

Daten- und KI-Management:

Anwendungsfeld Logistik





KI-Definition des BMBWF

"Als Künstliche Intelligenz (KI) im Sinne dieser Strategie werden Computersysteme bezeichnet, die intelligentes Verhalten zeigen, d.h. die in der Lage sind, Aufgaben auszuführen, die in der Vergangenheit menschliche Kognition und menschliche Entscheidungsfähigkeiten erfordert haben. Systeme auf Grundlage von Künstlicher Intelligenz analysieren ihre Umwelt und handeln autonom, um bestimmte Ziele zu erreichen. Der Österreichische Rat für Robotik und Künstliche Intelligenz (ACRAI) beispielsweise charakterisiert sie daher als autonome kognitive Systeme. Sie funktionieren durch von Fachleuten erstelltes Regelwissen oder auf der Basis von aus Daten abgeleiteten statistischen Modellen (maschinelles Lernen, z.B. Deep Learning). Der Begriff der KI inkludiert sowohl reine Software, kann aber auch Hardware umfassen, wie zum Beispiel im Falle autonomer Roboter. Diese Definition wird für die vorliegende Strategie als Grundlage benutzt werden."











Food Delivery | Challenges



- Development of a fleet management service for one of world's largest, due to flaws of their industry software used before:
 - Quality of the generated tours far from optimal
 - Bad fit for their internal and external processes
 - High license and expansion costs
 - Long implementation times of requested extensions
- Dynamic large-scale fleet optimization in real time:
 - Consideration of truck capacities, handling times at the depots and service times at the customers
 - Dynamic generation of possible delivery time slots for the customers to choose from
 - Real-time updates of the entire optimized schedule per new order placed
 - Consideration of real-time traffic information when determining expected travel times



Mikro-ÖV | Definition & Ziele

Was ist die Mikro-ÖV?

Mikro-ÖV-Systeme sind kleinräumige, bedarfsorientierte, flexible und an Nutzer:innen angepasste Verkehrsangebote, die üblicherweise durch eine Flotte von Kleinfahrzeugen und durch auf die gesamte Region engmaschig angelegte Haltepunkte realisiert werden

Ziele:

- Nachhaltigkeit
- Verbesserung der regionalen Mobilität
- Stärkung des ÖVs durch Zubringerfunktion und Nicht-Konkurrenzierung
- Berücksichtigung regionaler Gegebenheiten und Möglichkeiten
- Wirtschaftliche Tragfähigkeit



Mikro-ÖV | Potential

- Mikro-ÖV-Lösungen können auch den Verkehr in Städten drastisch reduzieren
- Resultate der österreichischen Mobilitätsforscherin Katja Schechtner, die am Senseable City Lab des Massachusetts Institute of Technology arbeitet
- Sie hat am Beispiel Lissabon errechnet, dass es nur 3 % der derzeitigen Fahrzeuge bräuchte, wenn der gesamte Verkehr mittels Mikro-ÖV abgedeckt werden würde.

für Details siehe https://science.orf.at/stories/3208337/



Mikro-ÖV | Herausforderungen

Herausforderung in der Tourenplanung

Servicequalität CO₂-/Kostenreduktion

Erfolgsfaktoren im Mikro-ÖV der Zukunft

Trade-off

- Standardisierung des Mikro-ÖV-Angebots
- Überregionale Koordination nutzbar machen
- One-Stop-Shop für Personenverkehr inkl. Last-Mile





Mikro-ÖV | Intelligente Lösungen

- Manuelle Disposition von Mikro-ÖV-Lösungen verursacht ab einer moderaten Flottengröße:
 - hohen Koordinationsaufwand
 - hohen Personalaufwand für die Betreiber
 - deutliche Ineffizienzen und niedrigen Besetzungsgrad
- Notwendigkeit für Software-gestützte Optimierung der Mikro-ÖV-Flotten in Echtzeit unter Einbeziehung von bestehenden ÖV-Linien und Berücksichtigung besondererer Anforderungen wie z.B.
 - Rufbuslinien
 - Umstiege auf den ÖV
 - Transportmöglichkeiten für Personen mit Mobilitätseinschränkungen



ÖBB | Lokumlaufplanung

Probleme:

- Manuelle Zuteilungen von Lokomotiven zu durchzuführenden Zügen (1.400 / Tag)
- Instabile Prozesse unter Zeitdruck
- Qualität der Planung variiert (MitarbeiterIn, Tag)
- Hoher Zeitaufwand für Know-How-Transfer
- Jährliche Logistikkosten in Millionenhöhe

Technische Herausforderungen:

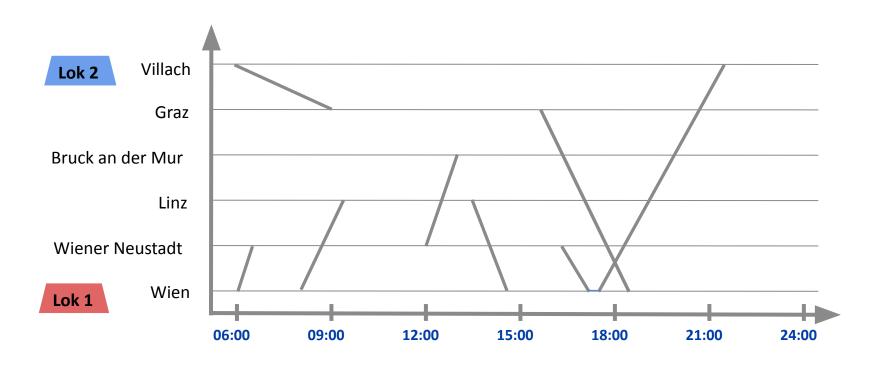
- Größe des Problems:
 Viele Zugleistungen und viele Restriktionen
- Zwei Zielfunktionen:
 Anzahl Lokomotiven und Anzahl Leerkilometer



ÖBB 9



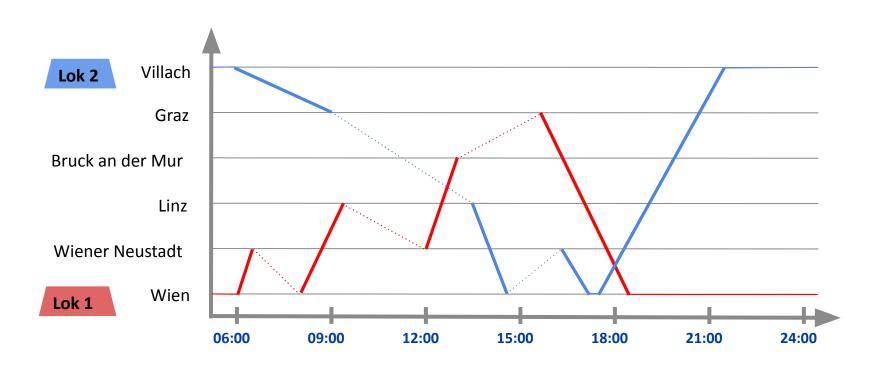
ÖBB | Lokumlaufplanung



ÖBB 10



ÖBB | Lokumlaufplanung



ÖBB 11



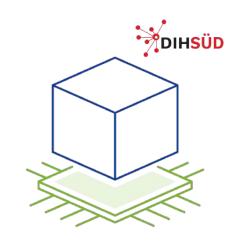
MODELLIERUNG

_



Beispiel | Produktionsoptimierung

Eine Firma produziert 2 Arten von Telefonen, nämlich Festnetztelefone (FNT) und Mobiltelefone (MT). Es sollen mindestens 100 Stück von beiden Typen produziert werden. Ziel ist es, den Gewinn zu maximieren, allerdings ist die Maschine für den Zusammenbau höchstens 400 Stunden, und die Lackieranlage für höchstens 490 Stunden verfügbar. Zusätzlich wissen wir:



- Die MT können in 24 Minuten zusammengebaut, und in weiteren 24 Minuten lackiert werden. Bei den FNT dauert das Zusammenbauen 12 Minuten, und das Lackieren braucht 30 Minuten.
- Ein FNT bringt 12 Euro, und ein MT 20 Euro Gewinn.

Wie muss produziert werden, damit der Gewinn maximal wird?



Entscheidungsvariablen:

Es sei x_1 die Anzahl der produzierten FNT und x_2 die Anzahl der produzierten MT.

Zielfunktion:

max
$$12x_1 + 20x_2$$
.

Nebenbedingungen:

$$0.2x_1 + 0.4x_2 \le 400$$

 $0.5x_1 + 0.4x_2 \le 490$
 $x_1, x_2 \ge 100$
 $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^+$ (bzw. \mathbb{N}).



Aus der Angabe lässt sich also folgendes Optimierungsmodell (Lineares Programm) ableiten:

max
$$12 \cdot x_1 + 20 \cdot x_2$$

s.t. $0.2 \cdot x_1 + 0.4 \cdot x_2 \le 400$, $0.5 \cdot x_1 + 0.4 \cdot x_2 \le 490$, $x_1, x_2 \ge 100$.

Ein noch genaueres Modell kann durch Hinzufügen der Bedingungen

$$x_1, x_2 \in \mathbb{Z}$$

bestimmt werden. Beide Varianten können mittels GLPK gelöst werden.



Dieses Modell übersetzt sich wie folgt in GNU MathProg:

```
var x1 >= 100;
var x2 >= 100;
maximize z: 12*x1 + 20*x2;
s.t. zusammenbau: 0.2*x1 + 0.4*x2 \le 400;
s.t. lackierung: 0.5*x1 + 0.4*x2 \le 490;
              Implementierung und Ausführung des Codes in GLPK Online:
end;
                      https://cocoto.github.io/glpk-online/
```



Jede Zeile endet mit einem Semikolon. Modellende mit end;.

- var: Variableninitialisierung. NB an die einzelnen Variablen sind bereits hier erlaubt. Eine ganzzahlige, nichtnegative Variable wird mit "var x >= 0, integer;" initialisiert.
- Definition Zielfunktion: maximize name:[...], analog für minimize.
- s.t.: ! "subject to", Schlüsselwort f"ur NB. Verwendung: s.t. name:[...];

Bei größeren Modellen macht für gewöhnlich eine Aufspaltung in einen Modellteil und einen Datenteil Sinn.



Diesmal mit separatem Datenabschnitt:

```
set T: # telefone
set M: # maschinen
param profit {T}; # umsatz pro telefon
param ZB {M}; # zeitbeschränkung pro maschine
param zeit {T, M}; # bearbeitungszeit telefon/maschine
var x {T}; # entscheindungsvariablen
maximize z: sum{t in T} profit[t] * x[t];
s.t. zeit {m in M}: sum{t in T}
        x[t] * zeit[t,m] <= ZB[m];
solve;
```

```
param: T: profit :=
   festnetz 12
   mobil 20;
param: M: ZB :=
   zusammenbau 400
   lackieren 490;
param zeit: zusammenbau lackieren :=
   festnetz 0.2 0.5
   mobil 0.4 0.4;
end;
```

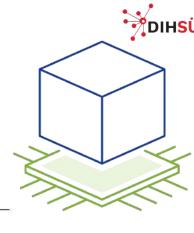


- **set:** Schlüsselwort zum Initialisieren einer Menge.
- param: Schlüsselwort zum Initialisieren eines Parameters. Wertzuweisung direkt bzw. im Datenteil notwendig.
- *Iteratoren.* Mittels {elem in set} wird über die Elemente von set iteriert (vgl. erweiterte for-Schleife in Java o.ä.).
- Arrays. Mittels Iteratoren können Arrays initialisiert werden. Mittels param arr {set};
 wird beispielsweise ein Parameterarray initialisiert, dessen Zellen mit arr[elem] angesprochen werden können,
 sofern elem in set liegt. Analog für var statt param. Mehrdimensionale Arrays sind mittels param arr {set1, set2}
 etc. initialisierbar.
- **sum{elem in set}[...]:** Bildet die Summe über angegebene Terme, Laufvariable elem.
- solve: Nicht zwingend nötig. Wird, falls nicht vorhanden, am Ende der Datei angenommen. Bewirkt Lösung des Modells.
- data: Markiert Beginn des Datenabschnitts.
- Zuweisung erfolgt mittels ":=".
- Der Doppelpunktoperator spielt auch noch eine wichtige Rolle. Mittels "param:" werden gleichzeitig Parameter und zugrundeliegende Menge bef"ullt. Außerdem markiert : den Beginn von tabellarischem Input.

Übung | Produktionsoptimierung

Eine Firma fertigt 3 verschiedene Produkte A, B und C. Es stehen 4 Maschinen M1, M2, M3 und M4 zur Verfügung. Zur Fertigung der Produkte werden (pro Stück) unterschiedliche Bearbeitungszeiten (in Minuten) auf den einzelnen Maschinen benötigt, die in der folgenden Tabelle angeführt sind:

	M_1	M_2	M_3	M_4
\boldsymbol{A}	0	2	3	5
B	1	2	1	4
C	5	6	0	1



- Die Gesamtlaufzeit der Maschinen beträgt jeweils 9 Stunden pro Tag.
- Der Erlös beim Verkauf von Produkt A beträgt € 2, bei Produkt B sind es € 3 und bei C € 5.
- (a) Modellieren und lösen Sie dieses Produktionsproblem mittels GLPK, wobei der Erlös bei Verkauf aller produzierten Produkte maximiert werden soll.
- (b) Was ändert sich in Ihrem Modell, wenn von Produkt A auf Grund einer vertraglichen Vereinbarung zu- mindest 50 Stück produziert werden müssen? Ändert sich die optimale Lösung im Vergleich zu Unterpunkt (a)?



Beispiel | Transportproblem

Die Erzeuger A, B und C haben 900, 500 und 1200 Kisten Naturradler auf Lager. Ausgehend von diesen Lagern sollen den Verkaufsstellen X, Y und Z genau 900, 1100 und 600 Kisten zugestellt werden. Die Transportkosten sind aus nebenstehender Tabelle abzulesen:

Kosten	X	Y	Z
A	37	14	11
B	27	9	12
C	24	14	17

Wie sieht ein möglichst kostengünstiger Transportplan aus?





Modell | Transportproblem

Entscheidungsvariablen:

 $x_{ij} \simeq$ Menge, die von Erzeuger i nach Abnehmer j transportiert wird.

Zielfunktion:

$$\min \ 37x_{11} + 14x_{12} + 11x_{13} + 27x_{21} + 9x_{22} + 12x_{23} + 24x_{31} + 14x_{32} + 17x_{33}.$$

Nebenbedingungen:

$$\begin{array}{ll} x_{11} + x_{12} + x_{13} = 900 & (\text{Erzeuger A transportiert alles ab}) \\ x_{21} + x_{22} + x_{23} = 500 & (\text{Erzeuger B transportiert alles ab}) \\ x_{31} + x_{32} + x_{33} = 1100 & (\text{Erzeuger C transportiert alles ab}) \\ x_{11} + x_{21} + x_{31} = 900 & (\text{Bedarf von Abnehmer a wird gedeckt}) \\ x_{12} + x_{22} + x_{32} = 1000 & (\text{Bedarf von Abnehmer b wird gedeckt}) \\ x_{13} + x_{23} + x_{33} = 600 & (\text{Bedarf von Abnehmer c wird gedeckt}) \\ x_{ij} \geq 0, \ \forall i,j \in \{1,2,3\}. \end{array}$$



Code | Transportproblem

```
set erzeuger;
set abnehmer;
param angebot {erzeuger} >= 0;
param nachfrage {abnehmer} >= 0;
param transportkosten {erzeuger, abnehmer} >= 0;
var x {erzeuger, abnehmer} >= 0;
minimize kosten: sum{i in erzeuger, j in abnehmer}
        x[i,j] * transportkosten[i,j];
s.t. abtransport {i in erzeuger} :
        sum{j in abnehmer} x[i,j] = angebot[i];
s.t. anlieferung { j in abnehmer} :
        sum{i in erzeuger} x[i,j] = nachfrage[j];
solve;
```

```
data;
param: erzeuger: angebot :=
    900
    500
    1200:
param: abnehmer: nachfrage :=
    900
   1100
    600:
param transportkosten: X Y Z :=
A 37 14 11
 27 9 12
C 24 14 17:
end;
```



Modell | Allgemeines Transportproblem

Sei m die Anzahl an Erzeugern und n die Anzahl an Abnehmern, wobei Erzeuger i die Menge a_i produziert und Abnehmer j die Menge b_j benötigt, $1 \le i \le m$, $1 \le j \le n$. Die Transportkosten pro Einheit von i nach j betragen c_{ij} . Wir treffen die vorläufige Annahme, dass $\sum_{i=1}^m a_i = \sum_{j=1}^n b_j$.

Entscheidungsvariablen:

 $x_{ij} \simeq$ Menge, die von Erzeuger i nach Abnehmer j transportiert wird.

Modell:

$$\begin{aligned} &\min \quad \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ &\text{s.t} \quad &\sum_{j=1}^n x_{ij} = a_i, \quad 1 \leq i \leq m \\ &\sum_{i=1}^m x_{ij} = b_j, \quad 1 \leq j \leq n \\ &x_{ij} \geq 0, \quad 1 \leq i \leq m, \ 1 \leq j \leq n. \end{aligned}$$

Übung | Transportproblem



Gegeben sei folgendes Transportproblem mit Überschuss mit 3 Erzeugern und 4 Abnehmern:

Ein "–" bedeutet, dass die entsprechende Verbindung nicht genutzt werden kann.

$$\sum_{i=1}^{m} a_i > \sum_{j=1}^{n} b_j$$
, $a^{\top} = (10, 6, 4), b^{\top} = (3, 5, 6, 4),$

$$C = egin{pmatrix} 5 & 6 & 1 & - \ - & 2 & 3 & 4 \ 4 & - & 9 & 2 \end{pmatrix}.$$

- (a) Führen Sie einen fünften Abnehmer ein und legen Sie die Transportkosten von jedem Erzeuger zu diesem fünften Abnehmer mit Null fest, um das Problem in ein balaciertes Transportproblem überzuführen.
- (b) Was kann man machen, um eine Lösung zu erzwingen, die die mit "-" gekennzeichneten Verbindungen nicht nutzt?
- (c) Bestimmen Sie einen kostenminimalen Transportplan.



Beispiel | Rucksackproblem

Eine Managerin fliegt für ein Meeting nach London. Um Zeit beim Ein- und Auschecken zu sparen, plant sie lediglich mit Handgepäck zu reisen. Das erlaubte Höchstgewicht beträgt 5 kg. Welche der folgenden Gegenstände soll sie mitnehmen, um ihren Nutzen zu minimieren, ohne das Höchstgewicht zu überschreiten?

	Buch	Laptop	Kamera	Mappe	Werbegeschenke
Gewicht	0.5	2	1.5	1.5	0.5
Nutzen	4	10	5	8	7





Modell | Rucksackproblem

Entscheidungsvariablen:

$$x_i = \begin{cases} 1, & \text{Objekt } i \text{ wird mitgenommen,} \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Modell:

$$\begin{array}{ll} \max & 4x_1 + 10x_2 + 5x_3 + 8x_4 + 7x_5 \\ \text{s.t} & 0.5x_1 + 2x_2 + 1.5x_3 + 1.5x_4 + 0.5x_5 \leq 5 \\ & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 & \geq 0. \end{array}$$



Code | Rucksackproblem

```
set dinge;
param maxGewicht >= 0;
param gewicht {dinge};
param nutzen {dinge};
var x {dinge}, binary;
maximize z: sum{item in dinge} nutzen[item] * x[item];
s.t. NB: sum{item in dinge} gewicht[item] * x[item]
                  <= maxGewicht;
solve;
```

```
data;
set dinge := buch laptop kamera mappe werbegeschenke;
param maxGewicht := 5;
param gewicht :=
        buch
                       0.5
        laptop
                       1.5
        kamera
                       1.5
       mappe
        werbegeschenke 0.5;
param nutzen :=
        buch
        laptop
        kamera
        mappe
        werbegeschenke 7;
end:
```



Modell | Allgemeines Rucksackproblem

Wir können in n Projekte investieren, Es steht ein Budget von $b \in \text{zur Verfügung}$. Die Kosten von Projekt i belaufen sich auf $a_i \in \text{bei einem Profit von } c_i \in \text{. Sei } x_i$ wie oben definiert.

Modell:

$$\max \sum_{i=1}^{n} c_i x_i$$

$$\text{s.t} \sum_{i=1}^{n} a_i x_i \le b$$

$$x_i \in \{0,1\}, i \in \{1,\dots,n\}.$$





Eine Software-Firma bekommt mehrere Anfragen zur Installation von Software (S_1, \ldots, S_{12}) , die innerhalb von 3 Wochen erledigt werden sollen. Die Software-Firma muss sich entscheiden, welche von den Softwarepaketen installiert werden sollen, und welche abgelehnt werden müssen, da über die kommenden Monate nur noch ein/e MitarbeiterIn mit einer maximalen Kapazität von 20 Stunden pro Woche zur Verfügung steht (das Einstellen von zusätzlichem Personal ist für diese Projekte nicht möglich). Die zur Installation benötigte Zeitdauer und der wirtschaftliche Gewinn für die Firma stehen in der folgenden Tabelle:

Softwarepaket	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	S_8	S_9	S_{10}	S_{11}	S_{12}
Zeit	14	13	13	12	11	11	8	7	6	6	4	3
Gewinn	570	520	530	410	340	300	250	240	200	220	130	110

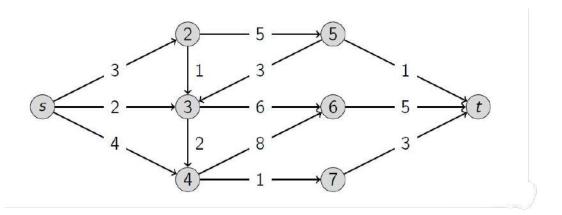
(a) Modellieren und lösen Sie dieses Rucksackproblem.

(b) Oft fallen für proprietäre Software Lizenzgebühren an. Angenommen, die Firma, welche die obigen Anfragen an die Software-Firma gestellt hat, besitzt ein €70.000 starkes Budget für Lizenzgebühren, und für die Softwarepakete S₁ bis S₁₂ fallen die in der nachfolgenden Tabelle angegebenen Gebühren an. Was ändern Sie an Ihrem Modell, um diese Umstände zu berücksichtigen? Ändert sich die optimale Lösung im Vergleich zu Unterpunkt (a)?

Softwarepaket	$ S_1 $	S_2	S_3	S_4	${\cal S}_5$	S_6	S_7	S_8	S_9	S_{10}	S_{11}	S_{12}
Lizenzgebühr (in €1.000)	14	16	8	13	4	21	26	17	5	5	12	35

Beispiel | Max-Flow-Problem

In dem unten skizzierten Netzwerk von Pipelines möchte man möglichst viel Öl von einem Erzeuger (Quelle, Knoten s) zu einem Abnehmer (Senke, Knoten t) schicken. Die Kanten sind unten jeweils mit ihrer maximalen Kapazität beschriftet – mehr Einheiten Öl können nicht über diese Kante transportiert werden. Weiters muss aus jedem Knoten (mit Ausnahme von s und t) die gleiche Menge wieder ausfließen, wie auch hineinfließt. Wie sieht ein optimaler Beförderungsplan aus?







Modell | Max-Flow-Problem

Sei G ein Graph mit G = (V, E), wobei V die Knotenmenge und E die Kantenmenge ist. Sei weiters $u: E \to \mathbb{R}^+$ die Kapazitätsfunktion.

Entscheidungsvariablen: x_e für jede Kante $e \in E$ gibt den Fluss f(e) auf jeder Kante an.

Modell:

$$\max \sum_{\substack{e=(s,j)\\j\in V,e\in E}} x_e$$

$$\operatorname{s.t} \sum_{\substack{e=(v,i)\\v\in V,e\in E}} x_e = \sum_{\substack{e=(i,v)\\v\in V,e\in E}} x_e, \quad \forall i\in V\setminus\{s,t\}$$

$$x_e \leq u_e, \quad \forall e\in E.$$



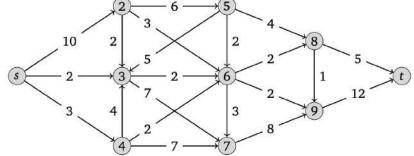
Code | Max-Flow-Problem

```
param n, integer, >=2;
set V, default {1..n};
set E, within V cross V;
param kapazitaet\{(i,j) \text{ in } E\}, > 0;
param s, in V;
param t, in V, != s;
var x{(i,j) in E}, >= 0, <= kapazitaet[i,j];
maximize fluss: sum{(s,j) in E} x[s,j];
s.t. node{i in V : i!=s and i!=t}:
        sum{(j,i) in E} x[j,i] = sum{(i,j) in E} x[i,j];
solve;
```





Über das folgende Pipelinenetzwerk sollen möglichst viele Öleinheiten von dem Erzeuger s zum Abnehmer t transportiert werden. Die Kanten des gegebenen Netzwerks sind mit ihrer Kapazität beschriftet, mehr Öleinheiten können über die entsprechende Kante nicht transportiert werden:



- (a) Modellieren und lösen Sie dieses Max-Flow-Problem.
- (b) Was ändert sich in Ihrem Modell, wenn zusätzlich zu den Kantenkapazitäten auch noch Knotenkapazitäten eingeführt werden? Das bedeutet, es gibt zu jedem Knoten außer der Quelle s und der Senke t noch eine weitere Schranke, die angibt, wie viele Einheiten Öl durch den jeweiligen Knoten fließen dürfen. Ändert sich die Optimallösung im Vergleich zum Unterpunkt (a), wenn die Knotenkapazitäten wie in der folgenden Tabelle gegeben sind?

Knoten	2	3	4	5	6	7	8	9
Kapazität	10	7	5	7	6	7	6	10

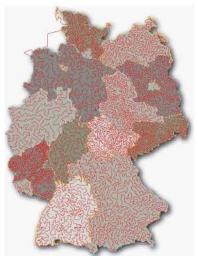


Das Problem des Handlungsreisenden

Traveling Salesperson Problem (TSP) - Das berühmteste Optimierungsproblem

Wähle die Reihenfolge für den Besuch mehrerer Städte so, dass die gesamte Reisestrecke des Handlungsreisenden möglichst kurz ist und er am Ende in seine Heimatstadt zurückkehrt.





Kombinatorische Explosion

8 Städte 40320 mögliche Touren

33 Städte 8683317618811886495518194401280000000 mögliche Touren

70 Städte > 10^100 mögliche Touren (Anzahl der Atome im Universum ~ 10^85)





Entscheidungsvariablen:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{wenn man von Stadt } i \text{ direkt nach Stadt } j \text{ reist,} \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Zielfunktion:

$$\min \sum_{\substack{i,j \in \{1,\dots,n\}\\i \neq j}} c_{ij} x_{ij}$$

Nebenbedingungen:

$$\sum_{\substack{i \in \{1, \dots, n\} \\ i \neq j}} x_{ij} = x_{1j} + x_{2j} + \dots + x_{nj} = 1, \ \forall j \in \{1, \dots, n\}$$

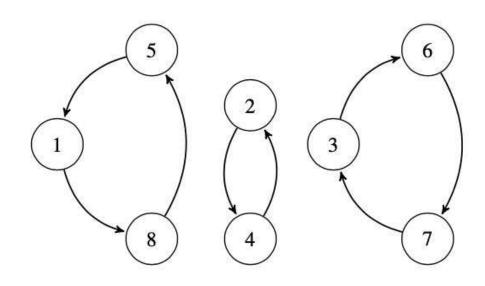
$$\sum_{\substack{j \in \{1, \dots, n\} \\ j \neq i}} x_{ij} = x_{i1} + x_{i2} + \dots + x_{in} = 1, \ \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ij} \le |S| - 1, \ \emptyset \subset S \subset \{1, \dots, n\}$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, i,j \in \{1,\ldots,n\}, i \neq j$$

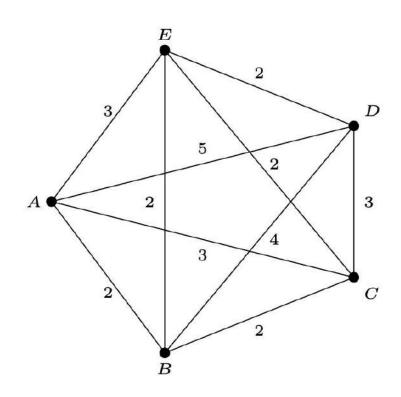
Subtours TSP







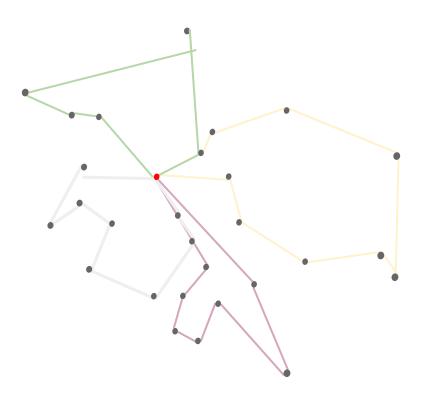
Beispiel | Traveling Salesperson Problem





Zusätzliche Bedingungen in der Praxis

- Mehrere Handlungsreisende (z.B. LKW-Flotte)
- Kapazitätsbeschränkungen (z.B. der LKWs)
- Zeitfenster (z.B. wann erhält der Kunde den Einkauf)
- Zeitbeschränkung und verpflichtende Pausen
 (z.B. Arbeitszeitregelungen für LKW-Fahrer)





Food Delivery | Modellierung



Problemstellung

Optimierung der Tourenplanung für die Heimzustellung von Lebensmitteleinkäufen in England

Ziele:

Minimierung der Summe der Fahrzeiten und/oder Kilometer über alle Touren

Bedingungen:

- Kapazitätsbeschränkungen der LKWs
- Berücksichtigung von Handling-Zeiten im Depot
- Echtzeit-Updates der gesamten Tourenplanung pro neuer Bestellung
- Dynamische Generierung von möglichen Delivery-Zeitfenstern zur Auswahl für den/die Kunden/in je Online-Einkauf
- Berücksichtigung von Echtzeit-Verkehrsinformationen bei der Bestimmung der erwarteten Fahrzeiten zwischen KundInnen

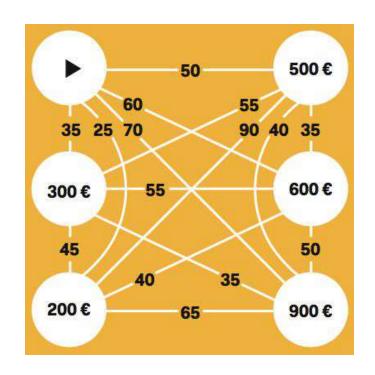
Food Delivery 41



TSP mit Zeitbeschränkung

Ein Staubsaugervertreter muss fünf verschiedene Städte abklappern. Die Fahrzeit zwischen den Städten liegt bei 10 bis 70 Minuten - und auch der Verdienst, den er sich erwarten kann, ist an jedem Ort unterschiedlich. Nach spätestens drei Stunden muss der Vertreter wieder nach Hause zurückgekehrt sein.

Wie muss er seine Route wählen, um in dieser Zeit möglichst viel Geld zu verdienen?





ANWENDUNGEN





Förderungen | Auswahl

FFG:

- Mittlere Unternehmen: 25 %
 Kleine Unternehmen: 28 %
 Startup: 31 %
- Industrienahe Dissertation
- Mobilität der Zukunft
- Produktion der Zukunft

Organizationstyp	Forschungskategorie kväustralle Forschung	Forschungskategorie Experimentella Entwicklung
Kleine Unternehmen	80 %	60 %
Mittlere Unternahmen	70 %	50 %
Graße Unternehmen	55 %	55 %
Forschungseinrichtungen im Rahmen ihrer nicht-wirtschaftlichen Tätigkeit	15%	50 N
Nicht wirtschaftliche Einrichtungen im Rahmen ihrer nicht-wirtschaftlichen Tätigkeit	90 N	60 N

Großunternehmen: 19 %

- Künstliche Intelligenz für Recycling
- Al for Green

KWF:

- FIRST.green
- TD|IKT|EBS Kärnten
- Start F&E

Förderungen 44

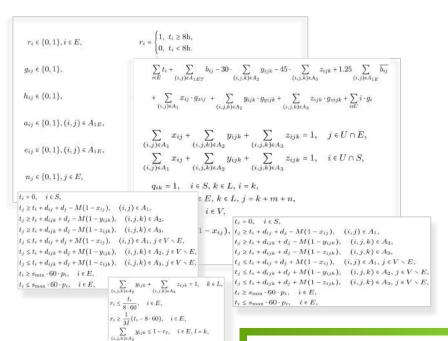




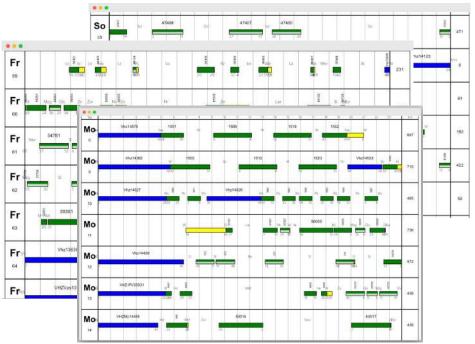




ÖBB | Unsere Lösung



 $\sum_{(i,j,k)\in A_3}z_{ijk}\leq \mathbf{r}_\ell,\quad i\in E,\, l=k,$



Als Künstliche Intelligenz werden Computersysteme bezeichnet, die (u.a. durch von Fachleuten erstelltes Regelwissen) intelligentes Verhalten zeigen, d.h. die in der Lage sind, Aufgaben auszuführen, die in der Vergangenheit menschliche Kognition und menschliche Entscheidungsfähigkeiten erfordert haben.





Strategische Planung der Lokumläufe	Operative Planung der Lokumläufe
Zeiteinsparung im Planungsprozess von 1 Woche \rightarrow 30 Sekunden	Schnelleres & besseres Reagieren auf unerwartete Ereignisse
Kostenreduktion von 5 bis 10 %	Kostenreduktion von 10 bis 20 %

- → Höhere Planungssicherheit und Prozessstabilität
- → Reduktion von eingesetzten Lokomotiven und benötigten Leerkilometern



ÖBB | Optimierungsmodell

Minimiere: Anzahl Lokomotiven und Anzahl Leerkilometer

zwei Zielfunktionen

Sodass: Alle Zugleistungen werden durchgeführt

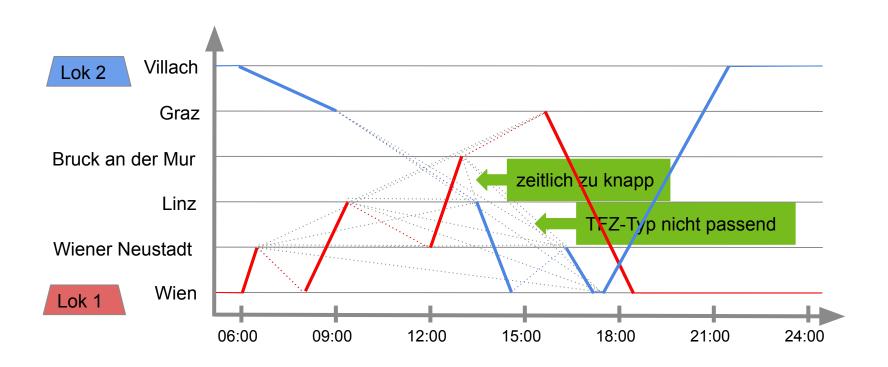
Alle Restriktionen werden eingehalten:

- Erforderliche Lok-Typen auf bestimmten Strecken
- Länderspezifische Bestimmungen
- Wartungsanforderungen





ÖBB | Handhabung der Restriktionen



2

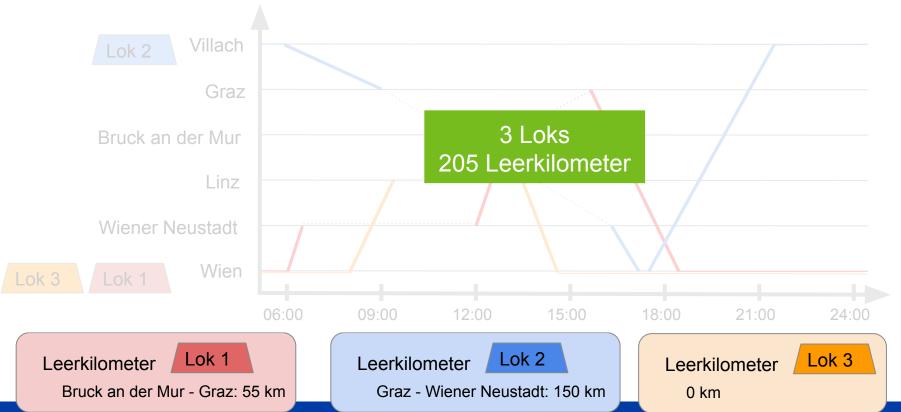


ÖBB | Handhabung der Restriktionen





ÖBB | Handhabung mehrerer Zielfunktionen





ÖBB | Handhabung mehrerer Zielfunktionen

2 Loks 650 Leerkilometer

versus

3 Loks 205 Leerkilometer

- Trade-off:
 - Wenige Loks → viele Leerkilometer
 - Wenige Leerkilometer → viele Loks
- Was ist der gewünschte Trade-off in unserer konkreten Anwendung?
 - O Beispiel: 2 Loks + 650 Leerkilometer ist zu bevorzugen
 - Aber was ist besser?
 77 Loks + 100 000 km oder 79 Loks + 22 000 km





Example 2.1. We are given the following simplified train schedule in Table 2.1 with information about train stations, departure and arrival time, and the corresponding distances for each scheduled trip. At the beginning of the planning horizon, we assume to have two locomotives L1 and L2 at our disposal, placed in Salzburg and Klagenfurt, respectively. We assume to have two maintenance points, Salzburg and Vienna, and we suppose that both locomotives are authorized to be maintained there. The resulting problem graph is illustrated in Figure 2.2 and the corresponding solution graph is given in Figure 2.3

Departure		Arrival	,	Distance
Salzburg (S)	08:00 am	Vienna	10:30 am	294 km
Klagenfurt (K)	10:30 am	Villach (Vi)	11:00 am	14 km
Vienna (V)	01:45 pm	Vienna Airport (V →)	02:00 pm	18 km
Salzburg	04:30 pm	Bischofshofen (B)	$05:30~\mathrm{pm}$	$60~\mathrm{km}$

Table 2.1: Train schedule with departure and arrival stations and corresponding times and distances for Example 2.1.



ÖBB | Beispiel

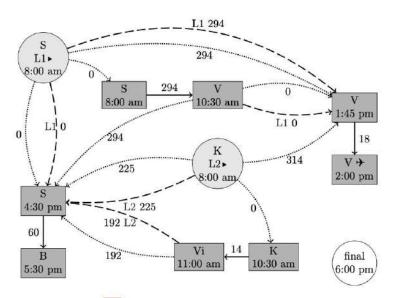


Figure 2.2: Problem graph for Example 2.1 We have two locomotive starting nodes ((S L1 8:00) and (K L2 (8:00)). Arcs for deadhead trips are displayed as dotted arrows and arcs for deadhead trips with maintenance are displayed as dashed arrows. Note that each maintenance arc is related to a certain locomotive. Pairs of connected rectangular nodes display scheduled trips. Scheduled arcs between departure and arrival stations of a scheduled trip are included to illustrate the distance of the trip. The weights on deadhead and maintenance arcs denote the corresponding distance between the stations of the different nodes. For reasons of clarity, all arcs to the final node are omitted.





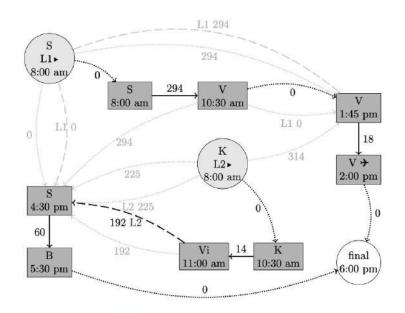


Figure 2.3: Solution graph for Example 2.1. We verify that each locomotive travels alternatingly on scheduled trips and arcs for deadhead trips with or without maintenance. Each node, except for the artificial final node, is visited exactly once. Further, all locomotives end up in the final node.





Sets		
$L\coloneqq\{k_1,\ldots,k_m\}$ V^d	Set of disposable locomotives.	
V^d	Set of departure nodes.	
V^a	Set of arrival nodes.	
V^s	Set of locomotive starting nodes.	
	Artificial final node.	
$V_f \\ V \coloneqq V^d \cup V^a \cup V^s \cup \{v_f\}$	Set of all nodes in the problem graph.	
A_1	Set of arcs representing fixed scheduled trips.	
A_2	Set of arcs representing a deadhead trip.	
$egin{array}{c} A_1 \ A_2 \ A_3 \end{array}$	Set of arcs representing a deadhead trip including maintenance.	
$A \coloneqq A_1 \cup A_2 \cup A_3$	Set of all arcs.	

Parameters

$c_{km} \in \mathbb{R}^+$	Costs for a deadheaded kilometer.
$c_{loc} \in \mathbb{R}^+$	Costs for using a locomotive.
$c_{mnt} \in \mathbb{R}^+$	Costs for performing a maintenance operation.
$d_{ij} \in \mathbb{R}^+$	The distance between nodes $i \in V$ and $j \in V$.
$i_k \in V^s$	The start node $i \in V^s$ corresponding to locomotive $k \in L$.
$r_{\nu}^{start} \in \mathbb{R}^{+}$	Mileage of the locomotive k stationed in starting node $i_k \in V^s$.
$r_k^{start} \in \mathbb{R}^+$ $r_k^{max} \in \mathbb{R}^+$	Maximal number of kilometers locomotive $k \in L$ is allowed to travel
	until a maintenance operation must be performed.

Table 2.2: Overview of sets and parameters.

ÖBB | Modell



$$x_{ij} \in \{0,1\}, (i,j) \in A_2,$$

$$y_{ijk} \in \{0,1\}, (i,j,k) \in A_3,$$

$$q_{ik} \in \{0,1\}, \ i \in V \smallsetminus \{v_f\}, k \in L,$$

$$s_k \in \{0, 1\}, \ k \in L,$$

$$r_i \in \mathbb{R}^+, i \in V,$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if arc } (i, j) \text{ is used.} \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

$$y_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{if arc } (i, j, k) \text{ is used.} \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

$$q_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{if node } i \text{ is visited by locomotive } k. \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

$$s_k = \begin{cases} 1, & \text{if locomotive } k \text{ is used at least once.} \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

 r_i denotes the mileage in node i.

min
$$c_{km} \sum_{(i,j) \in A_2} d_{ij} x_{ij} + c_{loc} \sum_{k \in L} s_k + \sum_{(i,j,k) \in A_3} (c_{mnt} + c_{km} d_{ij}) y_{ijk}$$
 (Objective)

s.t.
$$\sum_{(i,j)\in A_2} x_{ij} + \sum_{(i,j,k)\in A_3} y_{ijk} = 1, \quad j \in V^d,$$
 (2.1)

$$\sum_{(i,j)\in A_2} x_{ij} + \sum_{(i,j,k)\in A_3} y_{ijk} = 1, \quad i \in V^a \cup V^s,$$
(2.2)

$$\sum_{(i,j)\in A_2} x_{ij} = m, \quad j = v_f, \quad (2.3)$$

$$s_k + x_{iv_f} = 1, \quad i \in V^s, \ k \in L, \ i = i_k,$$
 (2.4)

$$q_{ik} = 1, \quad i \in V^s, \ k \in L, \ i = i_k,$$
 (2.5)

$$\sum_{k \in I} q_{ik} = 1, \quad i \in V \setminus \{v_f\}, \tag{2.6}$$

$$q_{ik} = q_{jk}, \quad (i, j) \in A_1, \ k \in L, \ \text{if} \ k \in P_{ij},$$

$$q_{ik} = q_{jk} = 0, \quad (i, j) \in A_1, \ k \in L, \ \text{if} \ k \notin P_{ij},$$

$$(2.7)$$

$$q_{jk} \ge q_{ik} - (1 - x_{ij}), \quad (i, j) \in A_2, k \in L, j \ne v_f,$$
 (2.8)

$$y_{ijk} \le q_{\ell k}, \quad (i, j, k) \in A_3, \ \ell \in \{i, j\},$$
 (2.9)

$$r_i = r_k^{start}, \quad i = i_k \in V^s,$$
 (2.10)

$$r_j = r_i + d_{ij}, \quad (i, j) \in A_1,$$
 (2.11)

$$r_j \ge r_i + d_{ij} - M_1(1 - x_{ij}), \quad (i, j) \in A_2,$$
 (2.12)

$$r_i \le M_1(1 - y_{ijk}), \quad (i, j, k) \in A_3,$$
 (2.13)

$$r_i \le r_k^{max} + M_2(1 - q_{ik}), \quad i \in V \setminus \{v_f\}, \ k \in L,$$
 (2.14)

$$r_i + d_{ij} \le r_k^{max} + M_2(1 - y_{ijk}), \quad (i, j, k) \in A_3,$$
 (2.15)

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \quad (i,j) \in A_2,$$
 (2.16)

$$y_{ijk} \in \{0,1\}, \quad (i,j,k) \in A_3,$$
 (2.17)

$$q_{ik} \in \{0,1\}, \quad i \in V \setminus \{v_{\ell}\}, \ k \in L,$$
 (2.18)

$$r_i \ge 0, \quad i \in V, \tag{2.19}$$

$$s_k \in \{0, 1\}, \ k \in L.$$
 (2.20)



Constraints (2.1), (2.2) and (2.3) guarantee that all scheduled trips are carried out. More precisely: Conditions (2.1) ensure that each departure node is visited by exactly one locomotive via one incoming arc. Constraints (2.2) ascertain that each arrival node and each start node is left by exactly one locomotive via one outgoing arc. Equations (2.3) ensure that all locomotives enter the artificial final node. In (2.4), it is guaranteed that the number of locomotives used is counted correctly and bounded by the number of locomotive starting nodes in V^s . Constraints (2.5) link each locomotive with its assigned starting node. Equations (2.6) ensure that every node, except the final node, is visited by exactly one locomotive. Constraints (2.7) guarantee that only permitted locomotives carry out scheduled trips. In more detail: If a locomotive is permitted to pull the trip associated to arc $(i,j) \in A_1$, it is ensured that it visits either both or none of the nodes i and j. Additionally, it is confirmed that if the locomotive is not permitted to pull the trip, it visits neither node i nor j. Inequalities (2.8) ascertain that if an arc $(i,j) \in A_2$ was used, nodes i and j are visited by the same locomotive. Constraints (2.9) ensure that maintenance arcs can be used for a locomotive only if it has visited the corresponding departure and arrival nodes. For each locomotive, the mileage in the starting node is initialized in Constraints (2.10). In Constraints (2.11), the mileage in a departure node j is correctly updated for each scheduled trip $(i,j) \in A_1$. If a deadhead trip (an arc $(i, j) \in A_2$) is taken, the mileage is revised by Inequalities (2.12). In Constraints (2.13), the mileage of a locomotive is reset to zero if it was serviced, i.e., if a maintenance arc $(i, j) \in A_3$ was used. Inequalities (2.14) and (2.15) avoid exceeding the maximally permitted mileage of a locomotive until the next maintenance operation is performed.

In our formulation, we make use of two Big M terms. In the following, we give a recommendation for setting them.

$$M_1 = \max_{k \in L} r_k^{max},$$

$$M_2 = \max_{(i,j,k)\in A_3} d_{ij}.$$



Fleet Management

Decision Criteria



The decision on the tour schedule depends on **how quickly** the various passengers or goods need to be transported and the selected optimization parameters like **minimal costs** and **environmental friendliness**.

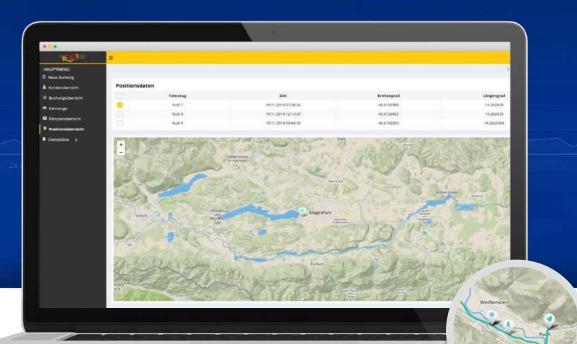


Food Delivery | Our Solution

- Real-time fleet management application tailored to customer-specific processes as an independent service integrated into the existing ecosystem
- Optimizing routes, loading and route planning for home delivery of groceries across England:
 - Real-time coordination of over 1000 vehicles
 - Consideration of over 50 depots
 - Continuous improvement of travel and service time estimation through machine learning
 - Increased customer satisfaction due to additional time slots offered and improved punctuality
 - Reduction of logistics costs by approx. 15%



MIKRO-ÖV: ANEXIA DRIVE



- Intermodales Mobilitätskonzept
- Implementierung eines skalierbaren Mobilitätsservice als SaaS-Lösung
- Echtzeit-Disposition der Touren inklusive Buchungsplattform
- Live-Betrieb mit 180 Haltestellen

Pilotregion Unteres Drautal



INTRODUCTION VIDEO ANEXIA DRIVE



https://www.youtube.com/watch?v=f6HbTqIDr4E









- Multi-tenancy
- Multiple fleet-management use-cases can be depicted due to a modular design and a variety of target functions and constraints implemented
- User-friendly and simple workflows
- IoT-capabilities: Multiple devices and sensors can be integrated
- Easy to administrate for dispatchers & drivers
- Research-based, high-quality, real-time optimization and AI algorithms
- CO₂-calculator, integration of electric vehicles & loading stations, gamification, ...



Anexia Drive | Features

Fahrer

Karten- und

Tourenansicht

inklusive Beleg-

drucker im Auto

Bezahlmöglichkeiten





- Verwaltung von FahrerInnen,
 Haltepunkten und Fahrzeugen
- Integration fixer Linien
- Statistiken
- Modul zur Lohnverrechnung
 Modul zur Arbeitszeiterfassung

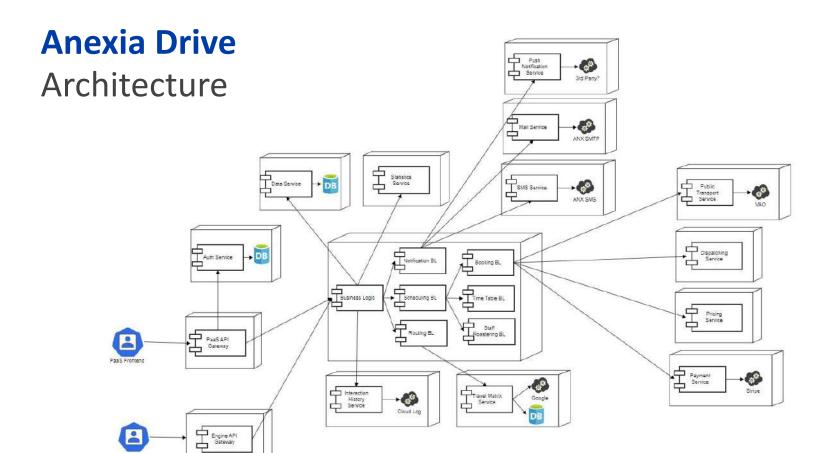
Dispo

- ✓ Berücksichtigung Live-Traffic
- Automatisierter Input von Plandaten des liniengebundenen Verkehrs
- Buchungs- und Verwaltungsplattform für Service MitarbeiterInnen der Regionen
- ✓ Virtuelle Telefonanlage



Fahrgast

- Buchungsplattform für End-KundInnen
- Online-Bezahlmöglichkeit

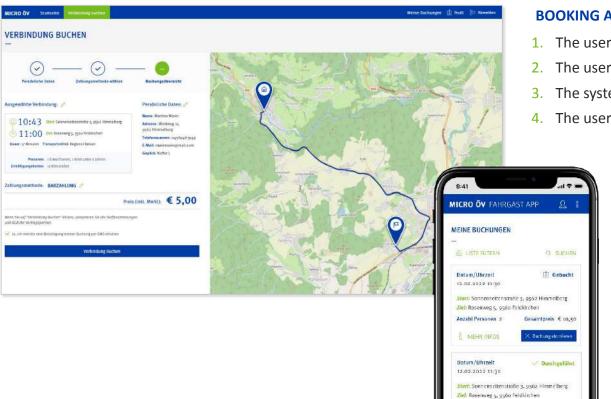












BOOKING A SERVICE

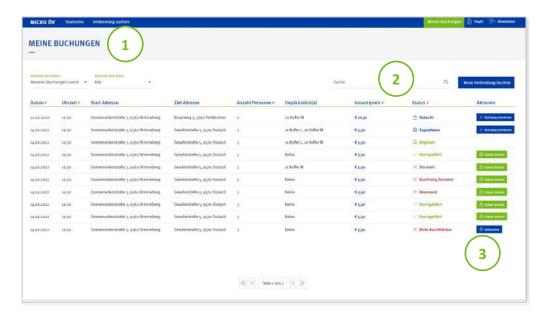
Anzahl Personen 2

Gesamtoreis € 10,50

- 1. The user logs in to the portal.
- 2. The user selects the desired connection.
- The system calculates the time slots.
- 4. The user books the service.

Also available as mobile App





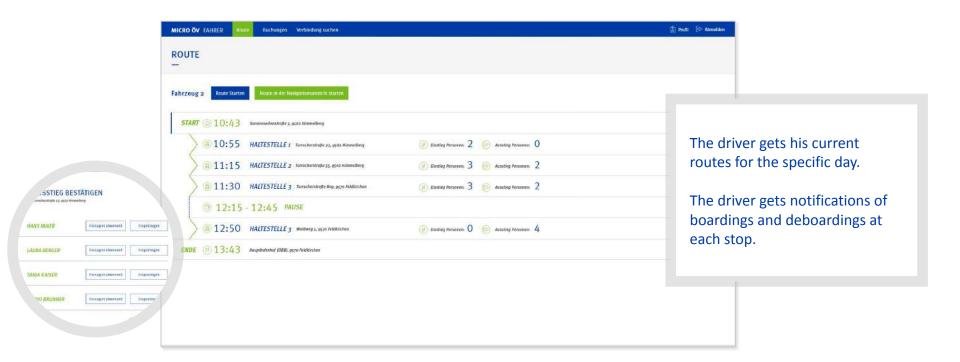
My bookings
Logged-in users see an overview of

all bookings that they have made.

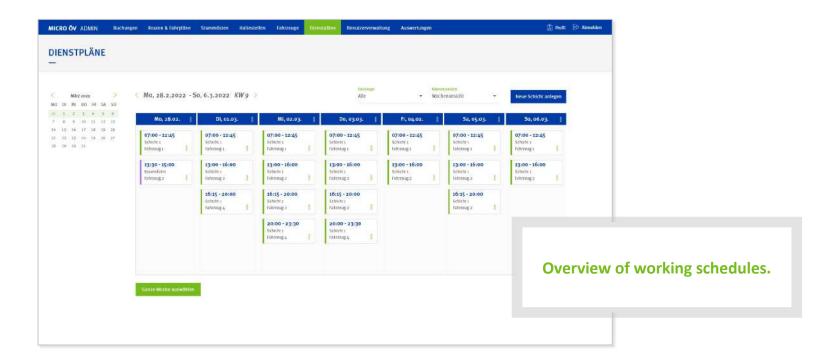
- Status
 Bookings can have distinct statuses.
- Book again

 Already booked connections can
 be booked again at just the touch
 of a button.

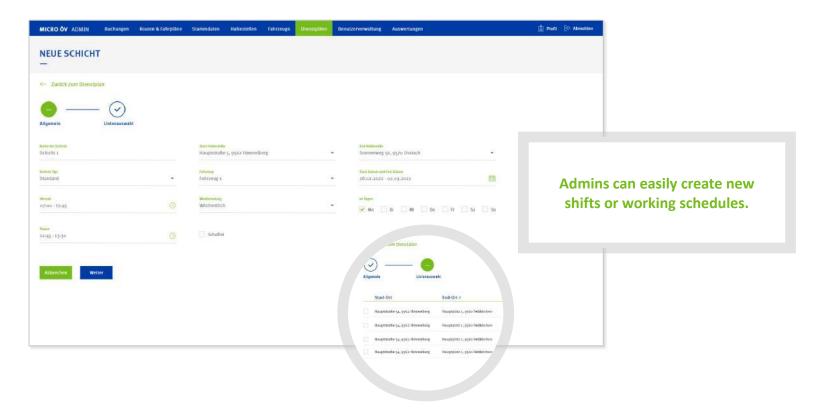
















- Statistics Individual statistics using all data collected during operations can be computed and integrated in a dashboard.
- Filters
 Filters help with the fine-tuning and evaluation of different statistics
 - Details
 Visualizations and further details can be displayed for each individual statistic



Food Delivery | Model

	Definition	Description
A	$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$	tour with n customers
c C	$c: \mathcal{C} \to \mathbb{R}^{>0}$	order weight function
C	$C_{\mathcal{A}} \in \mathbb{R}^{>0}$	capacity of tour A
С	0.00	set of customers
e_w		end time of time window $w \in W$
end_A		end time of tour A
m	m = S	number of tours assigned to schedule S
n	$n = \mathcal{A} $	number of customers assigned to tour A
p	p = C	number of customers
$egin{smallmatrix} q & & & \\ s & & & & \end{bmatrix}$	$q = \mathcal{W} $	number of time windows
s	$s: \mathcal{C} \to \mathbb{R}^{>0}$	service time function
s_w		start time of time window $w \in W$
s_w \mathcal{S}	$S = \{A, B, \dots\}$	schedule consisting of tours A , B , etc.
$start_A$	SERVE AND	start time of tour A
t	$t: \overline{\mathcal{C}} \times \overline{\mathcal{C}} \to \mathbb{R}^{\geq 0}$	travel time function
w	$W = \{w_1, \dots, w_q\}$	set of time windows
w	$w: \mathcal{C} \to \mathcal{W}$	time window function

Table 3.1: List of input parameters and constants of the cVRPTW.

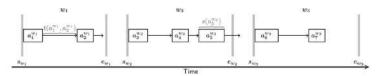


Figure 3.3: Illustration of three time windows with seven customers. The vertical bars represent the start and end times of the respective time windows. The length of the arrows depict the travel times between customers and the vertical lengths of the boxes illustrate the service times of the customers.

Food Delivery 73





- The following index sets:
 - In general, the index sets [u], $u \in \mathbb{N}$, and $[u]_0$ contain the elements $\{1, 2, \dots, u-1, u\}$ and $\{0, 1, 2, \dots, u-1, u\}$, respectively.
 - $-[p]_0$ contains all customers and the start depot 0.
 - -[p+1] contains all customers and the end depot p+1.

Note that both 0 and p+1 represent the same depot d.

- The edge set E := {(i,j): i ≠ j, i ∈ [p]₀, j ∈ [p+1]} indicates the connectivity between locations. For simplicity reasons we do allow all connections between all pairs of customers regardless of their assigned time windows.
- The binary variables x_{ijk} , $(i,j) \in E$, $k \in [m]$, with the following interpretation:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{if customer } j \text{ is visited directly after customer } i \text{ on tour } k, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

- The non-negative variables $d_i \in \mathbb{R}^{\geq 0}, \ i \in [p]$, modeling the arrival time at customer i.
- The non-negative variables $r_k \in \mathbb{R}^{\geq 0}$, $k \in [m]$, modeling the arrival time of the vehicle operating tour k at the end depot.
- The non-negative parameters t_{ij} ∈ R≥0, (i, j) ∈ E, giving the service time s(i) at customer i plus the travel time t(i, j) from customer i to customer j.
- Parameter M = max (end_k − start_k) stating the largest difference between start and end time of a tour.
- We assume, w.l.o.g., that $\min_{k \in [m]} start_k = 0$.

Food Delivery 74

$$\min \sum_{i,j} \sum_{i,j} t_{ij} x_{ijk} \tag{3.1a}$$



s.t.
$$\sum_{k \in [m]} \sum_{(i,j) \in E} x_{ijk} = 1, \quad j \in [p+1],$$
 (3.1b)

$$\sum_{k \in [m]} \sum_{(i,j) \in E} x_{ijk} = 1, \quad i \in [p]_0, \tag{3.1c}$$

$$\sum_{k \in [m]} \sum_{(i,p+1) \in E} x_{i(p+1)k} = m, \tag{3.1d}$$

$$\sum_{k \in [m]} \sum_{(0,j) \in E} x_{0jk} = m, \tag{3.1e}$$

$$\sum_{\substack{i,j \in S, \\ i \neq j}} x_{ijk} \le |S| - 1, \quad S \subseteq [p], \ |S| \ge 2, \tag{3.1f}$$

$$\sum_{(i,j)\in E} c(j)x_{ijk} \le C_k, \quad k \in [m], \tag{3.1g}$$

$$s_{w(i)} \le d_i \le e_{w(i)}, \quad i \in [p],$$
 (3.1h)

$$d_j \ge d_i - M + x_{ijk}(t_{ij} + M), \quad i, j \in [p], \ i \ne j, \ k \in [m],$$
 (3.1i)

$$r_k \ge d_i - M + x_{i(p+1)k}(t_{i(p+1)} + M), \quad i \in [p]_0, \ k \in [m],$$
 (3.1j)

$$r_k \ge d_i - M + x_{i(p+1)k}(t_{i(p+1)} + M), \quad i \in [p]_0, \ k \in [m],$$

$$d_i \ge x_{0ik}(start_k + t_{0i}), \quad j \in [p+1], \ k \in [m],$$
(3.11)

$$r_k \le end_k, \quad k \in [m],$$
 (3.11)

$$x_{ijk} \in \{0,1\}, \quad (i,j) \in E, \ k \in [m],$$
 (3.1m)

$$d_i > 0, \quad i \in [p], \tag{3.1n}$$

$$r_k \ge 0, \quad k \in [m]. \tag{3.10}$$

The Objective Function (3.1a) ensures minimization of the total travel time of the schedule. Equalities (3.1b) and (3.1c) guarantee that we visit and leave each customer exactly once. Similarly, Equalities (3.1d) and (3.1e) guarantee that all vehicles leave the start depot and return to the end depot. Inequalities (3.1f) are the well-known subtour elimination constraints. The Capacity Constraints (3.1g) guarantee that on each tour the sum of the order weights of the assigned customers does not exceed the respective tour capacity. Inequalities (3.1h) ensure that all customers are serviced within their assigned time windows. Inequalities (3.1i) and (3.1j) connect the arrival times at the customers and at the end depot with the tours modeled through the x-variables. Finally, Inequalities (3.1k) and (3.1l) ensure that start and end times of all tours are respected.

Food Delivery 75



Beladung & Transport | Kombinierte Optimierung

Probleme:

- Manuelle Routen- und Verladungsplanung
- Instabile Prozesse unter Zeitdruck
- Qualität der Planung variiert (MitarbeiterIn, Tag)
- Hoher Zeitaufwand für Know-How Transfer
- Hohe Logistik- und Personalkosten



Lösung:

System zur Automatisierung der Routen- und Verladeplanung, welches beide Probleme gemeinsam löst

Ergebnisse:

- Prozessstabilität und Qualitätsverbesserungen durch Vereinheitlichung der Planung
- Zeitersparnis durch Wegfall der manuellen Planung
- Kostenersparnis durch kombinierte Betrachtung der beiden Optimierungsprobleme

Beladung & Transport 76



Bildung | Schulstandortoptimierung

Probleme:

- Herausforderung verschiedene Szenarien mit komplexen Auswirkungen zu bewerten und vergleichen
- Daher Entscheidungen einerseits schwierig und andererseits angreifbar
- Unzufriedenheit bei den Entscheidungsträgern und bei den Betroffenen

Ziele:

- Verschiedene Szenarien (Klassenteilungsziffern, maximaler Schulweg, vorgegebene Entscheidungen für einzelne Standorte) können einfach und schnell abgebildet werden
- Übersichtlicher Vergleich der quantitativen Auswirkungen verschiedener Szenarien

Lösungsansatz:

Tool zur Visualisierung und Optimierung der kostenminimale Zuordnung von Schulsprengeln zu Schulstandorten unter Berücksichtung mehrerer konfigurierbarer Nebenbedingungen



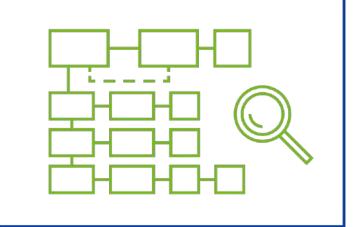
Bildung 77



BACKLOG







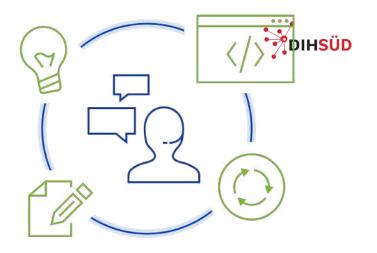


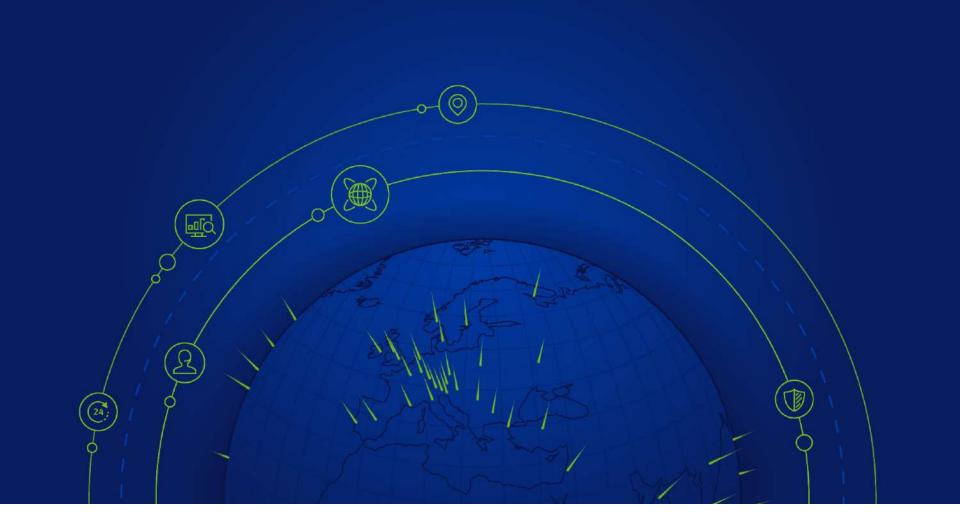


















Gastronomie | Staff Forecasting

Problemstellung:

- Auf Basis manueller Bedarfsprognosen in der Gastronomie werden MitarbeiterInnen verplant.
- Je akkurater Gäste, konsumierte Speisen und Getränke prognostiziert werden, desto besser können Personal ausgelastet und Spitzen abgedeckt werden.

Lösung:

Die webbasierte Applikation generiert datenbasierte Verkaufsprognosen, wodurch der Bedarf an MitarbeiterInnen je Aufgabenbereich (Zuteilung in der Küche, Bar, Tischbewirtung etc.) flexibel geplant wird.



- Einsatz von individuell designten Bayes'schen generalisierten additiven Modellen (GAMs)
- Automatische Identifikation von Trendänderungen, signifikanten saisonalen Effekten und Ausreißern
- Bessere Servicequalität, Entlastung der MitarbeiterInnen und Reduktion der Personalkosten



Gastronomie | Demand Forecasting

Problemstellung:

- Auf Basis manueller Verkaufsprognosen definiert die Küchenleitung die Einkaufsmengen.
- Je akkurater die Prognose, desto weniger Lebensmittelverderb bzw. -abfall entsteht und desto profitabler ist die Kostenkalkulation der angebotenen Gerichte.

Lösung:

Die webbasierte Applikation wertet Kassendaten des Gastronomiebetriebs aus und generiert datenbasierte Verkaufsprognosen für Speisen und Getränke auf Basis ihrer historischen Verkaufszahlen.

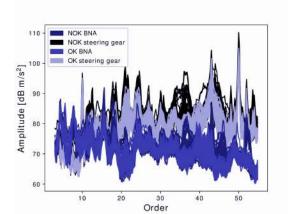
Ergebnisse:

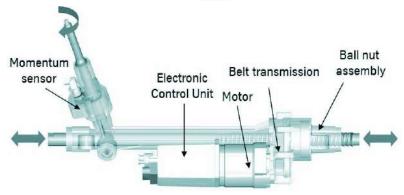
- Einsatz Bayes'scher generalisierter additiver Modelle
- Automatische Identifikation von Trendänderungen, signifikanten saisonalen Effekten und Ausreißern
- Berücksichtigung von Feiertagen und Events
- Toleranz bei fehlenden Daten
- Nachweislich zuverlässigere Prognoseintervalle als andere state-of-the-art Vorhersagemethoden
- International Journal of Forecasting: A Bayesian
 Approach for Predicting Food and Beverage Sales in
 Staff Canteens and Restaurants



- Darstellung des Zusammenhangs der Qualität von Lenkgetriebe und Kugelmutterbaugruppe
- Kanonische Korrelationsanalyse von Akkustikdaten mittels maschinellen Lernens (Support Vector Machine und neuronale Netzwerke)
- 10%-ige Reduktion der Prozesskosten durch Integration der Analyseergebnisse in den operativen Betrieb
- Expert Systems with Applications: On the propagation of quality requirements for mechanical assemblies in industrial manufacturing











- Viele verschiedene KI-Modelle greifen bei Amazon ineinander
- Use Case: Kauf von Harry Potter Buch über Amazon
- Amazon selbst nutzt KI, stellt aber, wie Google, auch Services zur Nutzung und Implementierung von KI zur Verfügung
- Amazon Web Service (AWS)















Weitere Informationen zu Prognosen

Data to Al Maturity



Manual Data Drudgery

Manual reports

Spreadsheets & PowerPoints communicate status

Disagreements on how data was processed



Death by Dashboards

Shadow data teams

Only privileged employees can create reports

Big spend on reporting, dashboarding or BI systems

Employees flooded with irrelevant data

Multiple, inconsistent sources of truth



Data Tells A Story

Glance-able answers start to simplify employee processes

Multi-source data merging

Consistent view of info up & down the organization

IT & business leadership coordinate work

Measurable results emerge



Emerging Intelligence

Consistent measurable results

Proactive information supports employees

Experience tuned for each customer and employee

Smart systems know what to look for

Data crosses silos



Transformed Organization

AI/ML is real

New ways of working

Employees focused on high value work, all low value work automated

Recommendations are right for the employee

New business models emerge





Success factors for ML projects

Team mindset

- focus on **business impact** vs science
- start with simple **baseline** models implement complete **life-cycle** asap
- implement gradual improvement

Company mindset

- set **realistic goals** for ML projects
- product management must understand ML
- manage customer expectations
- avoid isolation of ML teams

Fail-fast principle

- provide suitable ML infrastructure
- test and monitor extensively
- error tolerant project setup
- continuous integration for ML





Why are ML projects different to software projects?

Development of software has become a well understood and managed capability of organizations.

Machine learning has not yet reached this status. Many ML projects have to deal with the uncertainty if the expected results can be delivered.

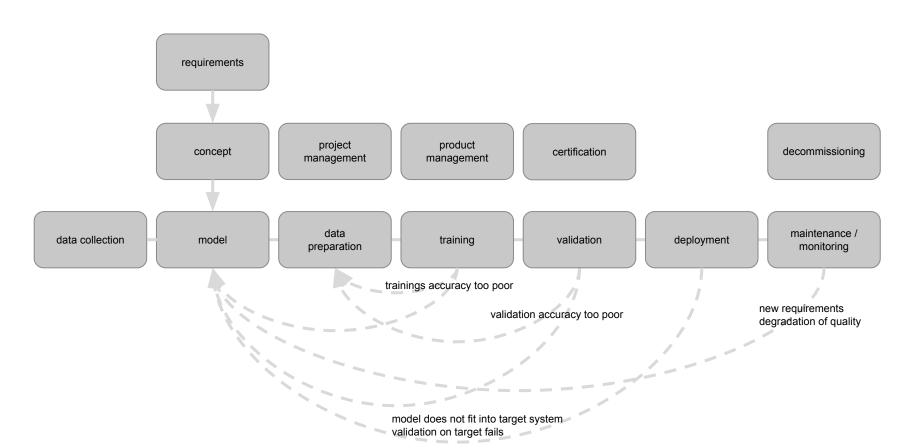
```
import sys, os
sys.path.append(os.getcwd())

class Type(object):
    def __init(self):
        self.run()

def run(self):
    print(f"Hello World")
```

More realistic life cycle of ML projects







Machine learning problem framing

Description of **problem to solve**

- from the viewpoint of the user
- include cost of problem
- how might you solve your problem without ML?

Description of the **solution** using digitalization and machine learning

- > what is the **ideal outcome** of the use of the model?
- how would the problem be reduced by using your approach

Description of the **machine learning solution**

- define success and failure metrics
- measurable quality metrics in context of model AND problem
- what type of **output** would you like the ML model to produce? e.g. classification of images, clustering of sensor data, ...
- > identify your **data sources** and **labels** (include metadata)
- > identify your data transformations

Description of the operational aspects

- how will the output be integrated in a product
- resources
- data collection and processing





Quality parameters and test strategy

- The required quality of the machine learning solution must be defined very precisely in writing.
- It is necessary to define the calculation of the quality parameter mathematically OR as computer code and to agree upon it in writing with the customer.
- It is difficult to estimate the quality of unknown new data samples in the real production environment. So preparations shall be taken to handle situations with insufficient quality in a cooperative way.
- A good starting point is to define the **distribution** of the **test data** together with the customer.
- Liability if quality cannot be met.





Ground truth collection and creation

We have learned that the creation and quality assurance of ground truth data can be very expensive.

Clarify at least the following aspects:

- who is responsible (delivery and cost) for ground truth generation
- if the initial ground truth data is not sufficient, how are the additional cost divided
- how can the contractor access the data, e.g. for measurement in the customer plant
- ownership of the resulting ground truth and rights of use





Al in smart manufacturing and supply chain

Demand prediction

Integrated planning

Flexibilisation of production lines

Increase of production rate

Reduction of scrap production and quality issues

Optimization of logistics

Improvement of control systems

Judgement on improvement measures



Supply Chain Cycles



Customer order



Demand prediction

Replenishment



Material requirements planning

Manufacturing



Production planning

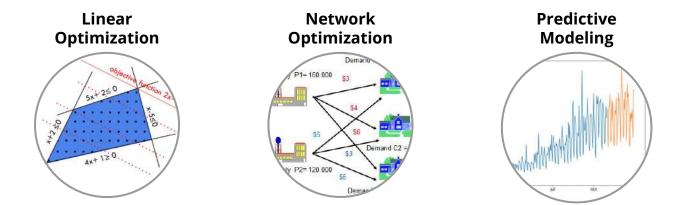
Procurement





Current methods & limitations





>> optimization is generally driven by repeated manual analysis

KI in der Logistik





- Beschaffung
- Lager
- Produktion
- Transport
- Entsorgung

- Autonome Fahrzeuge & Drohnen
- Robotik
- Visuelle KI
- Predictive Analytics

Real-time decision making



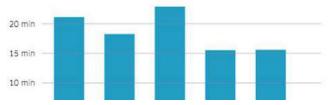


UBER - Transportation as a Service

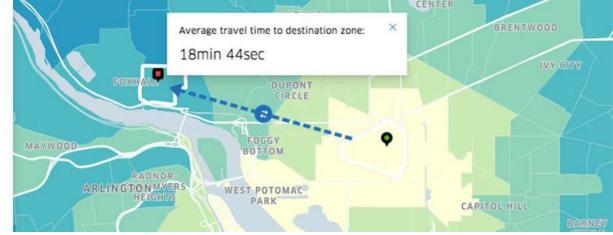


07/31/2016 - 08/28/2016 Every day Daily Average

Average travel times by time



Beispiel
AI @ UBER



- Echtzeit-Optimierungsplattform für Fahrerpositionierung und Matching von Fahrgästen mit Fahrern
- Basis für Komfortfunktionen wie z.B.
 1-Touch-Kundenkommunikation
- Enabler für neue Anwendungsfälle wie z.B.
 Fahrgemeinschaften oder Routing von Transportern



Datengetriebene Businessmodelle Made in Austria - Case Study Parkbob



- Vorhersage der Wahrscheinlichkeit einen Parkplatz am Zielort zu finden
- Kombination aus Vorhersagemodellen, Geo- und Zeitreihendaten
- Businessmodell: Software-as-a-Service für Automobilfirmen, Navigationssoftware und Apps





...even for new entrants





Individualisierte, medizinische Hautcremen

 Fragebogen mit Informationen über Alter, Geschlecht, Schwangerschaft, Alkohol- und Zigarettenkonsum, Allergien, Hautbeschaffenheit, Hautbeschwerden etc.



- Auf Basis des ausgefüllten Fragebogens erfolgt die Auswahl der Wirkstoffe, die für die individualisierte Rezeptur der Creme benötigt werden
- Hierbei gilt zu beachten, dass einzelne Wirkstoffe sich gegenseitig ausschließen, oder erst in Kombination die gewünschte Wirkung erzielen



Ausgangslage

- Vor Projektbeginn erfolgte die Analyse der Fragebögen sowie die Ermittlung der benötigten Wirkstoffe manuell
- Dies dauerte ca. 30 Minuten pro Fragebogen
- Da sich die Nachfrage f\u00fcr diese individualisierten Hautcremen aufgrund der Zufriedenheit der Kund:innen stark erh\u00f6hte, wurden Kundenanfragen mit stetig wachsenden Wartezeiten bearbeitet



Zielsetzungen

- Beschleunigung: Ermittlung der individualisierten Rezepturen auf Basis des Fragebogens innerhalb von Sekunden
- Qualitätssicherung: Rezeptur ohne Berücksichtigung von Kreuzreaktionen, Allergien oder Schwangerschaft können zu ernsten Komplikationen führen (Standardisierung, Überprüfbarkeit, Transparenz)
- Verfeinerung der Rezepturen: Aufgrund der kombinatorischen Explosion der Wirkstoffkombinationen (bei 4 zu wählenden Wirkstoffen aus 40 Verfügbaren sind 84.360 (= 40*39*38*37/24) mögliche Kombinationen denkbar) wurden bisher Regeln zur Komplexitätsreduktion angewandt. In Zukunft sollen zusätzliche Informationen und Wirkstoffe berücksichtigt werden



- Durch AI halten Software Geschäftsmodelle auch in der physischen Welt Einzug
- Sie bestehen zumeist aus Services, welche auf Al-basierter Auswertung von Daten beruhen
- Die zugrundeliegenden Services werden mit steigender Datenmenge und Verwendung immer besser