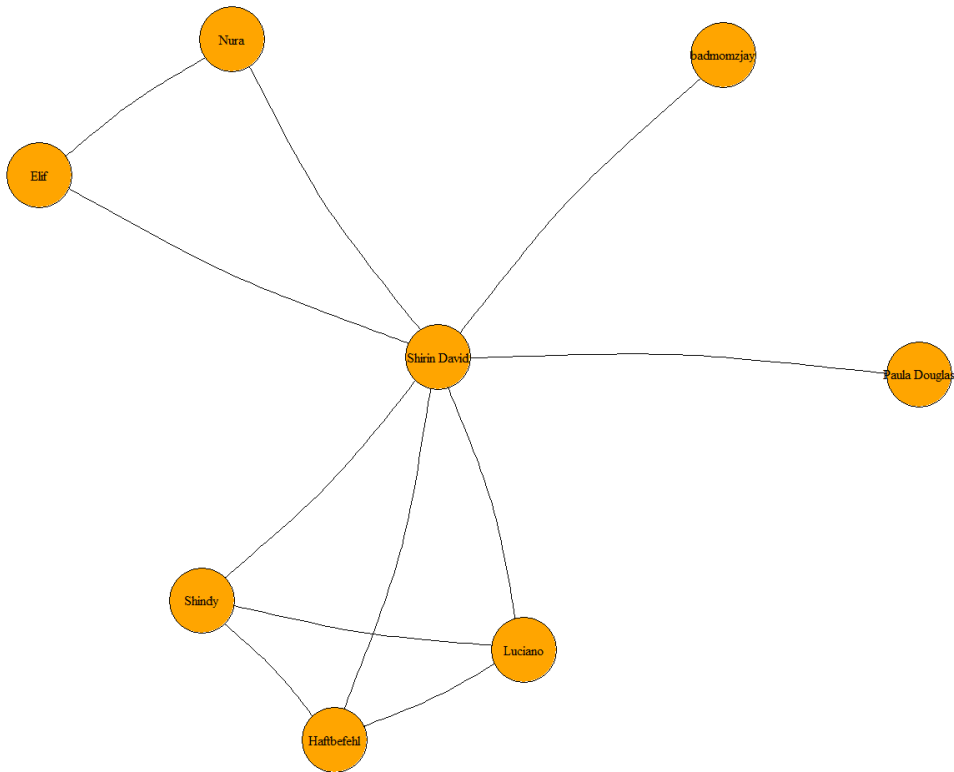
success_w <- success[[1]]
success_w

## IGRAPH 57f9454 UN-- 8 11 --
## + attr: name (v/c), aka (v/c), home (v/c), nationality (v/c), sex
## | (v/n), fans (v/n), age (v/n), criminality (v/n), relationship (e/c),
## | feature (e/c), musiclabel (e/c)
## + edges from 57f9454 (vertex names):
## [1] Shirin David--badmomzjay    Shirin David--Elif
## [3] Shirin David--Nura          Elif            --Nura
## [5] Shirin David--Paula Douglas Shirin David--Luciano
## [7] Shirin David--Shindy        Luciano         --Shindy
## [9] Shirin David--Haftbefehl    Luciano         --Haftbefehl
## [11] Shindy                    --Haftbefehl

# Visualisierung
plot(success_w,
      asp=0,
      layout=layout_nicely,
      main="Ego-Netzwerk Shirin David, erster Grad",
      vertex.color="orange",
      vertex.frame.color="black",
      vertex.label.color="black",
      vertex.label.cex=1,
      edge.color="black",
      edge.curved=.1,
      edge.curved=curve_multiple(king1),
      sub="nur direkte Beziehungen des ersten Grads")

```

Ego-Netzwerk Shirin David, erster Grad



nur direkte Beziehungen des ersten Grads

Zu sehen ist, dass der bekannteste Rapper (Bonez MC) weitaus mehr Verbindung hat, als die bekannteste Rapperin (Shirin David). Daraus könnte man schließen, dass männliche Rapper mehr features, als weibliche. Außerdem ist zu sehen, dass Bonez MC nur mit anderen männlichen Rappern in Verbindung steht, während Shirin David sowohl mit männlichen, als auch mit weiblichen verbunden ist (genauer gesagt mit vier weiblichen und drei männlichen).

Egonetzwerk zweiter (und dritter) Ordnung

Ego-Netzwerke lassen sich leicht um die zweite oder dritte Ordnung erweitern. In unserem Fall haben sich aber keine Änderungen zu den Ego-Netzwerken erster Ordnung ergeben, weshalb dieser Part in unserer Analyse nicht vorkommt.

Zentralitätsmaße

Je nach Auswahl des Netzwerks unterscheiden sich die Analyseergebnisse stark. Deshalb ist es notwendig zunächst zu klären, welche Netzwerke untersucht werden sollen.

Degree

```
library(igraph)
el <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
```

```

rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(e1)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
E(d)$arrow.size <- .2

```

Einfache Berechnung des Degree als Gesamtwert

```
ds <- degree(d)
```

```
ds
```

##	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
##	27	14	5	
12				
##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
Gzuz				
##	21	3	7	
12				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	15	21	16	
7				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	8	6	2	
8				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	3	4	4	
2				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	1	13	18	
1				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	12	14	22	
15				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	18	3	14	
15				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	2	23	8	
20				
##	FiNCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	6	10	16	
11				

```

##           Azet           Bushido           Zuna
Kalazh44
##           4           10           7
7
##           KALIM           reezy           Sa4           Kay
One
##           9           7           7
3
##           Eno           Frauenarzt           LX AK
AUSSERKONTROLLE
##           6           1           7
14
##           Mozzik           PA Sports           Gringo
Fourty
##           7           9           19
4
##           Kollegah           Kianush           Haftbefehl
Olexesh
##           9           5           15
7

which.max(ds)

## Capital Bra
##           1

```

Capital Bra ist der Rapper mit dem höchsten Degree-Wert von 27.

Die absoluten Zahlen sind allerdings nur begrenzt aussagekräftig: Deshalb lässt sich der Degree-Wert leicht normalisieren, d.h. als Prozentwert darstellen. Deshalb werden wir folgend nur noch mit den prozentualen Werten arbeiten. Diese Methode nennt sich Normalisierung und berechnet den Degree-Wert eines Knotens im Verhältnis zu allen anderen Knoten. Damit erreicht man eine genauere Aussage als mit einem reinen numerischen Wert. Dafür wird der Befehl um das Argument `normalized = TRUE` ergänzt.

#Knoten mit den stärksten Beziehungen im Gesamtnetzwerk

```
degree(d, mode="all", normalized = TRUE)
```

```

##           Capital Bra           Bonez MC           Cro           Kontra K
##           0.45762712           0.23728814           0.08474576
0.20338983
##           RAF Camora           Apache 207           RIN
Gzuz
##           0.35593220           0.05084746           0.11864407
0.20338983
##           Ufo 361           Nimo           Sido           Shirin
David
##           0.25423729           0.35593220           0.27118644
0.11864407
##           Loredana           Juju           badmomzjay
Elif
##           0.13559322           0.10169492           0.03389831

```

0.13559322				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	0.05084746	0.06779661	0.06779661	
0.03389831				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	0.01694915	0.22033898	0.30508475	
0.01694915				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	0.20338983	0.23728814	0.37288136	
0.25423729				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	0.30508475	0.05084746	0.23728814	
0.25423729				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	0.03389831	0.38983051	0.13559322	
0.33898305				
##	FINCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	0.10169492	0.16949153	0.27118644	
0.18644068				
##	Azet	Bushido	Zuna	
Kalazh44				
##	0.06779661	0.16949153	0.11864407	
0.11864407				
##	KALIM	reezy	Sa4	Kay
One				
##	0.15254237	0.11864407	0.11864407	
0.05084746				
##	Eno	Frauenarzt	LX AK	
AUSSERKONTROLLE				
##	0.10169492	0.01694915	0.11864407	
0.23728814				
##	Mozzik	PA Sports	Gringo	
Fourty				
##	0.11864407	0.15254237	0.32203390	
0.06779661				
##	Kollegah	Kianush	Haftbefehl	
Olexesh				
##	0.15254237	0.08474576	0.25423729	
0.11864407				

which.max(degree(d, mode="all"))

Capital Bra

1

Capital Bra ist der Rapper mit den stärksten Beziehungen mit einem Degree-Wert von 45,8%.

Indegree als Popularitätsmaß

Das Zentralitätsmaß Indegree wird häufig als Popularitätsmaß interpretiert.

Gesamtnetzwerk

zeigt die normalisierte Indegree-Verteilung im Gesamtnetzwerk

degree(d, mode="in", normalized = TRUE)

##	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
##	0.45762712	0.23728814	0.08474576	
0.20338983				
##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
Gzuz				
##	0.35593220	0.05084746	0.11864407	
0.20338983				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	0.25423729	0.35593220	0.27118644	
0.11864407				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	0.13559322	0.10169492	0.03389831	
0.13559322				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	0.05084746	0.06779661	0.06779661	
0.03389831				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	0.01694915	0.22033898	0.30508475	
0.01694915				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	0.20338983	0.23728814	0.37288136	
0.25423729				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	0.30508475	0.05084746	0.23728814	
0.25423729				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	0.03389831	0.38983051	0.13559322	
0.33898305				
##	FiNCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	0.10169492	0.16949153	0.27118644	
0.18644068				
##	Azet	Bushido	Zuna	
Kalazh44				

```
##      0.06779661      0.16949153      0.11864407
0.11864407
##      KALIM      reezy      Sa4      Kay
One
##      0.15254237      0.11864407      0.11864407
0.05084746
##      Eno      Frauenarzt      LX AK
AUSSERKONTROLLE
##      0.10169492      0.01694915      0.11864407
0.23728814
##      Mozzik      PA Sports      Gringo
Fourty
##      0.11864407      0.15254237      0.32203390
0.06779661
##      Kollegah      Kianush      Haftbefehl
Olexesh
##      0.15254237      0.08474576      0.25423729
0.11864407

# Liefert den Knoten mit der höchsten Anzahl von starken Beziehungen
which.max(degree(d, mode="in"))

## Capital Bra
##      1
```

Wer ist besonders beliebt im Netzwerk?

Das Zentralitätsmaß “indegree” liefert eine Auskunft darüber, wer in einem Netzwerk besonders populär ist (Fuhse, 2018).

Gesamtnetzwerk: Capital Bra scheint im Gesamtnetzwerk mit einem Wert von 45,76% der beliebteste Knoten zu sein. Da unser Netzwerk ungerichtet ist, sind Degree und Indegree in diesem Falle identisch.

Betweenness und Broker im Netzwerk

Der Zentralitätswert “Betweenness” zeigt, wie relevant einzelne Knoten für die Vernetzung zu anderen Knoten sind (Fuhse, 2018). Es geht also um Brücken oder Broker, die zwischen den einzelnen Netzwerken verbinden können.

```
# Gesamtnetzwerk
# zeigt die normalisierte Indegree-Verteilung im Gesamtnetzwerk
betweenness(d, normalized = TRUE)

##      Capital Bra      Bonez MC      Cro      Kontra K
##      8.790866e-02      4.458231e-02      1.453463e-03      4.708542e-
03
##      RAF Camora      Apache 207      RIN
Gzuz
##      5.581184e-02      0.000000e+00      1.413802e-03      6.401455e-
03
##      Ufo 361      Nimo      Sido      Shirin
```

David				
##	2.108871e-02	6.220664e-02	4.858829e-02	6.561057e-
02				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	1.916242e-02	6.986534e-03	1.909215e-03	1.869613e-
02				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	5.937712e-03	5.796950e-03	2.495741e-03	
0.000000e+00				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	0.000000e+00	2.617839e-02	3.662922e-02	
0.000000e+00				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	1.099814e-02	3.300471e-02	6.864273e-02	2.259954e-
02				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	4.341339e-02	2.133255e-04	3.871225e-02	5.551377e-
02				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	3.664431e-04	1.077313e-01	6.706584e-03	5.731165e-
02				
##	FiNCH	MERO	Veysel	
Maxwell				
##	9.645887e-03	3.707958e-02	1.972397e-02	8.602044e-
03				
##	Azet	Bushido	Zuna	
Kalazh44				
##	5.504377e-04	7.379574e-03	5.271327e-03	1.130221e-
03				
##	KALIM	reezy	Sa4	Kay
One				
##	6.263002e-03	2.054998e-03	2.040949e-04	6.493928e-
05				
##	Eno	Frauenarzt	LX AK	
AUSSERKONTROLLE				
##	1.504989e-03	0.000000e+00	2.071563e-03	2.055024e-
02				
##	Mozzik	PA Sports	Gringo	
Fourty				
##	6.564435e-03	1.126533e-02	2.926294e-02	3.864481e-
03				
##	Kollegah	Kianush	Haftbefehl	
Olexesh				
##	7.388300e-03	9.976046e-04	3.525549e-02	5.640440e-
03				


```

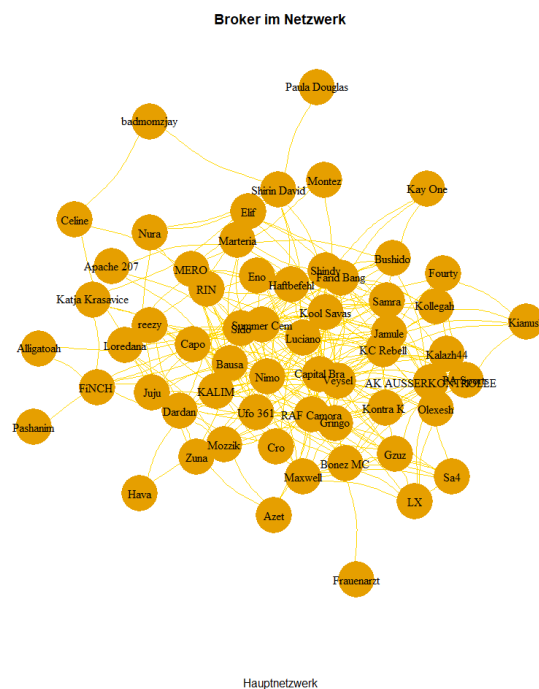
# Liefert den Knoten mit der höchsten Anzahl von starken Beziehungen
which.max(betweenness(d))

## Bausa
##      34

# weist dem Broker im Gesamtnetzwerk eine Farbe zu
V(d)[V(d)$name == "Bausa"]$vertex.color <- "red"

plot(d, layout=layout_with_kk,
     edge.arrow.size=.4,
     edge.color="gold",
     #vertex.color="gold",
     vertex.frame.color=NA,
     vertex.label.color="black",
     edge.curved=.2,
     edge.curved=curve_multiple(d),
     main="Broker im Netzwerk",
     sub="Hauptnetzwerk")

```



Bausa ist der Rapper mit dem höchsten Betweenness-Wert.

Closeness

```

# Closeness
??closness

# Closeness ist ein Zentralitätsmaß, das berechnet, welche Knoten eng
# miteinander verbunden sind. Allerdings kann das Zentralitätsmaß nur bei
# Netzwerken eingesetzt werden, die nicht über mehrere Komponenten verfügen.

library(igraph)

```

```

el <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(el)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

```

Closeness

Closness berechnet die relative Nähe zu anderen Knoten. Damit lässt sich interpretieren, welche Knoten im Netzwerk eine zentrale Rolle haben.

```
close <- closeness(d, mode="all", normalized=TRUE)
```

Liefert den Knoten mit der höchsten Anzahl von starken Beziehungen

```
close
```

##	Capital Bra	Bonez MC	Cro	Kontra K
##	0.6276596	0.5086207	0.4609375	
0.5175439				
##	RAF Camora	Apache 207	RIN	
Gzuz				
##	0.5784314	0.4041096	0.4876033	
0.4796748				
##	Ufo 361	Nimo	Sido	Shirin
David				
##	0.5514019	0.5784314	0.5462963	
0.4573643				
##	Loredana	Juju	badmomzjay	
Elif				
##	0.4370370	0.4876033	0.3259669	
0.4609375				
##	Celine	Nura	Katja Krasavice	
Hava				
##	0.3597561	0.4275362	0.4306569	
0.3907285				
##	Paula Douglas	Jamule	Summer Cem	
Pashanim				
##	0.3155080	0.5086207	0.5728155	
0.3511905				
##	Samra	Dardan	Luciano	KC
Rebell				
##	0.5130435	0.5221239	0.5841584	
0.5221239				
##	Farid Bang	Montez	Shindy	
Capo				
##	0.5566038	0.4041096	0.5412844	
0.5363636				
##	Alligatoah	Bausa	Marteria	Kool
Savas				
##	0.3734177	0.5900000	0.4720000	

```

0.5673077
##          FiNCH          MERO          Veysel
Maxwell
##          0.4469697          0.4916667          0.5412844
0.4876033
##          Azet          Bushido          Zuna
Kalazh44
##          0.4214286          0.4876033          0.4836066
0.4609375
##          KALIM          reezy          Sa4          Kay
One
##          0.5086207          0.4682540          0.4184397
0.3856209
##          Eno          Frauenarzt          LX AK
AUSSERKONTROLLE
##          0.4720000          0.3390805          0.4184397
0.4957983
##          Mozzik          PA Sports          Gringo
Fourty
##          0.4758065          0.4720000          0.5514019
0.4184397
##          Kollegah          Kianush          Haftbefehl
Olexesh
##          0.4758065          0.3881579          0.5462963
0.4609375

which.max(close)

## Capital Bra
##          1

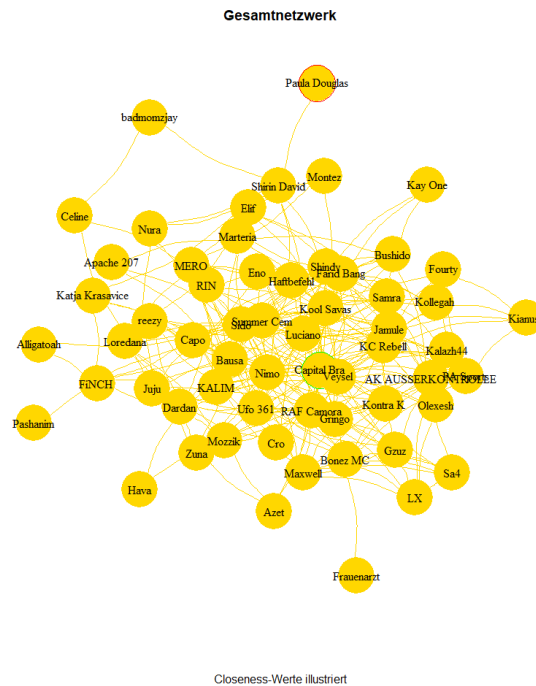
which.min(close)

## Paula Douglas
##          21

# weist den größten und kleinsten Werten eine Randfarbe zu
V(d)[V(d)$name == "Paula Douglas"]$frame.color <- "red"
V(d)[V(d)$name == "Capital Bra"]$frame.color <- "green"

plot(d, layout=layout_with_kk,
     edge.arrow.size=.4,
     edge.color="gold",
     vertex.color="gold",
     # vertex.frame.color=NA,
     vertex.label.color="black",
     edge.curved=.2,
     edge.curved=curve_multiple(d),
     main="Gesamtnetzwerk",
     sub="Closeness-Werte illustriert")

```



Im Gesamtnetzwerk hat Capital Bra mit einem Wert von 62,76% die höchste Closness-Zentralität, die niedrigste hat Paula Douglas mit 31,5%.

Erklärungsmuster: Reziprozität, Transitivität und Homophilie

Für die Struktur von Netzwerken liegen einige Erklärungsmuster vor, dazu gehören Reziprozität, Transitivität und Homophilie. Da unser Netzwerk ungerichtet ist, konnten wir keine der Analysen durchführen, ohne das Ergebnis deutlich zu verfälschen.

Reziprozität ist die gegenseitige Anerkennung in Netzwerken, d.h. dass Knoten (in gerichteten Netzwerken) gegenseitig verbunden sind (Fuhse, 2018). Transitivität beschreibt die Möglichkeit, dass zwischen Knoten eine Weitergabe stattfindet während Homophilie die Ähnlichkeit von Knoten betont (ebd.).

Visualisierung

Für die abschließende Visualisierung zeigen wir drei Grafiken. Zuerst das Gesamtnetzwerk nach dem Node-Attribut Geschlecht und mit Knotengröße nach Degree-Wert. Ein weiteres Gesamtnetzwerk ist mit Farbverläufen visualisiert. Und zuletzt ein multiples Netzwerk, in dem die Beziehungsarten (Node-Attribut relationship) farblich unterschiedlich dargestellt werden.

Gesamtnetzwerk

```
library(igraph)
library(igraph)
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
```

```

nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutschrapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

# Plotting

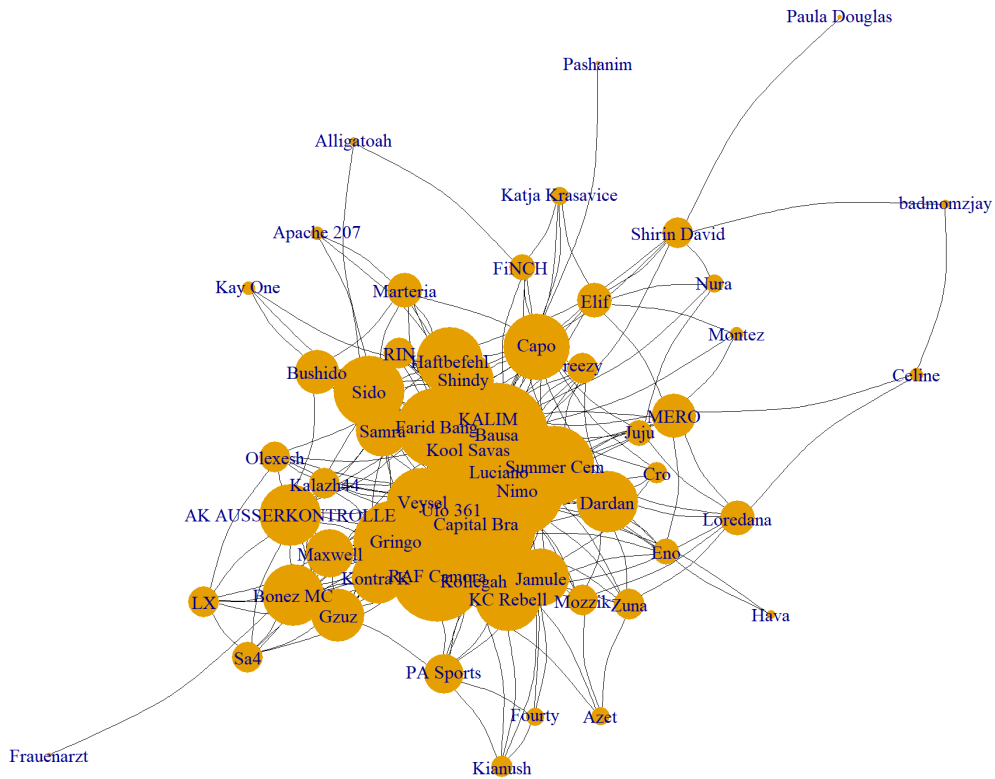
# definiert die Ränder (unten, links, oben, rechts)
par(mar=c(10,1,8,1))

plot(d,
     asp=0,
     layout=layout_nicely,
     vertex.size=degree(d, mode="all"), # Knotengröße nach Degree-Wert
     vertex.label.cex=2,
     vertex.frame.color=NA,
     edge.arrow.size=.7,
     edge.color="black",
     edge.width=E(d)$weight/2, # halbiert den Wert der Gewichte, um eine
bessere Darstellung zu ermöglichen
     edge.curved=.2,
     edge.curved=curve_multiple(d),
)

title("Gesamtnetzwerk",
     cex.main = 3, col.main= "orange",
)

```

Gesamtnetzwerk



```
par(mar=c(2,2,2,2))
```

Gesamtnetzwerk nach Node-Attribut: Geschlecht

```
library(igraph)
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)

# Farben und Formen setzen

# weist den Attributswerten entsprechende Farben zu
V(d)[V(d)$sex == 1]$color <- "lightblue"
```

```

V(d)[V(d)$sex == 2]$color <- "pink"

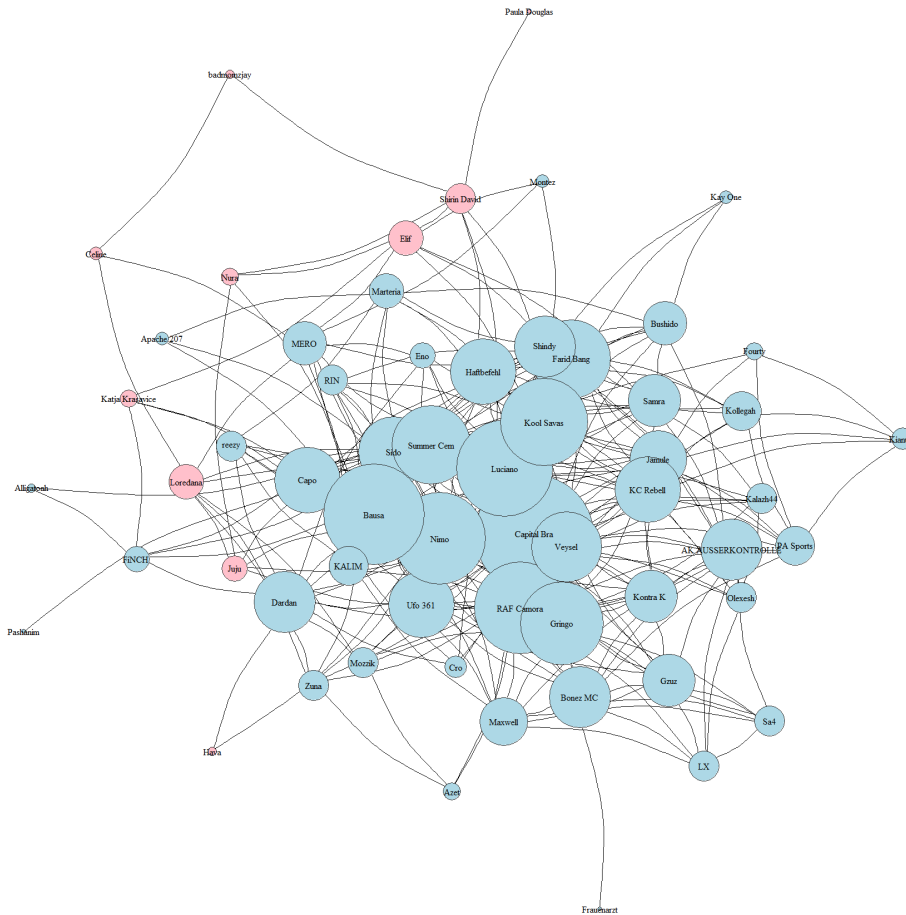
# definiert die Ränder (unten, link, oben, rechts)
par(mar=c(5,2,2,2))

plot(d,
      asp=0,
      layout=layout_with_kk,
      vertex.size=degree(d, mode="all"), # Knotengröße nach Degree-Wert
      vertex.frame.color="gray20",
      vertex.size=2,
      vertex.label.cex=1,
      vertex.label.color="black",
      edge.color="black",
      edge.curved=.2,
      edge.curved=curve_multiple(d),
      )

title("Gesamtnetzwerk: Geschlecht",
      sub = "weiblich=rosa, männlich=blau  
Knotengröße nach Degree-Wert",
      cex.main = 2, col.main= "black",
      cex.sub = 2, font.sub = 3, col.sub = "black")

```

Gesamtnetzwerk: Geschlecht



weiblich=rosa, männlich=blau
Knotengröße nach Degree-Wert

```
par(mar=c(2,2,2,2))
```

Farbverläufe nach Degree-Wert

```
library(igraph)
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
```

```
# Berechnung des Degree-Wertes
deg <- degree(d, mode = "all", loops = TRUE, normalized = FALSE)
```



```

# legt die Farbskala fest
palette = colorRampPalette(c('orange','red'))

# die Palette wird in 10 Schritte unterteilt.
fine = 5
graphCol = palette(fine)[as.numeric(cut(deg, breaks = fine))]

# der folgende Plot ist um einige weitere Visualisierungsparameter ergänzt

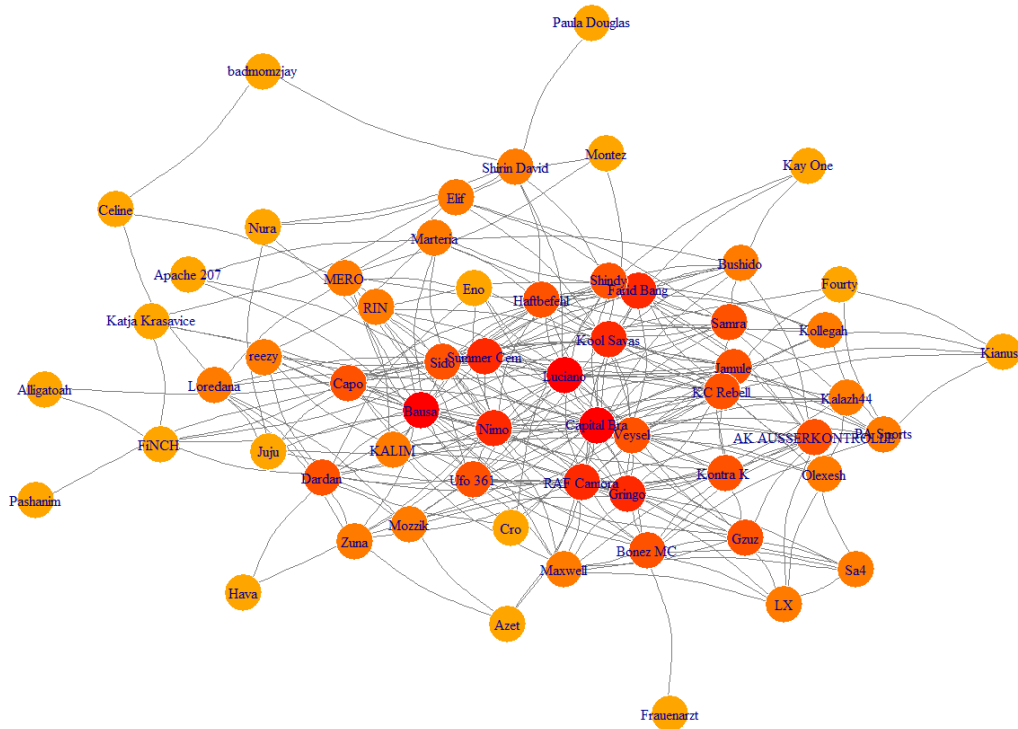
par(mar=c(10,1,10,1))

plot(d,
     asp=0,
     rescale=TRUE,
     layout=layout_with_kk,
     vertex.color=graphCol, #verwende als Farbe die Farbpalette
     vertex.label.cex=1,
     vertex.size=8,
     vertex.frame.color = "white",
     edge.color="grey50",
     edge.curved=.2,
     edge.curved=curve_multiple(d)
)

title("Wer hat die meisten Verbindungen?",
      sub = "Visualisierung nach Degree-Wert",
      cex.main = 2, col.main= "darkblue",
      cex.sub = 2, font.sub = 3, col.sub = "black")

```

Wer hat die meisten Verbindungen?



Visualisierung nach Degree-Wert

Multiplexes Netzwerk

Um die verschiedenen Beziehungsarten im Netzwerk d übersichtlicher darzustellen, wollen wir diese farblich unterscheiden.

```
library(igraph)
edges <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapedge.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
nodes <-
read.csv("https://raw.githubusercontent.com/LuisaFunk/SNAprojekt/main/Deutsch
rapnode.csv", header=T, as.is=T, sep = ",")
edgematrix <- as.matrix(edges)
d <- graph_from_data_frame(d=edgematrix, vertices=nodes, directed=F)
```

```
# definiert die Farbe der Relation
E(d)[E(d)$relationship == 1]$color <- "blue"
```

```

E(d)[E(d)$relationship == 2]$color <- "darkgreen"
E(d)[E(d)$relationship == 3]$color <- "red"
E(d)[E(d)$relationship == 4]$color <- "orange"

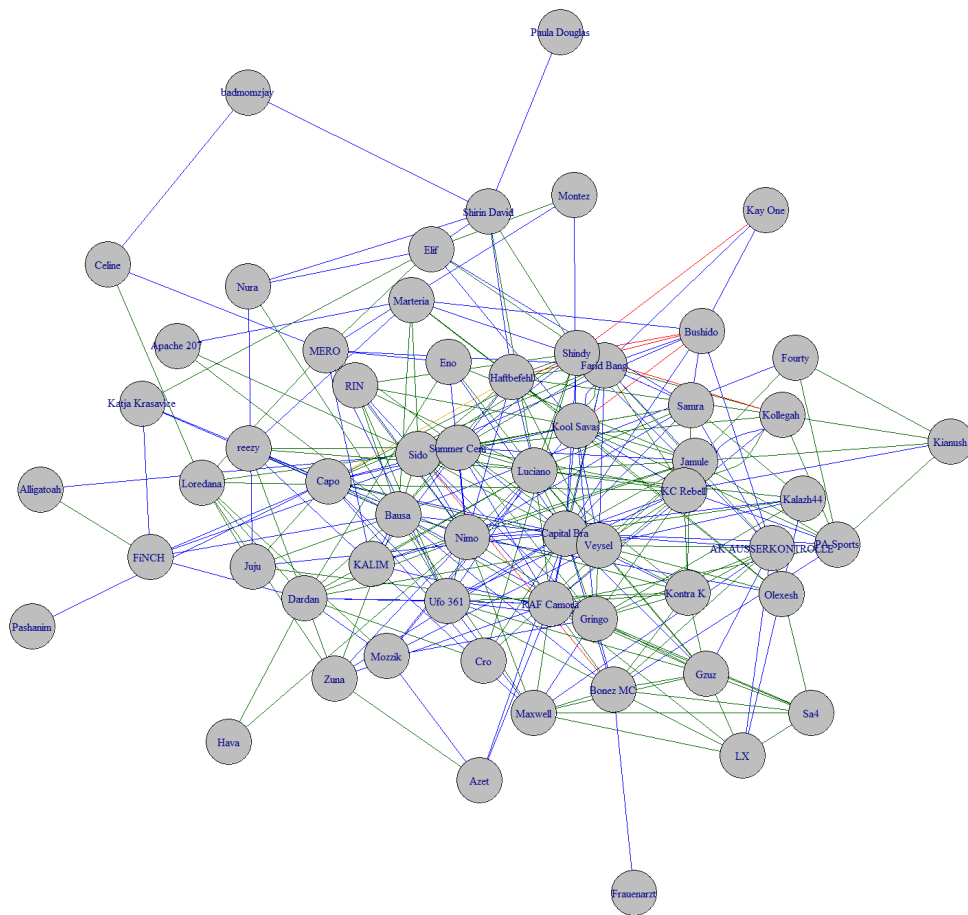
# Plot mit den gesetzten Farben für das Attribut Beziehung realisieren

# Visualisierungsparameter festlegen
par(mar=c(8,3,3,3))

# Plot mit den gesetzten Farben für das Attribut Beziehung realisieren
plot(d,
      asp=0,
      layout=layout_with_kk,
      vertex.color="grey",
      vertex.frame.color="black",
      vertex.size=10,
      edge.curved=curve_multiple(d),
      main="Multiplexes Netzwerk: Art der Beziehung",
      sub="Kantenfarbe
      blau=neutrales Verhältnis, grün=positives Verhältnis, rot=negatives
      Verhältnis, orange=verwandt")

```

Multiplexes Netzwerk: Art der Beziehung



Kantenfarbe
blau=neutrales Verhältnis, grün=positives Verhältnis, rot=negatives Verhältnis, orange=verwandt

```
par(mar=c(0,0,0,0))
# setzt die Seitenaufteilung zurück
par(mfrow=c(1,1), mar=c(2,0,2,0))
```

Diskussion: Fazit, Limitationen und Ausblick

Analyse der Arbeitshypothesen

“Männliche Akteure features häufiger mit anderen männlichen Akteuren und umgekehrt”
Reziprozität: Diese Hypothese wurde bestätigt, indem die Features zwischen männlichen Rappern und weiblichen Rappern analysiert wurden. Nach der Analyse der Teilnetzwerke wird deutlich, dass männliche Rapper nicht nur die Mehrheit stellen, sondern auch untereinander besser vernetzt sind.

“Männliche Akteure sind im Schnitt erfolgreicher und besser vernetzt, als weibliche Akteure.” Diese Hypothese kann ebenfalls bestätigt werden. Im Zentrum des Netzwerks

sind ausschließlich männliche Akteure, während die weiblichen Akteure am äußeren Rande des Netzwerks angesiedelt sind. Den Erfolg der Rapper haben wir anhand der monatlichen Spotify Hörer festgelegt. Hierbei waren zum Zeitpunkt unserer Datenerhebung nur männliche Rapper in den Top 10. Die erste Rapperin kam erst auf Platz 16. Insgesamt sind in den Top 50 nur 5 der Rapper weiblich und die letzten fünf Plätze der Liste belegen Frauen. Zu beachten ist zwar, dass wir wesentlich weniger Rapperinnen, als Rapper in unserem Netzwerk integriert haben, jedoch liegt das vor allem daran, dass es nicht so viele und besonders nicht viele erfolgreiche weibliche Rapperinnen in Deutschland gibt.

“Rapper/innen, die gut vernetzt sind, sind erfolgreicher” Der Rapper mit den meisten Degrees und den meisten Features ist Capital Bra. Er ist der zweiterfolgreichste Rapper im Netzwerk.

“Es gibt einzelne Gruppierungen von Rapper/innen, die sehr eng vernetzt sind, sowie einige außenstehende Rapper/innen mit kaum oder keinen Beziehungen” Hypothese kann bestätigt werden -> s. Clusteranalyse: “Gangs” wie 187 oder KMN, dagegen Künstler mit keinem oder einem Feature wie Montez oder Pashanim.

“Das Verhältnis untereinander ist größtenteils neutral oder positiv, es gibt allerdings vereinzelte Konflikte zwischen Rapper/innen” Diese Hypothese kann bestätigt werden: Während es im Teilnetzwerk Feindschaft bzw. Konflikte nur 6 Kanten gibt, besteht das Netzwerk der positiven Beziehungen aus insgesamt 164 Kanten

“Homophilie spielt bei den Beziehungen eine Rolle: z.B. in Bezug auf Alter, Wohnort oder Nationalität” Wir haben herausgefunden, dass eine Vernetzung zwischen Rappern gleicher Herkunft viel häufiger und wahrscheinlicher ist. Homophilie-Effekt -> bezieht sich darauf, dass sich oftmals Freundschaften zwischen Personen mit ähnlicher kultureller Prägung bilden. Ein Beispiel ist das dritte Teilnetzwerk, das nur deutsche Rapper vertritt. Hier sieht man eine stark definierte Gruppierung.

Neue Erkenntnisse

Unsere Arbeitshypothesen (siehe oben) haben sich größtenteils bestätigt. Wir sind bei unserer Analyse auf keine besonders überraschenden oder unerwarteten Erkenntnisse gestoßen.

Limitationen

Eine Limitation unserer Datenanalyse ist die Anzahl der untersuchten Rapper/innen. Im Rahmen unseres Projekts konnten wir nur eine begrenzte Auswahl an Akteuren (60) untersuchen. Alle Aussagen lassen sich dementsprechend nur auf diese Auswahl beziehen und nur begrenzt verallgemeinern. Darüber hinaus schwanken manche erhobenen Informationen stark. Die Hörerzahlen auf Spotify ändern sich wöchentlich - was u.a. auch davon abhängig ist, ob ein Song des Künstlers bzw. der Künstlerin aktuell in den Charts ist. Es ist daher nur bis zu einem gewissen Grad möglich, eine Aussage über den Erfolg der Akteure zu treffen, gibt aber zumindest einen Richtwert. Außerdem können nur über die zwischenmenschlichen Beziehungen Aussagen getroffen werden, über die auch in den Medien berichtet wurde oder die über Instagram nachzuvollziehen sind. Es kann durchaus sein, dass eine von uns als neutral gewertete Beziehung eigentlich positiv oder negativ ist.

Zukünftige Forschung

Nächste Schritte in der Forschung könnten den Fokus vermehrt auf die weiblichen Akteure legen. Es könnten mehr Rapperinnen und deren Beziehungen untereinander untersucht werden. Darüber hinaus könnten im Allgemeinen mehr Akteure einbezogen werden, sodass die Analyse umfassender und das Endergebnis repräsentativer ist.

Anlage

Literatur

Hummel & Sodeur (2010). Dyaden und Triaden. In: Stegbauer, C. & Häußling, R. (Hg.): Handbuch Netzwerkforschung. Wiesbaden: VS Verlag. S. 379-395

Fuhse (2018). Netzwerkmechanismen. In: Soziale Netzwerke: Konzepte und Forschungsmethoden. Konstanz, München: UVK Verlagsgesellschaft. S. 155-174

Codebuch

Codebuch

```
list.vertex.attributes(d)

## [1] "name"          "aka"           "home"          "nationality"  "sex"
## [6] "fans"          "age"           "criminality"

list.edge.attributes(d)

## [1] "relationship" "feature"       "musiclabel"    "color"
```

Das Netzwerk hat nach dem [Codebuch](#) folgende Attribute:

Vertex-Attribute - id: Codierung durch die ersten 3 Buchstaben des Künstlernamens - name: Künstlername/Pseudonym - aka: bürgerlicher Name - home: Wohnort bzw. Hauptsitz des Künstlers - sex: Geschlecht (1=männlich, 2=weiblich) - age: Alter (1=18-24, 2=25-29, 3=30-34, 4=35-39, 5=40>) - fans: monatliche Hörer auf Spotify (1=unter 1 Mio, 2=1-2 Mio, 3=2-3 Mio, 4=3-4 Mio, 5=mehr als 4 Mio) - nationality: Nationalität - criminality: Straftaten/Auffälligkeiten (1=keine Auffälligkeiten, 2=Kontakt mit der Polizei, 3=Verurteilung, 4=Bewährungsstrafe, 5=Gefängnisstrafe)

Die Vertex-Attribute treffen auf alle Knoten zu.

Edge-Attribute - relationship: Art der Beziehung/Verhältnis (1=neutral, 2=positives Verhältnis/Freundschaft/Liebesbeziehung, 3=negatives Verhältnis/Feindschaft, 4=Verwandschaft) - feature: Kollaboration (1=ein Feature, 2=2 oder mehr Features, 3=Album zusammen, 4= Tour zusammen) - musiclabel: (Ehemalige) Zugehörigkeit zum gleichen Label (1=ja, 2=nein)

Wir haben insgesamt drei verschiedene Edge-Attribute erhoben: Relationship, Musiclabel und Feature. Durch sie können wir bestimmen, wie die Rapper/innen zueinander stehen,

wer zum selben Label gehört (hat) und wer wie intensiv mit wem zusammengearbeitet hat. Den Fokus haben wir bei unserer Erhebung besonders auf die Features gelegt. Die Beziehung (=relationship) haben wir nur dann erhoben, wenn die Rapper/innen entweder zusammengearbeitet hatten oder im selben Label waren, sodass davon auszugehen war, dass sich diese auch kennen. Es kam allerdings auch immer wieder vor, dass die Rapper/innen zwar im selben Label waren, aber nicht gefeatured haben oder umgekehrt. In diesem Fall haben wir "feature" mit NA bzw. 99 codiert. Umgekehrt gab es auch Akteure, die miteinander kollaboriert hatten, aber an keinem Punkt ihrer Karriere im selben Label waren. Insgesamt haben sich bei unserer Erhebung 298 Beziehungen zwischen Akteuren ergeben, die entweder mindestens ein Feature gemeinsam hatten oder im selben Musiklabel waren.

Datenmaterial und Skript

[Datensatz]

<https://github.com/LuisaFunk/SNAprojekt/>

Team, Arbeitsaufwand und Lessons Learned

Teammitglieder

- Luisa Funk
- Fiona Peter
- Martina Coluccia
- Anja Kroha
- Victoria Walter (nach dem 3. Semester gegangen)

Arbeitsaufwand und Rollen im Team

- Luisa Funk: Projektleitung, Coding Gesamtnetzwerk + Coding Edge- und Nodeattribute: 43h
- Fiona Peter: Coding Teilnetzwerke Geschlecht + Cluster/Komponenten + Einleitung und Schluss: 38h
- Martina Coluccia: Coding Teilnetzwerke Criminality/Nationality + Dyaden und Triaden + Reziprozität: 38h
- Anja Kroha: Coding Ego-Netzwerke + Multiplexes Netzwerk + Abschließende Visualisierung: 35h

Die Datenerhebung erfolgte ebenfalls aufgeteilt, jedes Teammitglied erhob 11-12 Rapper*innen und ihre Beziehungen. Je 10-15h Aufwand pro Person.

Lessons learned

Wir haben im Laufe unserer Datenerhebung bzw. Datenanalyse viel Neues über Netzwerke und die Arbeit mit R/RStudio gelernt. Wir verstehen, wie Netzwerke entstehen, wie sie funktionieren und wie sie analysiert werden können. In Bezug auf die Zusammenarbeit im Team haben wir gelernt, wie wichtig klare Kommunikation untereinander wirklich ist. Darüber hinaus haben wir erneut festgestellt, dass gerechte Arbeitsteilung und gegenseitige Unterstützung bei Schwierigkeiten/Problemen das A und O bei Team-Projekten sind. Probleme waren das gemeinsame Erarbeiten von Inhalten allgemeiner Natur, wie die Diskussion der Forschung. Es musste immer wieder an die Erledigung von Brainstorming-Aufgaben erinnert werden, um die Gedanken von allen einbeziehen zu können.