Das Berufsbild des Data Scienctisten aufgeschlüsselt

Contents

1 Einleitung **2**
- 1.1 Requirements . . . 2
- 1.2 Motivation und Zielsetzung . . . 2
- 1.3 Forschungsfrage . . . 3
- 1.4 Datengrundlage . . . 3
  - 1.4.1 CSV einlesen . . . 3
  - 1.4.2 Erste Ansicht der Daten . . . 4

2 Analysestrategie **8**

3 Analyse **9**
- 3.1 Datenbereinigung . . . 9
- 3.2 Netzwerkbildung und Visualisierung . . . 10
  - 3.2.1 Geografisches Netzwerk . . . 10
  - 3.2.2 Wettbewerbsnetzwerk . . . 12
- 3.3 Zentralitätsanalyse innerhalb der Netzwerke . . . 14
  - 3.3.1 Betweenness-Zentralität . . . 15
  - 3.3.2 Degree-Zentralität . . . 15
  - 3.3.3 Eigenvector-Zentralität . . . 15

4 Gehaltvergleich in Netzwerkzentren und Peripherien: **15**

5 Überprüfen, ob zentralere Unternehmen tendenziell höhere oder niedrigere Gehälter bieten **15**
- 5.1 Gehaltsverteilung in Netzwerkzentren und Peripherien . . . 15
  - 5.1.1 Cluster-Analyse . . . 15
  - 5.1.2 Regressionen . . . 15
- 5.2 Datenvisualisierung . . . 17
- 5.3 Zweite Copilot iteration . . . 19

6 Conclusion **24**

7 Literaturverzeichnis **25**

1 Einleitung

1.1 Requirements

Zunächst müssen die benötigten Bibliotheken installiert werden:

```
#install.packages("tidyverse")
#install.packages("igraph")
#install.packages("visNetwork")
#install.packages("dplyr")
#install.packages("tidyr")
```

```
# Bibliotheken laden
library(tidyverse)
library(igraph)
library(visNetwork)
library(dplyr)
library(tidyr)
```

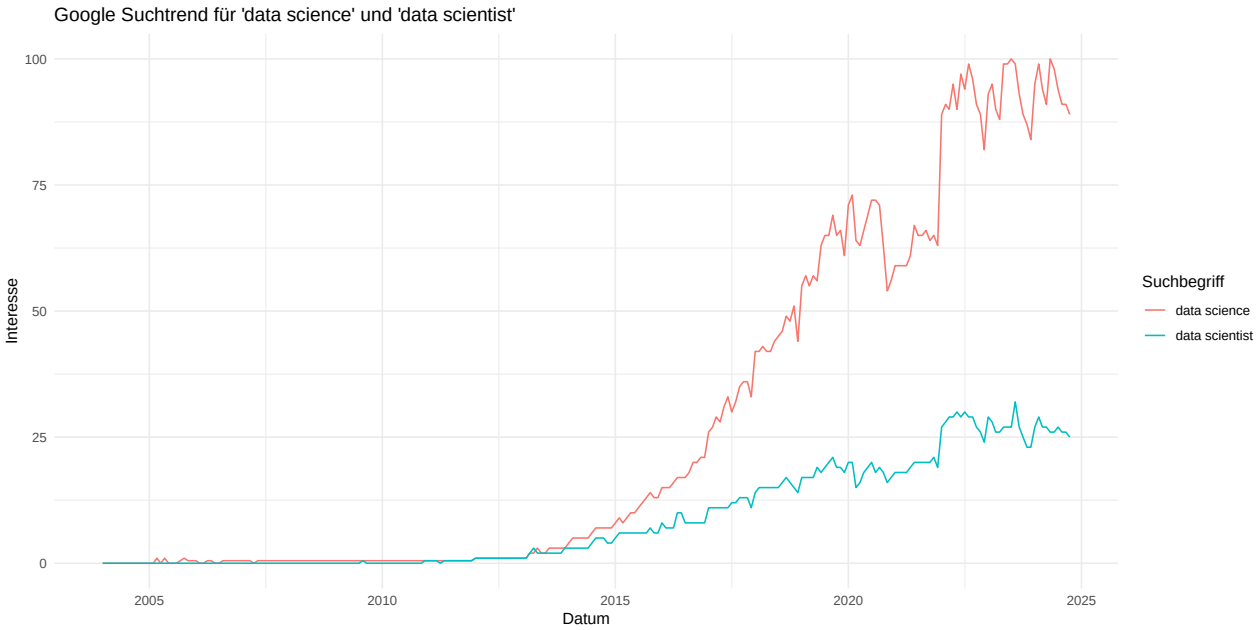
1.2 Motivation und Zielsetzung

In ihrem Artikel "Data Scientist: The Sexiest Job of the 21st Century" betonen Davenport und Patil, dass Data Scientists durch ihre Fähigkeiten in Informatik, Statistik und ihr Fachwissen allgemein einen erheblichen Mehrwert für Unternehmen schaffen.[1] Die Fähigkeit, aus komplexen, unstrukturierten Daten wertvolle Erkenntnisse zu gewinnen, macht Data Scientists in vielen Branchen zu einer unverzichtbaren Ressource.[2] Die Nutzung ihrer Kompetenzen verschafft Unternehmen einen Wettbewerbsvorteil, da sie datengetriebene Entscheidungen, Produktinnovationen und Effizienzsteigerungen ermöglicht.[3]

Darüber ob Data Scientists immer noch the "Sexiest Job" des 21. Jahrhunderts sind, lässt sich streiten. Fakt ist jedoch, dass die Nachfrage nach Data Scientists in den letzten Jahren stark gestiegen ist und voraussichtlich immer weiter steigen wird. Dieser Trend ist auch in den Google-Suchanfragen zu den Begriffen erkenntlich:[4]

```
ggplot(data, aes(x = Monat)) +
  geom_line(aes(y = `data science`, color = "data science")) +
  geom_line(aes(y = `data scientist`, color = "data scientist")) +
  labs(title = "Google Suchtrend für 'data science' und 'data scientist'",
       x = "Datum",
       y = "Interesse",
       color = "Suchbegriff") +
  theme_minimal()
```

[1] Davenport, Patil 2012
[2] Davenport, Patil 2012
[3] Davenport, Patil 2012
[4] Google Trends, abgerufen am 30.10.2024



Das wachsende Interesse an Data Science stellt eine große Chance für Arbeitnehmer dar. Ziel dieser Arbeit ist es einen Überblick über den Data-Science-Jobmarkt zu geben, um Arbeitnehmern bei der Jobsuche zu helfen und andererseits einen Überblick über die Gehälter und die Rolle von Geographie und Wettbewerb bei Jobangeboten und Gehältern zu geben.

1.3 Forschungsfrage

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird die folgende Forschungsfrage bearbeitet:

Inwiefern beeinflusst die geografische Nähe von Unternehmen das Gehaltsniveau und die Verfügbarkeit von Data-Science-Jobs? Lässt sich eine signifikante Variation der Einkommen innerhalb regionaler Cluster feststellen, und wie kann diese durch Netzwerkzentralität erklärt werden?

Zur Beantwortung dieser Forschungsfrage soll zudem analysiert werden, inwiefern das Wettbewerbsumfeld zwischen Unternehmen die Gehaltsstruktur im Bereich Data Science beeinflusst und welche Rolle zentrale Unternehmen bei der Bestimmung des Gehaltsniveaus spielen.

1.4 Datengrundlage

Nachdem die Daten in Python extern als Vorbereitung aufbereitet wurden, kann nun die Datengrundlage für diese Arbeit in R eingelesen werden. Dabei wurde sich an https://www.kaggle.com/code/maxzeitler/data-science-job-salary-prediction-glassdoor/edit orientiert.

1.4.1 CSV einlesen

```
data <- read_csv("data/Glassdoor_DataScience_Salary.csv")
```

```
## Rows: 742 Columns: 28
## -- Column specification --------------------------------------------------------
## Delimiter: ","
## chr (14): Job Title, Job Description, Company Name, Location, Headquarters, ...
## dbl (14): Salary Estimate, Rating, Founded, Min_Salary, Max_Salary, Same Sta...
##
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.
```

Die vorliegende Arbeit basiert auf einem Datensatz von Kaggle, der Informationen über Data Science Jobs in verschiedenen Unternehmen für den US-amerikanischen Markt enthält. Der Datensatz umfasst 742 Zeilen und 28 Spalten, was auf eine Anzahl von 742 verschiedenen Jobangeboten hindeutet. Diese Anzahl ist kann für die Zwecke dieser Arbeit als ausreichend zu betrachten, auch wenn eine höhere Zahl an Beobachtungen möglicherweise zu präziseren Schlussfolgerungen geführt hätte.

Der Datensatz beruht auf Daten, die von Glassdoor extrahiert wurden, eine für Stellenanzeigen und Unternehmensbewertung bekannte Website, und bietet detaillierte Informationen über Data-Science-Jobs sowie deren Gehälter. Der Datensatz beinhaltet wesentliche Informationen, darunter Jobtitel, geschätzte Gehälter, Stellenbeschreibungen, Unternehmensbewertungen sowie relevante Unternehmensdaten wie Standort, Größe und Branche. Eine detaillierte Beschreibung dieser Daten erfolgt im späteren Verlauf. Der Datensatz eignet sich in besonderem Maße für den Zweck dieser Arbeit, aber auch für Analysen des Arbeitsmarktes, beispielsweise zur Untersuchung von Gehaltstrends oder zur Identifizierung der am besten bewerteten Unternehmen.

Der Datensatz umfasst konkret die folgenden Spalten:

1.4.2 Erste Ansicht der Daten

```
head(data, 5)
```

```
## # A tibble: 5 x 28
##   `Job Title` `Salary Estimate` `Job Description` Rating `Company Name` Location
##   <chr>                   <dbl> <chr>              <dbl> <chr>          <chr>
## 1 Data Scien~              72   "Data Scientist\~    3.8 Tecolote Rese~ Albuque~
## 2 Healthcare~              87.5 "What You Will D~    3.4 University of~ Linthic~
## 3 Data Scien~              85   "KnowBe4, Inc. i~    4.8 KnowBe4        Clearwa~
## 4 Data Scien~              76.5 "*Organization a~    3.8 PNNL           Richlan~
## 5 Data Scien~             114.  "Data Scientist\~    2.9 Affinity Solu~ New Yor~
## # i 22 more variables: Headquarters <chr>, Size <chr>, Founded <dbl>,
## #   `Type of ownership` <chr>, Industry <chr>, Sector <chr>, Revenue <chr>,
## #   Competitors <chr>, Min_Salary <dbl>, Max_Salary <dbl>, State <chr>,
## #   `Same State` <dbl>, Age <dbl>, Python_yn <dbl>, `R Studio` <dbl>,
## #   Spark <dbl>, AWS_yn <dbl>, Excel_yn <dbl>, Job_simp <chr>, job_state <chr>,
## #   desc_len <dbl>, Num_comp <dbl>
```

```
spec(data)
```

```
## cols(
##   `Job Title` = col_character(),
##   `Salary Estimate` = col_double(),
##   `Job Description` = col_character(),
##   Rating = col_double(),
##   `Company Name` = col_character(),
##   Location = col_character(),
##   Headquarters = col_character(),
##   Size = col_character(),
##   Founded = col_double(),
##   `Type of ownership` = col_character(),
##   Industry = col_character(),
##   Sector = col_character(),
##   Revenue = col_character(),
##   Competitors = col_character(),
##   Min_Salary = col_double(),
##   Max_Salary = col_double(),
##   State = col_character(),
##   `Same State` = col_double(),
```

```
##   Age = col_double(),
##   Python_yn = col_double(),
##   `R Studio` = col_double(),
##   Spark = col_double(),
##   AWS_yn = col_double(),
##   Excel_yn = col_double(),
##   Job_simp = col_character(),
##   job_state = col_character(),
##   desc_len = col_double(),
##   Num_comp = col_double()
## )
```

```
summary(data)
```

```
##   Job Title          Salary Estimate    Job Description        Rating
##  Length:742         Min.   : 13.5   Length:742         Min.   :-1.000
##  Class :character   1st Qu.: 73.5   Class :character   1st Qu.: 3.300
##  Mode  :character   Median : 97.5   Mode  :character   Median : 3.700
##                     Mean   :100.6                      Mean   : 3.619
##                     3rd Qu.:122.5                      3rd Qu.: 4.000
##                     Max.   :254.0                      Max.   : 5.000
##  Company Name         Location         Headquarters           Size
##  Length:742         Length:742         Length:742         Length:742
##  Class :character   Class :character   Class :character   Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character
##
##
##
##     Founded     Type of ownership    Industry           Sector
##  Min.   :  -1   Length:742         Length:742         Length:742
##  1st Qu.:1939   Class :character   Class :character   Class :character
##  Median :1988   Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character
##  Mean   :1837
##  3rd Qu.:2007
##  Max.   :2019
##    Revenue          Competitors          Min_Salary       Max_Salary
##  Length:742         Length:742         Min.   : 15.00   Min.   : 16.0
##  Class :character   Class :character   1st Qu.: 52.00   1st Qu.: 96.0
##  Mode  :character   Mode  :character   Median : 69.50   Median :124.0
##                                        Mean   : 74.72   Mean   :127.2
##                                        3rd Qu.: 91.00   3rd Qu.:155.0
##                                        Max.   :202.00   Max.   :306.0
##     State              Same State         Age           Python_yn
##  Length:742         Min.   :0.000   Min.   : -1.00   Min.   :0.0000
##  Class :character   1st Qu.:0.000   1st Qu.: 14.00   1st Qu.:0.0000
##  Mode  :character   Median :1.000   Median : 27.00   Median :1.0000
##                     Mean   :0.558   Mean   : 49.39   Mean   :0.5283
##                     3rd Qu.:1.000   3rd Qu.: 62.00   3rd Qu.:1.0000
##                     Max.   :1.000   Max.   :279.00   Max.   :1.0000
##     R Studio           Spark            AWS_yn          Excel_yn
##  Min.   :0.000000   Min.   :0.0000   Min.   :0.0000   Min.   :0.0000
##  1st Qu.:0.000000   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:0.0000
##  Median :0.000000   Median :0.0000   Median :0.0000   Median :1.0000
##  Mean   :0.002695   Mean   :0.2251   Mean   :0.2372   Mean   :0.5229
##  3rd Qu.:0.000000   3rd Qu.:0.0000   3rd Qu.:0.0000   3rd Qu.:1.0000
```

```
##  Max.   :1.000000   Max.   :1.0000   Max.   :1.0000   Max.   :1.0000
##    Job_simp          job_state            desc_len        Num_comp
##  Length:742         Length:742         Min.   :  407   Min.   :0.000
##  Class :character   Class :character   1st Qu.: 2801   1st Qu.:0.000
##  Mode  :character   Mode  :character   Median : 3731   Median :0.000
##                                        Mean   : 3870   Mean   :1.054
##                                        3rd Qu.: 4740   3rd Qu.:3.000
##                                        Max.   :10051   Max.   :4.000
```

Im Folgenden wird eine Übersicht der wesentlichen Spalten präsentiert:

- `Job Title`: Die Berufsbezeichnung, sie gibt Aufschluss über die Tätigkeit.
- `Salary Estimate`: Die geschätzte Gehalt, in tausend Dollar pro Jahr. Es basiert auf dem Durchschnitt von dem minimalen und maximalen Gehalt.
- `Job Description`, `Job_simp`: Die Beschreibung der Stelle, die Aufgaben und Anforderungen enthält. Auch die vereinfachte Version der Berufsbezeichnung.
- `Rating`: Die Bewertung des Unternehmens, sie weist eine Spannbreite von 1 bis 5 auf, wobei die Bewertung "-1" bei jeder Spalte für fehlende Bewertungen steht.
- `Company Name`, `Location`, `Headquarters`, `Size`, `Founded`: Unternehmensbezogene Daten wie Name, Standort, Sitz, Größe und Gründungsjahr des Unternehmens.
- `Type of ownership`, `Industry`, `Sector`, `Revenue`: Weitere Unternehmensmerkmale, diese umfassen die Eigentumsart, die Branche, den Sektor sowie die Einnahmen.
- `Competitors`: Die Wettbewerber des Unternehmens, die im Zusammenhang dieser Arbeit von besonderer Bedeutung sind.
- Skills (`Python_yn`, `R Studio`, `Spark`, `AWS_yn`, `Excel_yn`): Spalten, aus denen hervorgeht, ob die betreffende Kompetenz in der Stellenbeschreibung verlangt wird (0 = nein, 1 = ja).
- `Min_salary`, `Max_salary`: Minimale und maximale Gehaltsschätzungen.
- `State`, `Same State`, `job_state`, `Age`, `desc_len`, `Num_comp`: Zusätzliche Informationen wie Standort der Stelle, Alter des Unternehmens, Länge der Stellenbeschreibung und Anzahl der Mitbewerber.

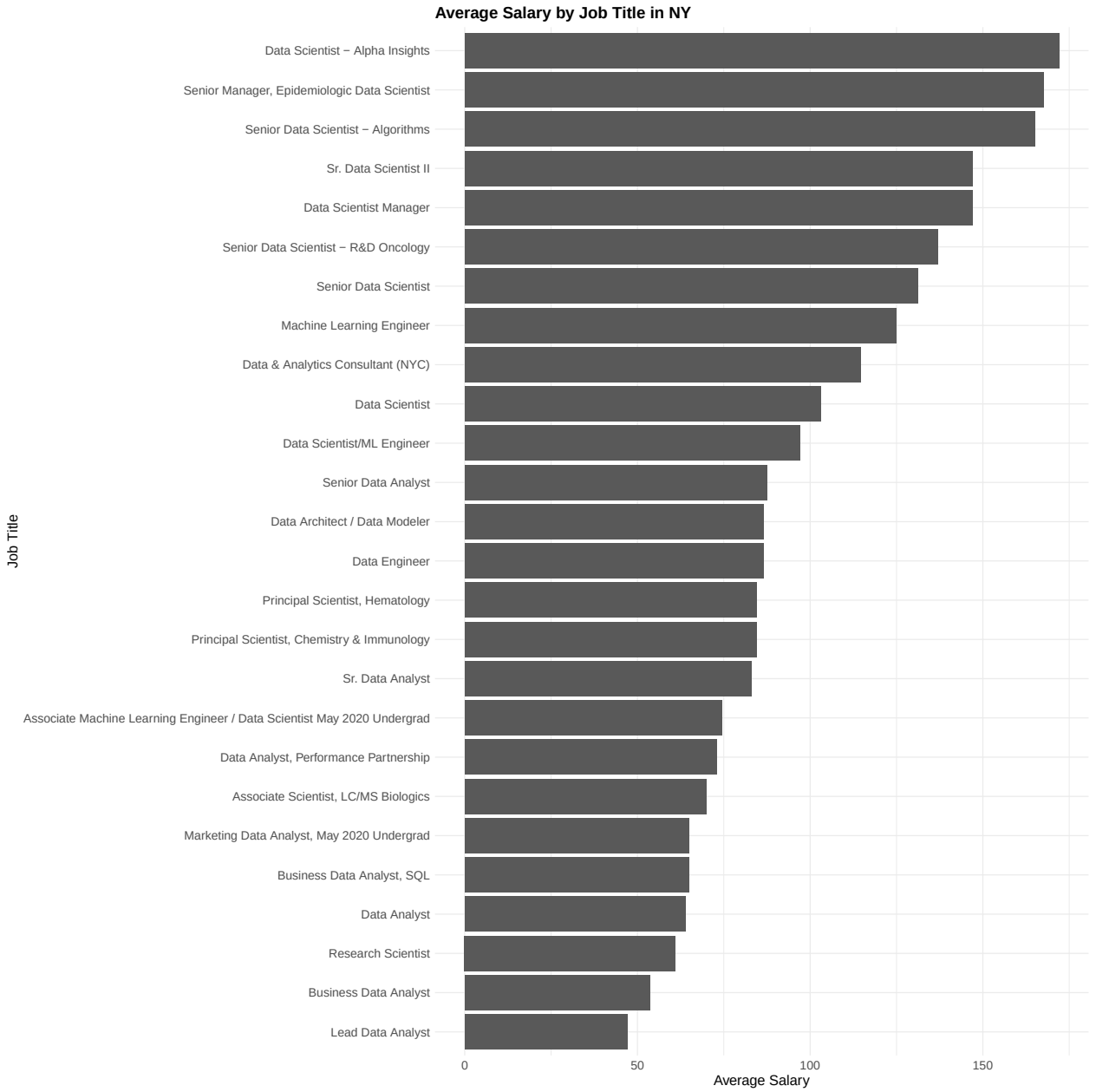
Es zeigt sich, dass eine Vielzahl von Spalten für die vorliegende Untersuchung irrelevant ist. Infolgedessen werden in einem späteren Teil der Arbeit irrelevante Spalten, wie beispielsweise die Kenntnisse in Python, R Studio, Spark und ähnlichen Programmen, welche ursprünglich aus der Jobbeschreibung extrahiert wurden, entfernt.

Nachdem die Daten in Python mit Hilfe von Pandas bereinigt, ergänzt und bearbeitet wurden, können sie nun in R eingelesen werden. Dabei wurde sich an https://www.kaggle.com/code/maxzeitler/data-science-job-salary-prediction-glassdoor/edit orientiert.

Im Folgenden wird eine erste Betrachtung der Daten vorgenommen. Zu diesem Zweck werden die Jobs in Florida nach ihren jeweiligen Vergütungen geordnet und in Form eines Balkendiagramms dargestellt.

```r
# Filter data for the state of New York (NY)
data_ny <- data %>%
  filter(State == "NY")

# Calculate average salary by job title for NY
avg_salary_by_job_ny <- data_ny %>%
  group_by(`Job Title`) %>%
  summarise(Average_Salary = mean(`Salary Estimate`, na.rm = TRUE)) %>%
  arrange(desc(Average_Salary))

# Bar plot of average salary by job title for NY
ggplot(avg_salary_by_job_ny,
       aes(x = reorder(`Job Title`, Average_Salary), y = Average_Salary)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  coord_flip() +
```

```
  labs(title = "Average Salary by Job Title in NY",
       x = "Job Title",
       y = "Average Salary") +
  theme_minimal() +
  theme(
    axis.title = element_text(size = 14),
    axis.text = element_text(size = 12),
    plot.title = element_text(size = 16, face = "bold")
  )
```



Da die Datengrundlage nicht in einem igraph-Objekt vorliegt und ungerichtet ist, ist es notwendig Knoten, Kanten sowie relevante Attribute wie beispielsweise Gewichtungen zu definieren, um überhaupt Netzwerkvisualisierungen in R durchführen zu können. Doch dazu mehr im nächsten Kapitel.

2 Analysestrategie

1. Geografisches Netzwerk

Das Ziel besteht in der Erstellung eines Netzwerkes, welches auf der räumlichen Nähe von Unternehmen basiert. Auf diese Weise soll untersucht werden, inwiefern regional bedingte Faktoren die Gehälter beeinflussen. Die Bildung von Kanten erfolgt nach dem Kriterium der räumlichen Nähe. Dabei werden Unternehmen, die im gleichen Ort angesiedelt sind, durch Kanten verbunden.

2. Wettbewerbsnetzwerk

Die vorliegende Untersuchung zielt darauf ab, den Einfluss des Wettbewerbs auf die Gestaltung von Gehaltsstrukturen zu analysieren. Dazu werden die Beziehungen zwischen konkurrierenden Unternehmen als Netzwerk dargestellt. Die Bildung von Kanten durch Konkurrenzen erfolgt wie folgt: Die in der Spalte "Competitors" gelisteten Unternehmen werden als Knoten verbunden. In Bezug auf die Gewichtung sind verschiedene Optionen denkbar. Beispielsweise könnte die direkte Konkurrenz mit dem Wert "1" und die indirekte Konkurrenz mit dem Wert "0,5" bewertet werden. Dabei würde die indirekte Konkurrenz eine Branche umfassen, in der das Unternehmen zwar nicht als direkter Konkurrent aufgeführt ist, jedoch potenziell in Konkurrenz stehen könnte. Im Rahmen der Netzwerkmetriken erfolgt eine Analyse der folgenden Aspekte: Im Rahmen der Analyse von hierarchischen Beziehungen und unterschiedlichen Zentralitäten erfolgt eine Untersuchung der Wichtigkeit eines Unternehmens im Wettbewerbsnetzwerk sowie der Gehaltshöhen in Relation zur Konkurrenz.

3. Vergleich der Gehälter innerhalb der Netzwerke

Im Rahmen der Analyse werden die Gehälter innerhalb der beiden Netzwerke miteinander verglichen. Ziel ist die Identifikation von Unternehmen, die zentral in einem der beiden Netzwerke liegen, und solchen, die am Rand oder isoliert sind, um festzustellen, ob die zentralen Unternehmen höhere Gehälter anbieten. Zur Durchführung des Gehaltsvergleichs werden Korrelationen zwischen dem Gehalt und verschiedenen Zentralitätsmaßen innerhalb der geografischen und wettbewerbsbezogenen Netzwerke herangezogen. Darüber hinaus werden Cluster-Analysen durchgeführt, um Unternehmen, die geografisch und wettbewerbsbedingt vernetzt sind, miteinander zu vergleichen.

4. Zusammenführung und Vergleich der Netzwerke

Im Rahmen der Zusammenführung und des Vergleichs der Netzwerke erfolgt eine Gegenüberstellung der jeweiligen Strukturen, um etwaige Gemeinsamkeiten und Unterschiede zu identifizieren. Das Ziel dieser Untersuchung besteht in der Analyse der Interaktion beider Netzwerke sowie der Identifikation von Regionen, in denen eine besonders hohe Gehaltskonkurrenz zu beobachten ist. Im Rahmen des Vergleichs der Netzwerke hinsichtlich der Gehälter und des Wettbewerbs erfolgt zunächst eine Gegenüberstellung der Gehaltsverteilung in sogenannten "Hotspot-Regionen" und geografisch isolierten Regionen. Darüber hinaus werden gemeinsame Unternehmen in beiden Netzwerken sowie die Gehaltsstrukturen innerhalb der Überschneidungsbereiche analysiert.

3 Analyse

3.1 Datenbereinigung

Bei der Durchsicht des Datensatzes viel auf, dass die Spalten “Same State” und “job_state” von der Logik her ähnlich sind. Dies soll nun näher unterucht werden, um spätere Fehler vorzubeugen.

```
# Select "State" and "job_state" columns
selected_data <- data %>%
  select(State, job_state)

# Display the first few rows of the selected data
head(selected_data, 15)
```

```
## # A tibble: 15 x 2
##    State job_state
##    <chr> <chr>
##  1 NM    NM
##  2 MD    MD
##  3 FL    FL
##  4 WA    WA
##  5 NY    NY
##  6 TX    TX
##  7 MD    MD
##  8 CA    CA
##  9 NY    NY
## 10 NY    NY
## 11 CA    CA
## 12 VA    VA
## 13 TX    TX
## 14 WA    WA
## 15 MA    MA
```

Sieht so aus, als wäre beide Spalten identisch.

```
# Check if the "State" and "job_state" columns are identical
if (all(selected_data$State == selected_data$job_state, na.rm = TRUE)) {
  print("All values in 'State' and 'job_state' columns are identical.")
} else {
  print("There are differences between 'State' and 'job_state' columns.")
}
```

```
## [1] "There are differences between 'State' and 'job_state' columns."
```

Jedoch trügt der Schein, da es Unterschiede gibt.

```
# Filter rows where State is not equal to job_state
different_states <- selected_data %>%
  filter(State != job_state)

# Display all rows where State is not equal to job_state
print(different_states, n = Inf)
```

```
## # A tibble: 1 x 2
##   State       job_state
##   <chr>       <chr>
## 1 Los Angeles CA
```

Es fällt auf, das LA und Los Angeles nicht einheitlich verwendet werden. Außerdem ist Los Angeles kein eigener Bundesstaat, sonder ein Teil von Kalifornien(CA). Dies soll nun korrigiert werden.

Außerdem sollte bei weieren Vorgehen beachtet werden, dass Werte wie "Na" oder "-1" vor den Analysen entfernt werden sollten.

```
# First step: Replace "Los Angeles" with "LA"
data <- data %>%
  mutate(State = ifelse(State == "Los Angeles", "LA", State),
         job_state = ifelse(job_state == "Los Angeles", "LA", job_state))

# Second step: Replace "LA" with "CA"
data <- data %>%
  mutate(State = ifelse(State == "LA", "CA", State),
         job_state = ifelse(job_state == "LA", "CA", job_state))

# Re-check for differences after correction
selected_data <- data %>%
  select(State, job_state)

# Check if the "State" and "job_state" columns are identical
if (all(selected_data$State == selected_data$job_state, na.rm = TRUE)) {
  print("All values in 'State' and 'job_state' columns are identical.")
} else {
  print("There are differences between 'State' and 'job_state' columns.")
}
```

```
## [1] "All values in 'State' and 'job_state' columns are identical."
```

Nachdem die Bereinigung des Datensatzes abgeschlossen ist, kann mit der Analyse begonnen werden.

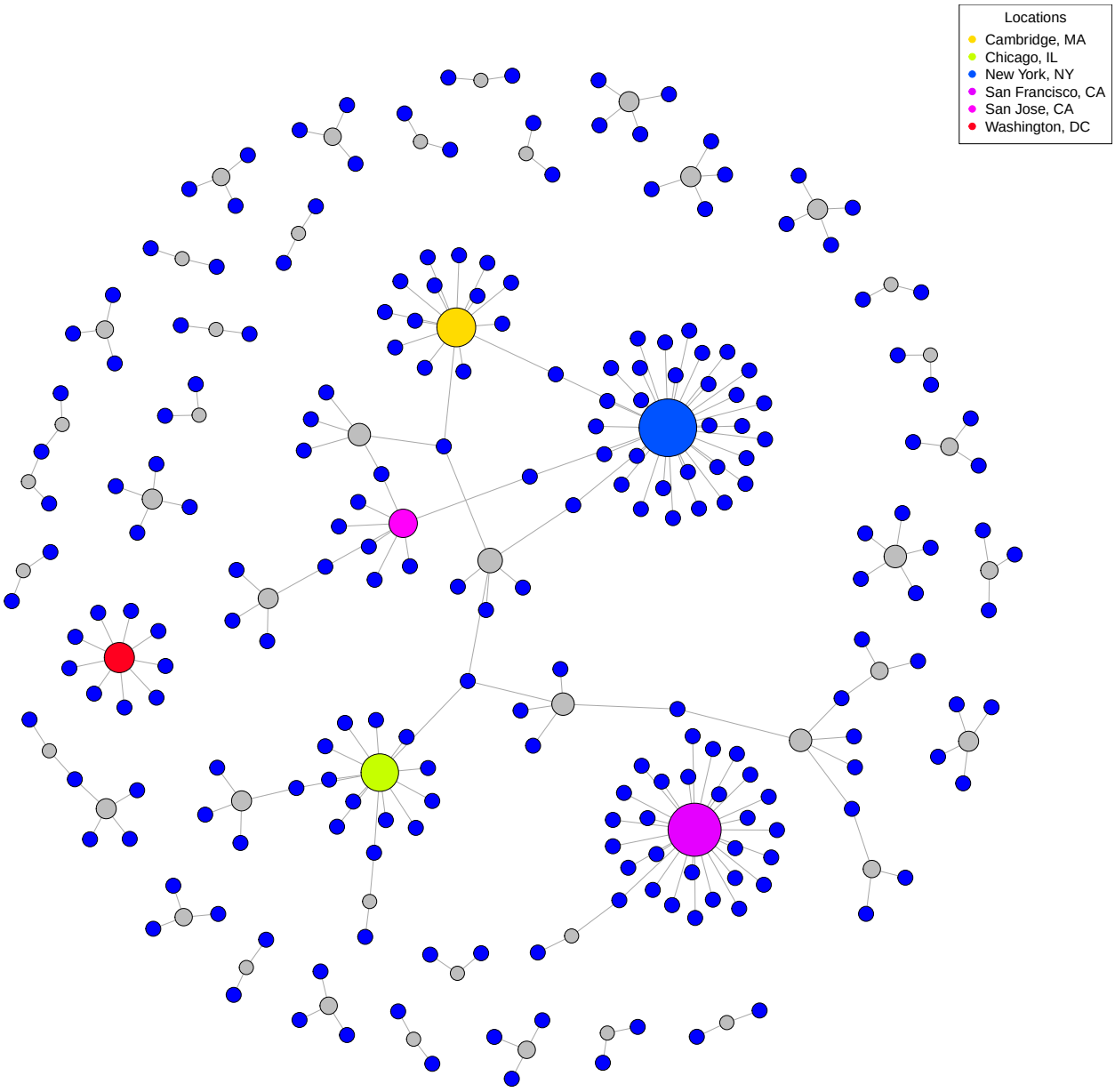
3.2 Netzwerkbildung und Visualisierung

3.2.1 Geografisches Netzwerk

Nun soll ein Netzwerk erstellt werden, welches auf der geografischen Nähe von Unternehmen basiert...

```
# Aus Gründen der Sichtbarkeit, werden bloß Locations mit mehr als einem
# Unternehmen dargestellt.

# Extract relevant columns for geographic visualization
edges_geo <- data %>%
  select(Company = `Company Name`, Location = `Location`) %>%
  distinct()

# Calculate the number of companies per location and filter for locations
# with more than one company
location_counts <- edges_geo %>%
  group_by(Location) %>%
  summarise(Company_Count = n()) %>%
  filter(Company_Count > 1)  # Keep only locations with more than one company

# Filter edges to include only connections for locations with more than
# one company
filtered_edges <- edges_geo %>%
  filter(Location %in% location_counts$Location)
```

```r
# Create an igraph object for geographic visualization
network_geo <- graph_from_data_frame(filtered_edges, directed = FALSE)

# Set vertex colors based on whether the node is a company or a location
company_colors <- "blue"
location_colors <- rainbow(nrow(location_counts))

# Set vertex size based on the number of companies at each location
vertex_sizes <- ifelse(V(network_geo)$name %in% location_counts$Location,
                       sqrt(location_counts$Company_Count[
                         match(V(network_geo)$name, location_counts$Location)
                       ]) * 2,
                       3) # Default size for companies

# Assign colors and sizes to vertices
V(network_geo)$size <- vertex_sizes
V(network_geo)$color <- ifelse(V(network_geo)$name %in% filtered_edges$Company,
                               company_colors,
                               ifelse(vertex_sizes > 5,
                                      location_colors[match(V(network_geo)$name,
                                                            location_counts$Location)],
                                      "grey"))

# Plot the network
plot(network_geo,
     vertex.label = NA,  # Remove labels from the plot
     vertex.size = V(network_geo)$size,
     vertex.color = V(network_geo)$color,
     edge.arrow.size = 0.3,
     layout = layout_with_fr,
)

# Add legend for locations with size > 5
location_indices <- match(location_counts$Location, V(network_geo)$name)
large_locations <- location_counts$Location[vertex_sizes[location_indices] > 5]

large_location_colors <- location_colors[
  match(large_locations, location_counts$Location)
]
legend("topright",
       legend = large_locations,
       col = large_location_colors,
       pch = 19,
       title = "Locations")
```



Es lässt sich erkennen, dass ...

3.2.2 Wettbewerbsnetzwerk

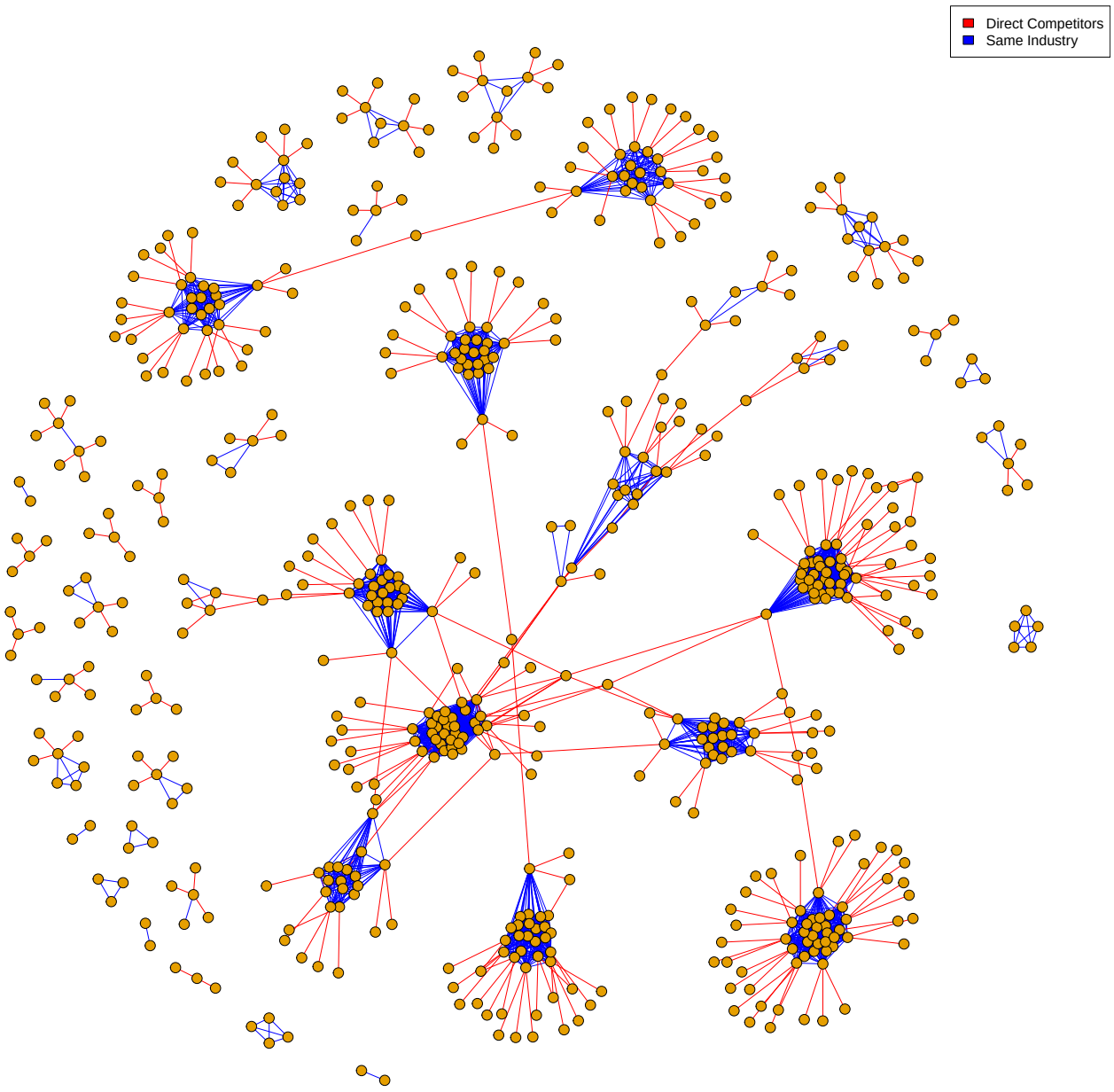
Nun soll ein Netzwerk erstellt werden, welches auf der Wettbewerbssituation von Unternehmen basiert...

```
# Extrahiere Unternehmen und ihre Wettbewerber
edges <- data %>%
  filter(!is.na(Competitors) & Competitors != "-1") %>%
  separate_rows(Competitors, sep = ", ") %>%
  select(`Company Name`, Competitors) %>%
  rename(from = `Company Name`, to = Competitors) %>%
  mutate(weight = 1)  # Gewichtung für direkte Wettbewerber

# Füge Unternehmen in derselben Branche mit Gewichtung 0.5 hinzu
industry_edges <- data %>%
```

```
  filter(!is.na(Industry)) %>%
  select(`Company Name`, Industry) %>%
  inner_join(data %>% select(`Company Name`, Industry), by = "Industry") %>%
  filter(`Company Name.x` != `Company Name.y`) %>%
  select(from = `Company Name.x`, to = `Company Name.y`) %>%
  mutate(weight = 0.5)  # Gewichtung für gleiche Branche
```

```
## Warning in inner_join(., data %>% select(`Company Name`, Industry), by = "Industry"): Detected an unexpected many-to-many relationship between `x` and `y`.
## i Row 1 of `x` matches multiple rows in `y`.
## i Row 2 of `y` matches multiple rows in `x`.
## i If a many-to-many relationship is expected, set `relationship =
##   "many-to-many"` to silence this warning.
```

```
# Kombiniere beide Datensätze
all_edges <- bind_rows(edges, industry_edges)

# Erstelle den Graphen
g_competitors <- graph_from_data_frame(all_edges, directed = FALSE)

# Entferne mehrere Kanten zwischen denselben Punkten
g_competitors <- simplify(g_competitors, remove.multiple = TRUE,
                          edge.attr.comb = "first"
                          )

# Setze die Farben der Kanten basierend auf der Gewichtung
E(g_competitors)$color <- ifelse(E(g_competitors)$weight == 1, "red", "blue")

# Visualisiere das Netzwerk mit kleineren Knoten
plot(g_competitors, vertex.label = NA,
     vertex.size = 2,  # Kleinere Knoten
     edge.width = E(g_competitors)$weight,  # Gewichtung der Kanten
     edge.arrow.size = 0.5,  # Kleinere Pfeile
     main = "Unternehmensnetzwerk basierend auf Wettbewerbern und Branchen",
     layout = layout_with_fr
)

# Legende für Kantenfarben
legend("topright", legend = c("Direct Competitors", "Same Industry"),
       fill = c("red", "blue")
       )
```



...

3.3 Zentralitätsanalyse innerhalb der Netzwerke

```
# Calculate network metrics
betweenness_centrality <- betweenness(g_competitors)
degree_centrality <- degree(g_competitors)
eigenvector_centrality <- eigen_centrality(g_competitors)$vector

closeness_centrality <- closeness(g_competitors)
clustering_coeff <- transitivity(g_competitors, type = "local")
```

3.3.1 Betweenness-Zentralität

```
print("Top 5 nodes by betweenness centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by betweenness centrality:"
```

```
print(head(sort(betweenness_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
## Saama Technologies Inc              Accenture                    IBM
##               25426.13               17022.28               14640.00
##     Motorola Solutions                ManTech
##               14570.00                9039.75
```

3.3.2 Degree-Zentralität

```
print("Top 5 nodes by degree centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by degree centrality:"
```

```
print(head(sort(degree_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##    New England Biolabs    Nektar Therapeutics               Sunovion
##                     35                     35                     35
## Saama Technologies Inc                  IQVIA
##                     35                     35
```

3.3.3 Eigenvector-Zentralität

```
print("Top 5 nodes by eigenvector centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by eigenvector centrality:"
```

```
print(head(sort(eigenvector_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##             AstraZeneca                Novartis                Exelixis
##               1.0000000               0.9864565               0.9863625
##                     GSK BioMarin Pharmaceutical
##               0.9639767               0.9623126
```

4 Gehaltvergleich in Netzwerkzentren und Peripherien:

5 Überprüfen, ob zentralere Unternehmen tendenziell höhere oder niedrigere Gehälter bieten

5.1 Gehaltsverteilung in Netzwerkzentren und Peripherien

5.1.1 Cluster-Analyse

```
# Detect communities
communities <- cluster_louvain(g_competitors)
```

5.1.2 Regressionen

```
# Detect communities
communities <- cluster_louvain(g_competitors)
```

```r
# Prepare data for visNetwork
nodes <- data.frame(id = V(g_competitors)$name,
                    label = V(g_competitors)$name,
                    group = membership(communities),
                    value = degree_centrality,
                    title = paste("Degree:", degree_centrality,
                                  "<br>Betweenness:", betweenness_centrality,
                                  "<br>Closeness:", closeness_centrality,
                                  "<br>Eigenvector:", eigenvector_centrality))

edges <- data.frame(from = as.character(edges$from), to = as.character(edges$to))

# Create interactive network visualization
visNetwork(nodes, edges) %>%
  visOptions(highlightNearest = TRUE, nodesIdSelection = TRUE) %>%
  visGroups(groupname = "1", color = "red") %>%
  visGroups(groupname = "2", color = "blue") %>%
  visGroups(groupname = "3", color = "green") %>%
  visLayout(randomSeed = 123) %>%
  visLegend()
```

```r
# Print top nodes for each centrality measure
print("Top 5 nodes by degree centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by degree centrality:"
```

```r
print(head(sort(degree_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##    New England Biolabs    Nektar Therapeutics               Sunovion
##                     35                     35                     35
## Saama Technologies Inc                  IQVIA
##                     35                     35
```

```r
print("Top 5 nodes by betweenness centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by betweenness centrality:"
```

```r
print(head(sort(betweenness_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
## Saama Technologies Inc              Accenture                    IBM
##               25426.13               17022.28               14640.00
##     Motorola Solutions                ManTech
##               14570.00                9039.75
```

```r
print("Top 5 nodes by closeness centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by closeness centrality:"
```

```r
print(head(sort(closeness_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
## Truckstop.com         SMC 3      Bill.com    TransUnion       Zest AI
##             2             2             2             2             2
```

```r
print("Top 5 nodes by eigenvector centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by eigenvector centrality:"
```

```r
print(head(sort(eigenvector_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##             AstraZeneca                Novartis                 Exelixis
##               1.0000000               0.9864565               0.9863625
##                     GSK BioMarin Pharmaceutical
##               0.9639767               0.9623126
```

```r
print("Top 5 nodes by clustering coefficient:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by clustering coefficient:"
```

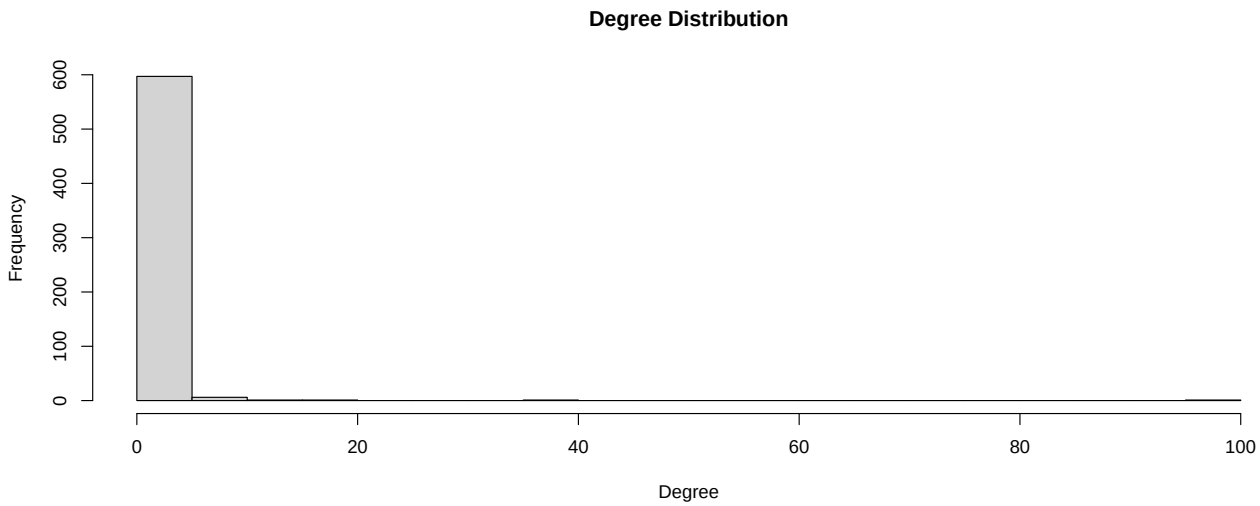
```r
print(head(sort(clustering_coeff, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##                                Exelixis                      Tecolote Research
##                                       1                                      1
## University of Maryland Medical System                                 KnowBe4
##                                       1                                      1
##                     ClearOne Advantage
##                                       1
```

5.2 Datenvisualisierung

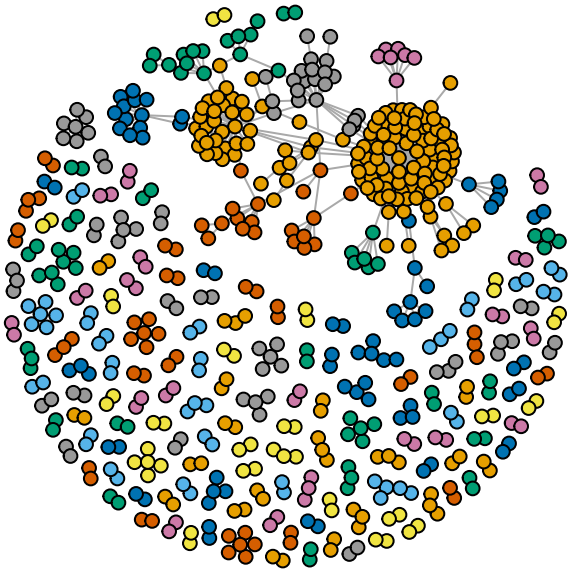
#Netzwerk von Jobtiteln und Unternehmen: #Visualisierung des Netzwerks, das zeigt, welche Unternehmen die meisten unterschiedlichen Jobtitel anbieten. #Interpretation: Zentralität der Unternehmen und welche Rolle sie im Jobmarkt spielen. #Degree distribution

```r
# Create the network object
edges <- data %>%
  select(`Job Title`, `Company Name`) %>%
  distinct() %>%
  rename(from = `Job Title`, to = `Company Name`)

network_job_company <- graph_from_data_frame(edges, directed = FALSE)

degree_distribution <- degree(network_job_company)
hist(degree_distribution, breaks = 30, main = "Degree Distribution",
     xlab = "Degree", ylab = "Frequency")
```

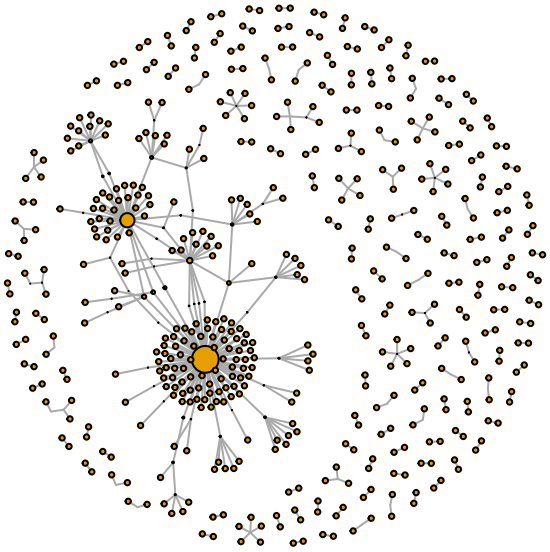



```r
# Community detection using the Louvain method
communities <- cluster_louvain(network_job_company)
```

```r
plot(network_job_company, vertex.label = NA, vertex.size = 5,
     vertex.color = communities$membership)
```

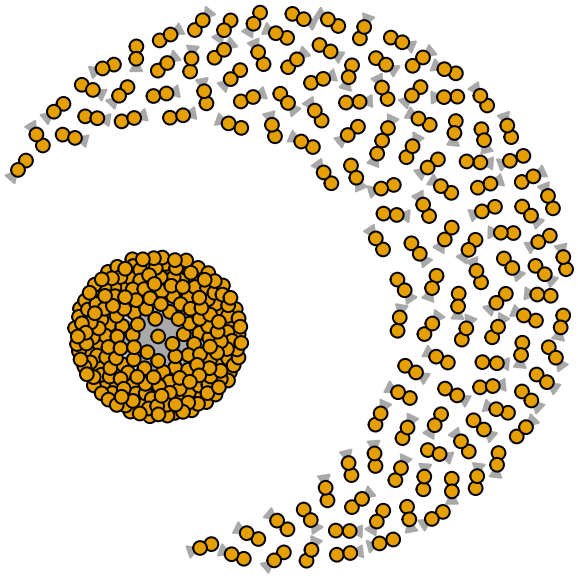


```r
# Calculate betweenness centrality
betweenness_centrality <- betweenness(network_job_company)
V(network_job_company)$size <- betweenness_centrality /
  max(betweenness_centrality) * 10  # Scale sizes
plot(network_job_company, vertex.label = NA,
     vertex.size = V(network_job_company)$size)
```



```r
# Extract relevant columns for competition analysis
edges_competition <- data %>%
  select(Company_Name = `Company Name`, Competitor = `Competitors`) %>%
  distinct()

# Create an igraph object for competition analysis
network_competition <- graph_from_data_frame(edges_competition, directed = TRUE)
```

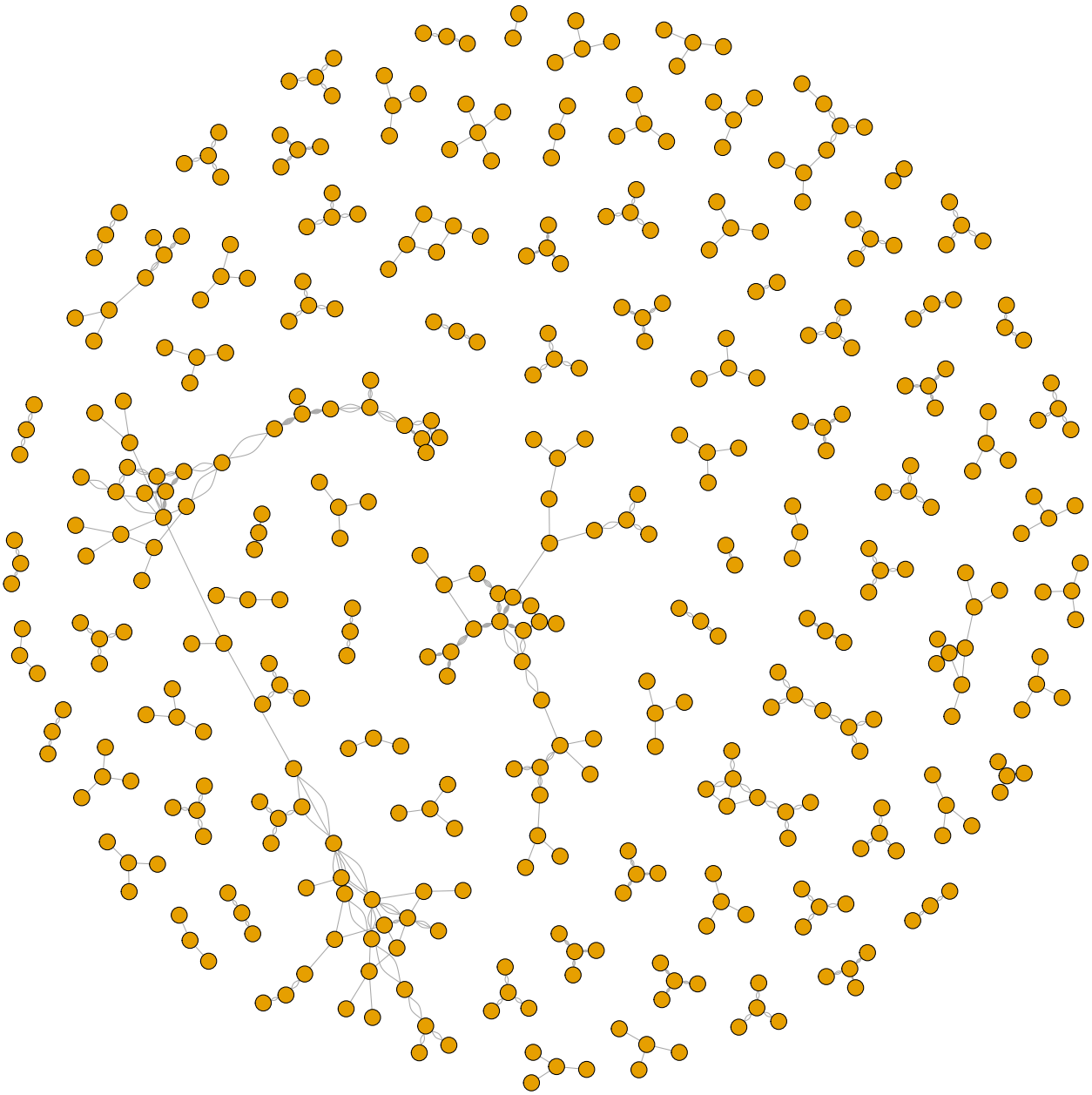
```r
# Plot the competition network
plot(network_competition, vertex.label = NA, vertex.size = 5, edge.arrow.size = 0.5)
```



5.3 Zweite Copilot iteration

```r
# Extrahiere Unternehmen und ihre Wettbewerber
edges <- data %>%
  filter(!is.na(Competitors) & Competitors != "-1") %>%
  separate_rows(Competitors, sep = ", ") %>%
  select(`Company Name`, Competitors) %>%
  rename(from = `Company Name`, to = Competitors)

# Erstelle den Graphen
g_competitors <- graph_from_data_frame(edges, directed = FALSE)

# Visualisiere das Netzwerk mit kleineren Knoten
plot(g_competitors, vertex.label = NA,
     vertex.size = 3,  # Kleinere Knoten
     edge.arrow.size = 0.5,  # Kleinere Pfeile
     main = "Unternehmensnetzwerk basierend auf Wettbewerbern",
    )  # Höhe der Grafik in Pixeln
```

Unternehmensnetzwerk basierend auf Wettbewerbern



```
# Calculate network metrics
degree_centrality <- degree(g_competitors)
betweenness_centrality <- betweenness(g_competitors)
closeness_centrality <- closeness(g_competitors)
eigenvector_centrality <- eigen_centrality(g_competitors)$vector
clustering_coeff <- transitivity(g_competitors, type = "local")

# Detect communities
communities <- cluster_louvain(g_competitors)

# Prepare data for visNetwork
```

```
nodes <- data.frame(id = V(g_competitors)$name,
                    label = V(g_competitors)$name,
                    group = membership(communities),
                    value = degree_centrality,
                    title = paste("Degree:", degree_centrality,
                                  "<br>Betweenness:", betweenness_centrality,
                                  "<br>Closeness:", closeness_centrality,
                                  "<br>Eigenvector:", eigenvector_centrality))

edges <- data.frame(from = as.character(edges$from), to = as.character(edges$to))

# Create interactive network visualization
visNetwork(nodes, edges) %>%
  visOptions(highlightNearest = TRUE, nodesIdSelection = TRUE) %>%
  visGroups(groupname = "1", color = "red") %>%
  visGroups(groupname = "2", color = "blue") %>%
  visGroups(groupname = "3", color = "green") %>%
  visLayout(randomSeed = 123) %>%
  visLegend()
```

```
# Print top nodes for each centrality measure
print("Top 5 nodes by degree centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by degree centrality:"
```

```
print(head(sort(degree_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##   Takeda Pharmaceuticals              AstraZeneca Liberty Mutual Insurance
##                       42                       33                       31
##                     PNNL                  Novartis
##                       30                       25
```

```
print("Top 5 nodes by betweenness centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by betweenness centrality:"
```

```
print(head(sort(betweenness_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##                     Booz Allen Hamilton                                  Gallup
##                                841.8485                                749.0000
##                           PA Consulting                     McKinsey & Company
##                                715.4191                                713.0000
## General Dynamics Information Technology
##                                695.0000
```

```
print("Top 5 nodes by closeness centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by closeness centrality:"
```

```
print(head(sort(closeness_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
##               Esri             CareDx Medidata Solutions            Factual
##                  1                  1                  1                  1
##       Pitney Bowes
##                  1
```

```
print("Top 5 nodes by eigenvector centrality:")
```

```
## [1] "Top 5 nodes by eigenvector centrality:"
```

```
print(head(sort(eigenvector_centrality, decreasing = TRUE), 5))
```

```
## Takeda Pharmaceuticals               Novartis                 Pfizer
##              1.0000000              0.6885416              0.5750772
##                 Baxter            AstraZeneca
##              0.5510613              0.3694600
```

```
print("Top 5 nodes by clustering coefficient:")
```

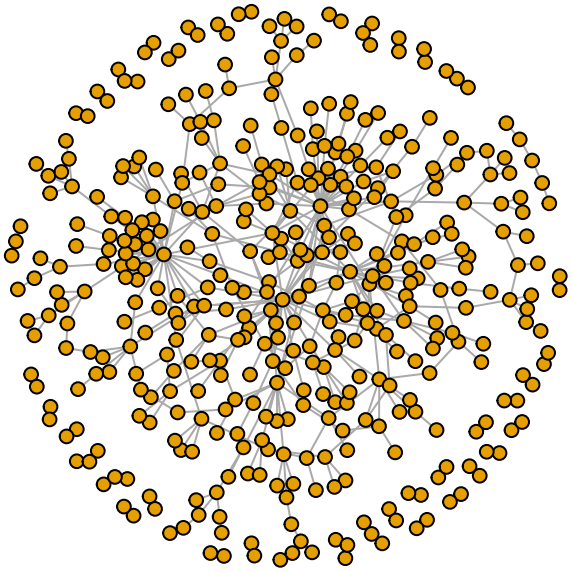
```
## [1] "Top 5 nodes by clustering coefficient:"
```

```
print(head(sort(clustering_coeff, decreasing = TRUE), 5))
```

```
## CNH Industrial        Vermeer   L&T Infotech    Caterpillar        Pactera
##      1.0000000      0.6666667      0.6666667      0.3333333      0.3333333
```

```
# Standort-Cluster für Gehälter und Bewertungen
edges_location_salary <- data %>%
  select(Location, `Salary Estimate`) %>%
  distinct() %>%
  mutate(`Salary Estimate` = as.numeric(gsub("[^0-9]", "", `Salary Estimate`))) %>%
  drop_na() %>%
  rename(from = Location, to = `Salary Estimate`)

# Remove duplicate edges
edges_location_salary <- edges_location_salary %>%
  distinct(from, to, .keep_all = TRUE)

# Erstelle den Graphen
g_location_salary <- graph_from_data_frame(edges_location_salary, directed = FALSE)

# Visualisiere das Netzwerk
plot(g_location_salary, vertex.label = NA, vertex.size = 5,
     edge.arrow.size = 0.5, main = "Standort-Cluster für Gehälter und Bewertungen")
```

Standort−Cluster für Gehälter und Bewertungen



6 Conclusion

.....

7 Literaturverzeichnis

Davenport, Thomas H.; Patil, D. J. 2012. »Data Scientist: The Sexiest Job of the 21st Century«, in Harvard Business Review vom 1. Oktober 2012. https://hbr.org/2012/10/data-scientist-the-sexiest-job-of-the-21st-century (Zugriff vom 30.10.2024).

Google Trends, https://trends.google.com/trends/explore?date=all&q=%22data%20science%22,%22data%20scientist%22 (Zugriff vom 30.10.2024).