Ein Vektor sagt mehr als tausend Wörter

Stefan Fischerländer

SEO Campixx 2017

Machine learning is a core, transformative way by which we're rethinking how we're doing everything. We are thoughtfully applying it across all our products, be it search, ads, YouTube, or Play.

Sundar Pichai, Google CEO, Oktober 2015

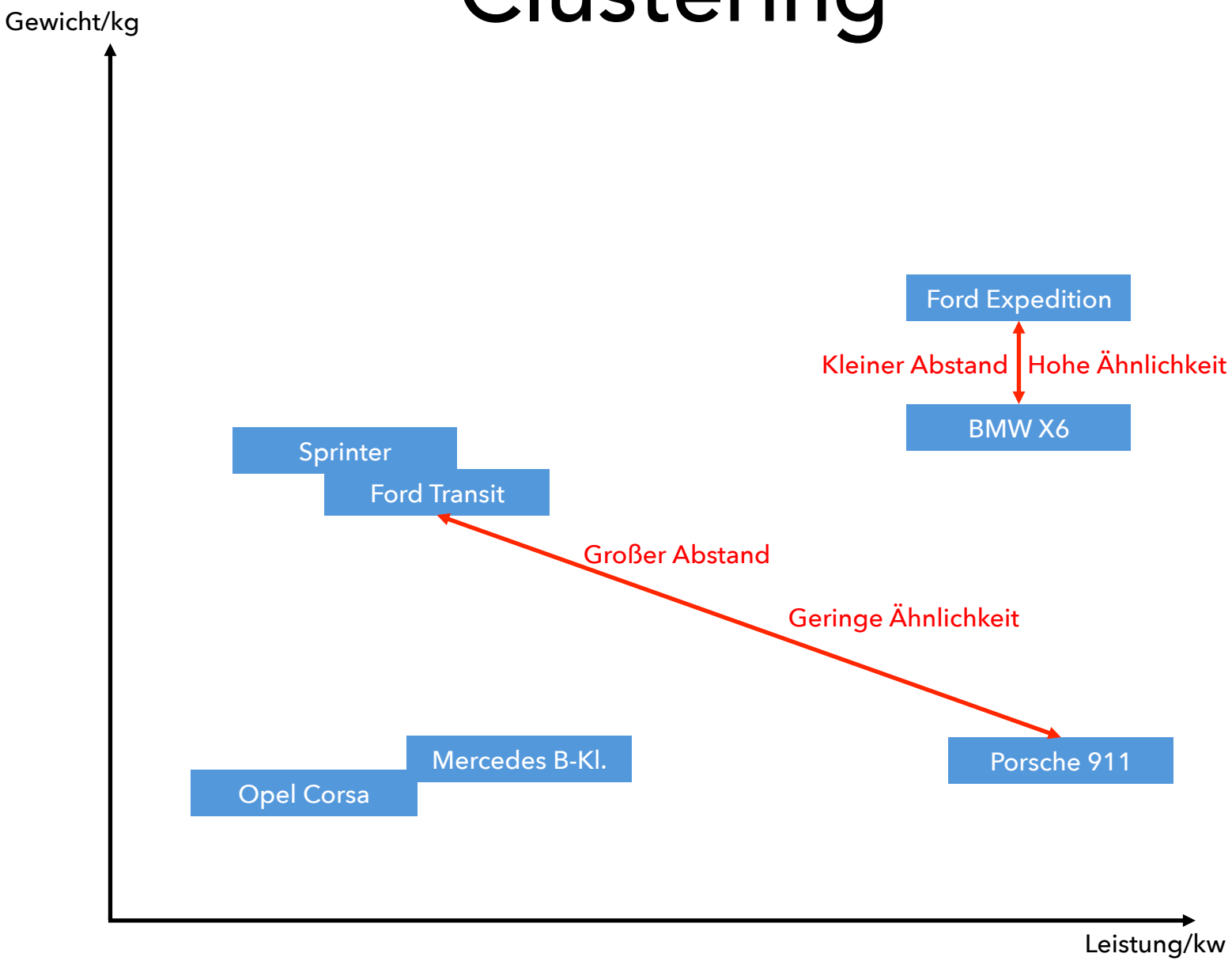
Machine Learning

Clustering

Clustering

	A	B	C
1		Leistung/kW	Gewicht/kg
2	Porsche 911	257	1380
3	Opel Corsa	51	1120
4	BMW X6	225	2100
5	Mercedes B	90	1395
6	Ford Transit	74	2043
7	Mercdes Sprinter	65	2030
8	Ford Expedition	223	2626

Clustering


Gewicht/kg
Leistung/kw
Ford Expedition
Kleiner Abstand
Hohe Ähnlichkeit
BMW X6
Sprinter
Ford Transit
Großer Abstand
Geringe Ähnlichkeit
Mercedes B-Kl.
Opel Corsa
Porsche 911

Euklidische Distanz

$$d = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \cdots + (x_n - y_n)^2}$$

Clustering

	A	B	C
1		Leistung/kW	Gewicht/kg
2	Porsche 911	257	1380
3	Opel Corsa	51	1120
4	BMW X6	225	2100
5	Mercedes B	90	1395
6	Ford Transit	74	2043
7	Mercdes Sprinter	65	2030
8	Ford Expedition	223	2626

	Porsche 911	Opel Corsa	BMW X6	Mercedes B	Ford Transit	Sprinter	Expedition
Porsche 911	0	332	721	168	688	678	1246
Opel Corsa		0	995	924	923	910	1516
BMW X6			0	718	161	175	526
Mercedes B				0	648	635	1238
Ford Transit					0	16	602
Sprinter						0	617
Expedition							0

Clustering

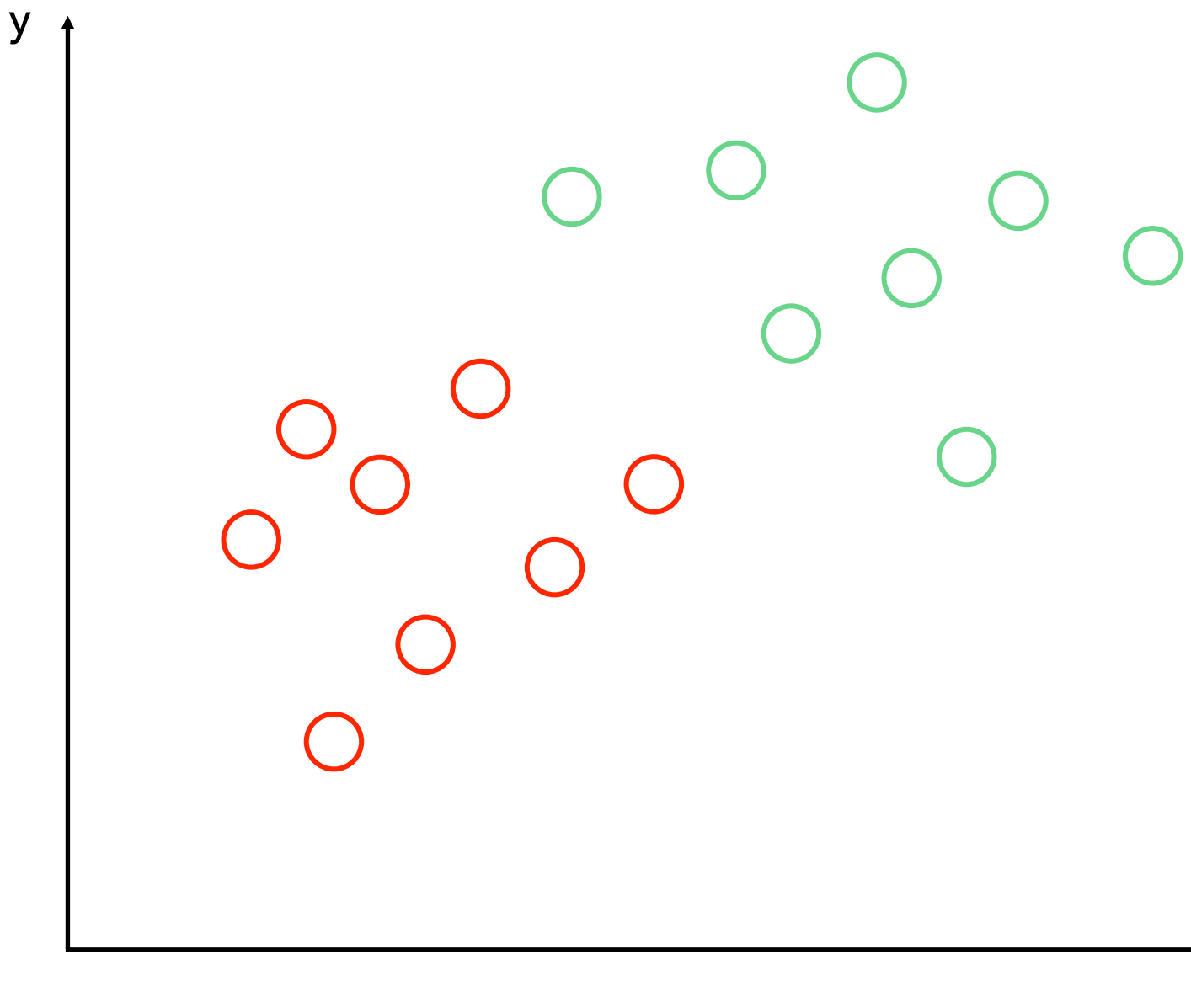
Corsa	Porsche	B-Klasse	Sprinter	Transit	X6	Expedition	
Corsa	Porsche	B-Klasse	Sprinter + Transit		X6	Expedition	
Corsa	Porsche	B-Klasse	Sprinter + Transit + X6			Expedition	
Corsa	Porsche + B-Klasse		Sprinter + Transit + X6			Expedition	
Porsche + B-Klasse + Corsa			Sprinter + Transit + X6			Expedition	
Porsche + B-Klasse + Corsa			Sprinter + Transit + X6 + Expedition				
Sprinter + Transit + B-Klasse + X6 + Expedition + Porsche + Corsa							

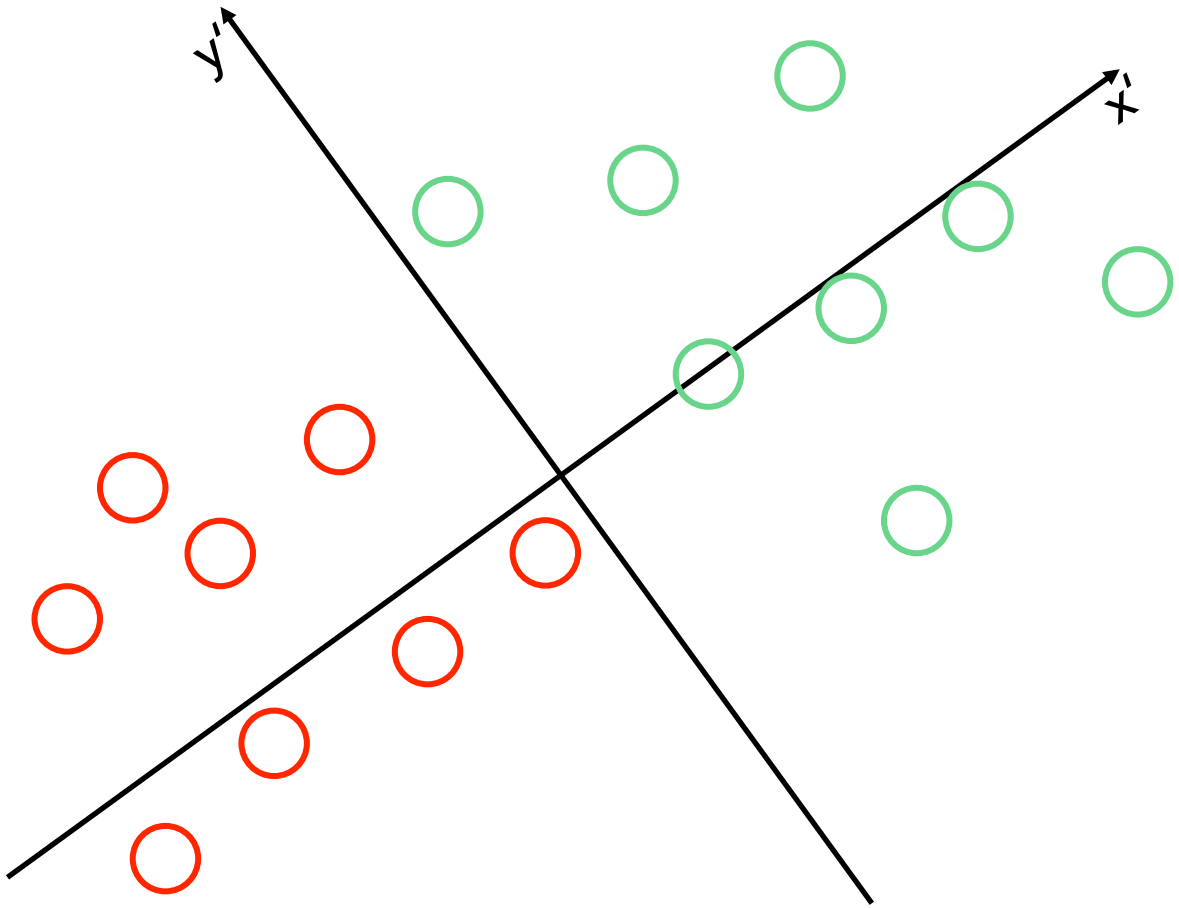
	Porsche 911	Opel Corsa	BMW X6	Mercedes B	Ford Transit	Sprinter	Expedition
Porsche 911	0	332	721	168	688	678	1246
Opel Corsa		0	995	924	923	910	1516
BMW X6			0	718	161	175	526
Mercedes B				0	648	635	1238
Ford Transit					0	16	602
Sprinter						0	617

Dimensionsreduzierung

Dimensionsreduzierung

	A	B	C	D	E
1		Leistung/kW	Gewicht/kg	Länge/mm	Speed/km/h
2	Porsche 911	257	1380	4491	295
3	Opel Corsa	51	1120	4021	180
4	BMW X6	225	2100	4909	250
5	Mercedes B	90	1395	4358	180
6	Ford Transit	74	2043	5531	157
7	Mercdes Sprinter	65	2030	5245	162
8	Ford Expedition	223	2626	5232	182


y
x

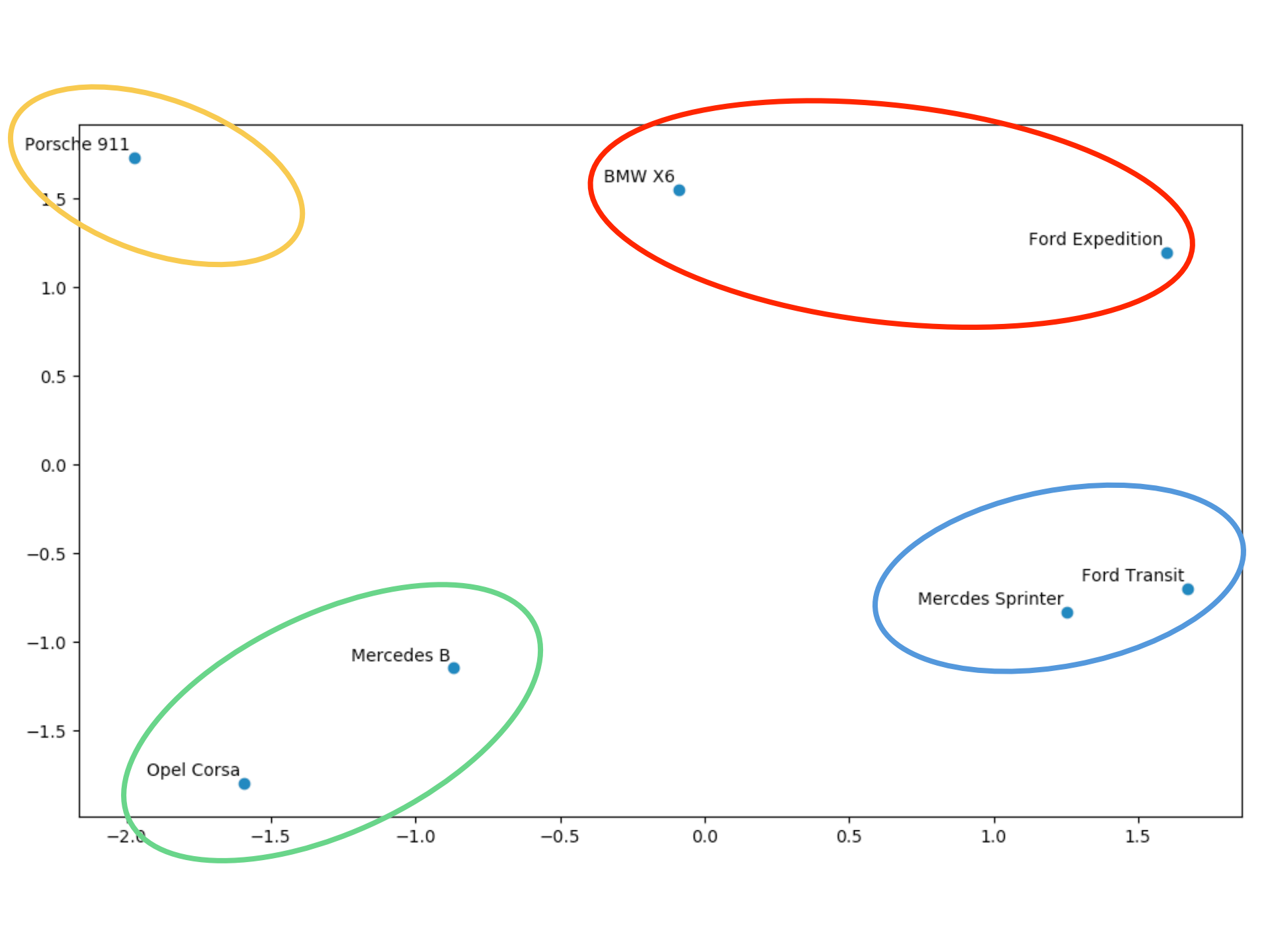


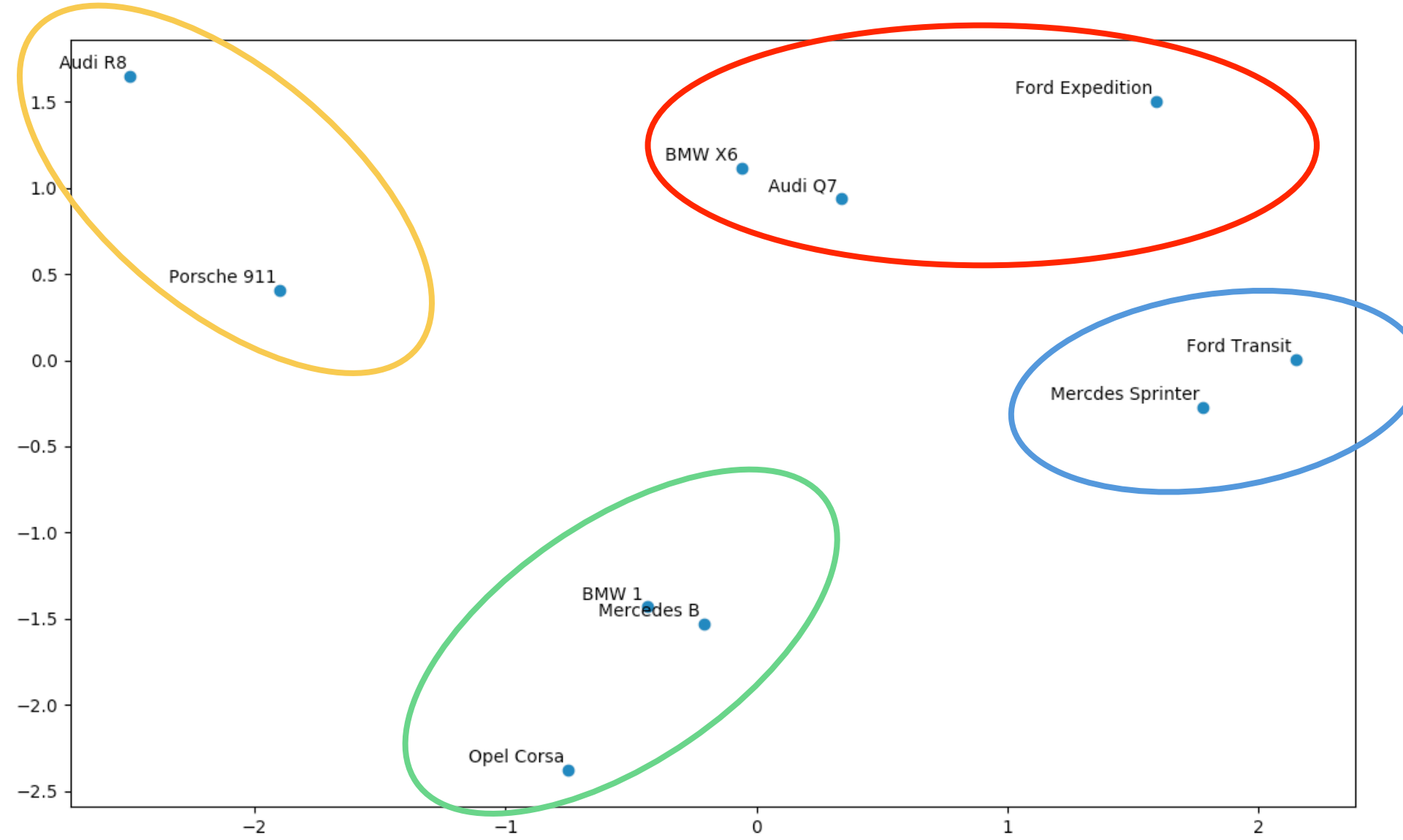
Hauptkomponentenanalyse

```
import numpy
from matplotlib.mlab import PCA
import matplotlib.pyplot

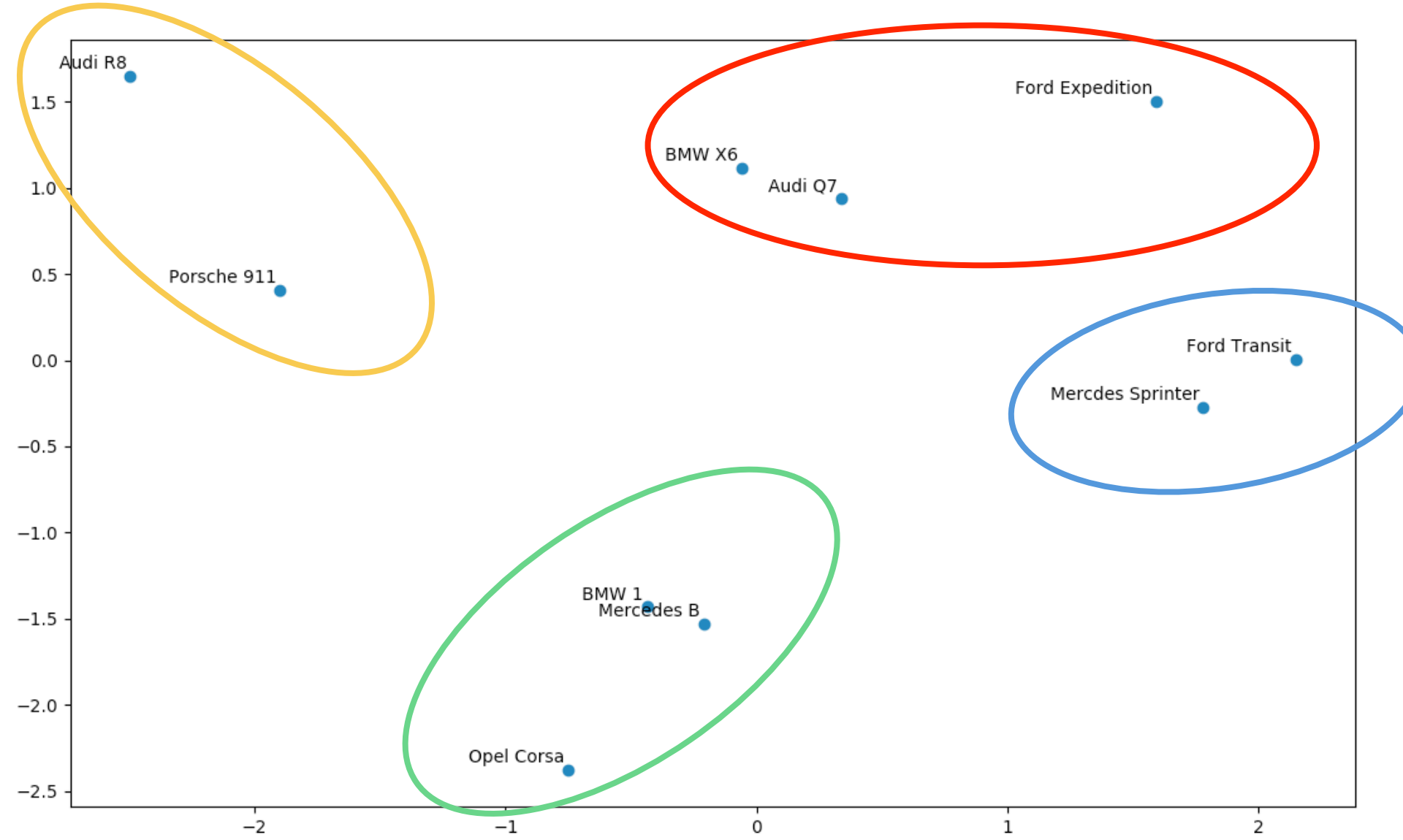
data = numpy.array( [[257,1380,4491,295],
[51,1120,4021,180], [225,2100,4909,250],
[90,1395,4358,180], [74,2043,5531,157],
[65,2030,5245,162], [223,2626,5232,182]] )

pca = PCA(data)
matplotlib.pyplot.scatter(pca.Y[:,0],
pca.Y[:,1])
matplotlib.pyplot.show()
```

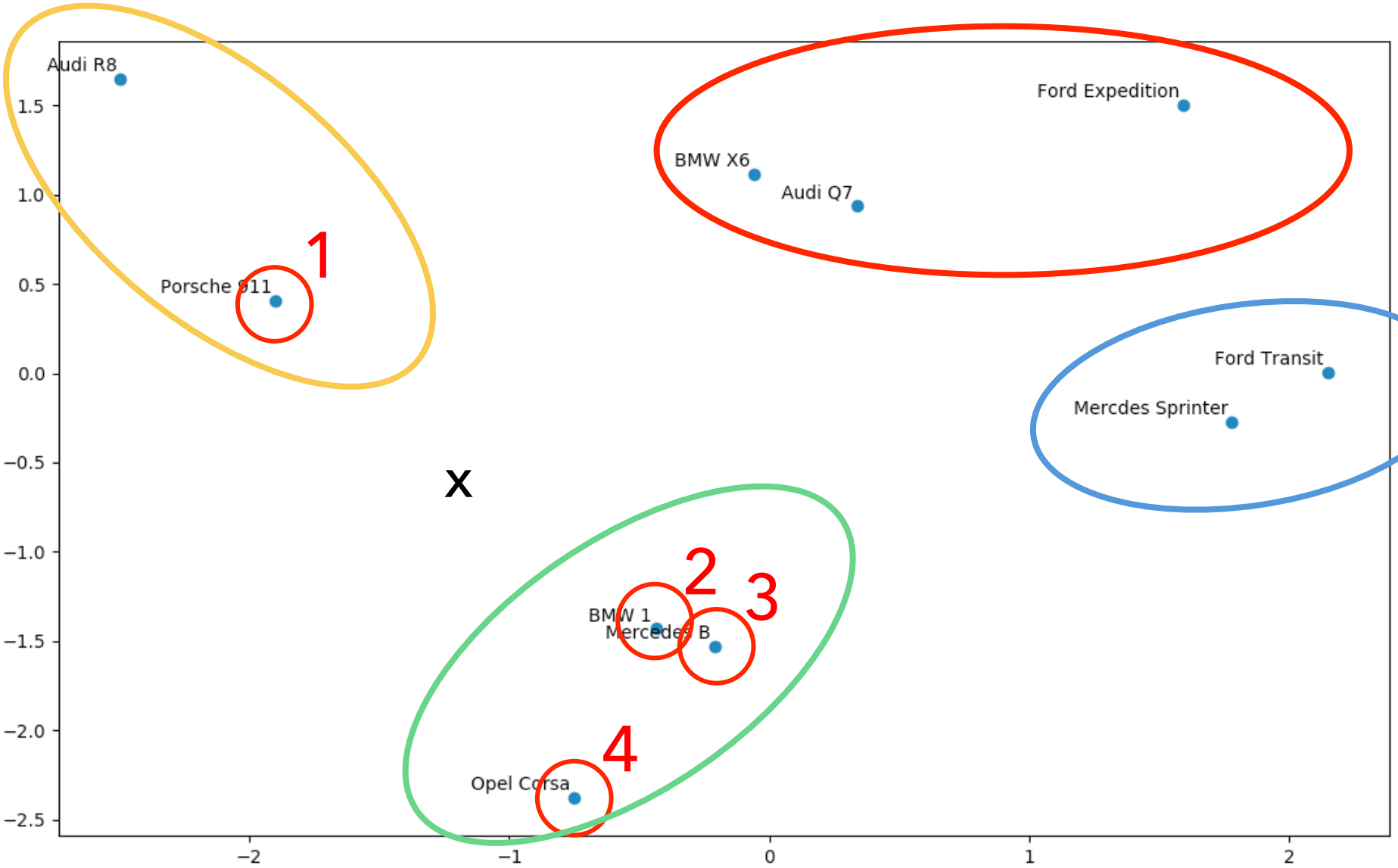

Porsche 911
BMW X6
Ford Expedition
Ford Transit
Mercdes Sprinter
Mercedes B
Opel Corsa
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
−1.5
−1.0
−0.5
0.0
0.5
1.0
1.5


Audi R8
Porsche 911
Ford Expedition
BMW X6
Audi Q7
Ford Transit
Mercdes Sprinter
BMW 1
Mercedes B
Opel Corsa
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
−2.5
−2
−1
0
1
2

Klassifizierung


Audi R8
Porsche 911
Ford Expedition
BMW X6
Audi Q7
Ford Transit
Mercdes Sprinter
BMW 1
Mercedes B
Opel Corsa
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
−2.5
−2
−1
0
1
2

KNN: k-Nearest Neighbours


Audi R8
Porsche 911
1
Ford Expedition
BMW X6
Audi Q7
Ford Transit
Mercdes Sprinter
x
2
3
BMW 1
Mercedes B
4
Opel Corsa
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
−2.5
−2
−1
0
1
2

Klassifizierung

Für k=4:

- 75%: Klein- und Kompaktwagen
- 25%: Sportwagen

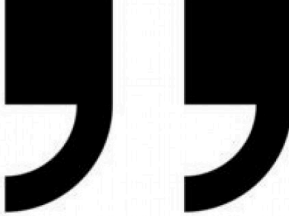
„X ist ein Klein- und Kompaktwagen mit sportlicher Note.“

tl;dr

Machine Learning ist keine Künstliche Intelligenz, es sind statistische Verfahren.

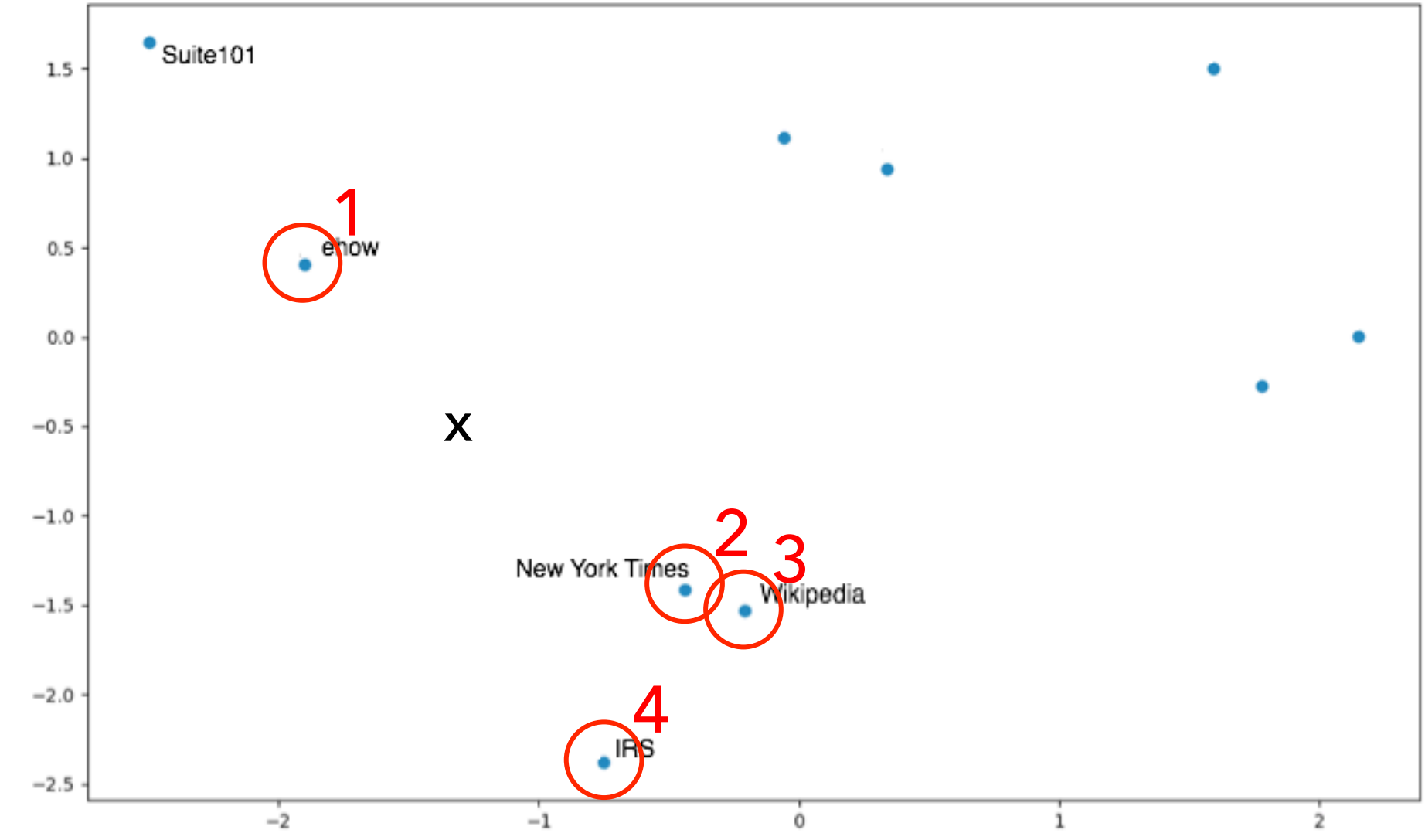
SEO

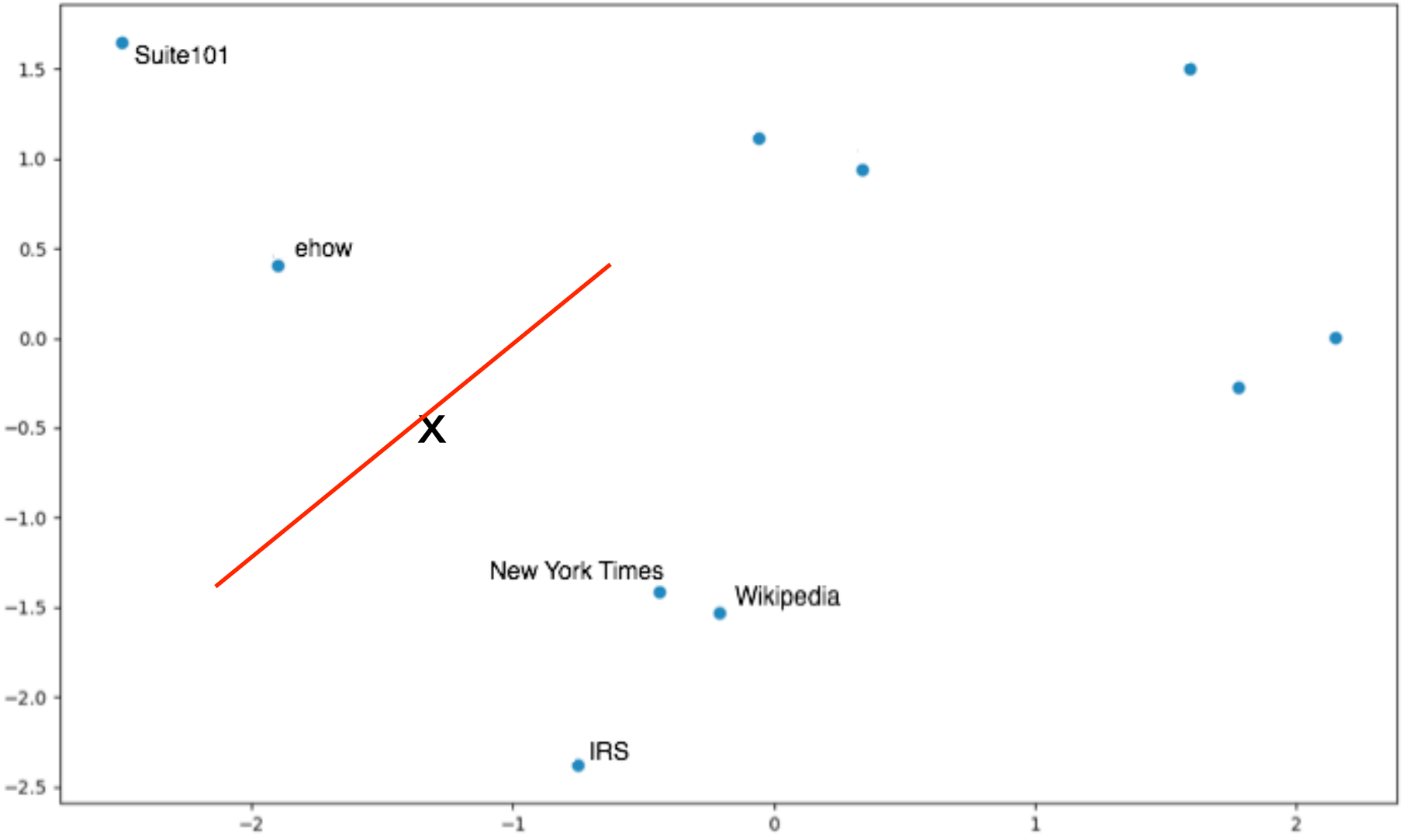

Panda-Update



We actually came up with a classifier to say, okay, IRS or Wikipedia or New York Times is over on this side, and the low-quality sites are over on this side.

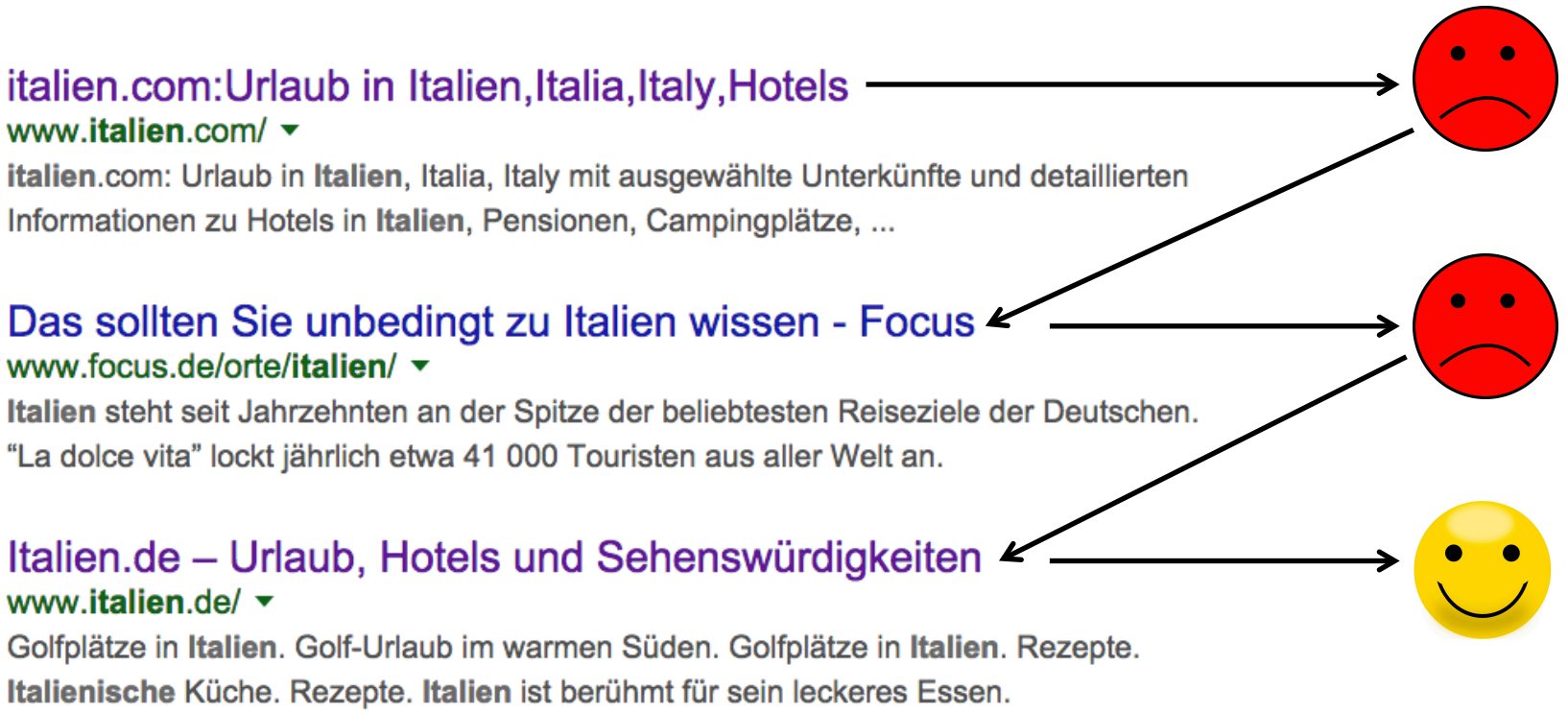
Amit Singhal, 2011, Head of Search, Google zum Panda-Update


Suite101
eHow
New York Times
Wikipedia
IRS
1
2
3
4
x
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
−2.5
−2
−1
0
1
2

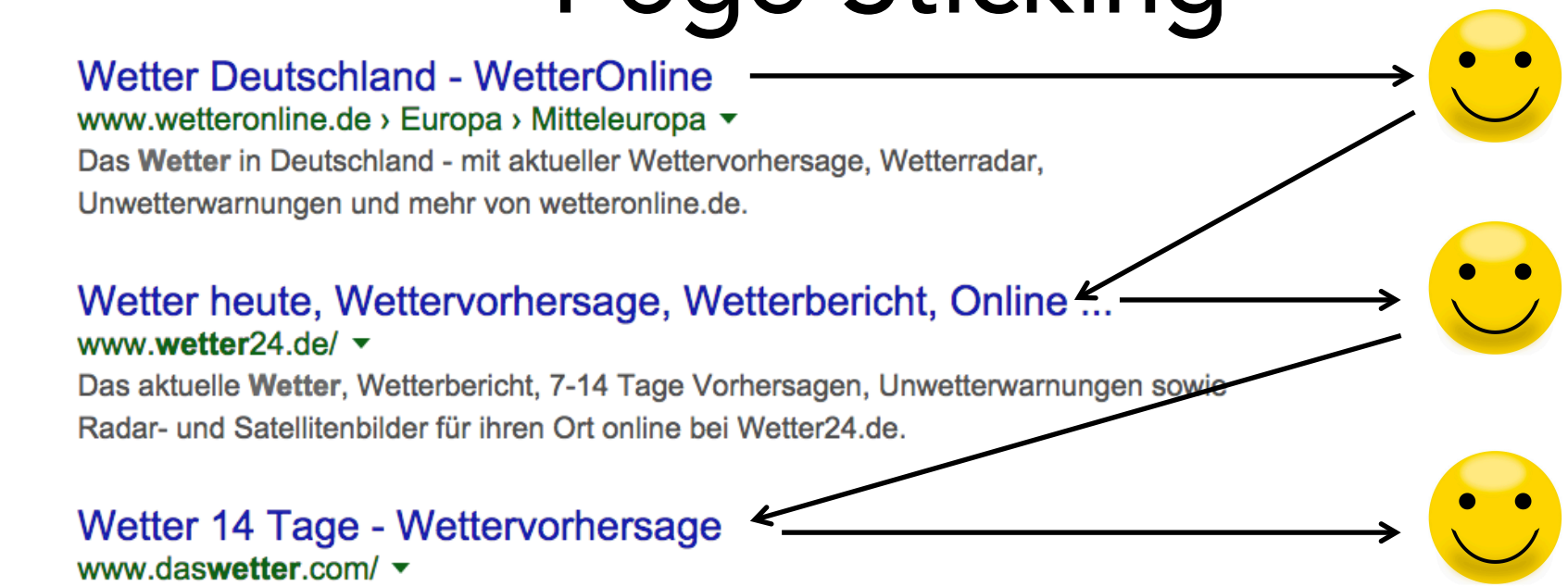

Suite101
ehow
X
New York Times
Wikipedia
IRS
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
−2.5
−2
−1
0
1
2

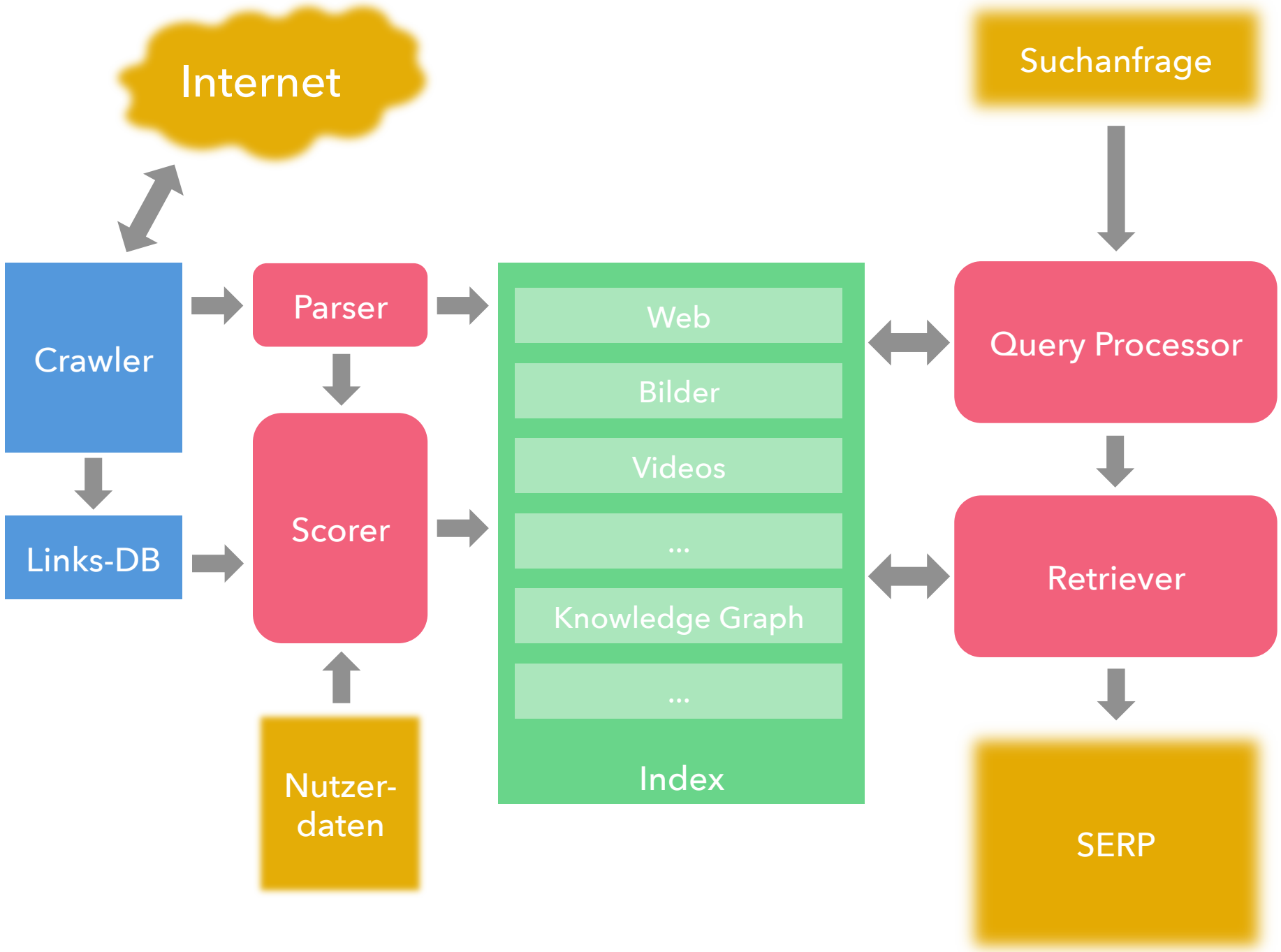

Nutzerverhalten

Pogo Sticking



Pogo Sticking




Internet
Suchanfrage
Crawler
Parser
Web
Bilder
Videos
...
Knowledge Graph
...
Index
Query Processor
Links-DB
Scorer
Retriever
Nutzer-
daten
SERP

tl;dr

Klassifizierung und Mustererkennung sind wesentliche Elemente einer Suchmaschine

Vektoren

Vektoren?

	A	B	C	D	E
1		Leistung/kW	Gewicht/kg	Länge/mm	Speed/km/h
2	Porsche 911	257	1380	4491	295
3	Opel Corsa	51	1120	4021	180
4	BMW X6	225	2100	4909	250
5	Mercedes B	90	1395	4358	180
6	Ford Transit	74	2043	5531	157
7	Mercdes Sprinter	65	2030	5245	162
8	Ford Expedition	223	2626	5232	182

Vektoren!

Porsche 911 = (257 1380 4491 295)

Opel Corsa = (51 1120 4021 180)

Vektoren? Texte!

Die einzig „wahre“ SEO KONFERENZ 😉

Auf der SEO Konferenz/Unkonferenz SEO CAMPIXX dreht sich seit Jahren alles um den Bereich der Suchmaschinenoptimierung. Hier trifft sich die SEO Szene und diskutiert über die aktuellen Entwicklungen im Bereich der organischen Suche von Google und Co.. Es ist ein Treffen der Menschen, die sich täglich mit dem Thema intensiv beschäftigen. In einer Welt, die sich immer schneller zu drehen scheint, ist der Meinungs- und Erfahrungsaustausch ein wichtiger Bestandteil des Erfolges.

Wort	ID
einzig	1
wahre	2
seo	3
konferenz	4
unkonferenz	5
campixx	6
dreht	7
jahren	8
bereich	9
suchmaschinenoptimierung	10
trifft	11
szene	12
diskutiert	13
aktuellen	14
entwicklungen	15

Vektoren!?

„Die SEO Szene diskutiert Suchmaschinenoptimierung.“

Vektoren!?

„~~Die~~ SEO Szene diskutiert Suchmaschinenoptimierung.“

(3 12 13 10)

4-dimensionaler Vektor

Vektoren!?

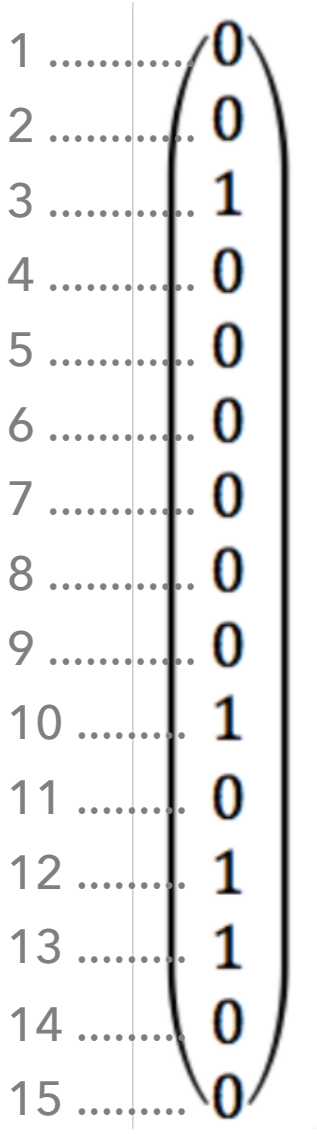
„~~Die~~ Konferenz ~~für~~ Suchmaschinenoptimierung.“

(4 10)

2-dimensionaler Vektor

„~~Die~~ SEO Szene diskutiert Suchmaschinenoptimierung.“

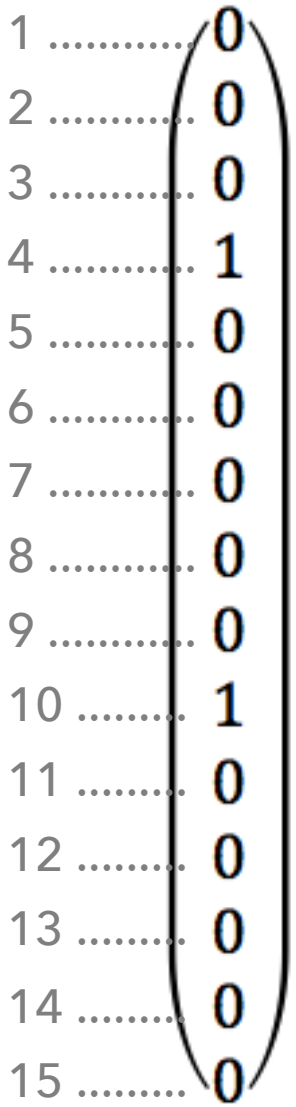
Wort	ID
einzig	1
wahre	2
seo	3
konferenz	4
unkonferenz	5
campixx	6
dreht	7
jahren	8
bereich	9
suchmaschinenoptimierung	10
trifft	11
szene	12
diskutiert	13
aktuellen	14
entwicklungen	15



15-dimensionaler Vektor

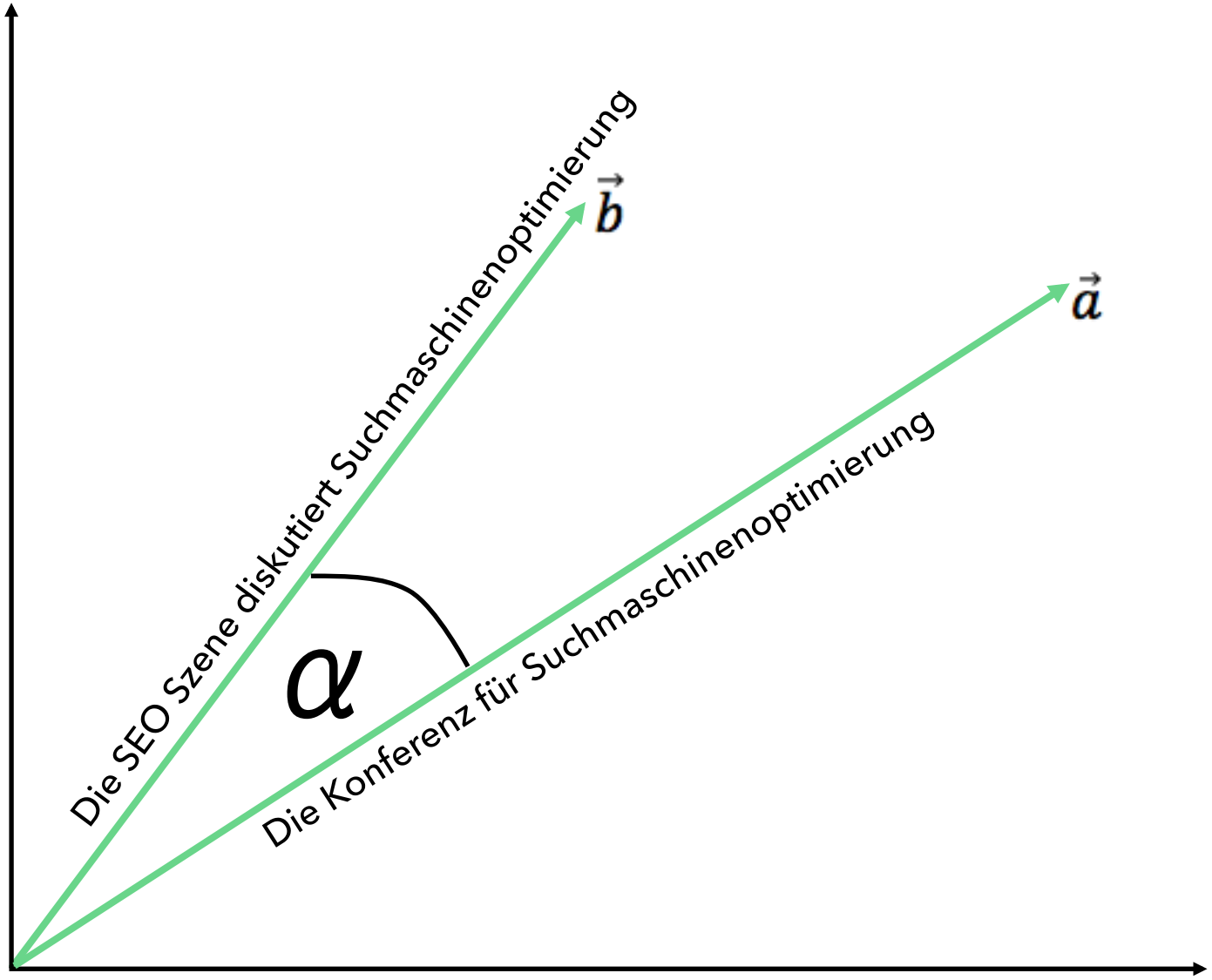
„~~Die~~ Konferenz ~~für~~ Suchmaschinenoptimierung.“

Wort	ID
einzig	1
wahre	2
seo	3
konferenz	4
unkonferenz	5
campixx	6
dreht	7
jahren	8
bereich	9
suchmaschinenoptimierung	10
trifft	11
szene	12
diskutiert	13
aktuellen	14
entwicklungen	15

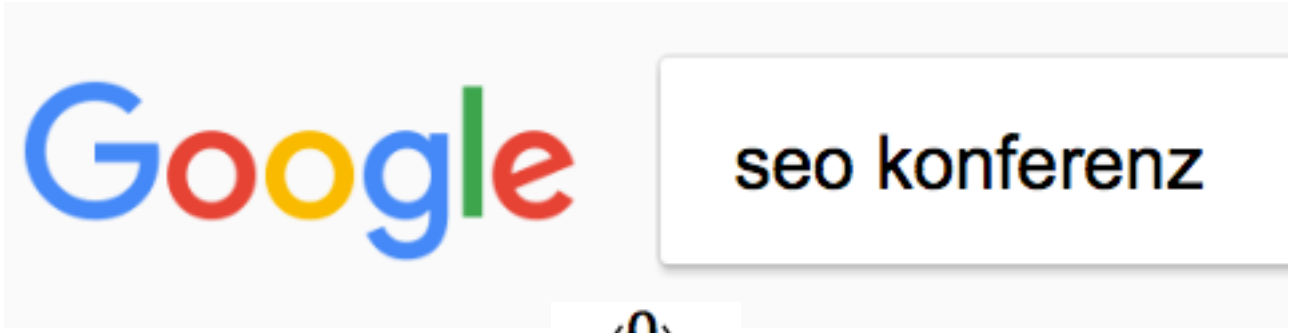


15-dimensionaler Vektor

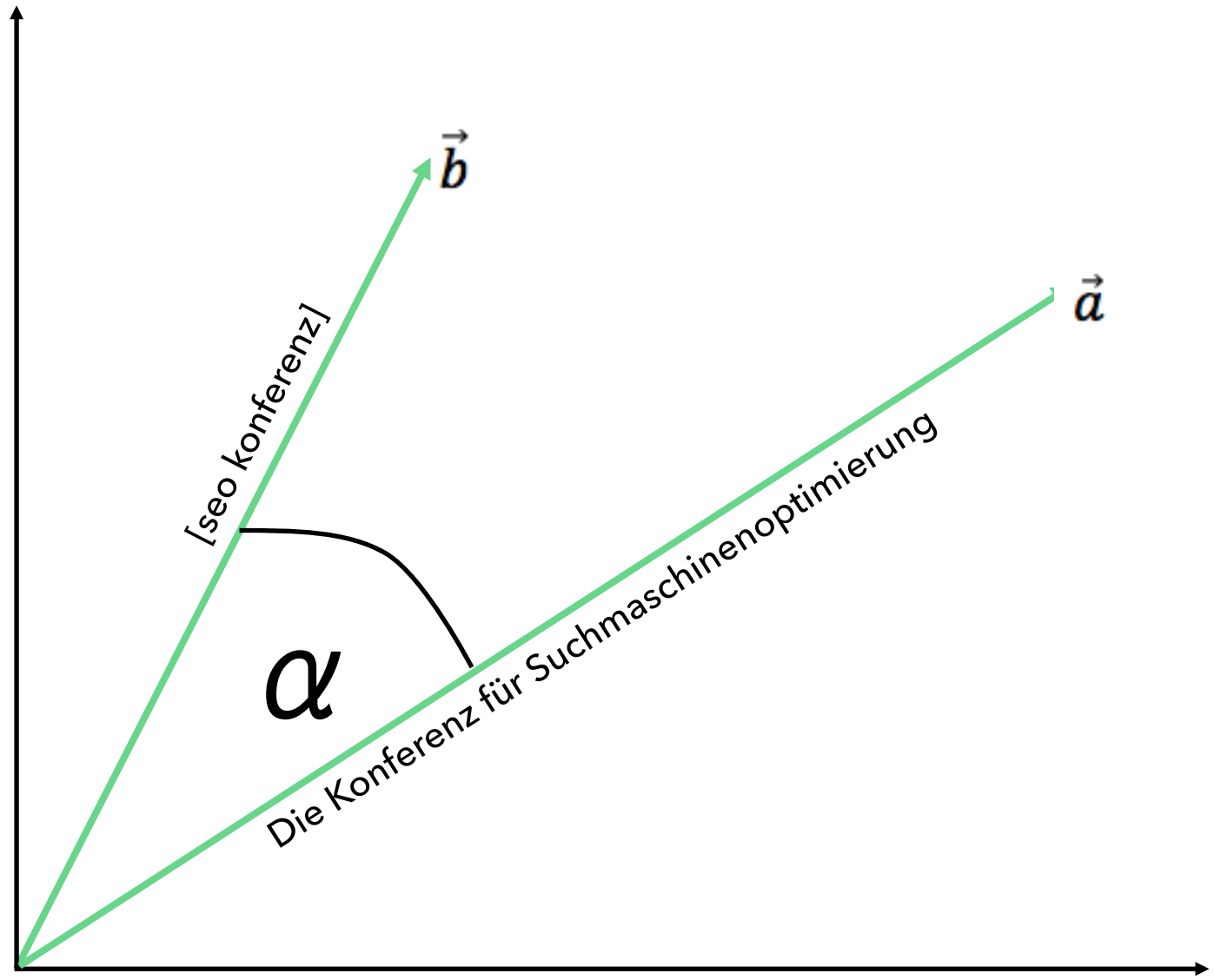
Wieso Vektoren?


Die SEO Szene diskutiert Suchmaschinenoptimierung
$\vec{b}$
$\vec{a}$
Die Konferenz für Suchmaschinenoptimierung
α

$$\cos(\alpha) = \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{|\vec{a}|\ |\vec{b}|}$$



$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$


$\vec{b}$
$\vec{a}$
[seo konferenz]
Die Konferenz für Suchmaschinenoptimierung
α

$$\vec{a} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Die Konferenz für Suchmaschinenoptimierung.

$$\vec{b} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

[seo konferenz]

$$\cos(\alpha) = \frac{1}{\sqrt{2}\,\sqrt{2}} = 0{,}5$$

$$\vec{a} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

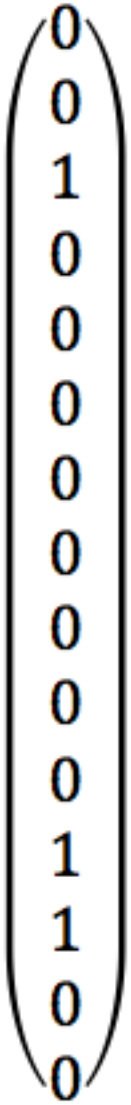
Die SEO Szene diskutiert Suchmaschinenoptimierung

$$\vec{b} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

[seo konferenz]

$$\cos(\alpha) = \frac{1}{\sqrt{3}\sqrt{2}} \cong 0{,}4$$

Term-Gewichtung



tl;dr

Das *Vector Space Model* ist die Grundlage der Suchmaschinen

RankBrain

Rankbrain lets us understand queries better. No affect on crawling nor indexing or replace anything in ranking

Gary Illyes, Google

twitter.com/methode/status/710752780462456832

fb js lib



fb js lib

Alle Bilder News Videos Shopping Mehr Einstellungen Tools

Ungefähr 477.000 Ergebnisse (0,67 Sekunden)

JavaScript SDK - Web SDKs - Facebook for Developers

https://developers.facebook.com/docs/javascript ▾ Diese Seite übersetzen

The Facebook SDK for **JavaScript** provides a rich set of client-side functionality for adding Social Plugins, making API calls and implementing Facebook Login.

Quickstart · Examples · Reference · jQuery

A JavaScript library for building user interfaces - React - Facebook Code

https://facebook.github.io/react/ ▾ Diese Seite übersetzen

Declarative. React makes it painless to create interactive UIs. Design simple views for each state in your application, and React will efficiently update and render ...

fb - npm

https://www.npmjs.com/package/fb ▾ Diese Seite übersetzen

Libraries can isolate themselves from the options belonging to the default **FB** by creating an ... Update appId and appSecret in samples/scrumptious/config.**js**.

GitHub - facebook/fbjs: A collection of utility libraries used by other ...

https://github.com/facebook/fbjs ▾ Diese Seite übersetzen

fbjs - A collection of utility **libraries** used by other Facebook **JS** projects.

Rankbrain?


NEIN

Query Expansion

Begriffe in der Suchanfrage werden durch Synonyme ersetzt:

fb : (fb OR facebook)

js : (js OR javascript)

lib: (lib OR library OR libraries)

(fb OR facebook) AND (js OR javascript) AND (lib OR library OR libraries)

Google

hier klicken

Alle | Bilder | Maps | Shopping | Videos | Mehr | Einstellungen | Tools

Ungefähr 159.000.000 Ergebnisse (0,60 Sekunden)

Bilder zu hier klicken



→ Weitere Bilder zu hier klicken

Unangemessene Bilder melden

Adobe Flash Player-Download

https://get.adobe.com/de/flashplayer/ ▾

Wenn Sie auf die Schaltfläche „Jetzt installieren" **klicken**, erkennen Sie an, dass Sie die Adobe-Software-Lizenzbedingungen* gelesen haben und akzeptieren.

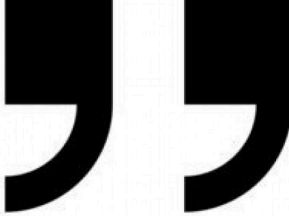
bitte hier klicken - Englisch-Übersetzung – Linguee Wörterbuch

www.linguee.de/deutsch-englisch/uebersetzung/bitte+hier+klicken.html ▾

Viele übersetzte Beispielsätze mit "bitte **hier klicken**" – Englisch-Deutsch Wörterbuch und Suchmaschine für Millionen von Englisch-Übersetzungen.

Was tut RankBrain?

RankBrain ist wie ein Gespräch in einer Bar: Du verstehst nicht alles, kannst aber trotzdem erahnen, was dein Gegenüber gemeint hat.



Word embeddings is one layer of what RankBrain is doing

Paul Haahr

Google Ranking Engineer

Word Embeddings?

Word Embeddings

Ordnet jedem Wort einen Vektor in einem vorgegebenen n-dimensionalen Vektorraum zu.

	Vector Space Model	Word Embeddings
Vektor	Dokument	Wort
Dimension	Anzahl der unterschiedlichen Wörter (~ Millionen pro Sprache)	definierbar (~100)

Research at Google

Search

Home Publications People Teams Outreach Blog Work at Google

Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space

Venue

International Conference on Learning Representations (2013)

Publication Year

2013

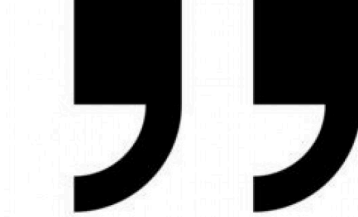
Authors

Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg S. Corrado, Jeffrey Dean

Abstract

We propose two novel model architectures for computing continuous vector representations of words from very large data sets. The quality of these representations is measured in a word similarity task, and the results are compared to the previously best performing techniques based on different types of neural networks. We observe large improvements in accuracy at much lower computational cost, i.e. it takes less than a day to learn high quality word vectors from a 1.6 billion words data set. Furthermore, we show that these vectors provide state-of-the-art performance on our test set for measuring syntactic and semantic word similarities.

https://arxiv.org/pdf/1301.3781.pdf



They found that Rankbrain is the third most important signal of the hundreds of signals in the search engine

Greg Corrado

Senior Research Scientist, Google



AJ Kohn
@ajkohn

Follow

Google doesn't quite understand what RankBrain is doing says @haahr #smx

10:39 PM - 3 Mar 2016

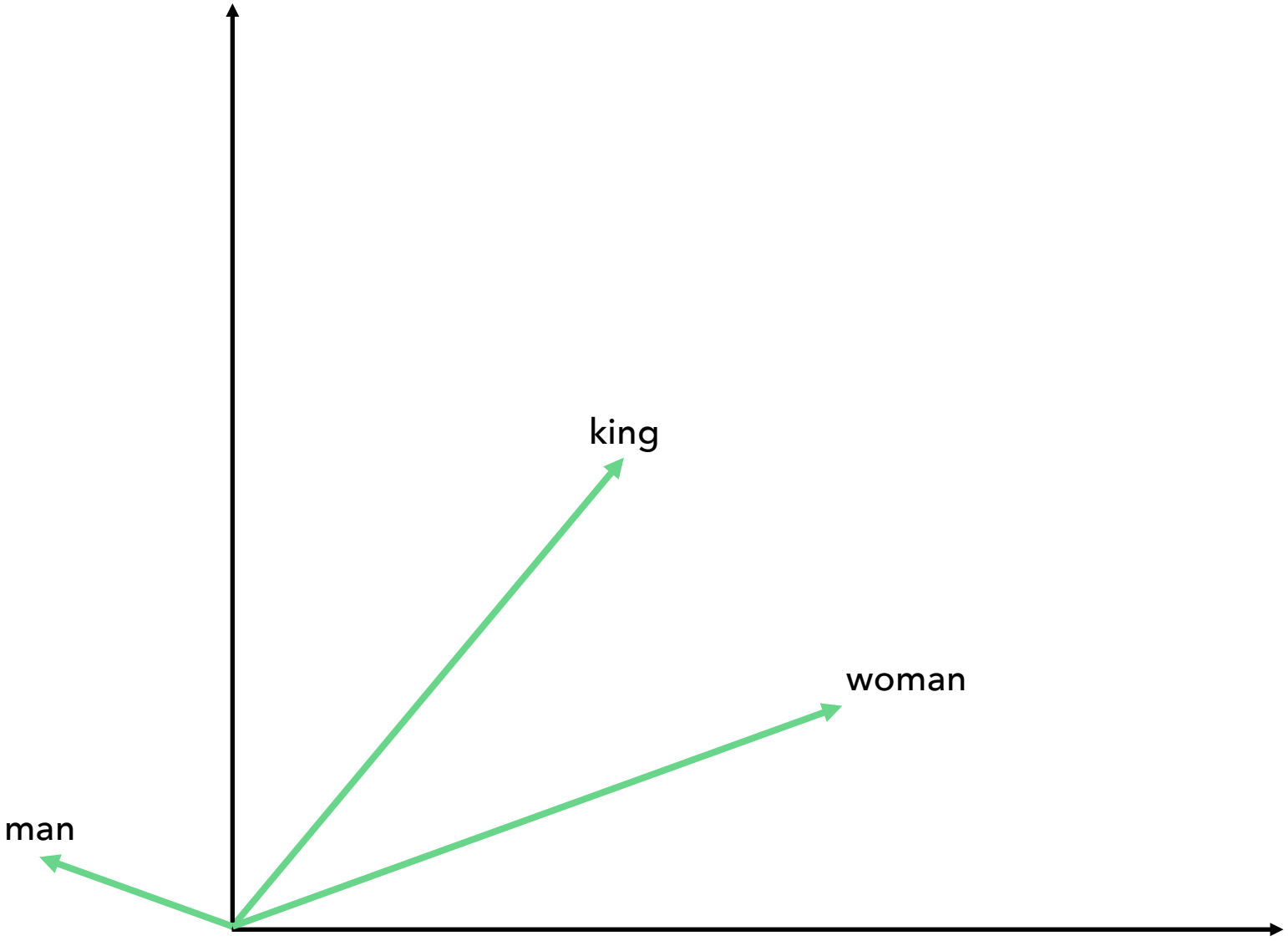
20 15

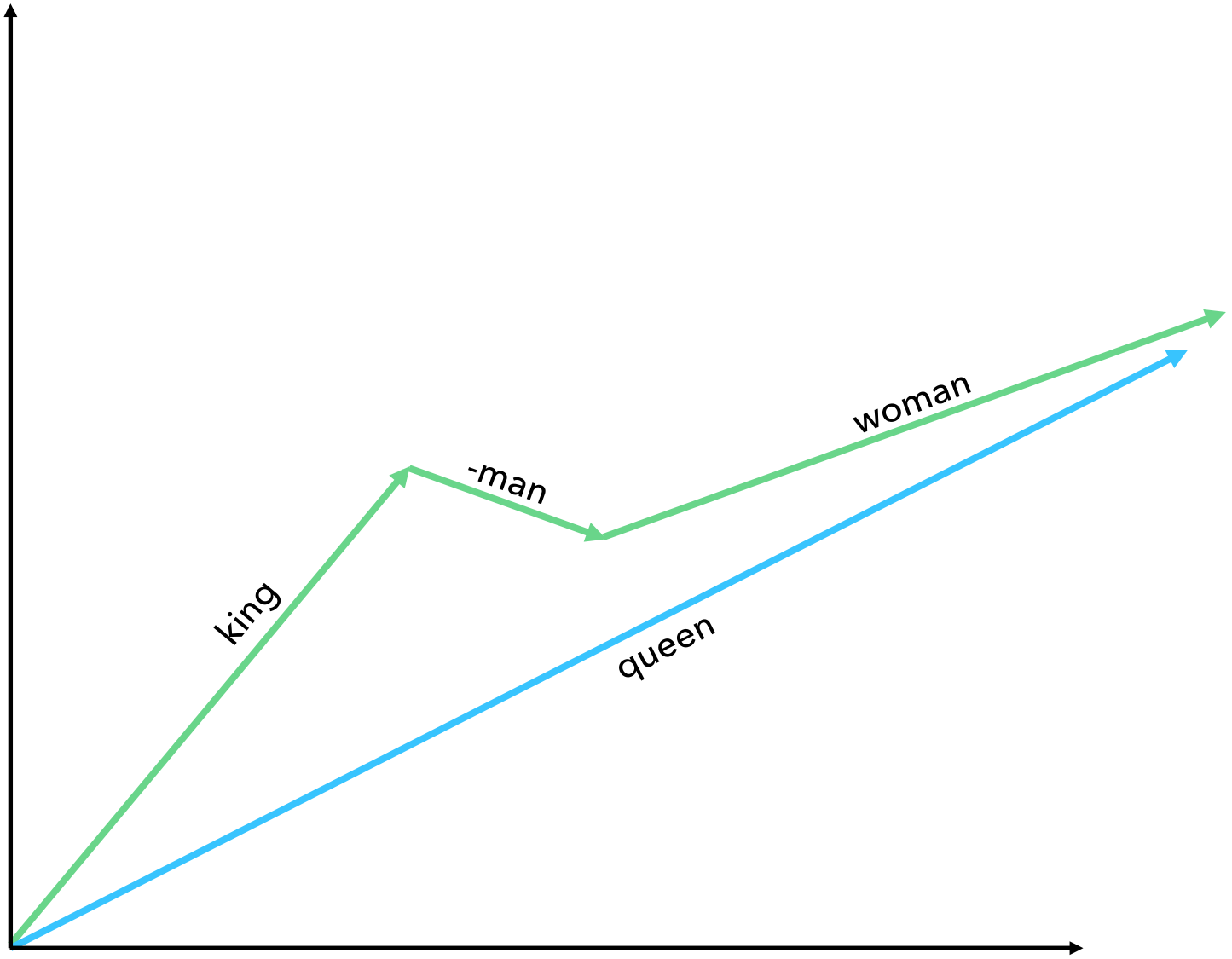
word2vec

word2vec

- Implementierung von Word Embeddings
- Entwickler: Hauptautor des „RankBrain“-Papers
- von Google als Open Source veröffentlicht

king - man + woman = queen


king
woman
man


king
-man
woman
queen

word2vec: Wikipedia

- Textkorpus: Deutsche Wikipedia
- Umfang: ca. 5 GB
- Dimensionen: 200
- Rechner: 1 Linux-PC
- Rechenzeit: ca. 5h

Ein Wortvektor

```
>>> model['Deutschland']

array([-0.17056844,  0.21269274, -0.03974468, -0.13742411, -0.14030556,
       -0.12343134,  0.03030524,  0.07378203,  0.09120694, -0.03833215,
        0.07605566, -0.22692117, -0.0372661 , -0.14059019, -0.0159155 ,
        0.0566469 , -0.2352751 ,  0.0908512 ,  0.11355181, -0.33705932,
        0.28964671, -0.22910097, -0.33387369,  0.07616522,  0.13856077,
        0.25217646, -0.13710977,  0.1863226 , -0.18329284,  0.01402729,
        0.19754136,  0.01741185,  0.14953889,  0.16348626,  0.04032363,
        0.0295881 ,  0.14383091, -0.05789711, -0.32364163, -0.06115306,
       -0.00390999, -0.05212555, -0.08241429,  0.12168347,  0.16694084,
       -0.12348824, -0.07823916, -0.17287549, -0.16471848, -0.02606586,
       ...
       -0.03940355,  0.1477468 , -0.02377039, -0.10985888,  0.01779288,
        0.02604795, -0.2331516 ,  0.04870832,  0.0108074 ,  0.35067657],
      dtype=float32)
```

Ähnliche Vektoren

```
>>> model.most_similar(positive=['Deutschland'])

[(u'Schweiz', 0.7215635776519775), (u'Oesterreich', 0.6851878762245178),
(u'Grossbritannien', 0.6840066313743591), (u'Bundesrepublik',
0.6752889752388), (u'Niederlanden', 0.6633405089378357), (u'USA',
0.645158588886261), (u'Benelux-Laendern', 0.6436079144477844),
(u'Westdeutschland', 0.6359853148460388), (u'Benelux-Staaten',
0.6338233947753906), (u'Belgien', 0.633062422275543 2)]
```

König - Mann + Frau

```
>>> model.most_similar(positive=['Koenig', 'Frau'], negative=['Mann'])

[(u'Gemahlin', 0.7290278673171997), (u'Koenigs', 0.7272396087646484),
(u'Regentin', 0.711432158946991), (u'Koenigin', 0.695782423019409 2),
(u'Titularkoenigs', 0.694215059280395 5), (u'Thronerbin',
0.683188974857330 3), (u'Thronbesteigung', 0.65388077497482 3),
(u'Eduards', 0.651421189308166 5), (u'Regentschaft', 0.64992129802703 86),
(u'Maetresse', 0.649746477603912 4)]
```

BVB - Dortmund

```
>>> model.most_similar(positive=['BVB'], negative=['Dortmund'])


[(u'FCB', 0.4260534942150116), (u'Meistersaison', 0.42316386103630066),
(u'HCD', 0.41227492690086365), (u'FCZ', 0.4101860225200653), (u'Klub',
0.40667372941970825), (u'Amartey', 0.3984243869781494), (u'Liga-
Einsaetzen', 0.3966960737228394), (u'Einwechselspieler',
0.3937013149261474 6), (u'Auswechselbank', 0.392204821109771 73),
(u'Topstuermer', 0.3884330093860626)]
```

Yandex - Russland

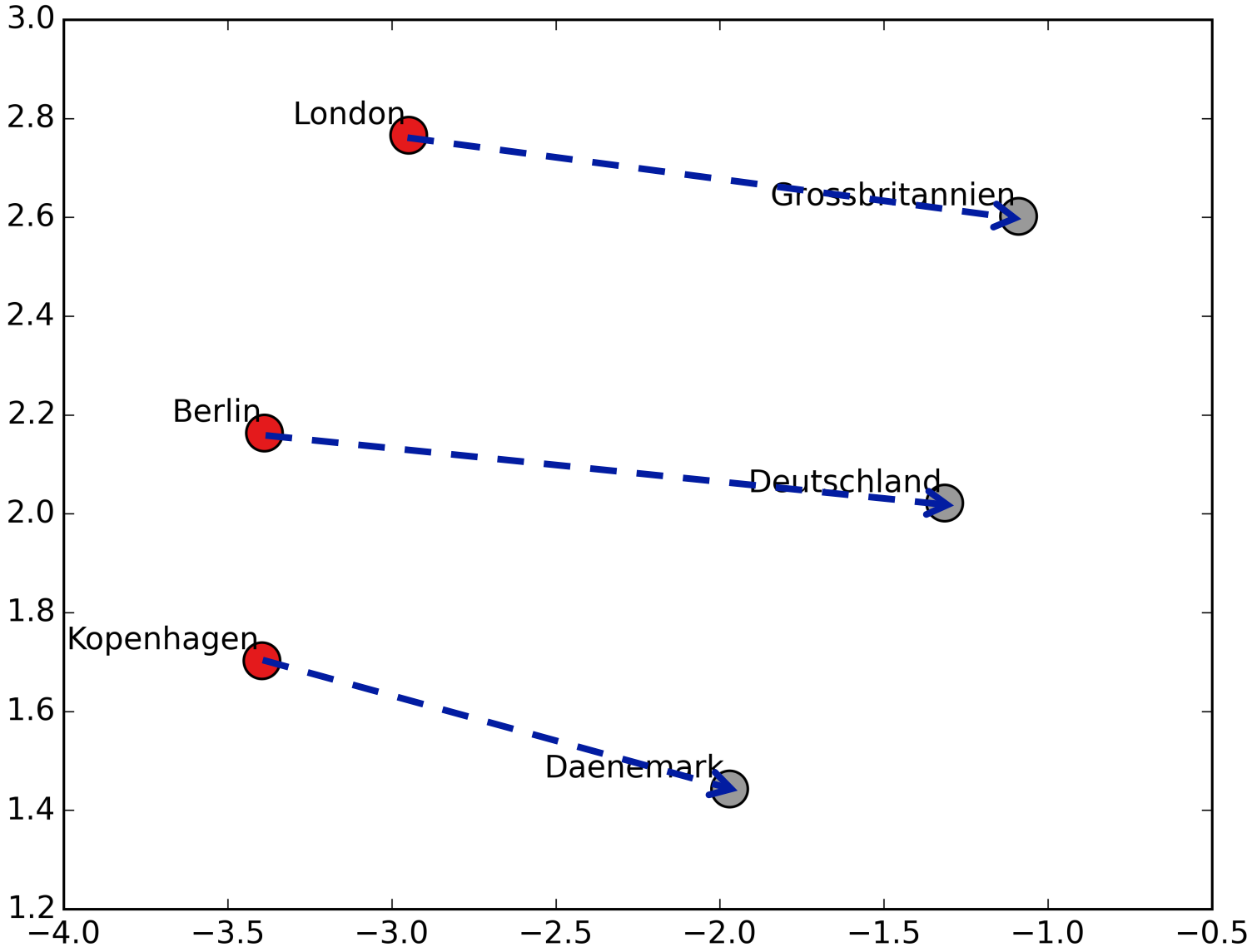
```
>>> model.most_similar(positive=['Yandex'], negative=['Russland'])


[(u'Suchmaschine', 0.5760137438774109), (u'Gmail', 0.567463755607605),
(u'Yahoo', 0.5637897253036499), (u'Askcom', 0.561719834804534 9),
(u'Online-Dienst', 0.5605486631393433), (u'Google', 0.560268998146057 1),
(u'Open-Source-Alternative', 0.5600292682647705), (u'WebCrawler',
0.5509215593338013), (u'Googles', 0.5455577373504639), (u'Inktomi',
0.5444713830947876)]
```

Canberra - Australien + Kanada

```
>>> model.most_similar(positive=['Canberra', 'Kanada'],
negative=['Australien'])

[(u'Ottawa', 0.7005172371864319), (u'Ontario', 0.6972213983535767),
(u'Montreal', 0.6887485384941101), (u'Toronto', 0.6846897006034851),
(u'Winnipeg', 0.6674027442932129), (u'Mississauga', 0.6657336950302124),
(u'Saskatoon', 0.6404088735580444), (u'Halifax', 0.6335928440093994),
(u'Alberta', 0.6323922276496887), (u'Saskatchewan', 0.626349687576294)]
```


London
Grossbritannien
Berlin
Deutschland
Kopenhagen
Daenemark
3.0
2.8
2.6
2.4
2.2
2.0
1.8
1.6
1.4
1.2
−4.0
−3.5
−3.0
−2.5
−2.0
−1.5
−1.0
−0.5

Was passt nicht in die Reihe?

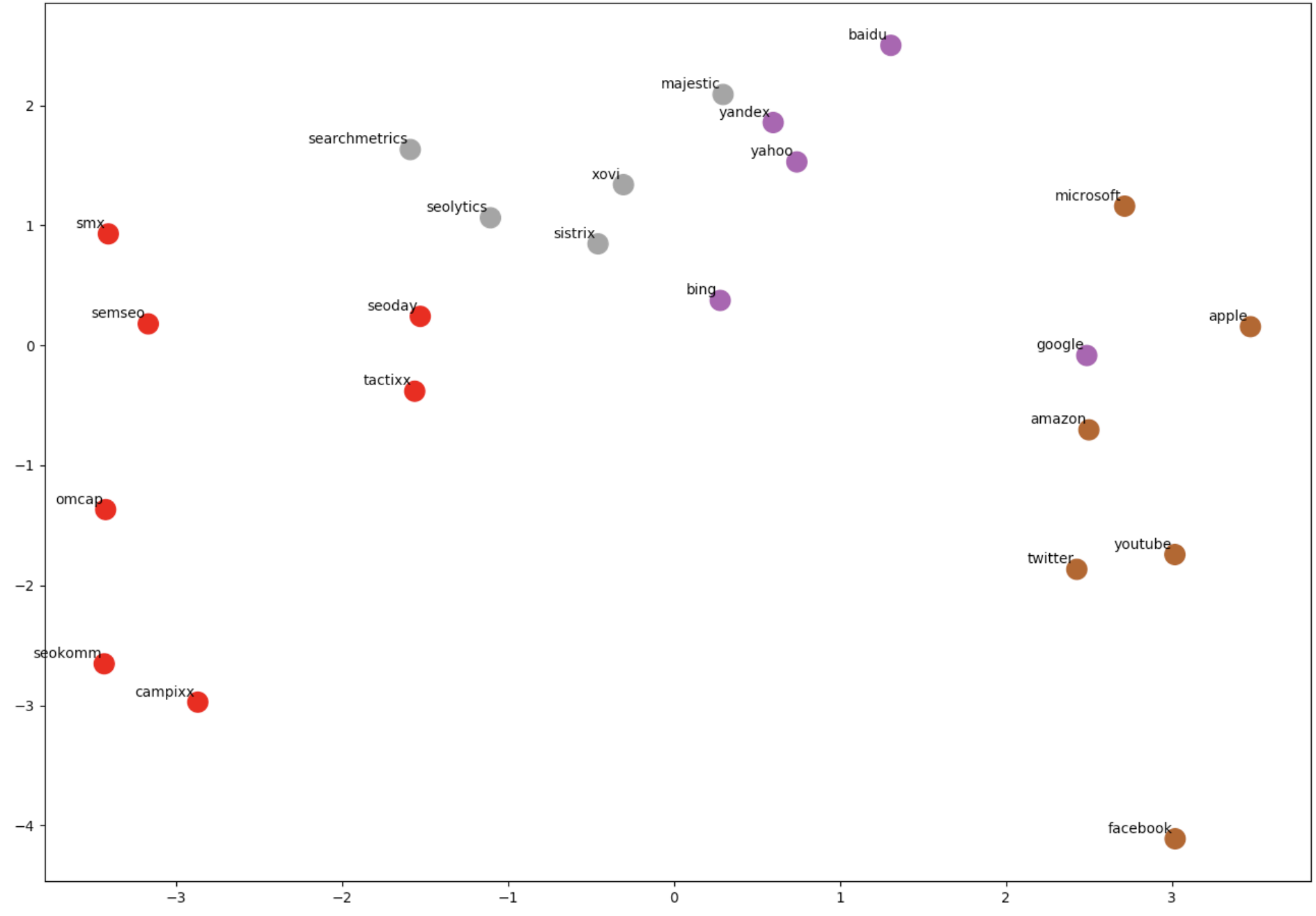
```
>>> model.doesnt_match("Fruehstueck Mittagessen Restaurant
Abendessen".split())
'Restaurant'

>>> model.doesnt_match("Rom Florenz Gardasee Venedig".split())
'Gardasee'

>>> model.doesnt_match("Entwickler Developer SEO Programmierer".split())
'SEO'
```

word2vec: Twitter

- Textkorpus: 150.000 Tweets von 60 deutschen SEO-Accounts
- Umfang: 14 MB
- Dimensionen: 20
- Rechner: 1 MacBook Pro
- Rechenzeit: ca. 30s


baidu
majestic
yandex
searchmetrics
yahoo
xovi
microsoft
seolytics
smx
sistrix
bing
semseo
seoday
apple
google
tactixx
amazon
omcap
youtube
twitter
seokomm
campixx
facebook
2
1
0
−1
−2
−3
−4
−3
−2
−1
0
1
2
3

Intelligenz?

Welcher Begriff gehört nicht dazu?

Stellen Sie Ihre Intelligenz auf die Probe! Jeweils einer der folgende Begriffe passt logisch nicht zu den anderen - welcher ist es?

Wenn mehrere Zusammenhänge möglich sind, sollte die einfachste Erklärung gewählt werden. Es geht nicht um äußerliche Eigenheiten der Worte wie Anfangsbuchstaben, Silbenzahl oder Konsonanten. Lediglich die Begriffe selbst sind von Bedeutung. Die Aufgaben stammen aus offiziellen Intelligenztests.

1

Aus den folgenden Begriffen muss derjenige ausgewählt werden, der logisch nicht zu den anderen passt.

- **A** Biene
- **B** Ameise
- **C** Fliege
- **D** Spinne

NEU IN LEBEN





Ergebnis

- 6 von 10 Fragen korrekt beantwortet
- Erwartungswert: 2,5
- Wahrscheinlichkeit, zufällig mindestens sechs Fragen korrekt zu beantworten: 2 Prozent

Hauptstädte raten

Land	Hauptstadt W2V	Korrekt?
Ungarn	Pécs	✖ (7)
Großbritannien	London	✔
Dänemark	Kopenhagen	✔
Malta	Valetta	✔
USA	Chicago	✖
Kanada	Ottawa	✔
Mali	Bamako	✔
Ghana	Accra	✔
Malawi	Harare	✖ (7)
Thailand	Bangkok	✔

Fakten!

Our ongoing work shows that the word vectors can be successfully applied to automatic extension of facts in Knowledge Bases, and also for verification of correctness of existing facts.

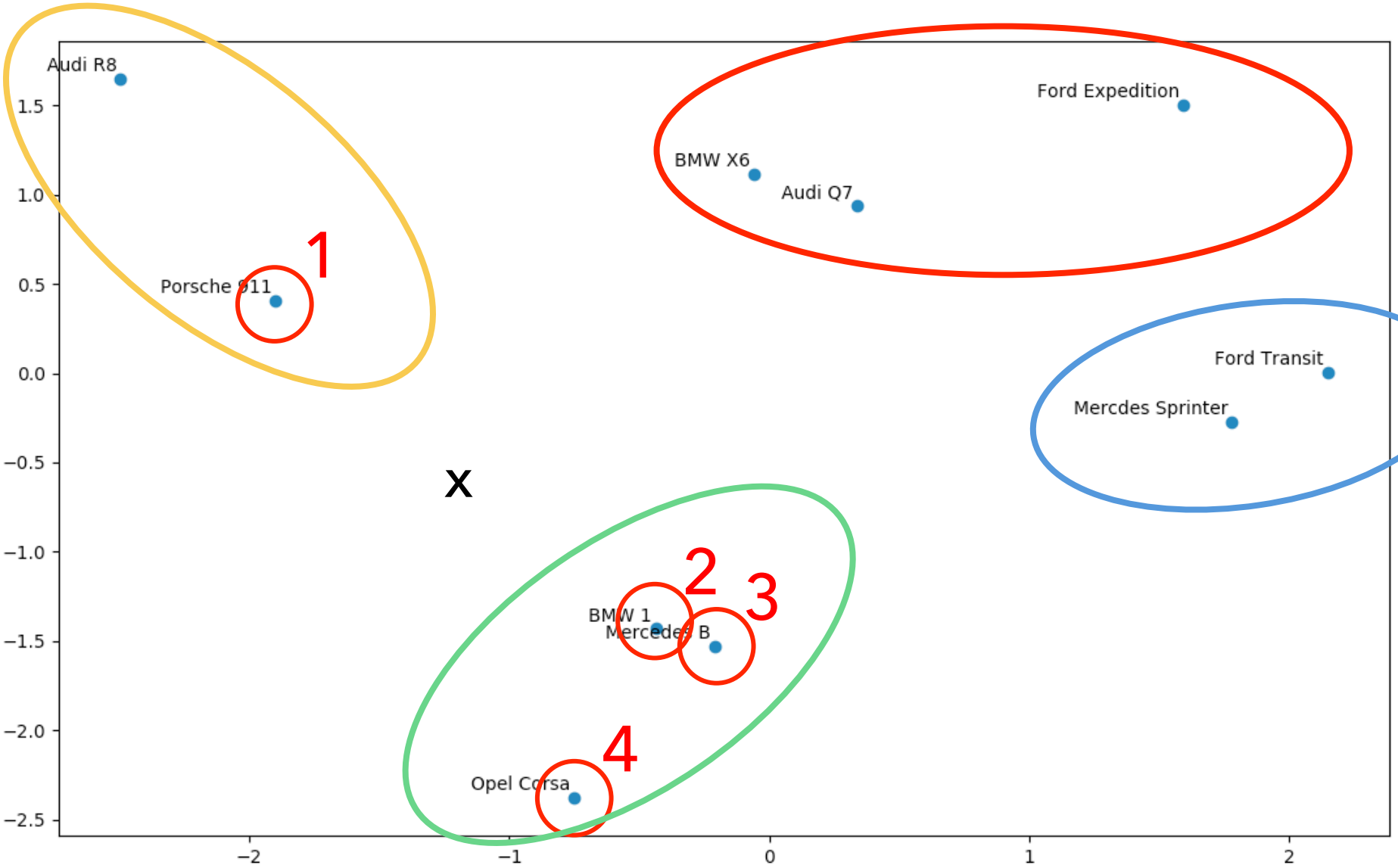
https://arxiv.org/pdf/1301.3781.pdf

Sinn von Faktenerkennung

Wie seriös ist ein Text mit diesem Satz?

Die besten Onlineshops für Mode sind Zalando, Otto, MeinTollerModeShop24 und Bonprix.

Einsatzmöglichkeiten


Audi R8
Porsche 911
1
Ford Expedition
BMW X6
Audi Q7
Ford Transit
Mercdes Sprinter
x
2
3
BMW 1
Mercedes B
4
Opel Corsa
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
−2.5
−2
−1
0
1
2

Klassifizierung

Für k=4:

- 75%: Klein- und Kompaktwagen
- 25%: Sportwagen

Klassifizierung

Für k=4:

- 75%: Klein- und Kompaktwagen
- 25%: Sportwagen

Automatische Textgenerierung:

„X ist ein Klein- und Kompaktwagen mit sportlicher Note.“

Interne Verlinkung verbessern

model.most_similar(positive=['smx'])

[('pubcon', 0.9169619083404541),('omcap', 0.9165341854095459), ('semseo', 0.9107562303543091), ('ses', 0.8925763964653015), ('dmexco', 0.8706843852996826), ('seokomm', 0.85318577289581 3), ('party', 0.8514363765716553), ('seocampixx', 0.8246223330497742), ('seoday', 0.8103746175765991), ('keynote', 0.8082725405693054)]

Interne Suche verbessern

model.most_similar(positive=['Microsoft’])

[(u'Microsofts', 0.9338420033454895),
(u'Windows', 0.9058634638786316),
(u'Betriebssystem', 0.894881904125213 6),
(u'Linux', 0.8942943215370178), (u'OS2',
0.893306910991668 7), (u'Novell',
0.86415034532547), (u'Desktop',
0.8638637065887451), (u'Betriebssysteme',
0.8620904088020325), (u'XP',
0.8611778020858765), (u'OpenOfficeorg',
0.8544553518295288)]

Learnings

Google erkennt die Suchabsicht immer besser

Wir müssen uns von den „Keywords“ lösen und für Suchabsichten optimieren



Klassische Rankingsignale (Seitentitel, Links, etc.) werden zunehmend unwichtiger



Das Nachvollziehen einzelner, konkreter Rankings wird immer schwieriger.



Mitten im Übergangsprozess: Noch sind auch die klassischen Signale (Links!) wichtig



Google kann automatisiert Fakten erkennen. Websites mit unseriösen Inhalten können abgewertet werden.



Wer selber Machine-Learning-Methoden nachvollziehen möchte: Python lernen!



Vielen Dank!

Blog https://expiredweb.net/

Twitter @stefanfis