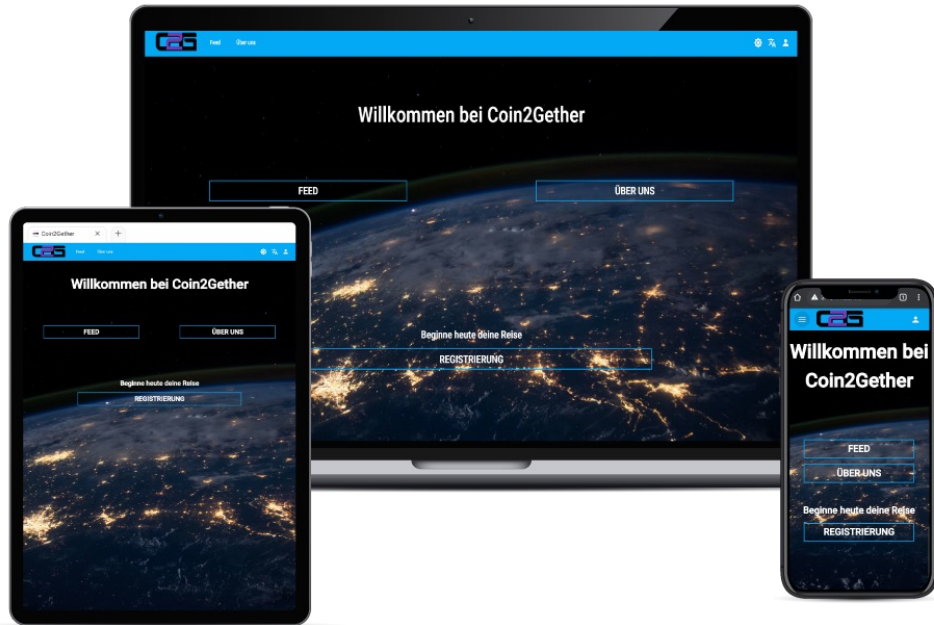


# C2G Goes AI

---

# Idee



*Es braucht einen **persönlichen Assistenten**, der C2G wie seine eigene Westentasche kennt. Dieser soll dir dabei helfen, dich mit anderen innovativen und kreativen Köpfen zu **connecten** und dich bei der **Bedienung** der Plattform **zu unterstützen**.*



Teile **Erfahrungen** und **Beweggründe** kürzlich getätigter Trades



**Keine Scams** mehr – **Misserfolge** von Wannabe-Gurus sind transparent



Veröffentliche **Blog-Beiträge** zu relevanten Crypto-Themen



Netzwerk von **Crypto-Enthusiasten** & **-Spezialisten**



**Gute Ideen** werden mit **Followern** belohnt



Werde **reich** durch das **Expertenwissen** der **Community**

*Coin2Gether*  
in

78

Sekunden



A person in a dark suit is holding a tablet. On the tablet screen, there is a glowing blue chatbot icon with a speech bubble and a light flare. The background is dark and out of focus.

# Chatbot

# WHO ARE WE?



# CHATBOTS!!!



# WHAT DO WE DO?



Sorry, I don't understand what you are trying to say.

Hello

Sorry, I don't understand what you are trying to say.

# Question Answering vs. Chatbots

## Question Answering

QA-Modelle haben Fragenpool

Bezogen auf einen Themenbereich

geringe Interaktivität

## Chatbots

Kann mehr Fragen beantworten

Es ist nicht auf ein Themengebiet beschränkt

Hohe Interaktivität

# BERT

## Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Basiert auf Transformer-Sprachmodellen

Eingaben werden Bidirektional verarbeitet

Texte werden von beiden Seiten analysiert

BERT-Modelle bestehen aus DNN's

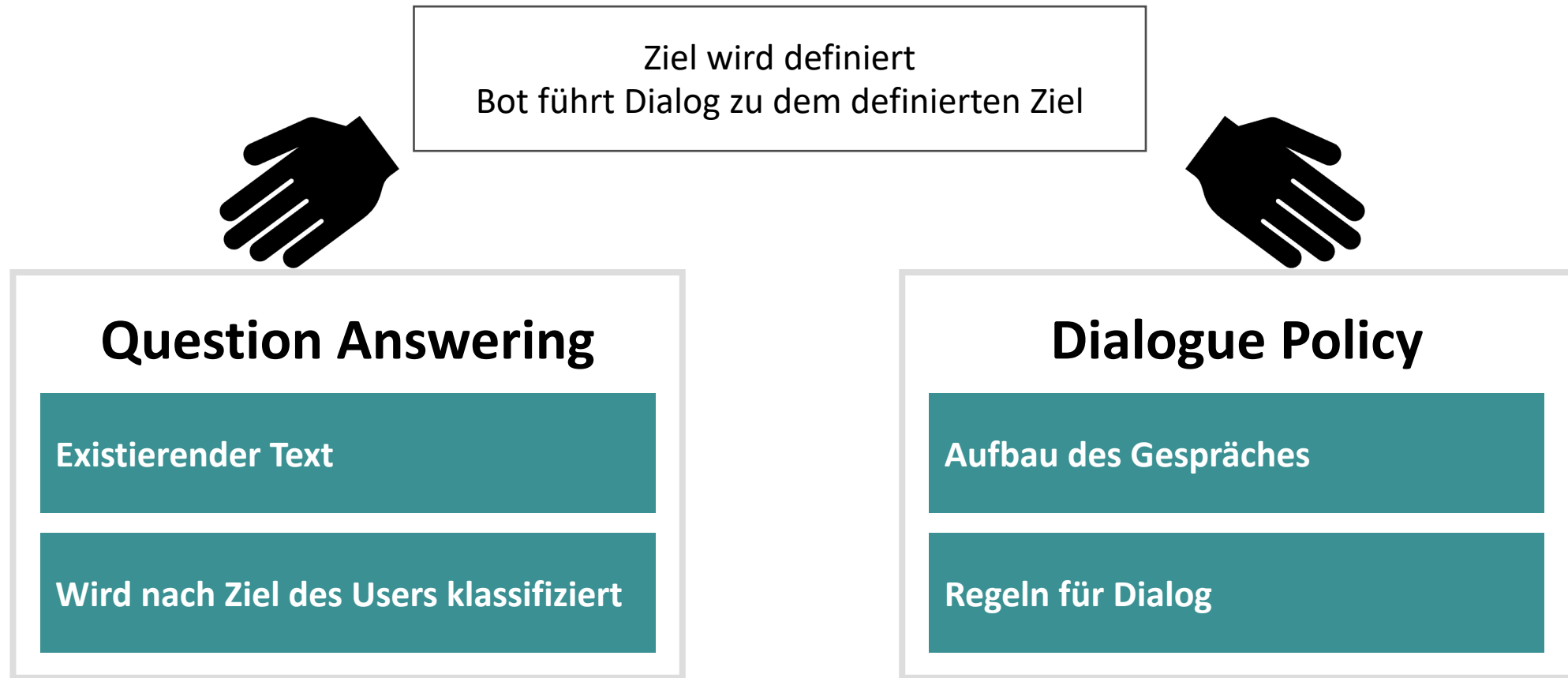




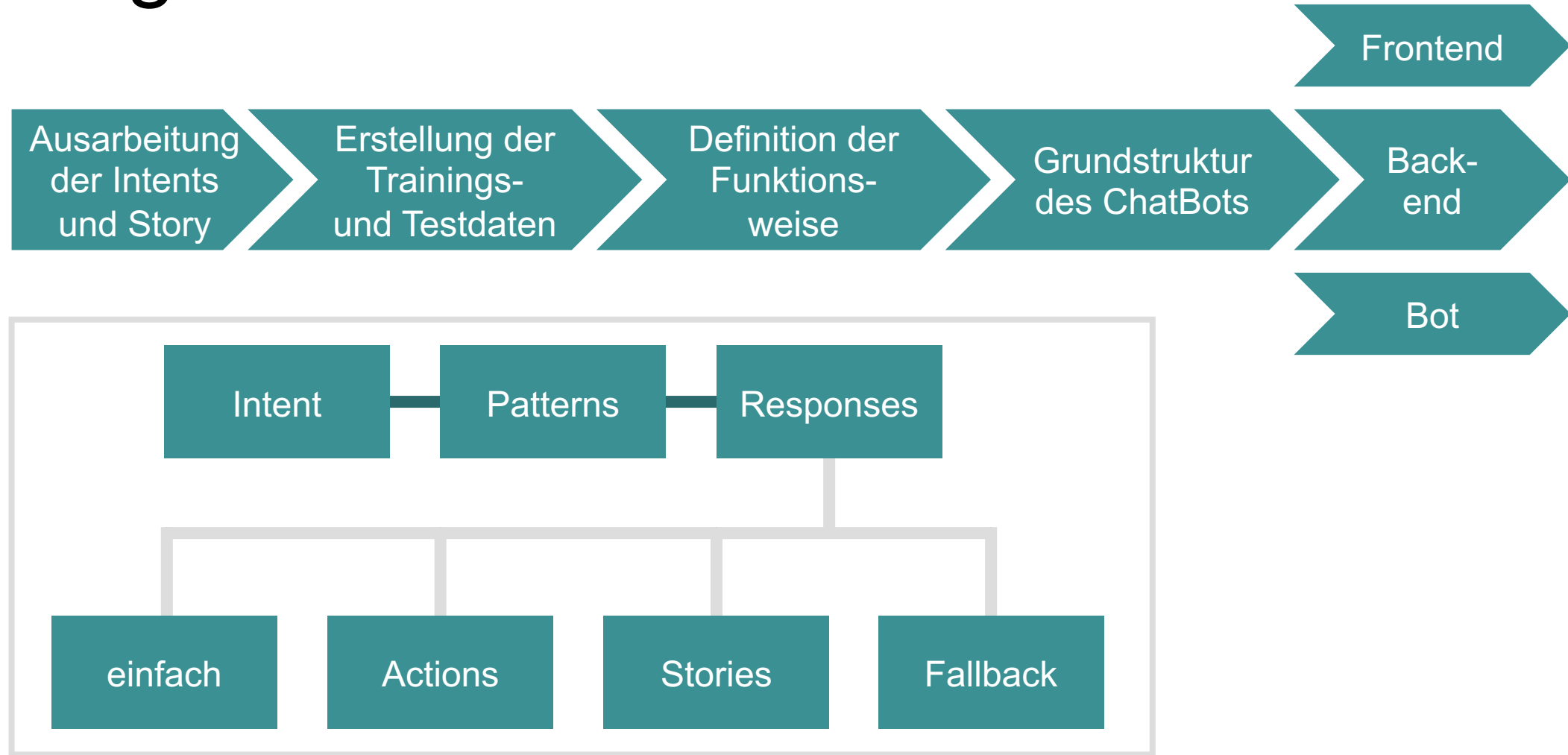




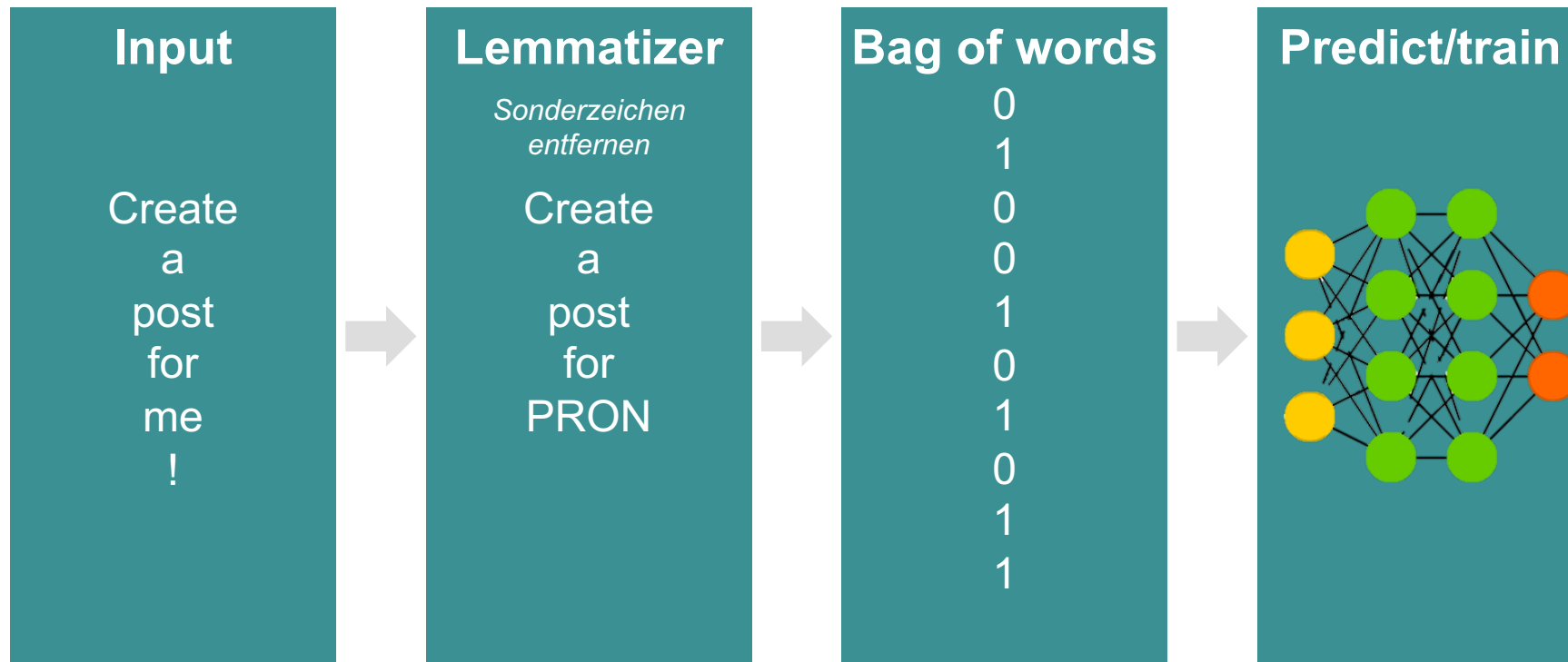
# Intent Classification



# Vorgehen



# Aufbau des Chatbots



# Ergebnisse des Chatbots

Vector

BoW

Stacked

BERT



	Sentence	Tag	Tag_parent	predicted_tags	matches	probas*	predicted_tags_if_not_fallback
10	supercalifragilisticexpialidocious	fallback	fallback	greeting	False	0.254159	greeting
11	Get me to the homepage.	navigate_homepage	navigate	find_homepage	False	0.479911	find_homepage
17	Expose the page where I can make a post.	navigate_create_post	navigate	find_create_trade	False	0.964732	find_create_trade
18	Display the page for creating a trade.	navigate_create_trade	navigate	action_logout	False	0.498036	action_logout
21	Hello bot.	greeting	greeting	about_bot_background	False	0.380586	about_bot_background
29	Alexa is better than you.	about_bot_other_bots	about_bot_other_bots	joke	False	0.341779	joke

*\*Fallback-Threshold = 25%*

# Ergebnisse des Chatbots

Vector

BoW

Stacked

BERT



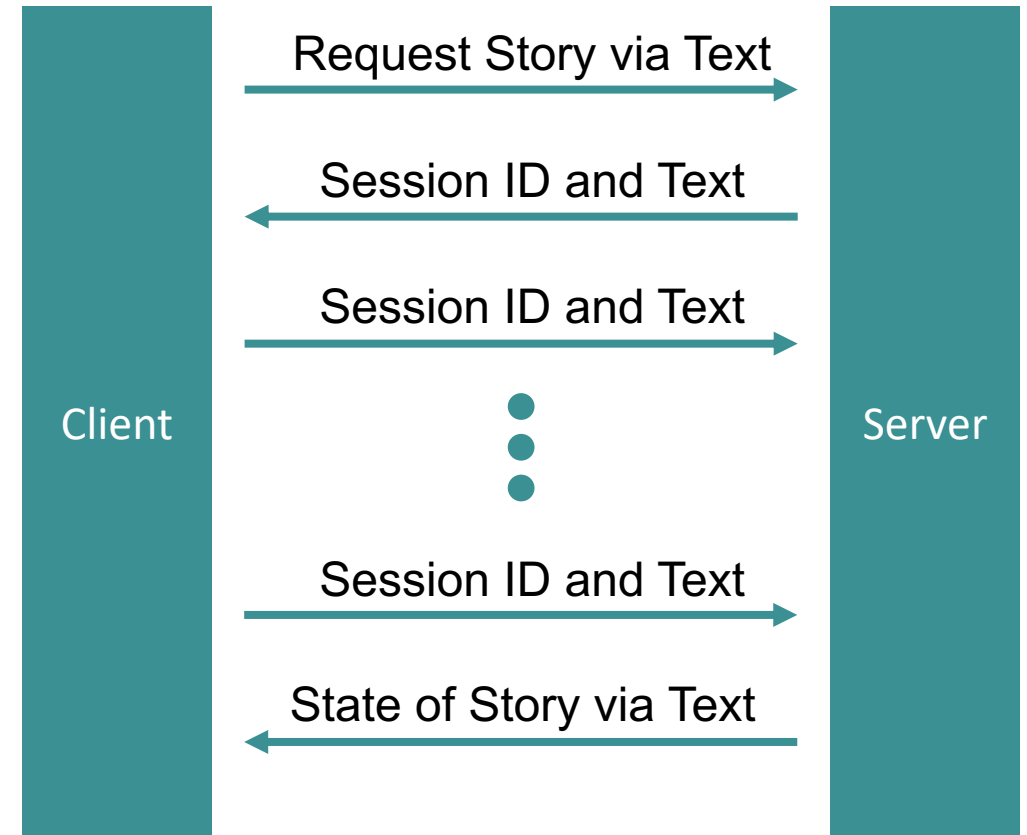
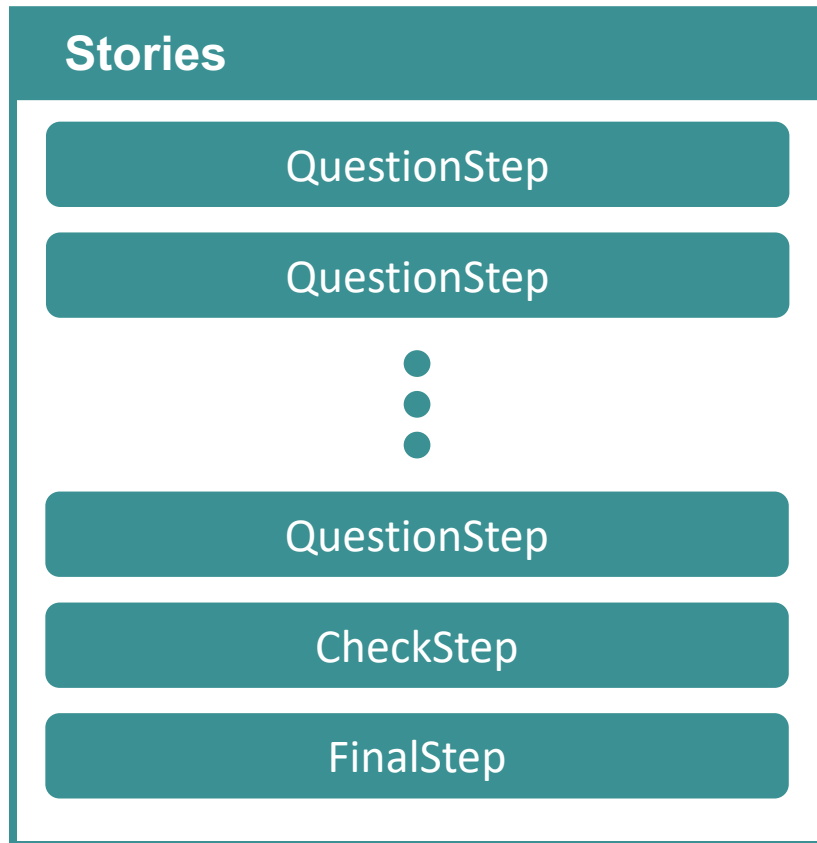
```
1 # wrong prediction
2 text = 'Create a post.'
3 explain_choice(ig, text)
```

```
navigate_create_post
[(0.8853112790963429, 'post'), (0.22318878729466662, 'create'), (0.118740701145351, 'a')]
```

```
1 # correct prediction
2 text = 'Create a post for me.'
3 explain_choice(ig, text)
```

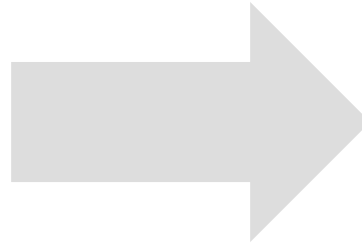
```
action_create_post
[(0.6527565482046565, 'post'), (0.2666675698634774, 'create'), (0.1877163463185576, 'for'), (0.1419184454426143, '-PRON-'), (0.01056351783490079, 'a')]
```

# Backend



# Ausblick für den Chatbot

**Sammlung von Anfragen  
in Datenbank**



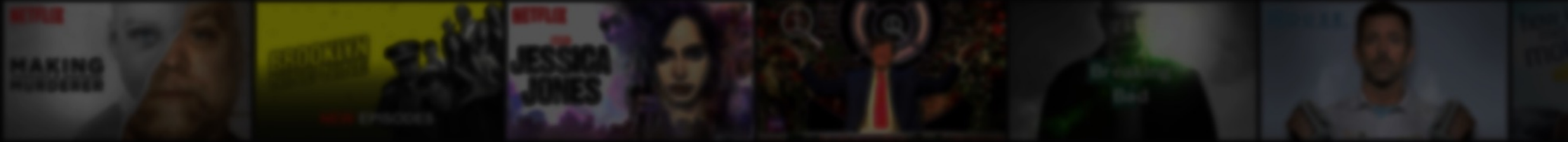
**Kontexterkennung im Rahmen  
von Stories**







## Trending Now



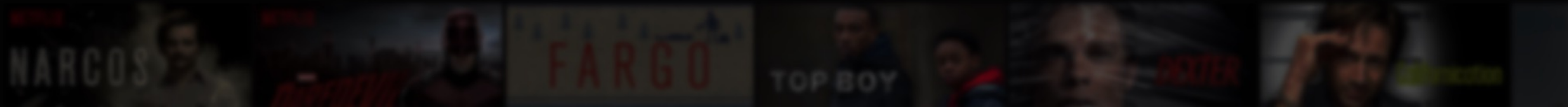
## Because you watched BoJack Horseman



## Comedies



## Dark TV Programmes

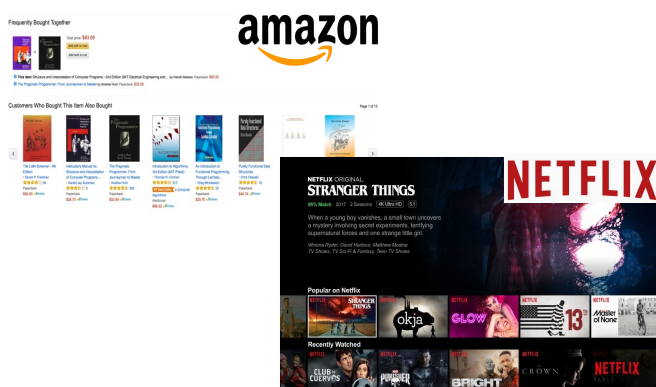


Recommendation  
System

# Was ist das Ziel eines Empfehlungssystems?

## Prinzipien

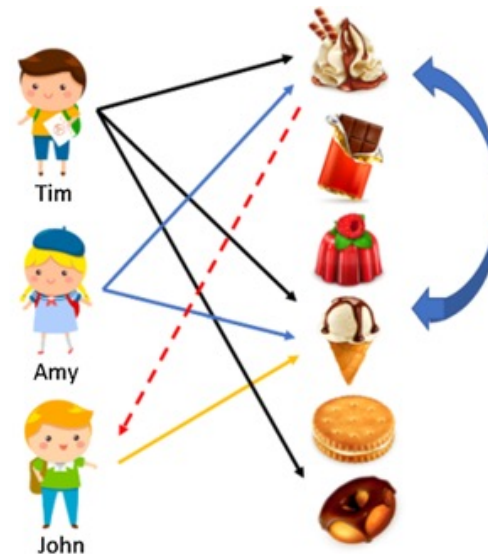
- Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch
- Generiere die Top-N passendsten Items



## Verfahren

### Collaborative Filtering

- Ähnlichkeit der Produkte anhand des gemeinsamen Auftretens



weitere Verfahren...

## Herausforderungen

### Evaluierungen

- Empfehlungssysteme gehören zur Kategorie des *unsupervised learnings*
- Verschiedene Evaluierungsmöglichkeiten mit Vor- & Nachteilen

### Verknüpfung verschiedener Datenquellen

- Wie können empirische Empfehlungen generiert werden, die auf verschiedenen und unterschiedlichen Informationen basieren?

# Collaborative Filtering – Deep Dive



Quelle

## Vorgehen beim Memory-based Verfahren

---

1. Matrik im „User-Item“-Format liegt vor
2. Berechnung der Ähnlichkeitsmatrix für die User durch z.B. Cosine-Korrelation:

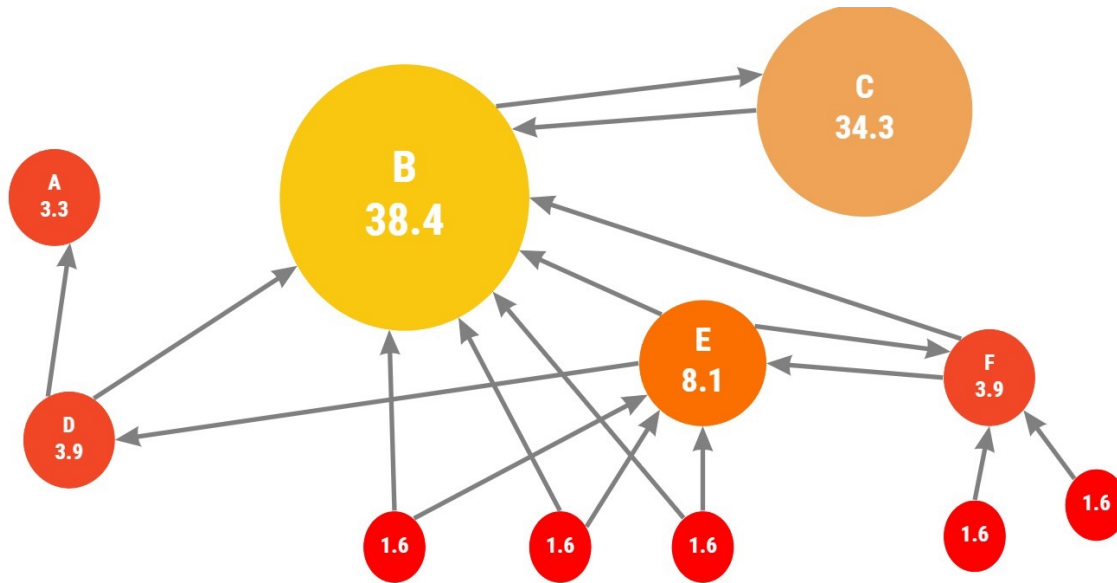
$$\text{simil}(x, y) = \cos(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\| \times \|\vec{y}\|} = \frac{\sum_{i \in I_{xy}} r_{x,i} r_{y,i}}{\sqrt{\sum_{i \in I_x} r_{x,i}^2} \sqrt{\sum_{i \in I_y} r_{y,i}^2}}$$

3. Mit der Cosine-Similarity-Matrix nun die ähnlichsten Nutzer identifizieren
4. Von den identifizierten Nutzern können die dazugehörigen User-Item-Interaktionen für Produktempfehlungen berücksichtigt werden





# Wie findet man relevante Nutzer?



- PageRank-Algorithmus ist ein Verfahren, die Linkpopularität eines Knoten zu bestimmen
- Je mehr Links auf eine Seite verweisen, desto höher ist das Gewicht dieses Knoten
- Je höher das Gewicht der verweisenden Konten ist, desto größer ist der Effekt

Bekannt durch:



# PageRank – Deep Dive

## Iteratives Vorgehen

---

### 1. $t = 0$

1.  $PR(p_i; 0) = \frac{1}{N}$

### 2. Für $t = 1$ bis Erfüllung der Abbruchbedingung:

#### 1. Update PageRank für alle Knoten:

$$PR(p_i; t + 1) = \frac{1 - d}{N} + d \sum_{j=1}^N \frac{PR(p_j; t + 1)}{L(p_j)}$$

#### 2. Abbruchbedingung:

1. Erreichung der definierten Iterationen
2. Konvergenzbedingung

### In der Praxis:

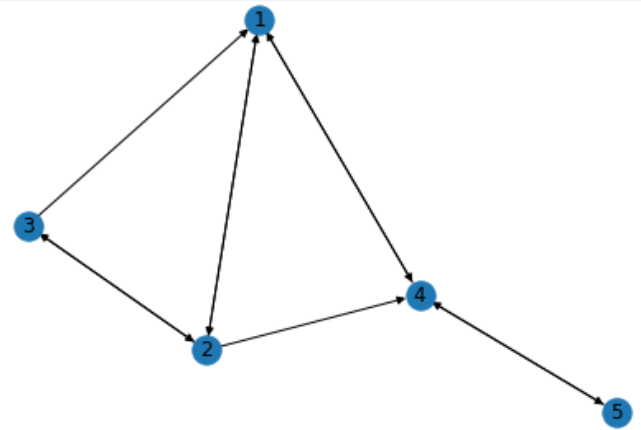
- Effizientere Berechnung durch Darstellung mit Matrizen
- Netzwerk wird über eine Adjazenzmatrix abgebildet



# Lösungsvorschlag

Concepts

- 1** PageRank for ranking the relevance of users:

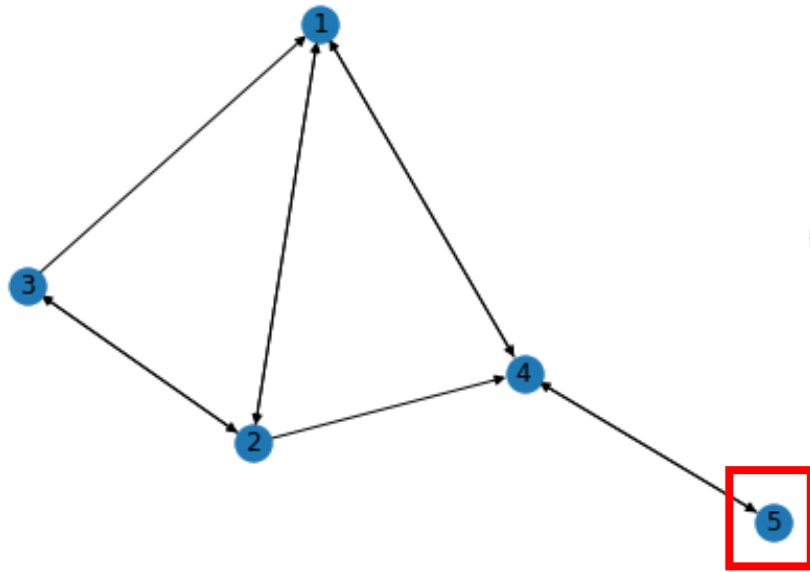


+

- 2** Collaborative filtering for identifying similar portfolios:

	BTC	ETHER	EURO	DOLLAR
1	0.500000	0.000000	0.000000	0.500000
2	0.000000	0.333333	0.333333	0.333333
3	0.333333	0.333333	0.000000	0.333333
4	0.250000	0.250000	0.250000	0.250000
5	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000

Personalized PageRank



Graph G

```

nx.pagerank(G, personalization=
{
    1:0.707,
    2:0.000,
    3:0.577,
    4:0.500,
    5:1.000,
})
  
```

Personalization

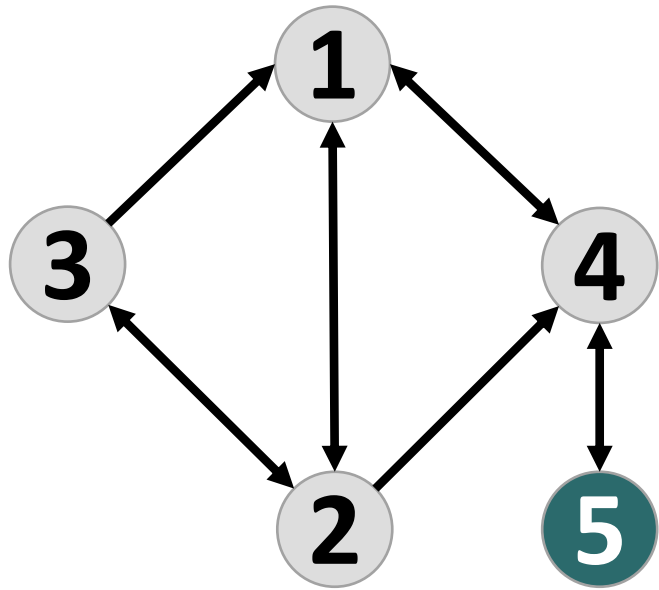
	1	2	3	4	5
1	1.000000	0.408248	0.816497	0.707107	0.707107
2	0.408248	1.000000	0.666667	0.866025	0.000000
3	0.816497	0.666667	1.000000	0.866025	0.577350
4	0.707107	0.866025	0.866025	1.000000	0.500000
5	0.707107	0.000000	0.577350	0.500000	1.000000



Recommended Users;

1: 0.25  
2: 0.14  
3: 0.07

# Which user should be recommended to user 5?



Graph G

```
nx.pagerank(G, personalization={
    1:0.707,
    2:0.000,
    3:0.577,
    4:0.500,
    5:1.000,
})
```

Personalization

	1	2	3	4	5
1	1.000000	0.408248	0.816497	0.707107	0.707107
2	0.408248	1.000000	0.666667	0.866025	0.000000
3	0.816497	0.666667	1.000000	0.866025	0.577350
4	0.707107	0.866025	0.866025	1.000000	0.500000
5	0.707107	0.000000	0.577350	0.500000	1.000000

Recommended Users:

1: 0.25  
2: 0.14  
3: 0.07





