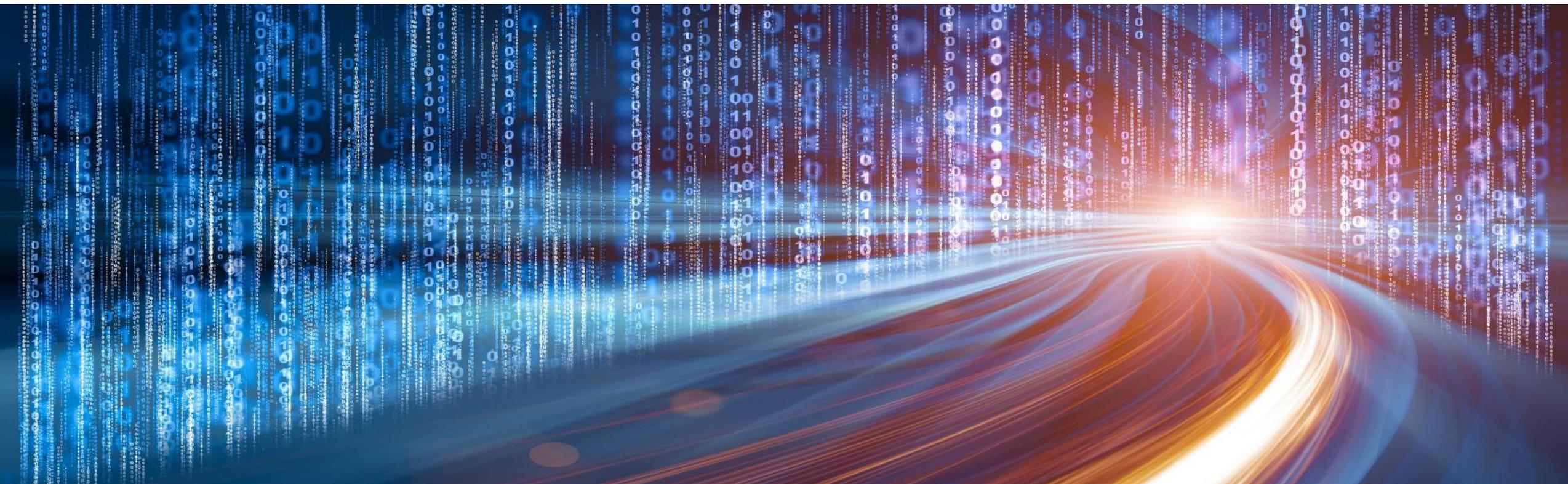


# KÜNSTLICHE INTELLIGENZ IN DER PRAXIS: EINSATZ VON KI UND ML IM KONTEXT DATA DRIVEN MARKETING

**Data & Analytics Praxistag 2023**

9. November 2023, Christoph Buch und Tobias Jenner



# Agenda

**01**

Einleitung

**02**

Machine Learning in  
Data Driven Marketing

**03**

Fokus: Data Driven  
Targeting

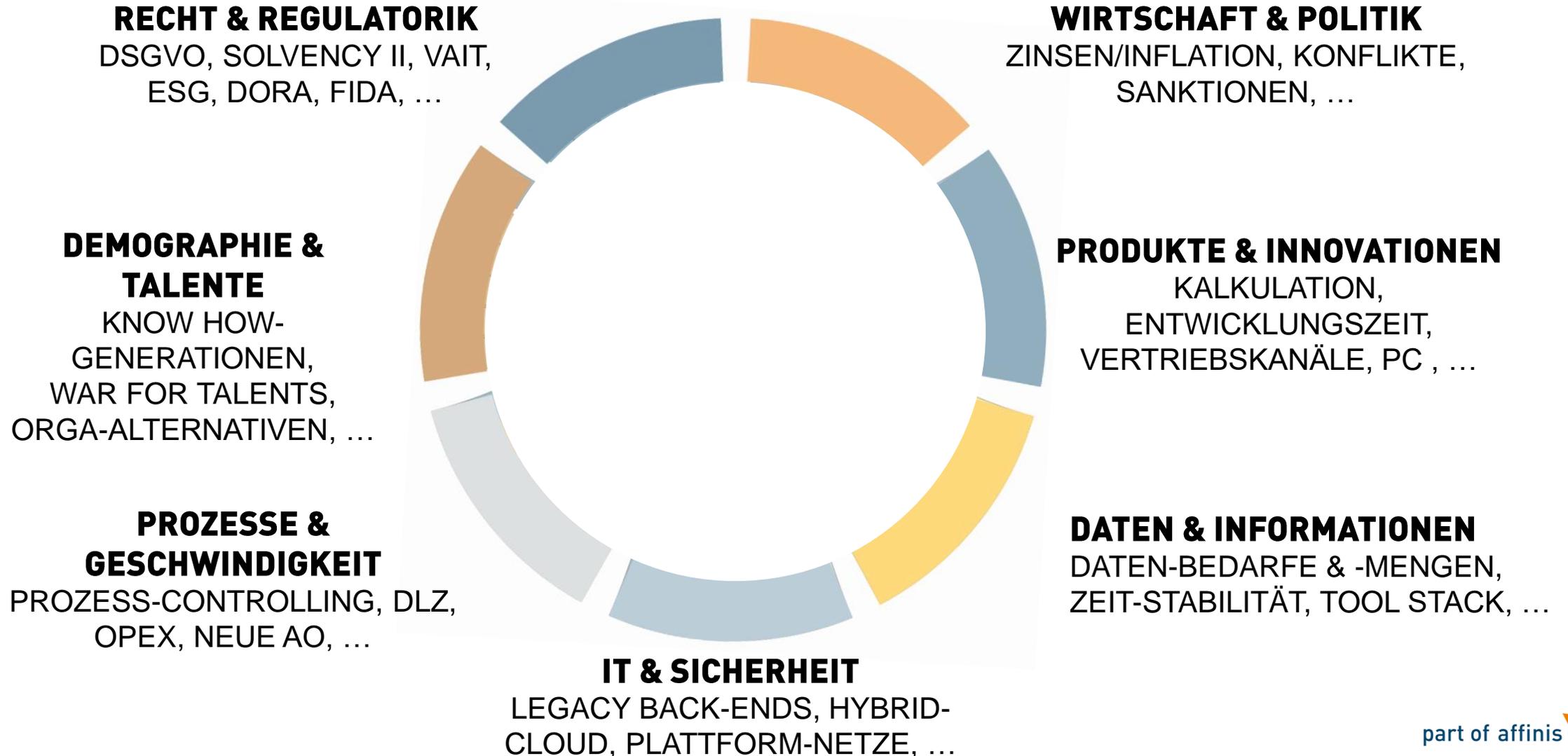
**04**

Fokus: Data Driven  
Attribution Model

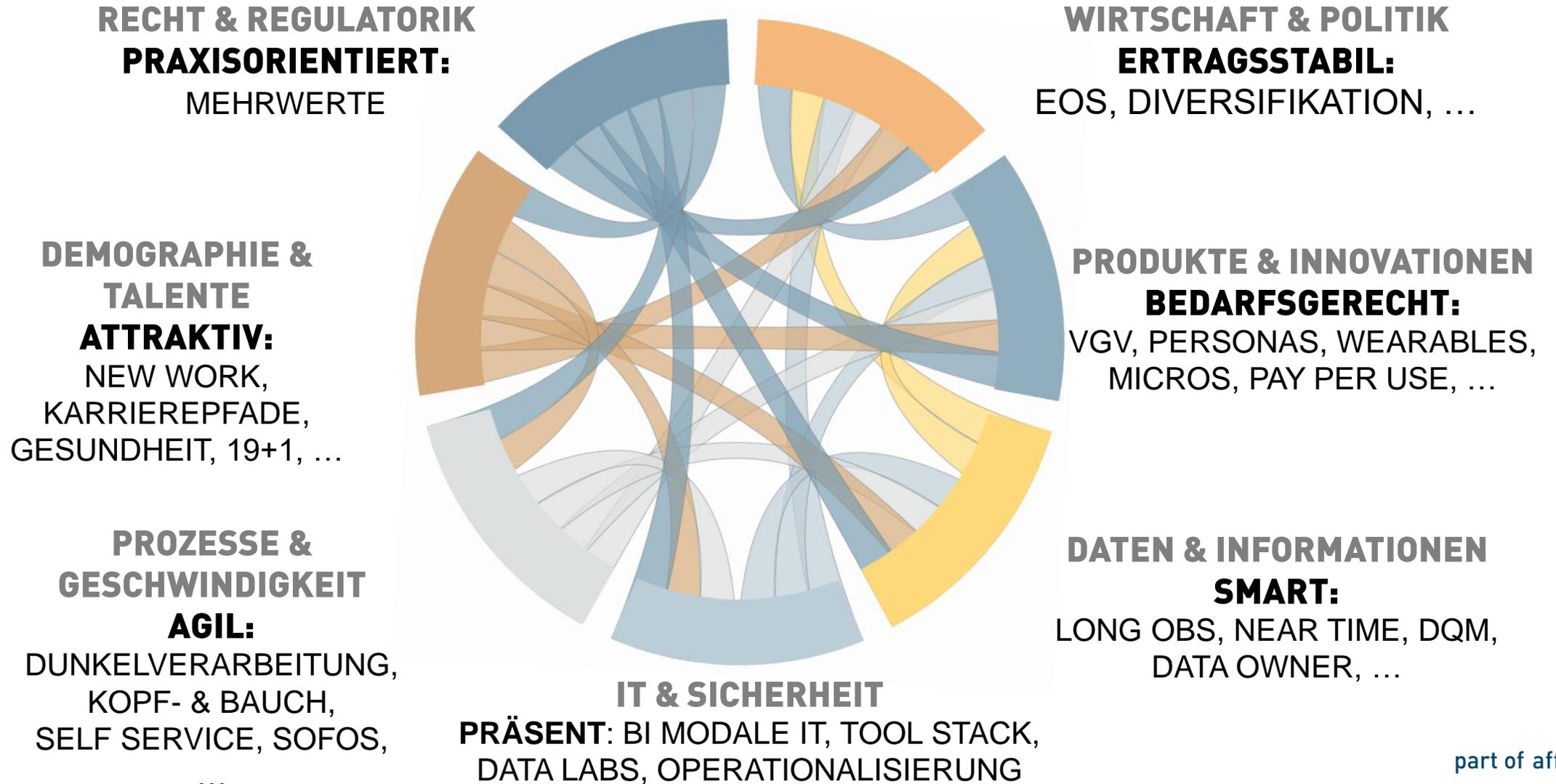
**05**

Blitzlicht: OpenAI GPT  
Usecases

# HANDLUNGSFELDER IM KAMPF UM KUNDEN



# BEFÄHIGUNG DURCH ML & KI



# Agenda

**01**

---

Einleitung

**02**

---

Machine Learning in  
Data Driven Marketing

**03**

---

Best Practices  
Unsere Erfahrungen & Referenzen

**04**

---

Fokus: Data Driven  
Attribution Model

**05**

---

Blitzlicht: OpenAI GPT  
Usecases

# DATA DRIVEN MARKETING BEI AFFINIS

Mit unserem breitgefächerten Know-How veredeln wir Ihre Daten und schaffen Informationsgewinn und Mehrwert für Sie und Ihre Kunden.

Wir bieten Ihnen den Aufbau, den Betrieb und die Weiterwicklung einer Data Driven Plattform aus einer Hand.

**ALLES AUS  
EINER HAND**



## PLATTFORMEN

Zuverlässiger Aufbau von Datenplattformen in der Cloud

## DATA MANAGEMENT

Transformation, Anreicherung und Exploration der Daten

## DATA SCIENCE & KI

Entwicklung von Modellen z.B. zur Trenderkennung oder Artikelgruppenmatching

## OPERATION

Betrieb und Weiterentwicklung der Datenplattform und der Infrastruktur inkl. Skalierung

## INTEGRATION

Anbindung, Wartung und Weiterentwicklung von Services.

# DATA SCIENCE: UNSERE PRODUKTE IM ÜBERBLICK

Wir unterstützen im Marketing mit **datengetriebenen Entscheidungen und Zielgruppenanalysen**. Fokus der Produkte ist **Usability, Availability** und **User Centricity**.

Data Driven Targeting (Next Best Product)	Churn Prediction	Data Driven Customer Segmentation	Data Driven Attribution Model	Model Explainability
<p>Prognosemodelle zur Erstellung <b>kundenindividueller Targetingprofile</b>.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Classifying Machine Learning</li> <li>14,5 Mio. Targetingprofile</li> <li>15 Versicherungsprodukte &amp; Online Portal Registrierung</li> <li>Monatliche Aktualisierung</li> <li>Kontinuierliches Monitoring</li> </ul> <p>  </p>	<p>Prognosemodell zur <b>Prävention von Vertragskündigungen</b>.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Classifying Machine Learning</li> <li>Vertragsorientiert oder kundenorientiert möglich</li> <li>KFZ- Versicherungen u. Einvertragskunden</li> </ul> <p>  </p>	<p>Kundensegmentierung für zukünftige Werbekampagnen.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Unsupervised Machine Learning</li> <li>Datengetriebene Bildung von Kundengruppen innerhalb einer definierten Menge</li> <li>Schärfung und Benennung der Kundengruppen zur weiteren Verarbeitung</li> </ul> <p></p>	<p>Erstellung eines <b>Attributionsmodells</b> mithilfe von ML und Explainable AI</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Regression Machine Learning</li> <li>Analyse der Effizienz von Marketingkanälen</li> <li>Erstellung Modells zur datengetriebenen Erfolgsbewertung der Marketingmaßnahmen</li> </ul> <p></p>	<p><b>Visuelle Erklärung</b> der Entscheidungsfindung durch die Modelle.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Zielgruppe: Management und Kampagnenmanagement</li> <li>Qualitätssicherung und Vertrauensbasis</li> </ul> <p> Power BI  </p>

# Agenda

**01**

---

Einleitung

**02**

---

Machine Learning in  
Data Driven Marketing

**03**

---

Fokus: Data Driven  
Targeting

**04**

---

Fokus: Data Driven  
Attribution Model

**05**

---

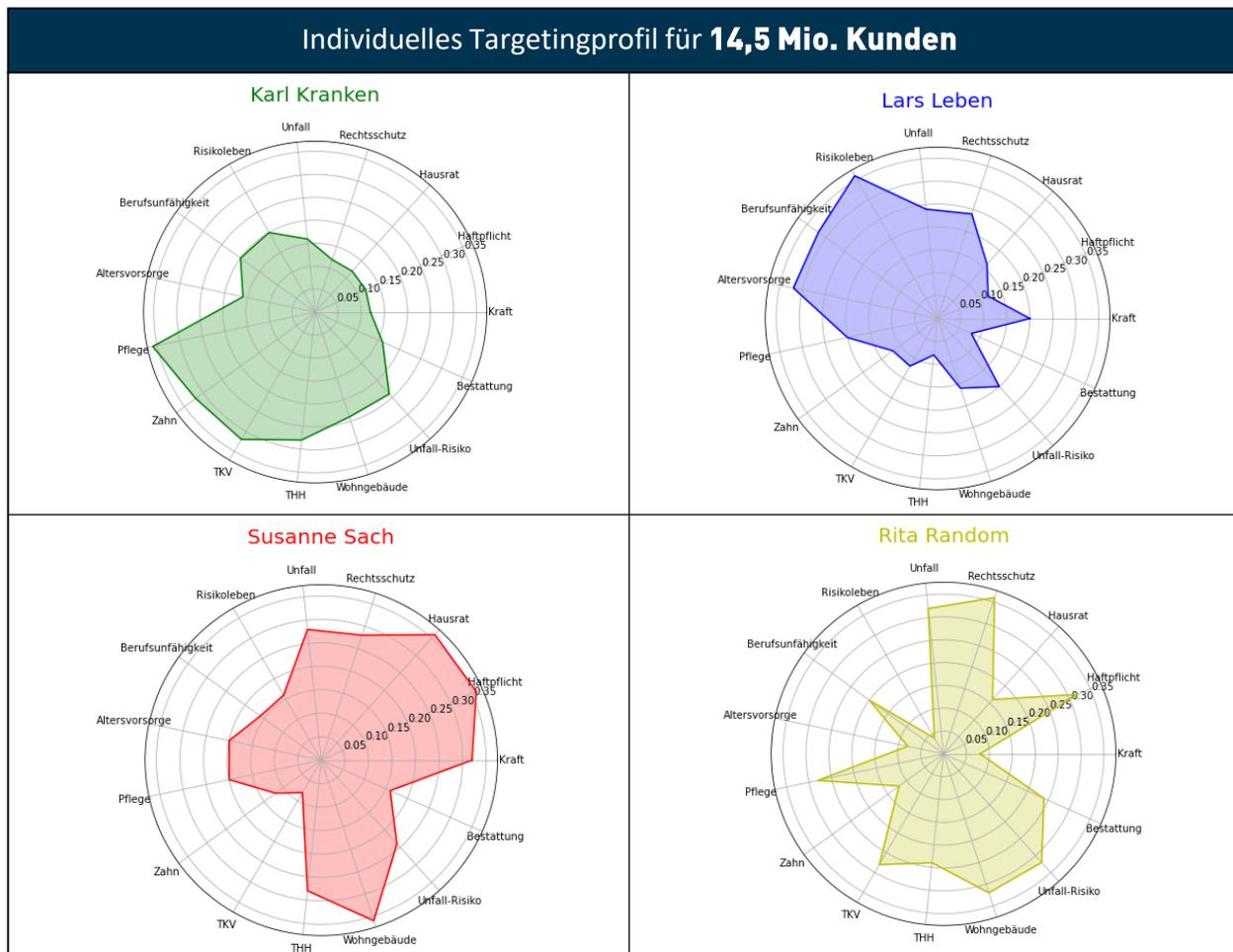
Blitzlicht: OpenAI GPT  
Usecases

# DATA SCIENCE: UNSERE PRODUKTE IM ÜBERBLICK

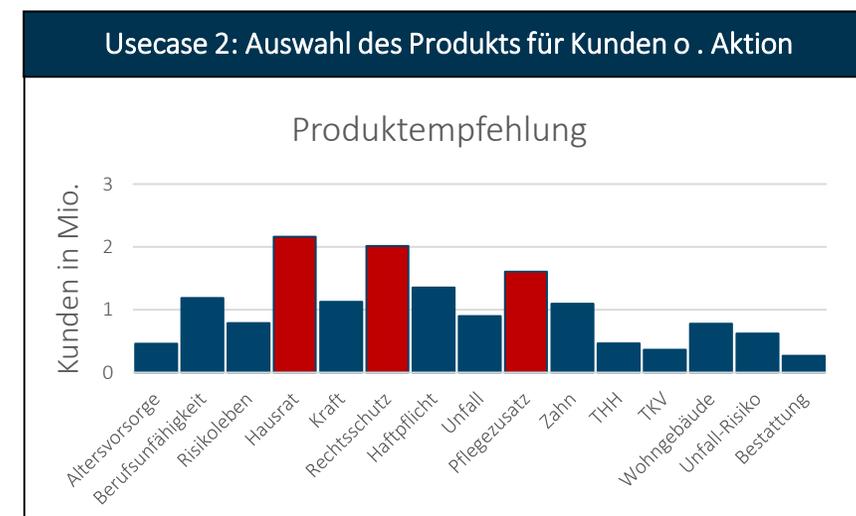
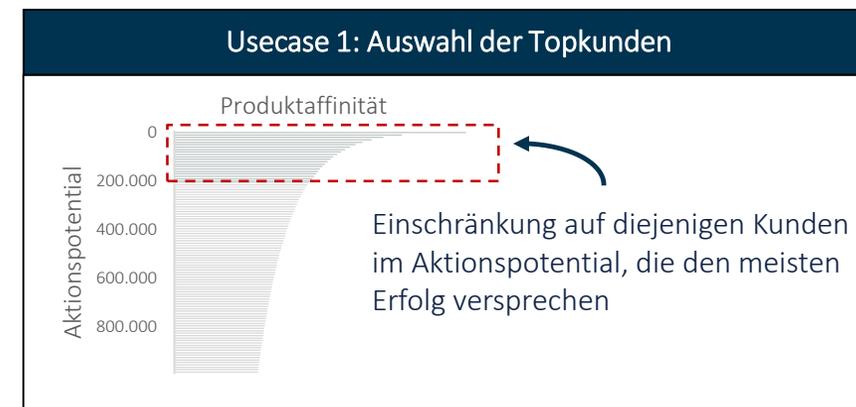
Wir unterstützen im Marketing mit **datengetriebenen Entscheidungen und Zielgruppenanalysen**. Fokus der Produkte ist **Usability, Availability** und **User Centricity**.

Data Driven Targeting (Next Best Product)	Churn Prediction	Data Driven Customer Segmentation	Data Driven Attribution Model	Model Explainability
<p>Prognosemodelle zur Erstellung kundenindividueller Targetingprofile.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Classifying Machine Learning</li> <li>14,5 Mio. Targetingprofile</li> <li>15 Versicherungsprodukte &amp; Online Portal Registrierung</li> <li>Monatliche Aktualisierung</li> <li>Kontinuierliches Monitoring</li> </ul> 	<p>Prognosemodell zur Prävention von Vertragskündigungen.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Classifying Machine Learning</li> <li>Vertragsorientiert oder kundenorientiert möglich</li> <li>KFZ- Versicherungen u. Einvertragskunden</li> </ul> 	<p>Kundensegmentierung für zukünftige Werbekampagnen.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Unsupervised Machine Learning</li> <li>Datengetriebene Bildung von Kundengruppen innerhalb einer definierten Menge</li> <li>Schärfung und Benennung der Kundengruppen zur weiteren Verarbeitung</li> </ul> 	<p>Erstellung eines Attributionsmodells mithilfe von ML und Explainable AI</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Regression Machine Learning</li> <li>Analyse der Effizienz von Marketingkanälen</li> <li>Erstellung Modells zur datengetriebenen Erfolgsbewertung der Marketingmaßnahmen</li> </ul> 	<p>Visuelle Erklärung der Entscheidungsfindung durch die Modelle.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Zielgruppe: Management und Kampagnenmanagement</li> <li>Qualitätssicherung und Vertrauensbasis</li> </ul> 

# NEXT BEST PRODUCT ERMÖGLICHT KUNDENINDIVIDUELLES TARGETING

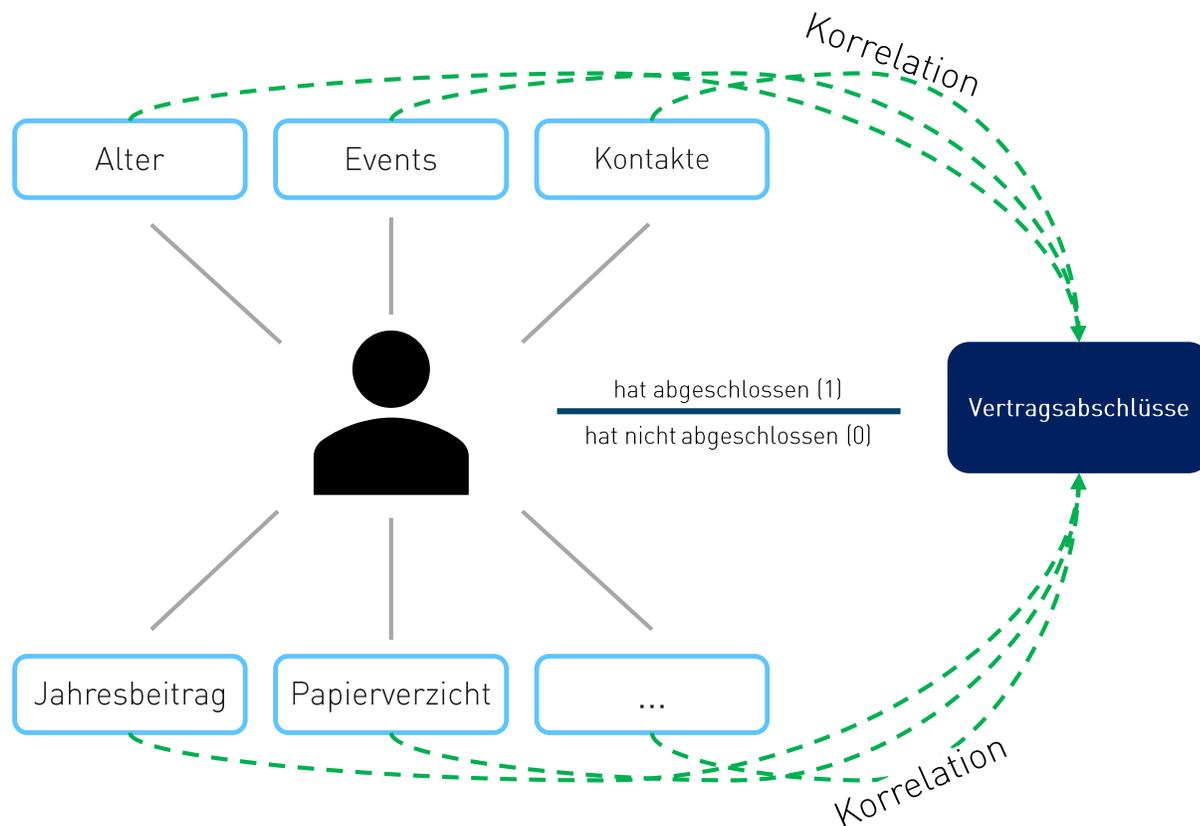


Unterstützt den Entscheidungsprozess



# NBP ENTSTEHT DURCH VERGLEICHEN VON AFFINITÄTSWERTE

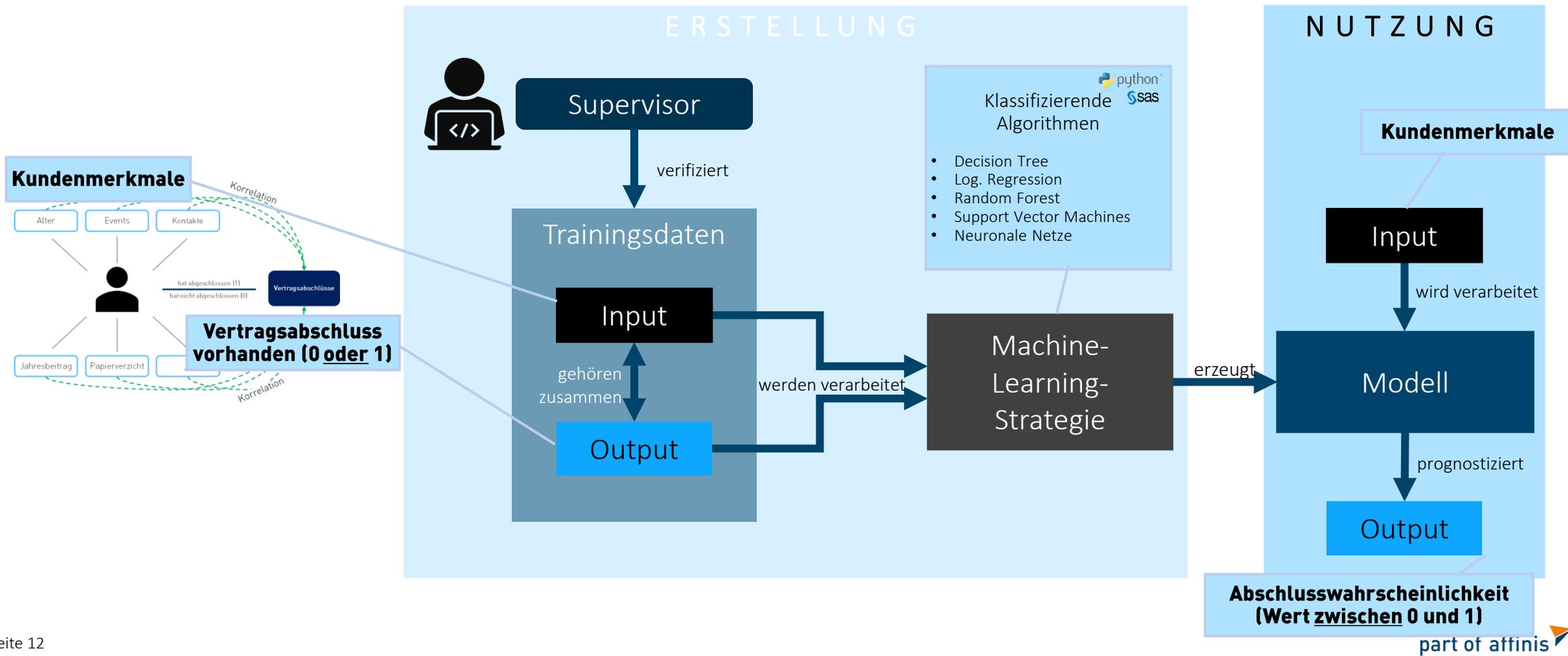
Mithilfe von **Supervised Machine Learning** wird ermittelt, welche Faktoren dazu führen, dass ein Kunde einen Vertrag in der zu untersuchenden Produktklasse abgeschlossen hat. Anhand dieser Faktoren wird ein Modell erzeugt, mit dem ein Affinitätswert zu dieser Produktklasse für alle Kunden errechnet wird.



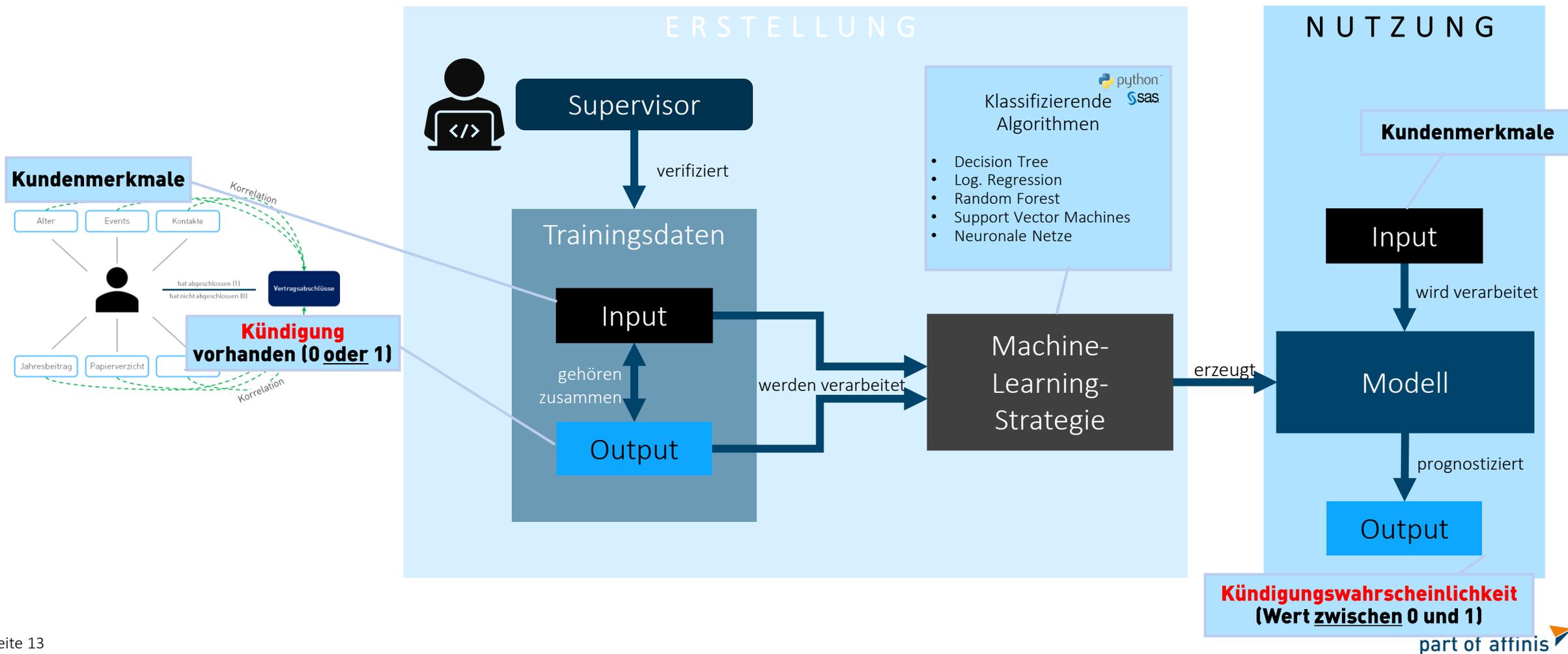
- Ein Kunde hat verschiedene Merkmale und verschiedene Verträge.
- Im Modell werden Merkmale ermittelt, die Kunden, die einen bestimmten Vertrag abgeschlossen haben, gemeinsam haben
- Das Modell lässt anhand der Merkmale auf eine Produkaffinität schließen. (Lookalike)

FEATURES		
Kundenbezogen	Demografisch	Vertragsbezogen
Kundenalter & Geschlecht	Altersstruktur im Haus und Haushalt	Anzahl Verträge nach Sparte
Familienstand	Wohnort (PLZ-Gebiet)	Jahresbeiträge
Kommunikations- und Vertriebswege		Zuletzt abgeschlossenes Produkt
...		...

# DAS PRINZIP IST SUPERVISED MACHINE LEARNING



# FÜR CHURN PREVENTION NUTZEN WIR DAS GLEICHE FRAMEWORK



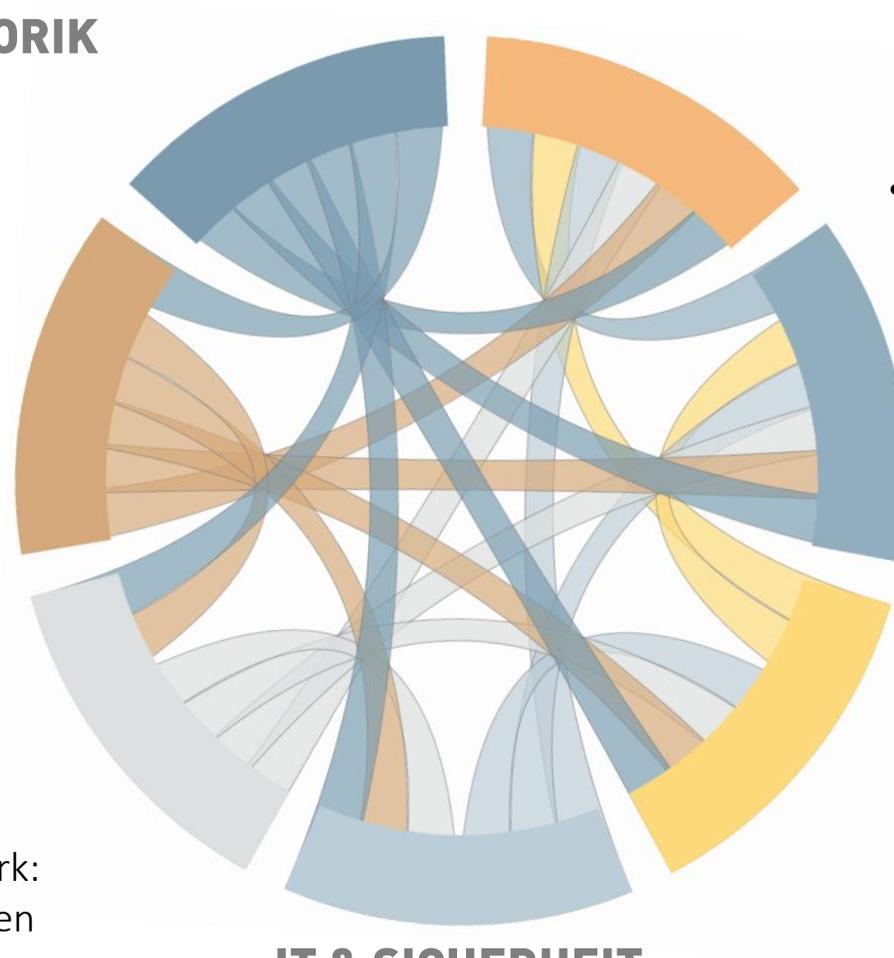
# BEFÄHIGUNG DURCH ML & KI

## RECHT & REGULATORIK

## DEMOGRAPHIE & TALENTE

## PROZESSE & GESCHWINDIGKEIT

- Automatisiertes ML-Framework: neue Modelle in wenigen Tagen
  - Beschleunigung der Zielgruppendefinition
- Eventbezogene Ansprachen



## WIRTSCHAFT & POLITIK

- Signifikante Steigerung der Produktabschlüsse
- Senkung der Kündigungsraten

## PRODUKTE & INNOVATIONEN

- Individuelle Kundenansprachen

## DATEN & INFORMATIONEN

- Übergreifender Überblick zu Kauf- und Kündigungsverhalten
  - Produktpotentiale
- Feature Store zum Kunden (Datenbasis)

# Agenda

**01**

---

Einleitung

**02**

---

Machine Learning in  
Data Driven Marketing

**03**

---

Fokus: Data Driven  
Targeting

**04**

---

Fokus: Data Driven  
Attribution Model

**05**

---

Blitzlicht: OpenAI GPT  
Usecases

# DATA SCIENCE: UNSERE PRODUKTE IM ÜBERBLICK

Wir unterstützen im Marketing mit **datengetriebenen Entscheidungen und Zielgruppenanalysen**. Fokus der Produkte ist **Usability, Availability** und **User Centricity**.

Data Driven Targeting (Next Best Product)	Churn Prediction	Data Driven Customer Segmentation	Data Driven Attribution Model	Model Explainability
<p>Prognosemodelle zur Erstellung kundenindividueller Targetingprofile.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Classifying Machine Learning</li> <li>14,5 Mio. Targetingprofile</li> <li>15 Versicherungsprodukte &amp; Online Portal Registrierung</li> <li>Monatliche Aktualisierung</li> <li>Kontinuierliches Monitoring</li> </ul> <p> </p>	<p>Prognosemodell zur Prävention von Vertragskündigungen.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Classifying Machine Learning</li> <li>Vertragsorientiert oder kundenorientiert möglich</li> <li>KFZ- Versicherungen u. Einvertragskunden</li> </ul> <p> </p>	<p>Kundensegmentierung für zukünftige Werbekampagnen.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Unsupervised Machine Learning</li> <li>Datengetriebene Bildung von Kundengruppen innerhalb einer definierten Menge</li> <li>Schärfung und Benennung der Kundengruppen zur weiteren Verarbeitung</li> </ul> <p></p>	<p>Erstellung eines <b>Attributionsmodells</b> mithilfe von ML und Explainable AI</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Supervised Regression Machine Learning</li> <li>Analyse der Effizienz von Marketingkanälen</li> <li>Erstellung Modells zur datengetriebenen Erfolgsbewertung der Marketingmaßnahmen</li> </ul> <p></p>	<p>Visuelle Erklärung der Entscheidungsfindung durch die Modelle.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Zielgruppe: Management und Kampagnenmanagement</li> <li>Qualitätssicherung und Vertrauensbasis</li> </ul> <p> </p>

# ATTRIBUTIONSMODELLE: SCHLÜSSEL ZUR EFFIZIENZ IM MARKETING

**Was?** Methodik zur Bewertung und Zuweisung von Erfolgsbeiträgen verschiedener Marketingkontakte oder Kanäle entlang der Customer Journey.

**Warum?** Um zu verstehen, welche Marketingaktivitäten oder Kanäle die Conversion beeinflussen und wie stark ihr Einfluss ist.

**Ziel** Optimale Allokation des Marketingbudgets für maximale ROI (Return on Investment) und effiziente Marketingstrategie.

# DATA DRIVEN ATTRIBUTION MODEL

## Szenario (fiktional)

Im Jahr 2023 wurden bei einem Energieversorger insgesamt 10.000 Neukunden gewonnen. Die Abschlüsse sollen den verwendeten Marketingkanälen zugeordnet werden.

### Status Quo: Last Click

Social Media	2800
TV	300
Radio	500
Google Ads	3900
Display	2500

Die Abschlüsse lassen sich so zwar zuordnen, es ist aber davon auszugehen, dass sie die Realität nicht korrekt abbilden.

- Nicht digitale Kanäle lassen sich nicht direkt tracken
- Der reale Einfluss auf den Abschluss wird nicht beachtet, nur der letzte Einstiegspunkt vor dem Abschluss

# DATA DRIVEN ATTRIBUTION MODEL

## Szenario (fiktional)

Im Jahr 2023 wurden bei einem Energieversorger insgesamt 10.000 Neukunden gewonnen. Die Abschlüsse sollen den verwendeten Marketingkanälen zugeordnet werden.

### Status Quo: Last Click

Social Media	2800
TV	300
Radio	500
Google Ads	3900
Display	2500

### Neuer Ansatz: Data Driven Attribution Model

Social Media	2016	1,20
TV	1729	1,03
Radio	2768	1,64
Google Ads	1802	1,07
Display	1685	1,00

# DATA DRIVEN ATTRIBUTION MODEL

## Szenario (fiktional)

Im Jahr 2023 wurden bei einem Energieversorger insgesamt 10.000 Neukunden gewonnen. Die Abschlüsse sollen den verwendeten Marketingkanälen zugeordnet werden.

### Neuer Ansatz: Data Driven Attribution Model

Social Media	2016	1,20
TV	1729	1,03
Radio	2768	1,64
Google Ads	1802	1,07
Display	1685	1,00

- Unter Berücksichtigung weiterer Einflussfaktoren wird der Einfluss der einzelnen Kanäle ermittelt
- Die erfolgten Abschlüsse werden den Kanälen nach ihrem Einfluss zugeordnet
- Die Realität wird so nah wie möglich abgebildet

# DATA DRIVEN ATTRIBUTION MODEL

## Szenario (fiktional)

Im Jahr 2023 wurden bei einem Energieversorger insgesamt 10.000 Neukunden gewonnen. Die Abschlüsse sollen den verwendeten Marketingkanälen zugeordnet werden.

**Für die Datenbasis werden die Kanäle und die zusätzlichen Einflussfaktoren getracked**

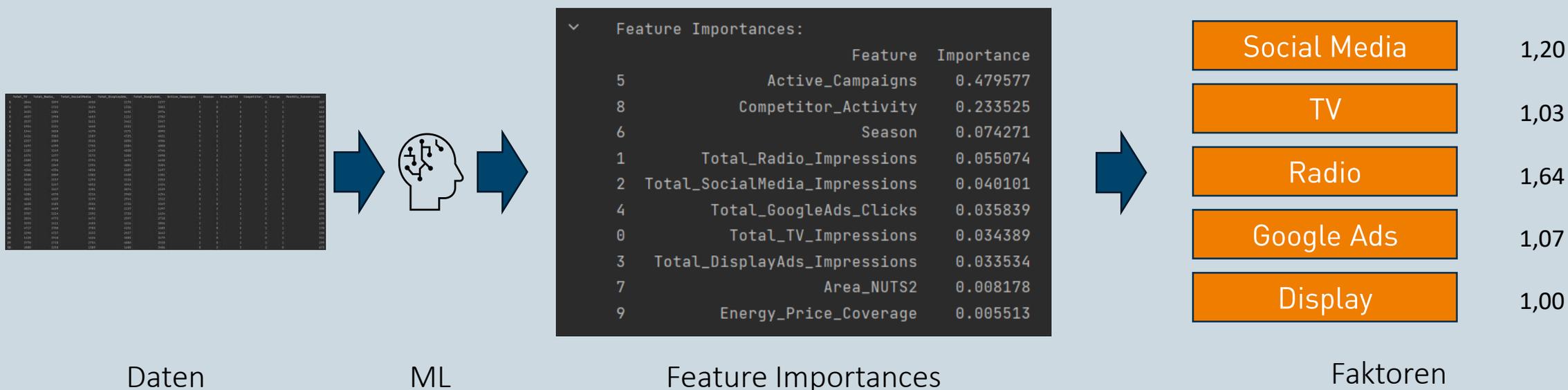
	Total_TV	Total_Radio_	Total_SocialMedia_	Total_DisplayAds_	Total_GoogleAds_	Active_Campaigns	Season	Area_NUTS2	Competitor_	Energy	Monthly_Conversions
0	2046	3099	4550	2170	1377	1	3	0	0	2	207
1	3874	1722	2624	1336	3803	7	0	1	1	1	466
2	3455	1284	3295	4491	2976	9	0	0	1	1	613
3	4537	1998	4653	1122	2702	4	1	3	1	2	463
4	3537	2399	3621	2462	3947	6	3	2	1	2	458
5	1954	3331	4660	2332	1655	5	0	0	1	2	482
6	1344	1028	4175	2171	3093	5	1	0	0	1	512
7	1426	3503	2107	4725	4031	7	2	0	2	2	526
8	2357	2009	3526	1850	4906	5	1	3	1	0	532
9	1693	4395	1755	2384	4800	3	1	0	2	0	309
10	1183	3249	1629	4838	4746	4	3	3	1	2	378
11	1571	1277	3172	1202	1898	9	2	2	2	2	402
12	3309	3750	3794	4673	4638	1	0	3	0	0	281
13	4453	1849	1394	4884	3404	2	1	3	0	1	382
14	4266	4356	4836	1187	1697	5	1	2	1	2	486
15	2300	2059	1302	2330	1281	4	3	3	1	1	414
16	3618	2157	1293	3126	2353	6	1	0	1	2	586
17	4212	3247	4852	4943	1434	1	3	1	0	1	243

# DATA DRIVEN ATTRIBUTION MODEL

## Szenario (fiktional)

Im Jahr 2023 wurden bei einem Energieversorger insgesamt 10.000 Neukunden gewonnen. Die Abschlüsse sollen den verwendeten Marketingkanälen zugeordnet werden.

Für die Datenbasis werden die Kanäle und die zusätzlichen Einflussfaktoren getracked



# BEFÄHIGUNG DURCH ML & KI

## RECHT & REGULATORIK

- Unabhängigkeit von weiteren rechtlichen Einschränkungen beim Tracking

## DEMOGRAPHIE & TALENTE

## PROZESSE & GESCHWINDIGKEIT

## IT & SICHERHEIT

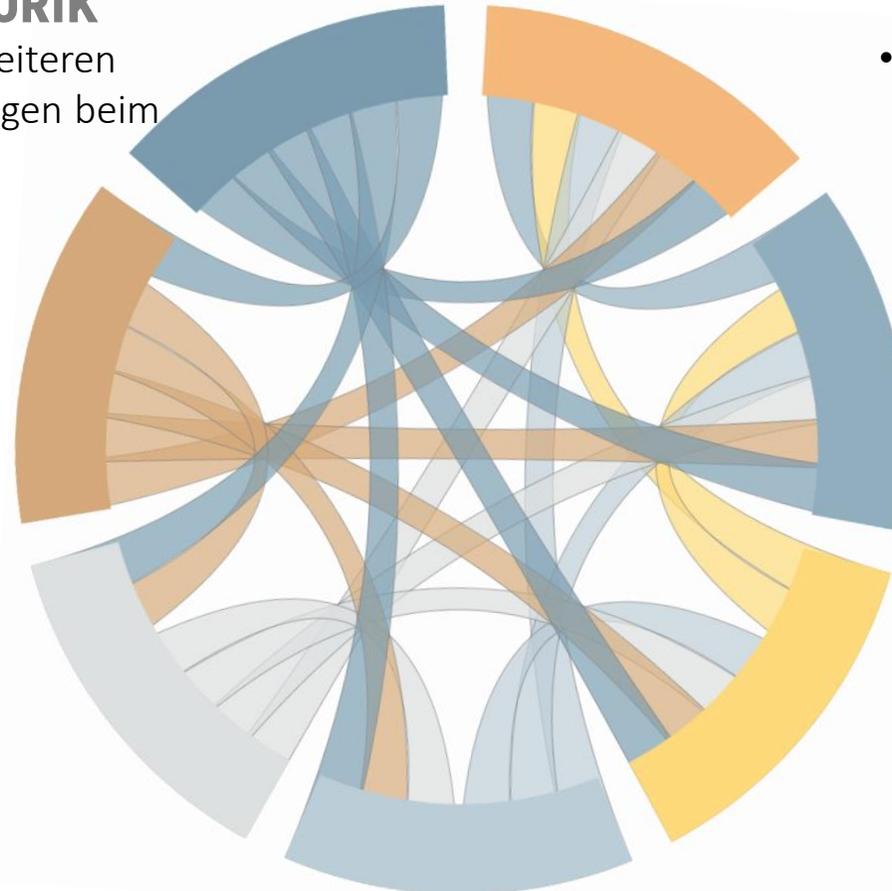
## WIRTSCHAFT & POLITIK

- Kosteneffiziente Steuerung des Marketingmixes

## PRODUKTE & INNOVATIONEN

## DATEN & INFORMATIONEN

- Umfassende Darstellung des Marktes und dessen Einflussfaktoren





## TECHNOLOGIEN

Künstliche Intelligenz, Machine Learning, Adobe Experience Cloud



## BRANCHE: VERSICHERUNG

Das Unternehmen ist einer der führenden Versicherungsträger Deutschlands. „Wir unterstützen als Team das Kampagnenmanagement mit datengetriebenen Entscheidungen und Zielgruppenanalysen.“



## PROJEKTLAUFZEIT & -AUFWAND

Projektzeitraum: Jan. 19 – Nov. 23

Projektaufwand gesamt: 800 PT

Projektaufwand affinis: 360 PT

# MACHINE LEARNING BEI VERSICHERUNGEN

Unser Kunde aus der Versicherungsbranche wünschte sich, die Ansprache ihrer Kund:innen zu intensivieren und eine hundertprozentige Kontaktquote im Jahr zu erreichen. Um die Kundenansprache so effizient wie möglich zu gestalten, sollten alle Personen in diesem Segment dabei eine für sie passgenaue Produktempfehlung erhalten.

- Entwicklung einer KI auf Grundlage von Machine Learning und vorhandener Kundendaten, die in der Lage ist, für jede:n Kund:in vorherzusagen, welches Versicherungsprodukt er oder sie mit höchster Wahrscheinlichkeit als nächstes abschließt
- Die Grundlage dafür bildet ein Ensemble aus mehreren Prognosemodellen zur Erstellung kundenindividueller Targetingprofile, aus denen Empfehlungen für das „Next Best Product“ abgelesen und Zielgruppen zusammengesetzt werden

**24-66%**

Steigerung der  
Vertragsabschlussquote

**>14**

Millionen individuelle  
Targetingprofile

**15**

Produktkategorien

# Agenda

**01**

---

Einleitung

**02**

---

Machine Learning in  
Data Driven Marketing

**03**

---

Fokus: Data Driven  
Targeting

**04**

---

Fokus: Data Driven  
Attribution Model

**05**

---

Blitzlicht: OpenAI GPT  
Usecases



## USECASE 1:

**KEYWORDS & SYNONYME  
FÜR SUCHFUNKTION  
GENERIEREN**

# ÜBER DIE OPENAI API LASSEN SICH MIT DEM RICHTIGEN PROMPT KEYWORDS & SYNONYME ERZEUGEN

Baudienstleister sollen ihre Rechnungen anhand von Service Katalogen erstellen. Die Dienstleister können die richtigen Einträge häufig nicht finden und klassifizieren die Positionen als „*nicht im Katalog*“. Dadurch entstehen manuelle Aufwände bei der Rechnungsbearbeitung.

Eine Suchfunktion soll das Finden der passenden Einträge erleichtern.



Für die Suchfunktionen müssen passende Suchbegriffe für die Katalogeinträge vorhanden sein. **Wie lassen sich diese automatisch erzeugen?**



Statt aufwändiger und/oder unpraktikabler Methoden (händisch, Semantikanalyse, ...) soll die OpenAI API verwendet werden, um mit dem richtigen Prompt die gewünschte Ausgabe zu erzeugen. (Transfer Learning)

Eintrag	Service
...	...
15635	Bauschutzwand-Tür, vorhalten
15636	Kranstandfläche einrichten, Kies-Schotter
15637	Sicherung Hydrant
15638	Sicherung Schachtabdeckungen
...	...

*Beispieldaten*

# ERSTER TEST LIEFERT BEREITS VIELVERSPRECHENDE ERGEBNISSE

„As a german catalog tagger, you receive datasets consisting of service names in german. Your task is to **extract relevant keywords from the text and supplement them with meaningful synonyms**. The goal is to **support an effective search function** based on Levenshtein distance. The focus is not on correcting spelling errors, but on providing content synonyms. The result is a simple list, no distinction between keywords and synonyms. Maximum 256 characters.“

	Service (Input)	Keywords (Output)
...	...	...
15627	Baustellenzufahrt vorhalten	Baustellenzufahrt, Zufahrt zur Baustelle, Zugang zur Baustelle, Baustellenzugang, Baustellenzufahrtsmöglichkeit, Baustellenzufahrtswege, Baustellenzufahrtsstraßen, Zufahrtsmöglichkeiten zur Baustelle, Baustelleneinfahrt
15628	Baustraße vorhalten, Unterhalt	Baustraße, Straßenunterhalt, Straßeninstandhaltung, Straßenpflege, Straßenbau, Straßenreparatur, Straßenwartung, Straßenerhaltung, Straßenmanagement, Straßeninfrastruktur, Straßeninstandsetzung
15629	Fußgängerbrücke, Holz, b=1,30 m, vorh.	Fußgängerbrücke, Holz, b=1,30 m, vorhanden, Brücke, Fußgänger, Holzbrücke, 1,30 Meter, vorhandene Brücke
15630	Fahrzeugbrücke, Holz, b=2,50 m, vorh.	Fahrzeugbrücke, Holz, b=2,50 m, vorhanden, Brücke, Fahrzeug, Holzbrücke, 2,50 m
15631	Fensterschutz, provisorisch, vorhalten	Fensterschutz, provisorisch, vorhalten, Schutzfolie, Einbruchschutz, Fenstersicherung, Sicherheitsmaßnahmen, Fensterabdeckung, Notlösung, temporär, Schutzvorrichtung, Fensterabsicherung
15632	Staubschutzwand, vorhalten	Staubschutzwand, Staubwand, Staubabsperrung, Staubbarriere, Staubvorhang, Staubkontrolle, Staubprävention, Staubreduzierung, Staubschutz, Staubverhinderung, Staubmanagement, Staubminimierung
15633	Gelände vorbereiten, BE	Gelände vorbereiten, Erdbewegung, Geländeanpassung, Geländegestaltung, Baugrund vorbereiten, Baugrund bearbeiten, Baugrundgestaltung
15634	Einfriedungen schützen, Anlieger	Einfriedungen, Zaun, Umzäunung, Grundstücksschutz, Grenzschutz, Nachbarschaftsschutz, Anliegerschutz, Grundstücksgrenze, Grundstückseinfriedung, Grundstücksumzäunung
15635	Bauschutzwand-Tür, vorhalten	Bauschutzwand-Tür, vorhalten, Bauschutzwand, Tür, vorhalten, Bau, Schutzwand, Tor, bereithalten, bereitstellen
15636	Kranstandfläche einrichten, Kies-Schotter	Kranstandfläche, Kies, Schotter
15637	Sicherung Hydrant	Sicherung, Hydrant, Brandschutz, Feuerschutz, Löschvorrichtung, Wasseranschluss, Notwasser, Feuerwehr
...	...	...



## USECASE 2:

# KLASSIFIZIERUNG VON PRODUKTEN IN PRODUKTGRUPPEN

# KLASSIERUNG VON PRODUKTEN IN PRODUKTGRUPPEN KANN SCHWIERIG SEIN

Ein Kassensystemhersteller möchte für verkaufte Produkte eine Trendprognose erstellen. Voraussetzung dafür ist, dass die Produkte in Produktgruppen zusammengefasst werden. Da jeder Kunde eigene Beschreibungen für seine Produkte vergibt, ist eine Zuordnung der Produkte anhand der Beschreibung in die richtige Gruppe nicht trivial.



Für die Trendprognose müssen die Produkte in Produktgruppen einordnen.  
**Wie können die Produkte automatisch der richtigen Gruppe zugeordnet werden?**



Statt aufwändiger und/oder unpraktikabler Methoden (vorgegebene Einordnung der Produkte durch den Kunden, Semantikanalyse, ...) soll die OpenAI API verwendet werden, um mit dem richtigen Prompt die Produkte in die passende Gruppe einzuordnen.

	product_names
0	['Sternsemmel', 'Spezialbelag Mett', 'Pizzalaugenstange']
1	['Wurstsemmel']
2	['Gebackene Brötchen']
3	['Latte-Macchiato']
4	['Semmel', 'Breze', 'Banourustikal Semmel', 'Roggen Mohn Sesam']
5	['Kaffee 0,2']
6	['Pizzazunge', 'Cappuccino', 'Wurstsemmel', 'Rohwurstsemmel', 'Schlemmersemmel']
7	['Laugenbrezel']

*Beispieldaten*

# DIE EINORDNUNG IN VORGEGEBENE PRODUKTGRUPPEN FUNKTIONIERT

„You categorize products in preset product groups. One receipt can contain multiple products therefore you can return multiple product groups.

Possible product groups are:

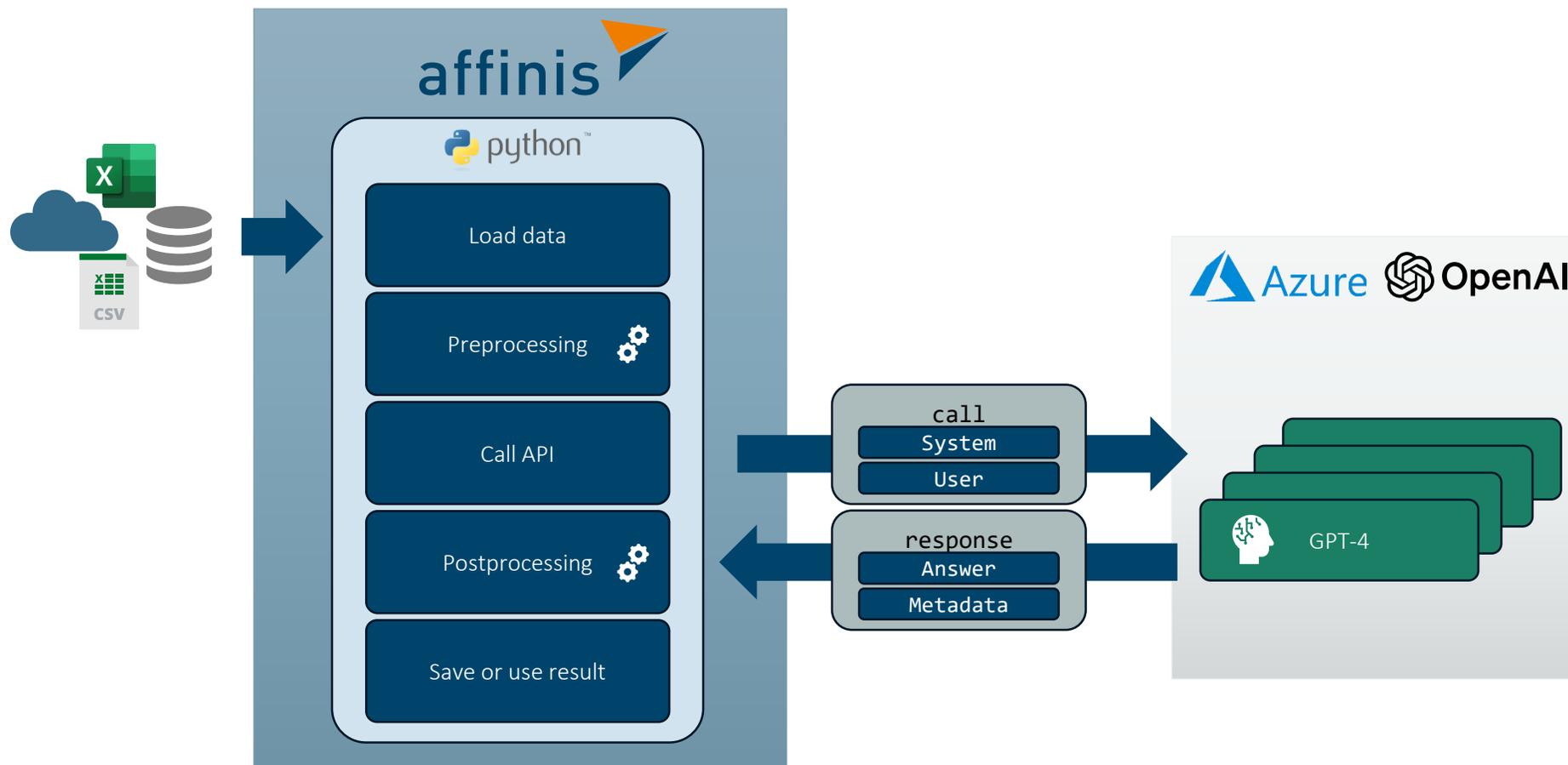
[Brötchen, Snack, Laugengebäck, Cocktails, Zeitungen, Heißgetränke, Getränke, Belegte Brötchen, Tabakware, Bier, Süßgebäck, Brot, Gutschein/Rabatt]

If a product does not fit perfectly in one of the given product group: add 'unkown(<product>)' with the name of the product to the list so we can use this feedback to sharpen the groups.

Answer in German and in a list format [category1, category2,...].“

	product_names (Input)	product_group_ai_preset (Output)
5	['Kaffee 0,2']	[Heißgetränke]
6	['Pizzazunge', 'Cappuccino', 'Wurstsemmel', 'Rohwurstsemmel', 'Schlemmersemmel']	['Snack', 'Heißgetränke', 'Belegte Brötchen']
7	['Laugenbrezel']	[Laugengebäck]
8	['Kaiserbrötchen', 'Bildzeitung']	['Brötchen', 'Zeitungen']
9	['Seele']	[Laugengebäck]
10	['Belegtes Körner/Roggenbr']	['Belegte Brötchen']
11	['Brötchen (Schrippe)', 'bel. Brötchen / Käse', 'bel.Brötchen/Dauerw.']	['Brötchen', 'Belegte Brötchen']
12	['1.00 Atomic Electronic ge']	[unkown(Atomic Electronic ge)]
13	['Schnecken und Plunder Angebot', 'Vanillestange']	[Laugengebäck, Süßgebäck]
14	['Moscow Mule']	[Cocktails]
15	['Schnittlauch Breze', 'Hummus Breze', 'gef.Breze Bacon Ei']	['Laugengebäck', 'Snack']
16	['Brötchen Goldbengel']	['Brötchen']
17	['brezel-körner&käse']	[Laugengebäck]
18	['Latte Macch. nor.']	[Heißgetränke]
19	['Espresso 36ml']	[Heißgetränke]

# VIELSEITIGE DATENVERARBEITUNG MIT OPENAI INTEGRATION



Eine starke Gruppe:

**affinis** 

**INFORMATION  
WORKS** 

**COLLOGIA** 

**HAUPTSITZ BREMEN**

Cuxhavener Straße 10a  
28217 Bremen

 +49 421 43810 000  
 [info@affinis.de](mailto:info@affinis.de)

**STANDORT GERA**

Gewerbepark Keplerstraße 10-12  
07549 Gera

**STANDORT HAMBURG**

Flughafenstr. 52  
22335 Hamburg

**STANDORT KÖLN  
(COLLOGIA)**

Ubierring 11  
50678 Köln

**STANDORT LÜBECK**

Grapengießerstraße 23  
23556 Lübeck

**STANDORT MÜNCHEN**

Rosenheimer Straße 143C  
81671 München

**STANDORT KÖLN  
(INFORMATION WORKS)**

Rolshover Straße 45  
51105 Köln

**STANDORT MÜNSTER**

Wilhelm-Schickard-Straße 1  
48149 Münster

**STANDORT STRALSUND**

Heilgeiststraße 84  
18439 Stralsund

