

# Einfluss der Wettbewerbsstruktur auf Gehaltsniveaus im Data Science-Bereich:

Eine Social Network Analyse

## Contents

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>2</b>
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
<b>2</b>	<b>Analysestrategie</b>	<b>8</b>
<b>3</b>	<b>Analyse</b>	<b>9</b>
3.1	Datenbereinigung . . . . .	9
3.1.1	Bereinigung für die geografische Analyse . . . . .	9
3.1.2	Überprüfung auf weitere fehlende Werte . . . . .	10
3.1.3	Entfernen irrelevanter Spalten . . . . .	12
3.1.4	Bereinigung der irrelevanten Spalten . . . . .	12
3.2	Geografische Vorbetrachtung . . . . .	13
3.2.1	Erstellung eines Geografischen Netzwerkes . . . . .	13
3.2.2	Vergleich der Gehälter zwischen den Hotspot- und den anderen Regionen . . . . .	15
3.3	Wettbewerbsnetzwerk . . . . .	17
3.3.1	Erstellung eines Wettbewerbsnetzwerkes . . . . .	18
3.3.2	Betrachtung fokussiert auf direkte Wettbewerber . . . . .	20
3.4	Zentralitätsanalyse innerhalb des Netzwerkes . . . . .	23
3.4.1	Betweenness-Zentralität . . . . .	23
3.4.2	Degree-Zentralität . . . . .	25
3.4.3	Eigenvector-Zentralität . . . . .	26
3.5	Cluster-Analyse . . . . .	27
3.5.1	Gehaltsunterschiede zwischen den Clustern . . . . .	28
3.6	Zurückbesinnen auf die geografische Analyse? . . . . .	29
<b>4</b>	<b>Abschließende Betrachtung mittels interaktiver Visualisierung</b>	<b>29</b>
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>31</b>
<b>6</b>	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>32</b>

# 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")`
- `$ install.packages("kableExtra")`
- `$ install.packages("webshot")`
- `$ install.packages("knitr")`
- `$ install.packages("ggplot2")`
- `$ install.packages("RColorBrewer")`
- `$ install.packages("skimr")`

Und anschließend geladen werden:

```
library(tidyverse)
library(igraph)
library(visNetwork)
library(dplyr)
library(tidyr)
library(knitr)
library(kableExtra)
library(webshot)
library(ggplot2)
library(RColorBrewer)
library(skimr)
```

## 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.<sup>1</sup> Die Fähigkeit, aus komplexen, unstrukturierten Daten wertvolle Erkenntnisse zu gewinnen, macht Data Scientists in vielen Branchen zu einer unverzichtbaren Ressource.<sup>2</sup> Die Nutzung ihrer Kompetenzen verschafft Unternehmen einen Wettbewerbsvorteil, da sie datengetriebene Entscheidungen, Produktinnovationen und Effizienzsteigerungen ermöglicht.<sup>3</sup>

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:<sup>4</sup>

```
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",
```

---

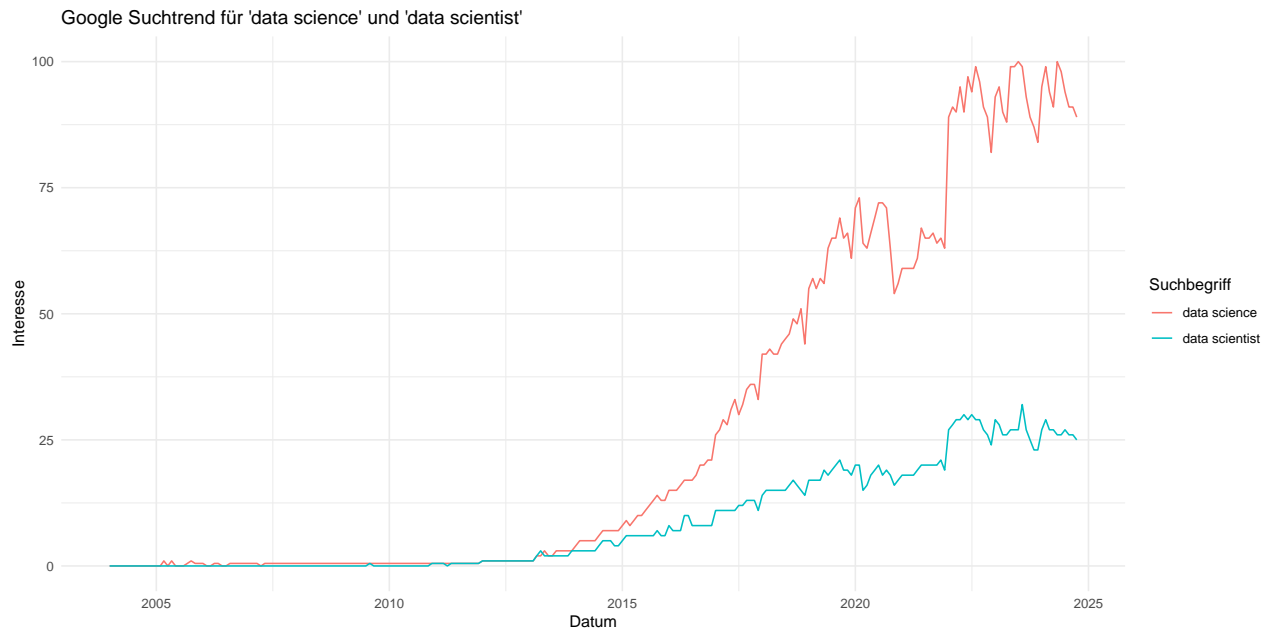
<sup>1</sup>Davenport, Patil 2012

<sup>2</sup>Davenport, Patil 2012

<sup>3</sup>Davenport, Patil 2012

<sup>4</sup>Google Trends, abgerufen am 30.10.2024

```
color = "Suchbegriff") +  
theme_minimal()
```



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/fahadrehman07/data-science-job-salary-prediction-glassdoor> orientiert.

#### 1.4.1 CSV einlesen

```
data <- read_csv("data/Glassdoor_DataScience_Salary.csv", show_col_types = FALSE)
```

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~ Albuquerque~
## 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()
## )

# Erstellen eine schönen Zusammenfassung des Datensatzes
skim(data)
```

Table 1: Data summary

Name	data
Number of rows	742
Number of columns	28
Column type frequency:	
character	14
numeric	14
Group variables	None

#### Variable type: character

skim_variable	n_missing	complete_rate	min	max	empty	n_unique	whitespace
Job Title	0	1	9	98	0	264	0
Job Description	0	1	407	10051	0	463	0
Company Name	0	1	2	51	0	343	0
Location	0	1	8	33	0	200	0
Headquarters	0	1	2	26	0	198	0
Size	0	1	2	23	0	9	0
Type of ownership	0	1	2	30	0	11	0
Industry	0	1	2	40	0	60	0
Sector	0	1	2	34	0	25	0
Revenue	0	1	2	32	0	14	0
Competitors	0	1	2	92	0	128	0
State	0	1	2	11	0	38	0
Job_simp	0	1	2	14	0	7	0
job_state	0	1	2	2	0	37	0

#### Variable type: numeric

skim_variable	n_missing	complete_rate	mean	sd	p0	p25	p50	p75	p100	hist
Salary	0	1	100.63	38.86	13.5	73.5	97.5	122.5	254	
Estimate										
Rating	0	1	3.62	0.80	-1.0	3.3	3.7	4.0	5	
Founded	0	1	1837.15	497.18	-1.0	1939.0	1988.0	2007.0	2019	
Min_Salary	0	1	74.72	30.98	15.0	52.0	69.5	91.0	202	
Max_Salary	0	1	127.18	46.91	16.0	96.0	124.0	155.0	306	
Same State	0	1	0.56	0.50	0.0	0.0	1.0	1.0	1	
Age	0	1	49.39	53.96	-1.0	14.0	27.0	62.0	279	

skim_variable	n_missing	complete_rate	mean	sd	p0	p25	p50	p75	p100	hist
Python_yn	0	1	0.53	0.50	0.0	0.0	1.0	1.0	1	
R_Studio	0	1	0.00	0.05	0.0	0.0	0.0	0.0	1	
Spark	0	1	0.23	0.42	0.0	0.0	0.0	0.0	1	
AWS_yn	0	1	0.24	0.43	0.0	0.0	0.0	0.0	1	
Excel_yn	0	1	0.52	0.50	0.0	0.0	1.0	1.0	1	
desc_len	0	1	3869.55	1521.50	407.0	2801.0	3731.0	4740.0	10051	
Num_comp	0	1	1.05	1.38	0.0	0.0	0.0	3.0	4	

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.

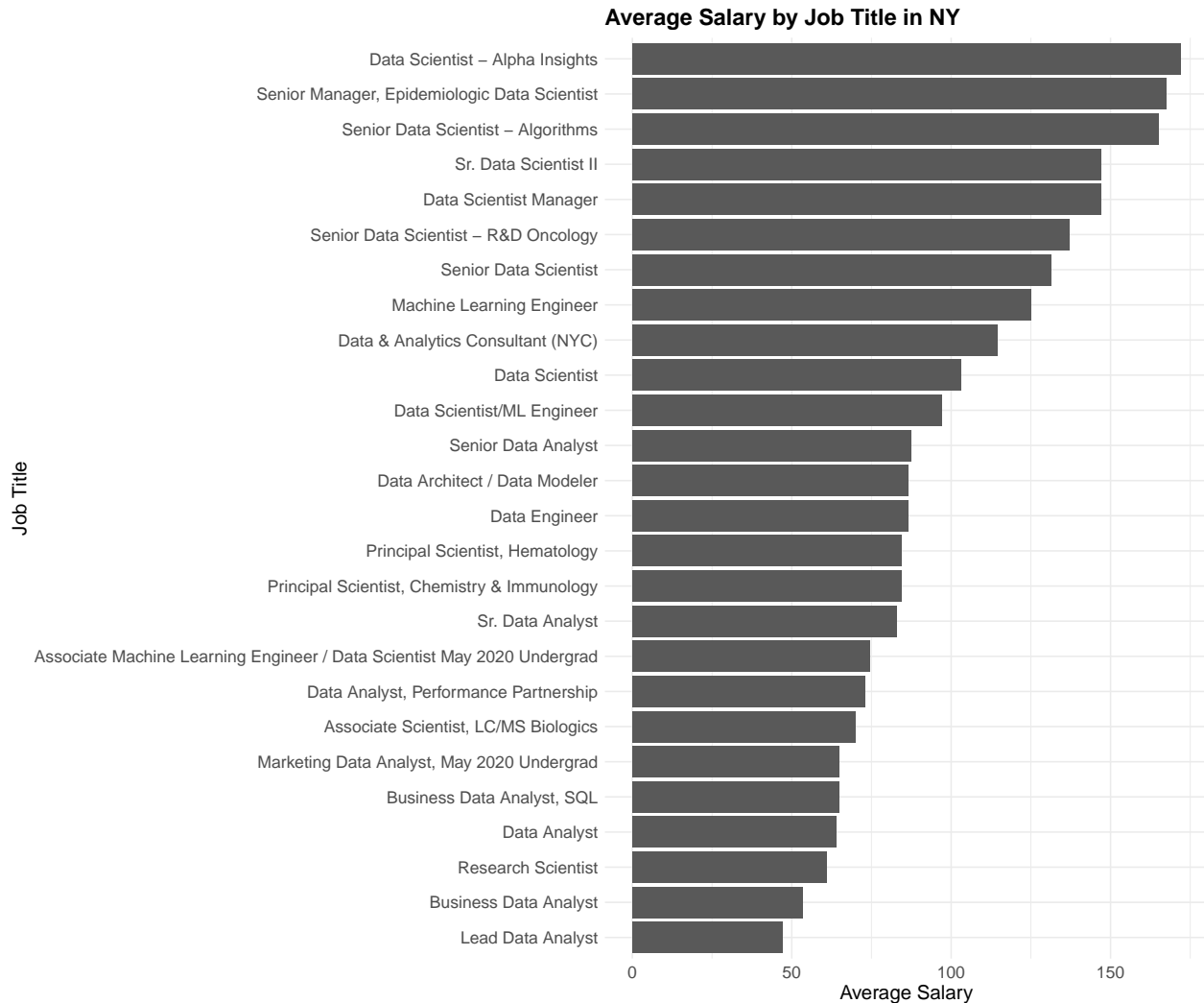
Im Folgenden wird eine erste Betrachtung der Daten vorgenommen. Zu diesem Zweck werden die Jobs in New York nach ihren jeweiligen Vergütungen geordnet und in Form eines Balkendiagramms dargestellt.

```
# Filterung der Daten für New York
data_ny <- data %>%
  filter(State == "NY")

# Durchschnittsgehalt nach Berufsbezeichnung
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
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")
)
```



todo ... Insights aus dem Plot ziehen

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

#### 3.1.1 Bereinigung für die geografische Analyse

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 untersucht werden, um spätere Fehler vorzubeugen, vor allem bei den geografischen Netzwerken vorzubeugen.

```
# Auswahl der "State" und "job_state" Spalten
selected_data <- data %>%
  select(State, job_state)

# Heading der ausgewählten Spalten
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. Dies soll jedoch zur Probe gestellt werden:

```
if (all(selected_data$State == selected_data$job_state, na.rm = TRUE)) {
  print("Alle Werte in 'State' und 'job_state' sind identisch.")
} else {
  print("Es gibt Unterschiede zwischen 'State' und 'job_state'.")
}
```

```
## [1] "Es gibt Unterschiede zwischen 'State' und 'job_state'."
```

Jedoch trügt der Schein, da es Unterschiede gibt.

```
# Auswahl der Zeilen, in denen "State" und "job_state" unterschiedlich sind
different_states <- selected_data %>%
  filter(State != 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.

```
# Ersetzen von "Los Angeles" durch "LA" und "LA" durch "CA"
data <- data %>%
  mutate(State = ifelse(State == "Los Angeles", "LA", State),
         job_state = ifelse(job_state == "Los Angeles", "LA", job_state))

data <- data %>%
  mutate(State = ifelse(State == "LA", "CA", State),
         job_state = ifelse(job_state == "LA", "CA", job_state))

# Erneute Überprüfung
selected_data <- data %>%
  select(State, job_state)

if (all(selected_data$State == selected_data$job_state, na.rm = TRUE)) {
  print("Alle Werte in 'State' und 'job_state' sind identisch.")
} else {
  print("Es gibt Unterschiede zwischen 'State' und 'job_state'.")
}
```

```
## [1] "Alle Werte in 'State' und 'job_state' sind identisch."
```

### 3.1.2 Überprüfung auf weitere fehlende Werte

```
# Überprüfen auf NA-Werte
na_counts <- colSums(is.na(data))

# Anzahl der NA-Werte pro Spalte:
print(na_counts)
```

##	Job Title	Salary Estimate	Job Description	Rating
##	0	0	0	0
##	Company Name	Location	Headquarters	Size
##	0	0	0	0
##	Founded	Type of ownership	Industry	Sector
##	0	0	0	0
##	Revenue	Competitors	Min_Salary	Max_Salary
##	0	0	0	0
##	State	Same State	Age	Python_yn
##	0	0	0	0
##	R Studio	Spark	AWS_yn	Excel_yn
##	0	0	0	0
##	Job_simp	job_state	desc_len	Num_comp
##	0	0	0	0

```
# Überprüfen auf "na"-Werte (kleingeschrieben)
na_string_counts <- sapply(data, function(x) sum(tolower(x) == "na", na.rm = TRUE))

# Anzahl der "na"-Werte pro Spalte:
print(na_string_counts)
```

```
##      Job Title  Salary Estimate  Job Description      Rating
##           0           0           0           0
##      Company Name      Location      Headquarters      Size
##           0           0           0           0
##           Founded Type of ownership      Industry      Sector
##           0           0           0           0
##           Revenue      Competitors      Min_Salary      Max_Salary
##           0           0           0           0
##           State      Same State      Age      Python_yn
##           0           0           0           0
##           R Studio      Spark      AWS_yn      Excel_yn
##           0           0           0           0
##           Job_simp      job_state      desc_len      Num_comp
##           184           0           0           0
```

```
# Überprüfen auf -1-Werte
neg_one_counts <- sapply(data, function(x) sum(x == -1, na.rm = TRUE))

# Anzahl der -1 Werte in der Spalte Competitors
print(neg_one_counts)
```

```
##      Job Title  Salary Estimate  Job Description      Rating
##           0           0           0           11
##      Company Name      Location      Headquarters      Size
##           0           0           1           1
##           Founded Type of ownership      Industry      Sector
##           50           1           10           10
##           Revenue      Competitors      Min_Salary      Max_Salary
##           1           460           0           0
##           State      Same State      Age      Python_yn
##           0           0           50           0
##           R Studio      Spark      AWS_yn      Excel_yn
##           0           0           0           0
##           Job_simp      job_state      desc_len      Num_comp
##           0           0           0           0
```

Es zeigt sich, dass es nur in der Spalte "Competitors" relevante -1 Werte gibt. Diese müssen nun entfernt werden. Nicht störend für diese Analyse sind die "na"-Werte in der Spalte "Job\_simp".

```
# Entfernen von Zeilen mit -1 Werten in der Spalte "Competitors"
data <- data %>%
  filter(Competitors != -1)

# Überprüfen auf -1-Werte nach Entfernung
neg_one_counts <- sapply(data, function(x) sum(x == -1, na.rm = TRUE))
# Anzahl der -1 Werte pro Spalte:
print(neg_one_counts)
```

```
##      Job Title  Salary Estimate  Job Description      Rating
##           0           0           0           0
##      Company Name      Location      Headquarters      Size
##           0           0           0           0
##           Founded Type of ownership      Industry      Sector
##           1           0           0           0
##           Revenue      Competitors      Min_Salary      Max_Salary
##           0           0           0           0
```

```
##           State      Same State      Age      Python_yn
##           0           0           1           0
##      R Studio      Spark      AWS_yn      Excel_yn
##           0           0           0           0
##      Job_simp      job_state      desc_len      Num_comp
##           0           0           0           0
```

### 3.1.3 Entfernen irrelevanter Spalten

Basierend auf der Analysestrategie und den geplanten Analysen werden jetzt noch die Spalten, die nicht für die anfängliche geografische Analyse und die nachfolgende Wettbewerbsanalyse benötigt werden, entfernt.

```
# Entfernen irrelevanter Spalten
# Job Description, Rating, Headquarters, Size, Founded, Type of ownership, Sector, Revenue und Skills
data <- data %>%
  select(-c(`Job Description`, Rating, Headquarters, Size, Founded,
            `Type of ownership`, Sector, Revenue,
            Python_yn, `R Studio`, Spark, AWS_yn, Excel_yn))

# Ausgeben der noch enthaltenen Spalten
print(data %>% names())
```

```
## [1] "Job Title"      "Salary Estimate" "Company Name"    "Location"
## [5] "Industry"       "Competitors"     "Min_Salary"      "Max_Salary"
## [9] "State"          "Same State"      "Age"              "Job_simp"
## [13] "job_state"      "desc_len"        "Num_comp"
```

### 3.1.4 Bereinigung der irrelevanten Spalten

Im Rahmen dieser Arbeit erfolgt eine Analyse von Gehältern und Wettbewerbsbeziehungen für den Data-Science-Jobmarkt. Dabei ist zu überprüfen, ob alle Spalten tatsächlich konkrete Data-Science-Jobs repräsentieren.

Bei einer ersten Betrachtung des in der Einleitung präsentierten Balkendiagramms wird ersichtlich, dass eine Reihe von Jobtiteln nicht unmittelbar mit dem Bereich der “Data Science” assoziiert werden können.

```
# ausgeben alles uniqueen Job Title und Job_simp
print(data %>% select(`Job Title`, `Job_simp`) %>% unique())
```

```
## # A tibble: 111 x 2
##   `Job Title`      Job_simp
##   <chr>          <chr>
## 1 Data Scientist data scienti~
## 2 Staff Data Scientist - Technology data scienti~
## 3 Scientist I/II, Biology na
## 4 Data Analyst analyst
## 5 Scientist na
## 6 Senior Data Scientist data scienti~
## 7 Lead Data Scientist data scienti~
## 8 Spectral Scientist/Engineer na
## 9 College Hire - Data Scientist - Open to December 2019 Graduates data scienti~
## 10 Data Scientist, Office of Data Science data scienti~
## # i 101 more rows
```

Es lässt sich feststellen, dass der Datensatz auch eine Reihe von Jobs von Wissenschaftlern umfasst, die nicht unmittelbar mit Data Science assoziiert werden. Diese Jobs sind zudem nicht mit einem vereinfachten Jobtitel (“Job\_simp”) versehen, der auf eine Tätigkeit im Bereich Data Science hinweist. Daher ist es

erforderlich, alle Datensätze mit na-Werten in der Spalte “Job\_simp” zu eliminieren. Diese besitzen auch eine andere Schreibweise, deswegen wurden sie nicht direkt entfernt.

```
# Entfernen von Zeilen mit NA-Werten in der Spalte "Job_simp"
data <- data %>%
  filter(Job_simp != "na")

# Überprüfen auf "na"-Werte in der Spalte "Job_simp"
na_job_simp <- sum(data$Job_simp == "na")

print(paste("Anzahl der 'na'-Werte in der Spalte 'Job_simp':", na_job_simp))

## [1] "Anzahl der 'na'-Werte in der Spalte 'Job_simp': 0"

print("Alle verbleibenden Jobtitel:")

## [1] "Alle verbleibenden Jobtitel:"

print(data %>% select(`Job Title`, Job_simp) %>% unique())

## # A tibble: 73 x 2
##   `Job Title`                               Job_simp
##   <chr>                                       <chr>
## 1 Data Scientist                           data scienti~
## 2 Staff Data Scientist - Technology        data scienti~
## 3 Data Analyst                             analyst
## 4 Senior Data Scientist                    data scienti~
## 5 Lead Data Scientist                      data scienti~
## 6 College Hire - Data Scientist - Open to December 2019 Graduates data scienti~
## 7 Data Scientist, Office of Data Science   data scienti~
## 8 Data Scientist in Artificial Intelligence Early Career data scienti~
## 9 Data Scientist - Research                data scienti~
## 10 Data Scientist SR                       data scienti~
## # i 63 more rows
```

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

## 3.2 Geografische Vorbetrachtung

Da bei der Betrachtung der Wettbewerbsstruktur die geografische Nähe von Unternehmen auch eine Rolle spielen kann, soll zunächst ein Netzwerk erstellt werden, das auf der geografischen Nähe von Unternehmen basiert. Diese Annahme beruht darauf, dass Unternehmen in derselben Region wahrscheinlich ähnliche Gehälter anbieten. Dies soll überprüft werden um diese Arbeit um eine weitere Dimension zu erweitern.

### 3.2.1 Erstellung eines Geografischen Netzwerkes

Die Gewichtung erfolgt linear, wobei jeder Standort eine Grundgröße von 3 hat, und für jedes Unternehmen an diesem Standort wird die Größe um 0.5 erhöht. Ab einer Größe von 4.5 wird die Farbe des Standorts geändert, um die Standorte mit mehreren Unternehmen hervorzuheben.

```
# 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)

# 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,
  3 + location_counts$Company_Count[
    match(V(network_geo)$name, location_counts$Location)
  ] * 0.5, # Linear scaling factor with minimum size 3
  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)$name %in% location_counts$Location &
  vertex_sizes > 4.5,
  location_colors[match(V(network_geo)$name, location_counts$Location)],
  "grey")

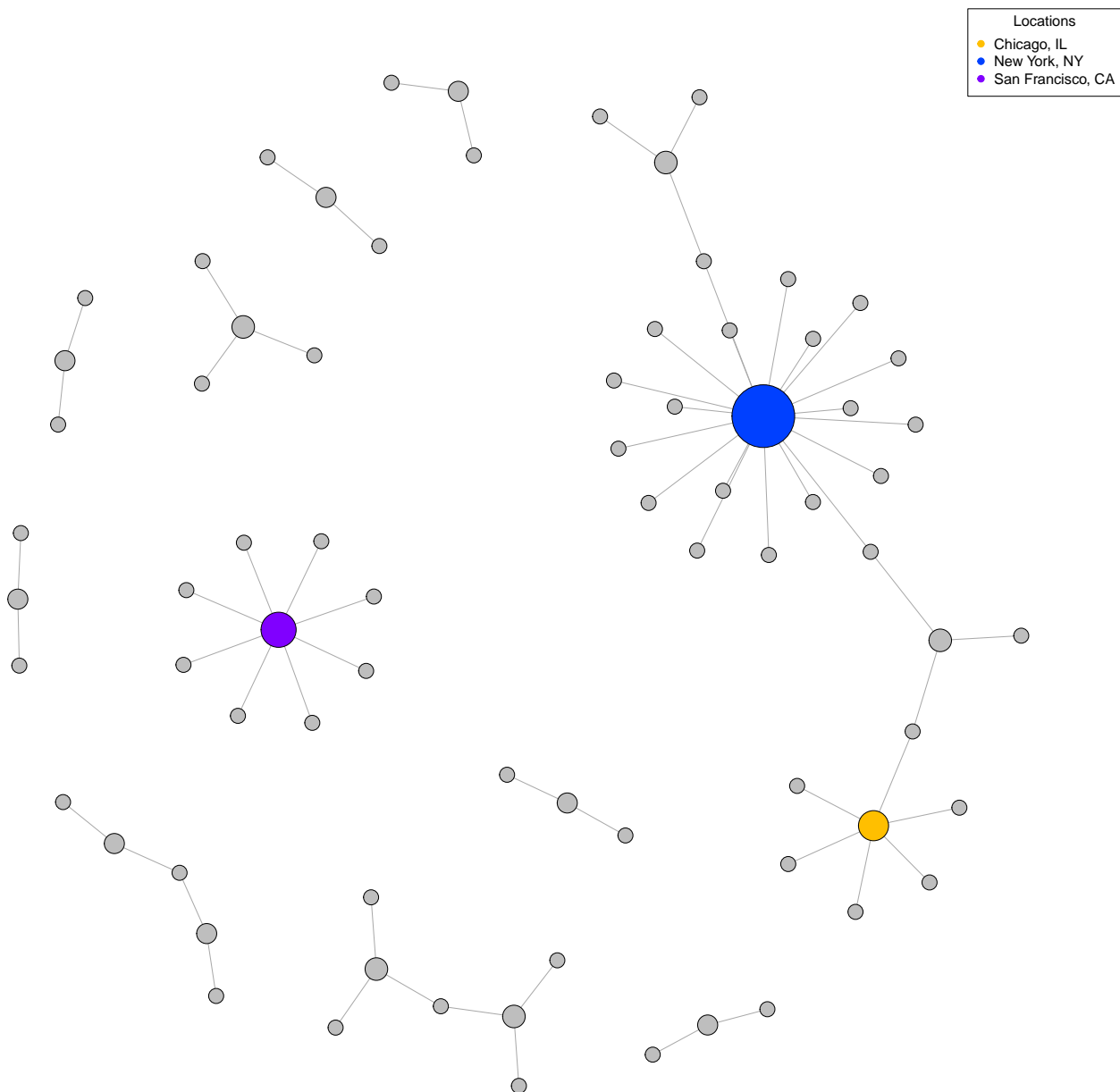
# Plot the network
plot(network_geo,
  vertex.label = NA, # Remove labels from the plot
  vertex.size = V(network_geo)$size,
  vertex.color = V(network_geo)$color,
  edge.arrow.size = 0.3,
  layout = layout_with_fr,
)

# Add legend for locations with size > 4.5
location_indices <- match(location_counts$Location, V(network_geo)$name)
large_locations <- location_counts$Location[vertex_sizes[location_indices] > 4.5]

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

```

```
title = "Locations")
```



Wie zu erwarten war, sind die meisten Unternehmen Ballungszentren wie New York, Chicago und San Francisco angesiedelt.

### 3.2.2 Vergleich der Gehälter zwischen den Hotspot- und den anderen Regionen

```
# Ausgabe der farbigen Standorte  
print(large_locations)
```

```
## [1] "Chicago, IL"      "New York, NY"     "San Francisco, CA"
```

```
# Filterung der Daten für die Hotspot-Regionen  
data_hotspots <- data %>%  
  filter(`Location` %in% large_locations)
```

```

# Filterung der Daten für die anderen Regionen
data_other <- data %>%
  filter(!`Location` %in% large_locations)

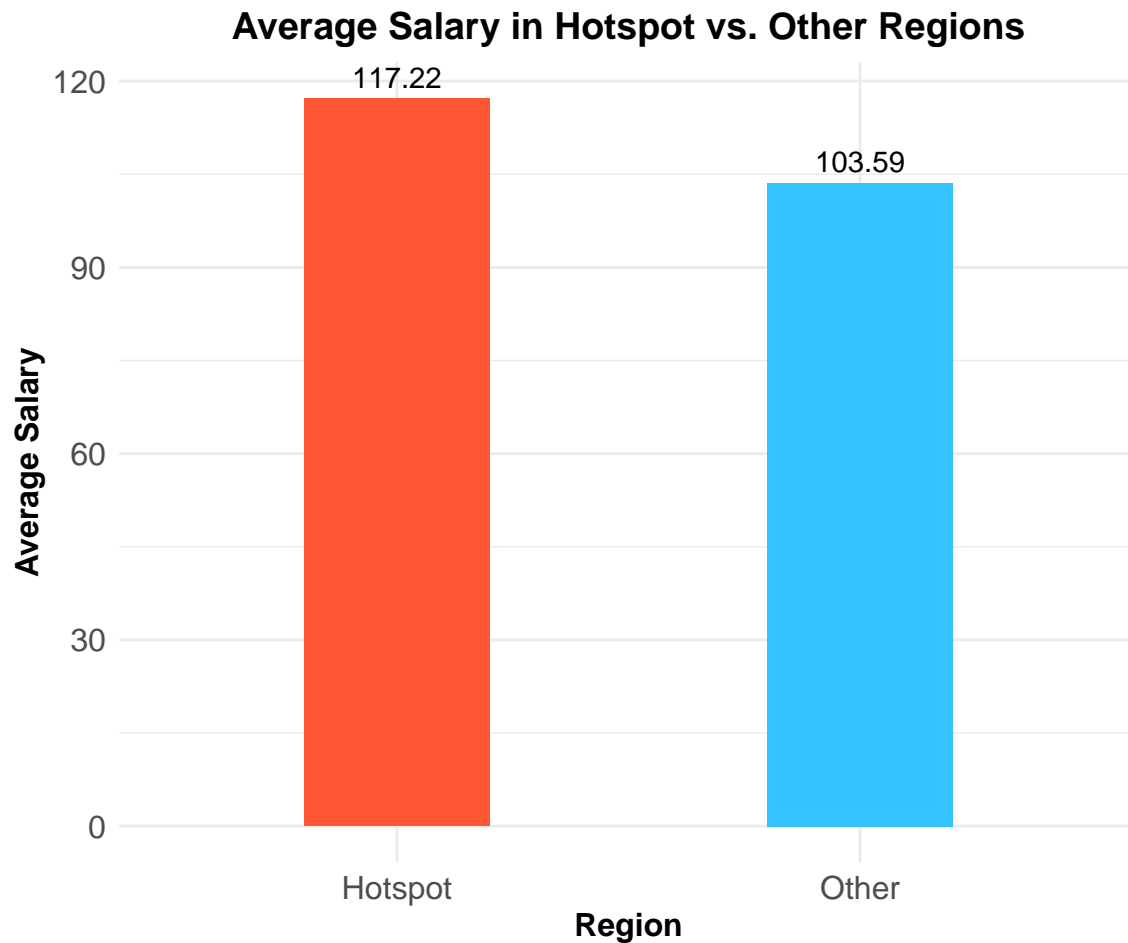
# Durchschnittsgehalt in den Hotspot-Regionen
avg_salary_hotspots <- mean(data_hotspots$`Salary Estimate`, na.rm = TRUE)

# Durchschnittsgehalt in den anderen Regionen
avg_salary_other <- mean(data_other$`Salary Estimate`, na.rm = TRUE)

# Erstellung eines Balkendiagramms
ggplot(data = data.frame(Region = c("Hotspot", "Other"),
                             Average_Salary = c(avg_salary_hotspots,
                                                  avg_salary_other)),
        aes(x = Region, y = Average_Salary, fill = Region)) +
  geom_bar(stat = "identity", width = 0.4) +
  scale_fill_manual(values = c("Hotspot" = "#FF5733", "Other" = "#33C3FF")) +
  labs(title = "Average Salary in Hotspot vs. Other Regions",
        x = "Region",
        y = "Average Salary") +
  theme_minimal() +
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 14, face = "bold"),
    axis.title.x = element_text(size = 12, face = "bold"),
    axis.title.y = element_text(size = 12, face = "bold"),
    axis.text.x = element_text(size = 12),
    axis.text.y = element_text(size = 12),
    legend.position = "none"
  ) +
  geom_text(aes(label = round(Average_Salary, 2)), vjust = -0.5, size = 4)

```





```
# Berechnung der Gehaltsunterschiede
salary_diff <- avg_salary_hotspots - avg_salary_other

# Ausgabe der Gehaltsunterschiede
print(paste("Durchschnittsgehalt in Hotspot-Regionen:", avg_salary_hotspots))

## [1] "Durchschnittsgehalt in Hotspot-Regionen: 117.223880597015"
print(paste("Durchschnittsgehalt in anderen Regionen:", avg_salary_other))

## [1] "Durchschnittsgehalt in anderen Regionen: 103.59"
print(paste("Durchschnittlicher Gehaltsunterschied:", salary_diff))

## [1] "Durchschnittlicher Gehaltsunterschied: 13.6338805970149"
```

Das Ergebnis zeigt, dass entsprechend der vorher getroffenen Annahme, die Gehälter in den Hotspot-Regionen im Durchschnitt höher sind als in anderen Regionen. Dies impliziert eine Korrelation zwischen geografischer Nähe und Gehaltsniveau.

Deswegen sollen am Ende dieser Arbeit die Ergebnisse der Wettbewerbsanalyse mit den Ergebnissen der geografischen Analyse verglichen und in Bezug gesetzt werden.

### 3.3 Wettbewerbsnetzwerk

In diesem Abschnitt wird mit der eigentlichen Analyse, dem Ziel dieser Arbeit, der Erstellung einer Wettbewerbsanalyse begonnen.

### 3.3.1 Erstellung eines Wettbewerbsnetzwerkes

Zu diesem Zweck wird ein Netzwerk erstellt, das auf den Wettbewerbsbeziehungen zwischen Unternehmen basiert.

Die Wettbewerbsbeziehungen werden anhand der in der Spalte “Competitors” aufgeführten Unternehmen definiert. Die Punkte im Netzwerk repräsentieren die Unternehmen, während die Kanten die Wettbewerbsbeziehungen zwischen ihnen darstellen.

Die Gewichtung der Kanten erfolgt wie folgt:

- Direkte Wettbewerber erhalten eine Gewichtung von 1.
- Unternehmen in derselben Branche, jedoch nicht als direkte Wettbewerber aufgeführt, erhalten eine Gewichtung von 0.5.

Branchenbezogene Wettbewerbsbeziehungen sind in blau dargestellt, während direkte Wettbewerber in rot hervorgehoben sind.

```
# 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",
    relationship = "many-to-many"
  ) %>%
  filter(`Company Name.x` != `Company Name.y`) %>%
  select(from = `Company Name.x`, to = `Company Name.y`) %>%
  mutate(weight = 0.5) # Gewichtung für gleiche Branche

# 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")

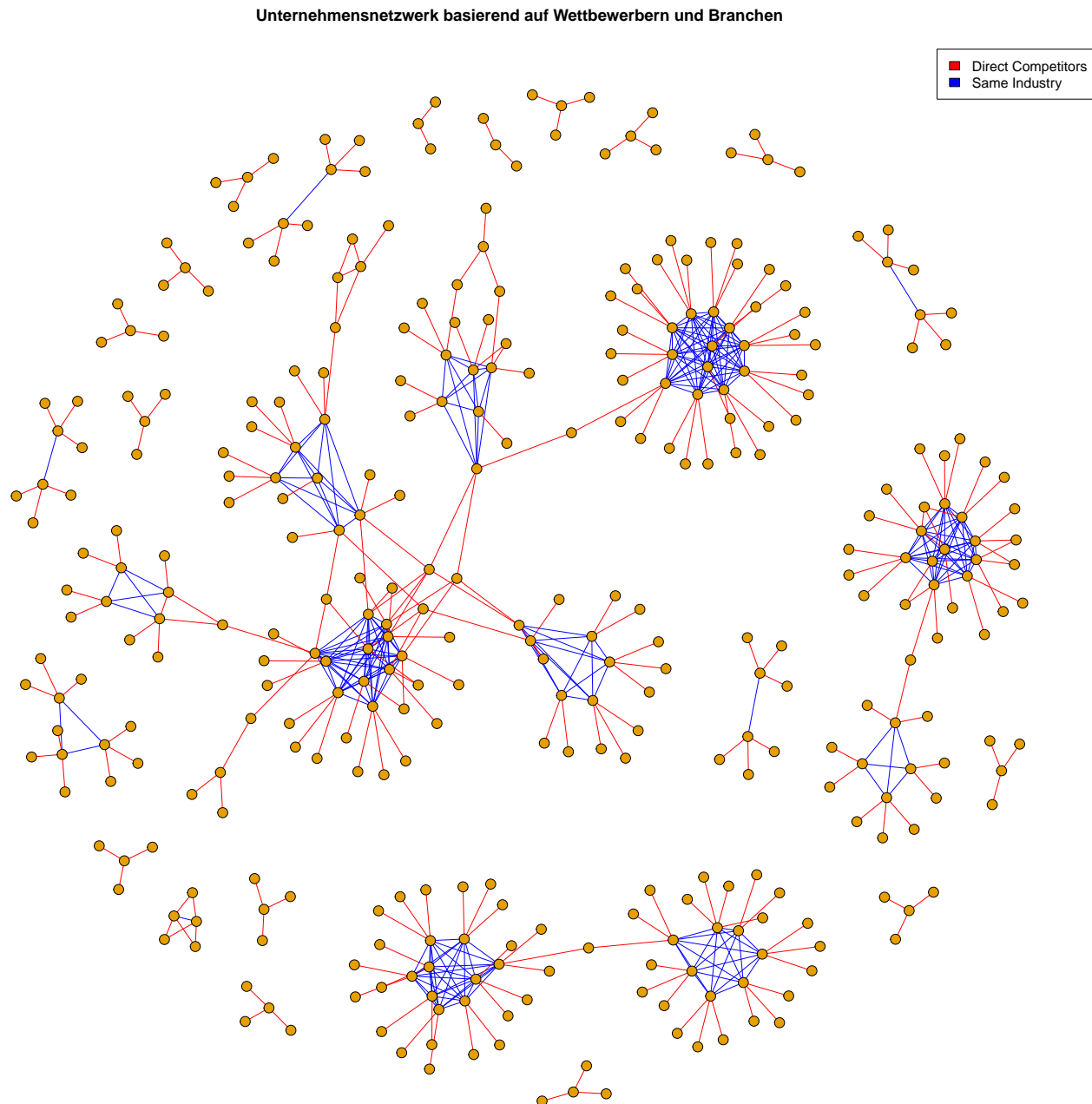
# Visualisiere das Netzwerk mit kleineren Knoten
plot(g_competitors, vertex.label = NA,
  vertex.size = 2, # Kleinere Knoten
  edge.width = E(g_competitors)$weight, # Gewichtung der Kanten
  edge.arrow.size = 0.5, # Kleinere Pfeile)
```

```

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"))

```



Es lassen sich einige interessante Beobachtungen aus dem Netzwerk ziehen. Einerseits sind ganz eindeutig Branchencluster zu erkennen, die auf die Branchenzugehörigkeit der Unternehmen hinweisen.

```

# Ausgeben der 10 häufigsten Branchen im Netzwerk
top_industries <- data %>%
  count(Industry, sort = TRUE) %>%
  head(10)

```

```

# Welche Unternehmen sind in mehreren Branchen vertreten?
multi_industry_companies <- data %>%
  group_by(`Company Name`) %>%
  summarise(Num_Industries = n_distinct(Industry)) %>%
  filter(Num_Industries > 1) %>%
  arrange(desc(Num_Industries))

# Sind Unternehmen enthalten, die in mehreren Branchen vertreten sind?
if (nrow(multi_industry_companies) == 0) {
  print("Keine Unternehmen in mehreren Branchen vertreten.")
} else {
  print("Unternehmen in mehreren Branchen vertreten.")
}

```

```
## [1] "Keine Unternehmen in mehreren Branchen vertreten."
```

Jedoch sind keine Unternehmen in mehreren Branchen vertreten, was darauf hindeutet, dass die Branchenzugehörigkeit eindeutig ist. Aber es gibt einige Unternehmen, die mit direkter Konkurrenz die verschiedenen Branchen verbinden. Dies könnte auf eine Diversifikation der Geschäftsfelder hindeuten, die eine breitere Wettbewerbsbasis schafft.

Da aber wie oberhalb dargestellt, die Branchenzugehörigkeit eindeutig ist, und somit die Branchenzugehörigkeit keinen Mehrwert für die Analyse bietet, wird diese nicht weiter verfolgt.

### 3.3.2 Betrachtung fokussiert auf direkte Wettbewerber

Aus diesem Grund wird das Netzwerk auf direkte Wettbewerber beschränkt, um die Analyse zu vereinfachen und die Relevanz der Wettbewerbsbeziehungen zu erhöhen.

```

# 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

# Summiere die Gewichtungen für mehrere Kanten zwischen denselben Punkten
edge_weights <- edges %>%
  group_by(from, to) %>%
  summarise(weight = sum(weight), .groups = 'drop')

# Erstelle den Graphen nur mit direkten Wettbewerbern
g_direct_competitors <- graph_from_data_frame(edge_weights, directed = FALSE)

# Setze die Gewichtungen der Kanten im Graphen
E(g_direct_competitors)$weight <- edge_weights$weight

# Füge die Gehaltsdaten hinzu und berechne das durchschnittliche Gehalt pro Unternehmen
salary_data <- data %>%
  group_by(`Company Name`) %>%
  summarise(AverageSalary = mean(`Salary Estimate`, na.rm = TRUE))

# Füge die Gehaltsdaten zu den Knoten des Graphen hinzu
V(g_direct_competitors)$salary <- salary_data$AverageSalary[match(V(g_direct_competitors)$name, salary_data$Company Name)]

```

```

# Setze die Farben der Knoten basierend auf den Gehältern
salary_quantiles <- quantile(V(g_direct_competitors)$salary, probs = seq(0, 1, length.out = 6), na.rm =
color_palette <- brewer.pal(5, "YlOrRd")
V(g_direct_competitors)$color <- cut(V(g_direct_competitors)$salary,
                                     breaks = salary_quantiles,
                                     labels = FALSE,
                                     include.lowest = TRUE)
V(g_direct_competitors)$color <- color_palette[V(g_direct_competitors)$color]

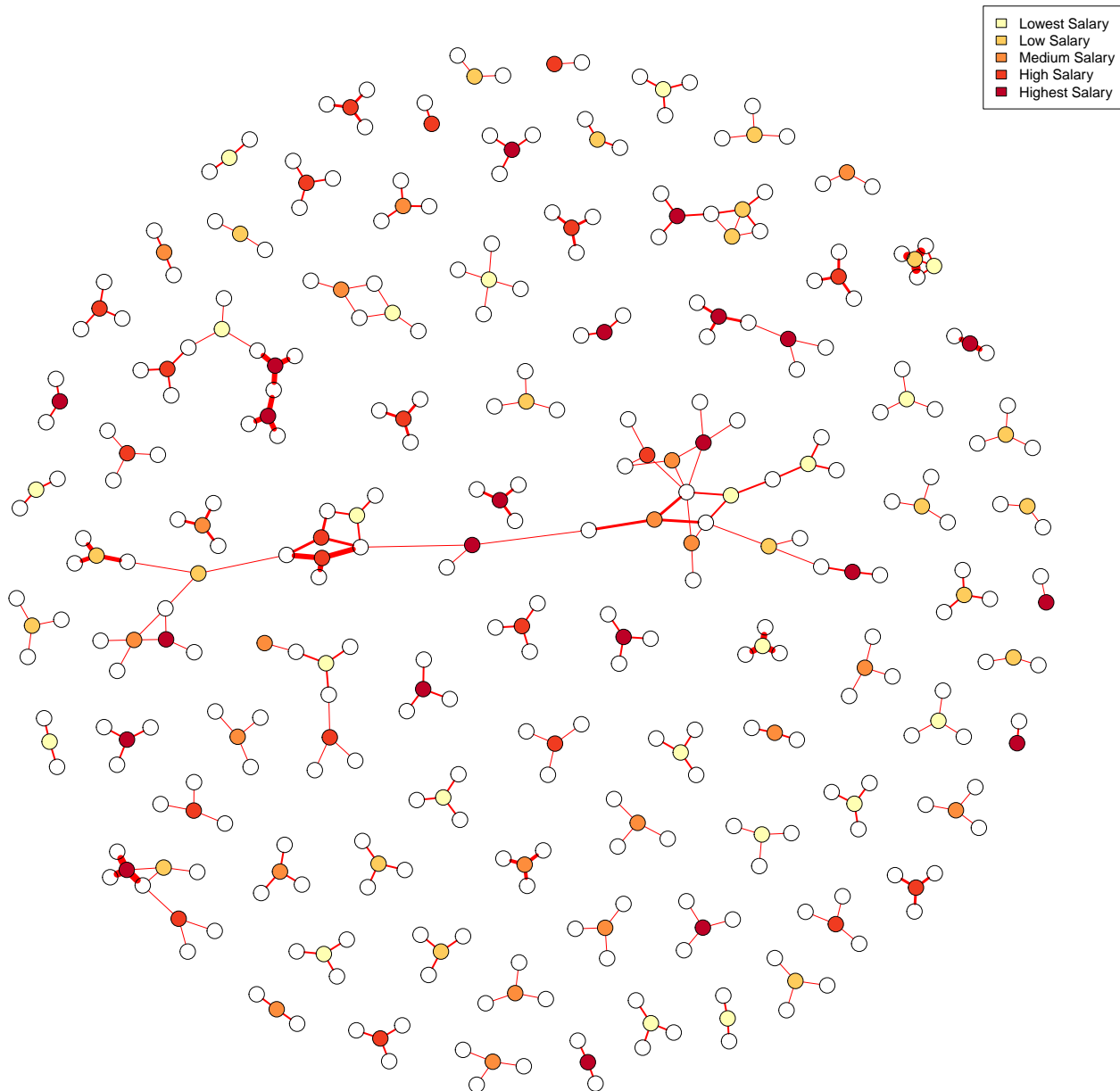
# Setze die Farben der Kanten basierend auf der Gewichtung
E(g_direct_competitors)$color <- "red"

# Visualisiere das Netzwerk mit kleineren Knoten
plot(g_direct_competitors, vertex.label = NA,
     vertex.size = 3, # Kleinere Knoten
     edge.width = 1 * E(g_direct_competitors)$weight, # Reduzierte Gewichtung der Kanten
     edge.arrow.size = 1,
     main = "Unternehmensnetzwerk basierend auf direkten Wettbewerbern",
     layout = layout_with_fr
)

# Legende für Knotenfarben
legend("topright", legend = c("Lowest Salary", "Low Salary", "Medium Salary", "High Salary", "Highest S
     fill = color_palette)

```

# Unternehmensnetzwerk basierend auf direkten Wettbewerbern



```
# Ausgabe der Gehälter der Unternehmen
salary_data <- data %>%
  group_by(`Company Name`) %>%
  summarise(AverageSalary = mean(`Salary Estimate`, na.rm = TRUE)) %>%
  arrange(desc(AverageSalary))
```

```
# Ausgabe aller Unternehmen zusammen mit ihren Gehältern
print(salary_data, n = 10)
```

```
## # A tibble: 107 x 2
##   `Company Name`      AverageSalary
##   <chr>              <dbl>
## 1 Gallup              238.
## 2 Credit Sesame       205
```

```
## 3 The Climate Corporation      194
## 4 Liberty Mutual Insurance    179.
## 5 Samsung Research America    177
## 6 Western Digital             172.
## 7 Glassdoor                   162
## 8 Netskope                    154.
## 9 Factual                     153
## 10 Visa Inc.                  153.
## # i 97 more rows
```

Kommentar!!!.....

### 3.4 Zentralitätsanalyse innerhalb des Netzwerkes

Die hier präsentierten Zentralitätsmaße lassen sich unmittelbar auf die Gehaltsstrukturen im Kontext des Wettbewerbsnetzwerks anwenden. Auf diese Weise könnten sie dazu beitragen, die Position eines Unternehmens in Bezug auf seine Wettbewerber hinsichtlich der Gehälter zu bestimmen.

Folgend wird die Berechnung der Zentralitätsmaße für die Unternehmen im Wettbewerbsnetzwerk dargelegt.

```
# Calculate network metrics
betweenness centrality <- betweenness(g_direct_competitors)
degree centrality <- degree(g_direct_competitors)
eigenvector centrality <- eigen centrality(g_direct_competitors)$vector
```

#### 3.4.1 Betweenness-Zentralität

Jetzt soll das igraph-Paket in R verwendet werden, um die Betweenness-Zentralität für jeden Knoten zu berechnen. Unternehmen mit hoher Betweenness-Centralität könnten strategische Wettbewerbsvorteile aufweisen, da sie als Vermittler zwischen mehreren Konkurrenten fungieren und dadurch den Informationsfluss beeinflussen können.

Die Unternehmen könnten höhere Gehälter anbieten, um hochqualifizierte Arbeitskräfte zu gewinnen, die dazu beitragen, ihre zentrale Position und die damit verbundenen Wettbewerbsvorteile zu erhalten. Alternativ könnte ein hohes Gehalt auch als Indikator für eine hohe Nachfrage nach qualifizierten Mitarbeitenden in solchen Schlüsselpositionen dienen, da das Unternehmen sich in einem Bereich positioniert, der viele strategische Informationen benötigt.

```
# Berechne die Betweenness-Centrality und sortiere sie absteigend
top_betweenness <- head(sort(betweenness centrality, decreasing = TRUE), 5)

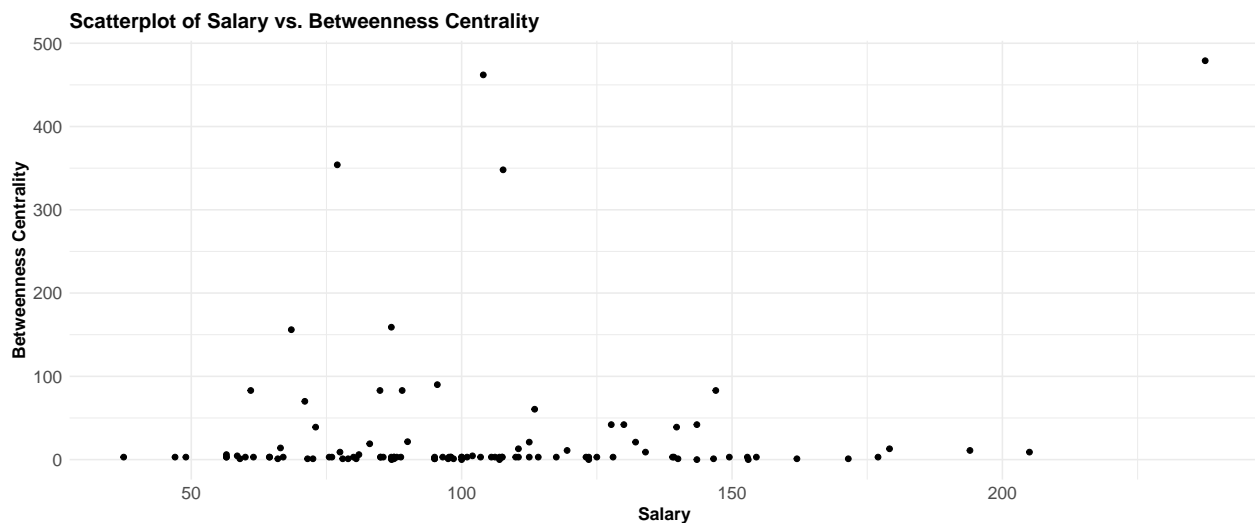
# Erstelle ein DataFrame mit den Namen der Unternehmen und ihrer Betweenness-Centrality
top_betweenness_df <- data.frame(
  Company = names(top_betweenness),
  Betweenness = as.numeric(top_betweenness),
  stringsAsFactors = FALSE
)

# Erstellen einer Tabelle
kable(top_betweenness_df, format = "latex", booktabs = TRUE, align = "l") %>%
kable_styling(latex_options = c("striped", "hold_position"), position = "left")
```

Company	Betweenness
Gallup	479
Booz Allen Hamilton	470
PA Consulting	462
McKinsey & Company	462
General Dynamics Information Technology	354

```
# Zusammenhang zwischen durchschnittliches Gehalt und Betweenness-Zentralität
salary_betweenness <- data.frame(
  Salary = salary_data$AverageSalary,
  Betweenness = betweenness centrality[match(salary_data$`Company Name`, names(betweenness centrality))])

# Scatterplot
ggplot(salary_betweenness, aes(x = Salary, y = Betweenness)) +
  geom_point() +
  labs(title = "Scatterplot of Salary vs. Betweenness Centrality",
       x = "Salary", y = "Betweenness Centrality") +
  theme_minimal() +
  theme(
    plot.title = element_text(size = 14, face = "bold"),
    axis.title = element_text(size = 12, face = "bold"),
    axis.text = element_text(size = 12)
  )
```



Der Scatterplot veranschaulicht die Korrelation zwischen dem Gehalt auf der x-Achse und der Betweenness Centrality auf der y-Achse.

Die Mehrzahl der Unternehmen weist eine geringe Betweenness Centrality auf, wobei die Höhe der Vergütung eine untergeordnete Rolle spielt. Allerdings lassen sich auch Ausnahmen mit einer hohen Betweenness Centrality (über 200) bei moderaten Gehältern (ca. 75) beobachten. Dies lässt den Schluss zu, dass bestimmte Unternehmen eine zentrale Vermittlerrolle im Netzwerk einnehmen, ohne zwangsläufig die höchsten Gehälter zu offerieren.

Es lässt sich keine eindeutige positive Korrelation zwischen Gehalt und Betweenness-Centrality feststellen. Dies impliziert, dass Unternehmen mit hoher Betweenness Centrality nicht zwangsläufig höhere Gehälter zahlen. Es ist denkbar, dass andere Faktoren wie beispielsweise die Größe des Unternehmens die Höhe der Gehälter stärker beeinflussen als die zentrale Position im Wettbewerbsnetzwerk.



Die wenigen Unternehmen mit einer sehr hohen Betweenness Centrality könnten als strategische Vermittler im Markt auftreten und dabei möglicherweise andere Vorteile nutzen, anstatt ihre Gehälter zu erhöhen. Diese Erkenntnis lässt die Hypothese zu, dass Unternehmen, die über zahlreiche Verbindungen im Wettbewerbsnetzwerk verfügen, ihre Attraktivität nicht allein durch monetäre Zuwendungen, sondern auch durch andere Vorteile oder Reputation aufrechterhalten könnten.

höheres Gehalt durch Spezialisierung?

### 3.4.2 Degree-Zentralität

Hier wird die Anzahl der Kanten gezählt, die an jedem Knoten hängen. Hohe Werte können auf starke Verbindungen zu anderen Unternehmen hinweisen. Unternehmen mit hoher Degree Centrality sind also in einem besonderem Maße der Konkurrenz durch eine Vielzahl anderer Firmen ausgesetzt, was zu einem hohen Druck innerhalb der Branche führen kann.

Ein hoher Degree Centrality-Wert lässt die Vermutung zu, dass es sich um ein Unternehmen handelt, welches sich durch höhere Gehälter von der Konkurrenz abheben und somit Talente anwerben möchte. Andererseits besteht für Unternehmen in stark besetzten Märkten die Möglichkeit, durch Maßnahmen wie eine attraktive Arbeitskultur oder Weiterbildungsmöglichkeiten für Mitarbeiter, trotz eines geringeren Gehalts, für Bewerber attraktiver zu sein. In diesem Fall können Unternehmen mit mittleren oder niedrigeren Degree-Centrality-Werten im Vergleich attraktivere Gehälter bieten, da sie weniger Wettbewerbsdruck haben und gezielt in Gehälter investieren können.

```
# Berechne die Degree-Centrality und sortiere sie absteigend
top_degree <- head(sort(degree centrality, decreasing = TRUE), 5)

# Erstelle ein DataFrame mit den Namen der Unternehmen und ihrer Degree-Centrality
top_degree_df <- data.frame(
  Company = names(top_degree),
  Degree = as.numeric(top_degree),
  stringsAsFactors = FALSE
)

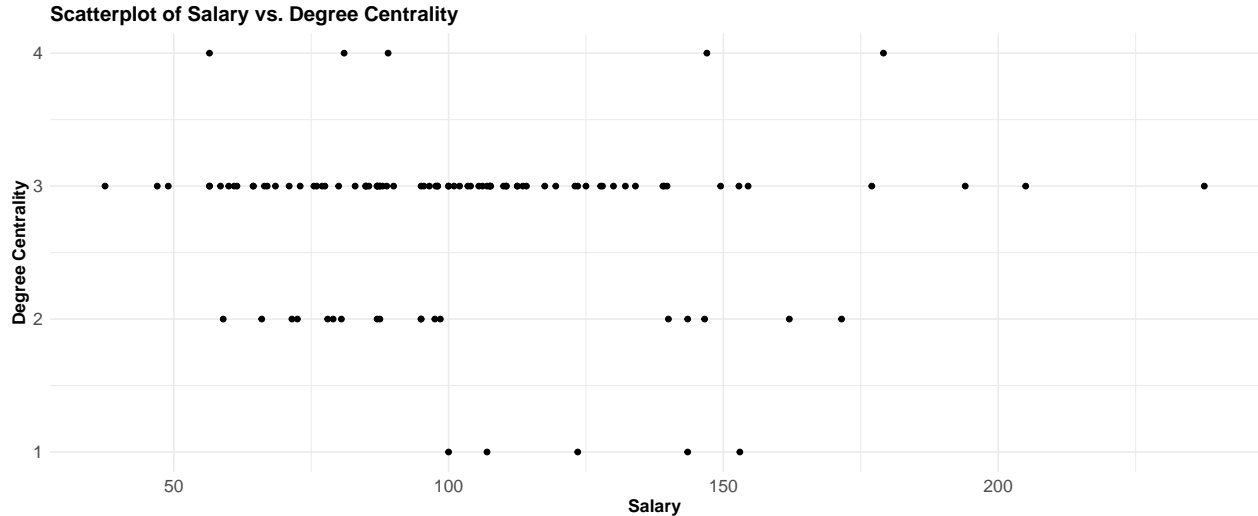
# Erstelle die Tabelle und zentriere sie links
kable(top_degree_df, format = "latex", booktabs = TRUE, align = "l") %>%
  kable_styling(latex_options = c("striped", "hold_position"), position = "left")
```

Company	Degree
Accenture	6
C Space	4
Capgemini	4
Caterpillar	4
Liberty Mutual Insurance	4

```
# Zusammenhang zwischen durchschnittliches Gehalt und Degree-Zentralität
salary_degree <- data.frame(
  Salary = salary_data$AverageSalary,
  Degree = degree centrality[match(salary_data$`Company Name`, names(degree centrality))]
)

# Scatterplot
ggplot(salary_degree, aes(x = Salary, y = Degree)) +
  geom_point() +
  labs(title = "Scatterplot of Salary vs. Degree Centrality",
       x = "Salary", y = "Degree Centrality") +
  theme_minimal() +
```

```
theme(
  plot.title = element_text(size = 14, face = "bold"),
  axis.title = element_text(size = 12, face = "bold"),
  axis.text = element_text(size = 12)
)
```



### 3.4.3 Eigenvector-Zentralität

Unternehmen mit hoher Eigenvector Centrality stehen nicht nur in Konkurrenz zu einer Vielzahl von Unternehmen, sondern insbesondere zu besonders einflussreichen Wettbewerbern im Netzwerk.

Unternehmen mit hoher Eigenvector Centrality könnten in der Konsequenz wettbewerbsfähige Gehälter anbieten müssen, um sich im Wettbewerb mit zentralen und attraktiven Arbeitgebern zu behaupten. Folglich sind auch die umliegenden Firmen gezwungen, ihre Angebote anzupassen, um für die Talente am Arbeitsmarkt attraktiv zu bleiben. Es besteht die Möglichkeit, dass diese Unternehmen die Gehälter für spezifische, wettbewerbsrelevante Rollen erhöhen, um den Marktstandards und den Anforderungen eines zentralen Wettbewerbsnetzwerks gerecht zu werden.

```
# Berechne die Eigenvector-Centrality und sortiere sie absteigend
top_eigenvector <- head(sort(eigenvector_centrality, decreasing = TRUE), 5)

# Erstelle ein DataFrame mit den Namen der Unternehmen und ihrer Eigenvector-Centrality
top_eigenvector_df <- data.frame(
  Company = names(top_eigenvector),
  Eigenvector = as.numeric(top_eigenvector),
  stringsAsFactors = FALSE
)

# Erstelle die Tabelle und zentriere sie links
kable(top_eigenvector_df, format = "latex", booktabs = TRUE, align = "l") %>%
  kable_styling(latex_options = c("striped", "hold_position"), position = "left")
```

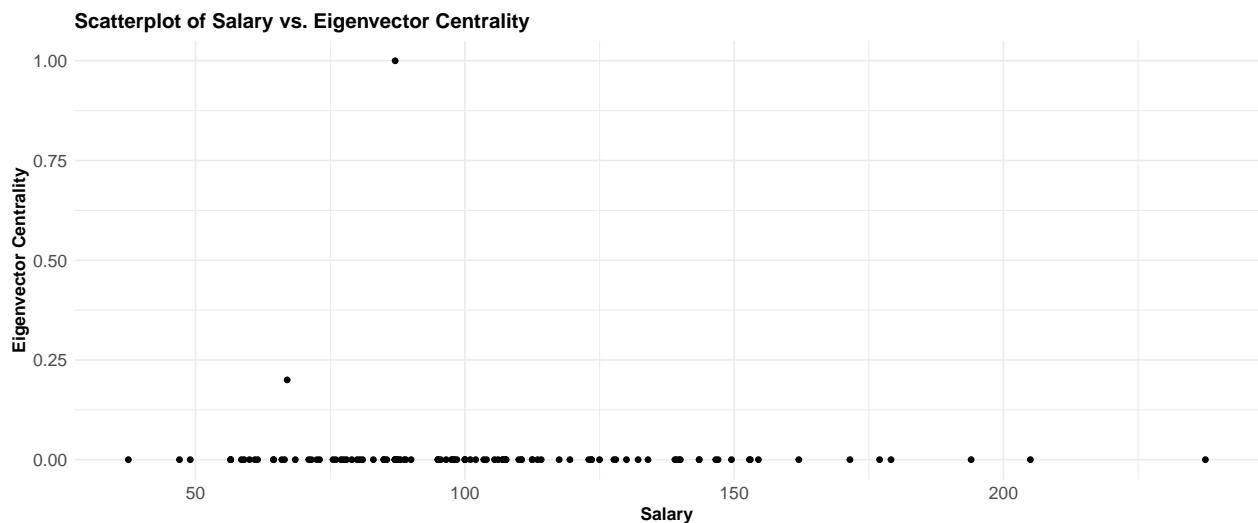
Company	Eigenvector
PNNL	1.0000000
Los Alamos National Laboratory	0.5887841
Oak Ridge National Laboratory	0.5887841
National Renewable Energy Lab	0.5887841
Pacific Northwest National Laboratory	0.2000000

```

# Zusammenhang zwischen durchschnittliches Gehalt und Eigenvector-Zentralität
salary_eigenvector <- data.frame(
  Salary = salary_data$AverageSalary,
  Eigenvector = eigenvector_centrality[match(salary_data$`Company Name`, names(eigenvector_centrality))]
)

# Scatterplot
ggplot(salary_eigenvector, aes(x = Salary, y = Eigenvector)) +
  geom_point() +
  labs(title = "Scatterplot of Salary vs. Eigenvector Centrality",
       x = "Salary", y = "Eigenvector Centrality") +
  theme_minimal() +
  theme(
    plot.title = element_text(size = 14, face = "bold"),
    axis.title = element_text(size = 12, face = "bold"),
    axis.text = element_text(size = 12)
  )

```



### 3.5 Cluster-Analyse

Die Anwendung von Community-Detection-Methoden, wie beispielsweise Louvain oder Walktrap, ermöglicht die Identifikation von Clustern von Unternehmen, die sich durch einen besonders engen Wettbewerb auszeichnen.

Im Rahmen der Klassifizierung und Visualisierung erfolgt eine farbliche Markierung der identifizierten Cluster im Netzwerk, um eine bessere Übersicht über die Wettbewerbsgruppen zu gewinnen.

Im Rahmen der Untersuchung wird ermittelt, ob Cluster existieren, in denen besonders hohe oder niedrige Gehälter überwiegen, und ob diese Cluster eine gemeinsame Markt- oder Branchenstruktur aufweisen. ### Clustering Identifikation

```

# Louvain Community Detection
louvain_community <- cluster_louvain(g_direct_competitors, resolution = 0.1)

# Walktrap Community Detection
walktrap_community <- cluster_walktrap(g_direct_competitors, steps = 2)

# Wähle Louvain als Community-Detection-Methode

```

```

communities <- louvain_community

# Füge die Community-Informationen zu den Knoten des Graphen hinzu
V(g_direct_competitors)$community <- membership(communities)

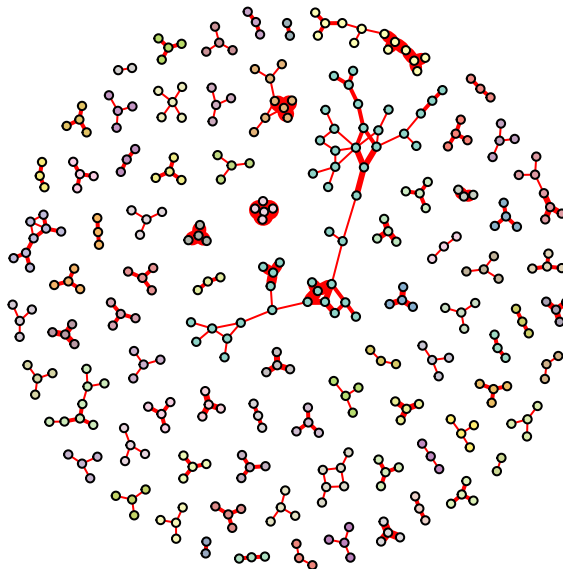
# Erstelle eine Farbpalette für die Communities
num_communities <- length(unique(V(g_direct_competitors)$community))
if (num_communities > 12) {
  community_colors <- colorRampPalette(brewer.pal(12, "Set3"))(num_communities)
} else {
  community_colors <- brewer.pal(num_communities, "Set3")
}

# Weise die Farben den Knoten basierend auf ihrer Community zu
V(g_direct_competitors)$color <- community_colors[V(g_direct_competitors)$community]

# Visualisiere das Netzwerk mit den Community-Farben
plot(g_direct_competitors, vertex.label = NA,
     vertex.size = 3, # Kleinere Knoten
     edge.width = 1 * E(g_direct_competitors)$weight, # Reduzierte Gewichtung der Kanten
     edge.arrow.size = 1,
     main = "Unternehmensnetzwerk mit Community-Detection (Louvain)",
     layout = layout_with_fr
)

```

## Unternehmensnetzwerk mit Community-Detection (Louvain)



### 3.5.1 Gehaltsunterschiede zwischen den Clustern

```

# Untersuche die Gehälter in den verschiedenen Clustern
community_salary <- data.frame(
  Community = V(g_direct_competitors)$community,

```

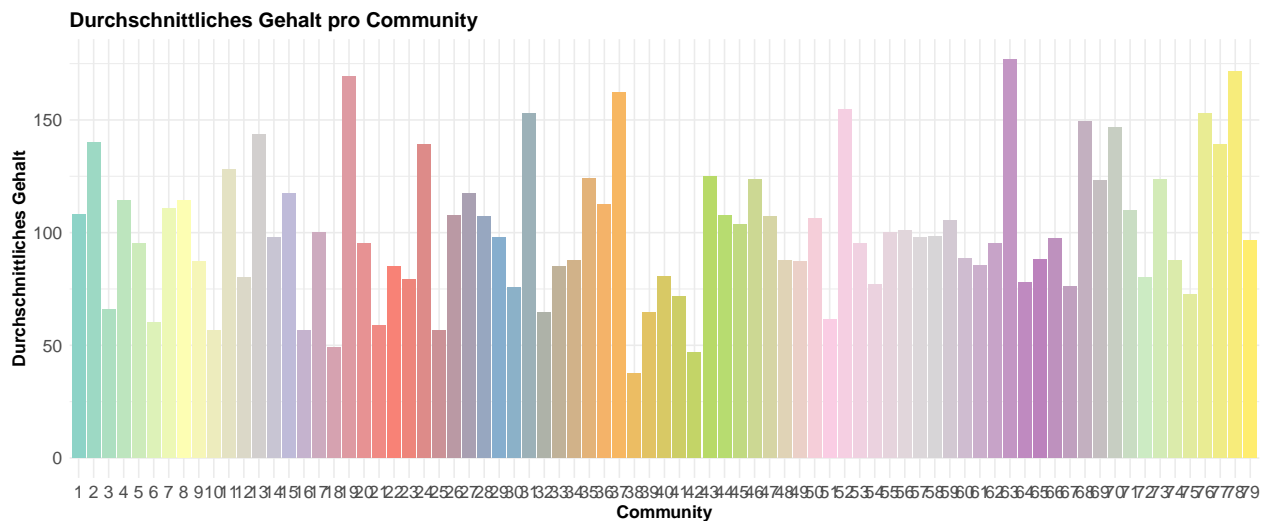
```

Salary = V(g_direct_competitors)$salary
)

# Berechne das durchschnittliche Gehalt pro Community
avg_salary_per_community <- community_salary %>%
  group_by(Community) %>%
  summarise(AverageSalary = mean(Salary, na.rm = TRUE))

# Visualisiere die durchschnittlichen Gehälter pro Community
ggplot(avg_salary_per_community, aes(x = factor(Community), y = AverageSalary, fill = factor(Community))) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  scale_fill_manual(values = community_colors) +
  labs(title = "Durchschnittliches Gehalt pro Community",
       x = "Community",
       y = "Durchschnittliches Gehalt") +
  theme_minimal() +
  theme(
    plot.title = element_text(size = 14, face = "bold"),
    axis.title = element_text(size = 12, face = "bold"),
    axis.text = element_text(size = 12),
    legend.position = "none"
  )

```



TODO “Arc Diagramm” zu den regionalen Clustern von der geografischen Netzwerkanalyse

### 3.6 Zurückbesinnen auf die geografische Analyse?

## 4 Abschließende Betrachtung mittels interaktiver Visualisierung

```

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

# Prepare data for visNetwork
'nodes <- data.frame(id = V(g_direct_competitors)$name,
                    label = V(g_direct_competitors)$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") %>%
  visGroups(groupname = "4", color = "yellow") %>%
  visGroups(groupname = "5", color = "purple") %>%
  visGroups(groupname = "6", color = "orange") %>%
  visGroups(groupname = "7", color = "pink") %>%
  visLayout(randomSeed = 123) %>%
  visLegend()'

```

```

## [1] "nodes <- data.frame(id = V(g_direct_competitors)$name,\n                                label = V(g_direct_
# Fügt ein Bild der interaktiven Netzwerkvisualisierung hinzu
# knitr::include_graphics("interaktive_Netzwerke_Bilder/Übersicht.png")

# knitr::include_graphics("interaktive_Netzwerke_Bilder/NVDIA.png")

```

Zugriff auf die interaktive Visualisierung über das Repository (Dateiname: network.html): <https://github.com/Mzaex7/SNA>

## 5 Conclusion

Zusammenfassung der Ergebnisse: Fasse die zentralen Erkenntnisse zur Rolle des Wettbewerbs im Gehaltsgefüge von Data Science-Positionen zusammen, wie etwa: „Unternehmen in Clustern mit hoher Degree-Zentralität bieten im Durchschnitt 15 % höhere Gehälter als isolierte Unternehmen.“

Bedeutung der Ergebnisse: Diskutiere die Bedeutung der Wettbewerbsstruktur und welche Unternehmen durch ihre Position im Netzwerk von Wettbewerbsvorteilen und Talentrekrutierung profitieren.

Praktische Empfehlungen: Leite Handlungsempfehlungen für Berufseinsteiger und Unternehmen ab: Wo und wie sollten Fachkräfte ihre Karrieresuche fokussieren? Welche Unternehmen sollten strategische Investitionen in Gehälter und Talentförderung in Erwägung ziehen?

## 6 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).