Optimierungssysteme für Anwendungen in Logistik und Verkehr

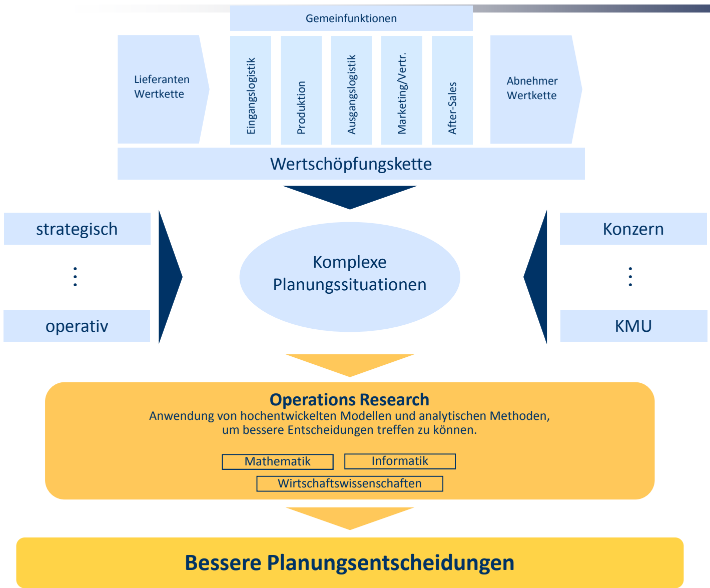
Ruhr-Universität Bochum, 21. Juni 2010

Prof. Dr. Leena Suhl
DS&OR Lab
Universität Paderborn

Gliederung

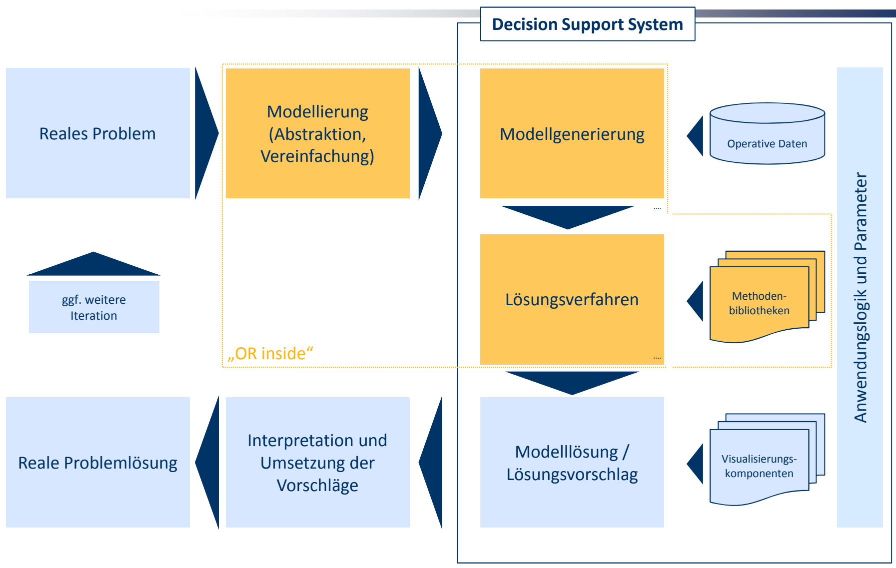
- Optimierungssysteme
- Anwendungsgebiete
- Umlauf- und Dienstplanung im ÖPNV
- Robuste Optimierung
- Operative Logistikplanung

Bessere Planungsentscheidungen mit OR-Methoden



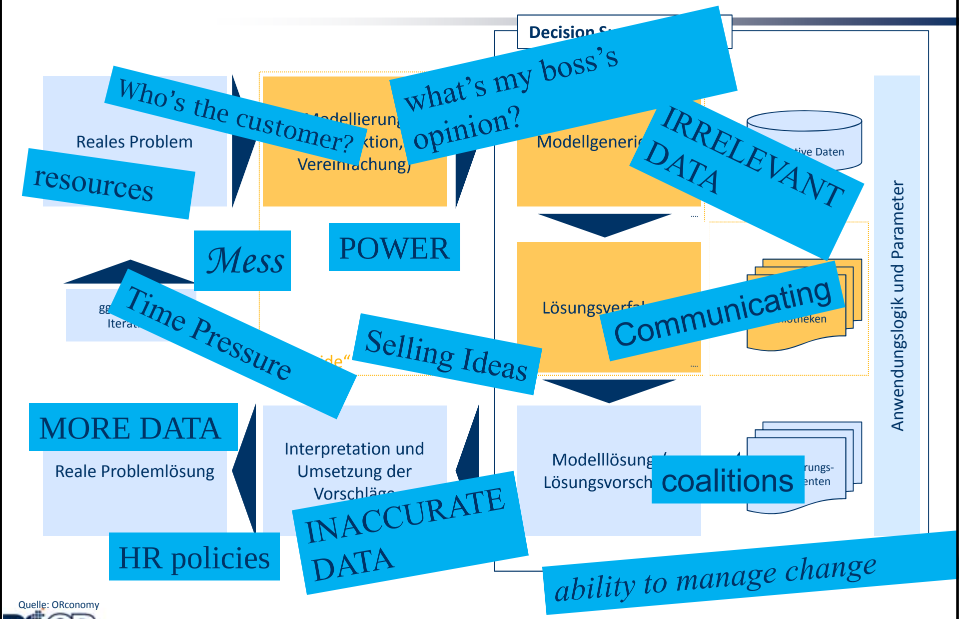
Quelle: ORconomy

Der OR-basierte Entscheidungsprozess



Quelle: ORconomy

Der Entscheidungsprozess in der Praxis



Quelle: ORconomy

Optimierungssysteme

- Optimierungssysteme in Wirtschaftsinformatik:
  - *betriebliche Anwendungssysteme*, die
  - Optimierungsmodelle generieren und verarbeiten können und dabei
  - durch *formale Methoden* Ergebnisse produzieren, die eine möglichst gute Handlungsanweisung im Sinne einer
  - gegebenen *Zielfunktion* (oder manchmal mehrerer Zielfunktionen) darstellen.
- Oft gestaltet als Entscheidungsunterstützungssysteme
- Verbunden in die IT-Systemarchitektur eines Unternehmens

Formale Optimierungsmethoden

- Lineare Programmierung (LP)
  - Wird seit Jahrzehnten für betriebliche Entscheidungsunterstützung eingesetzt
- Gemischt-ganzzahlige Programmierung (MIP)
  - Für die Praxis wichtiger als LP
- Nichtlineare Optimierung
  - Wir versuchen zu linearisieren, wenn möglich
- Stochastische Optimierung
- Multikriterielle Methoden
- Heuristiken
- Metaheuristiken

Fortschritte beim Lösen mathematischer Programme

Bessere Algorithmen

- Interior Point, hypersparse Simplex
- Cuts (Lift-and-Project, Reduce-and-Split, Pivot-and-Reduce, MIR,...)
- Primale Heuristiken (Local Branching, Feasibility Pump,...)

Bessere Hardware

- 64 Bit
- Parallelkernprozessoren

Bessere Standard-Software

- Solver
- Modellierungssprachen
- Middleware

Table 1: Progress in LP-optimization with MOPS using the sample model Oil)*

Year	Version	Oil (5563 x 6181)	Sec.
1991	1.4	I486 (25 MHz)	612,4
1995	2.5	P133 Win 3.11	20,7
1999	4.0	PIII (400 MHz), Win 98	5,1
2001	5.0	PIII (500 MHz), Win 98	3,9
2002	6.0	PIV (2,2 GHz), Win 2000	0,9
2004	7.6	PIV (3,0 GHz), Win 2000, primal	1,1
2006	7.8	PIV (3,0 GHz), Win 2000, dual	1,6
2007	8.0	PIV (3,0 GHz), Win 2000, IPM	0,6
2009	10.0	IntelCore2Duo (2,66), Win XP, IPM	0,2

Table 2: Progress in IP-optimization with MOPS using the sample model Oil

Year	Version	Oil (5563 x 6181)	Sec.
1994	2.0	PII (500 MHz) LIFO-MIP	1794,3
1995	2.5	PII (500 MHz), general node selection	450,1
1999	4.0	PIV (2,2 GHz), IPM for initial LP	75,2
2003	6.3	PIV (2,2 GHz) various improvements	39,6
2005	7.8	PIV (3,0 GHz) Gomory cuts, dual in b&b	11,4
2008	9.0	PIV (3,0 GHz) new branch & bound	6,9
2009	10.0	IntelCore2Duo and new LP preprocessing	1.8

Quelle: MOPS Whitepaper, MOPS Optimierungssysteme Gmbh & Co. KG

Anwendungsgebiete

- Sicht der Wirtschaftsinformatik: Anwendungssysteme zur Entscheidungsunterstützung mit quantitativen Methoden
- Entscheidungsunterstützung z.B. in
  - Produktionsplanung
  - Supply Chain Management
  - Standortplanung
  - Netzwerkdesign
  - Personaleinsatzplanung, Crew Scheduling
  - Logistik, Transport, Verkehr
  - Projektplanung, Portfolioselektion
  - Finanzplanung, Marketing
  - Auch Operations, nicht nur Planung

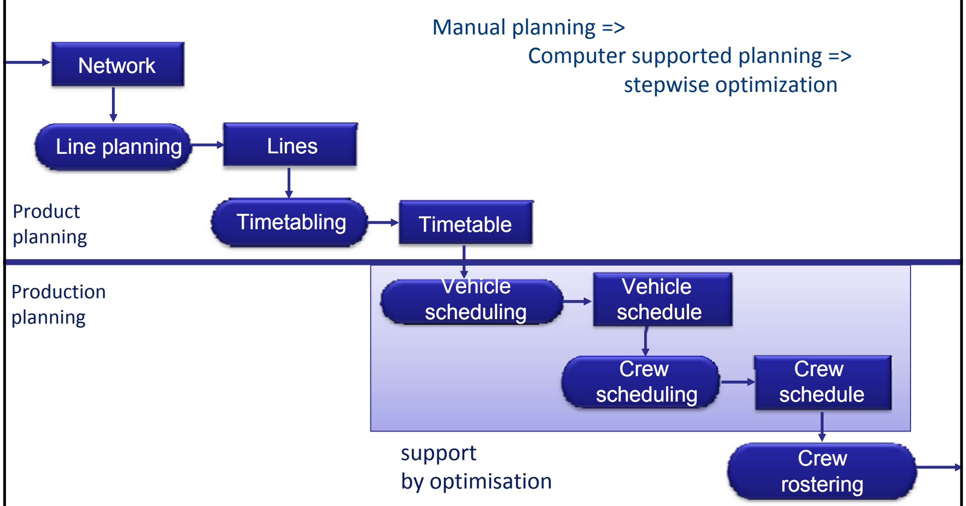
Gliederung

- Optimierungssysteme
- Anwendungsgebiete
- **Umlauf- und Dienstplanung im ÖPNV**
- Robuste Optimierung
- Operative Logistikplanung

Optimierung für Umlauf- und Dienstplanung

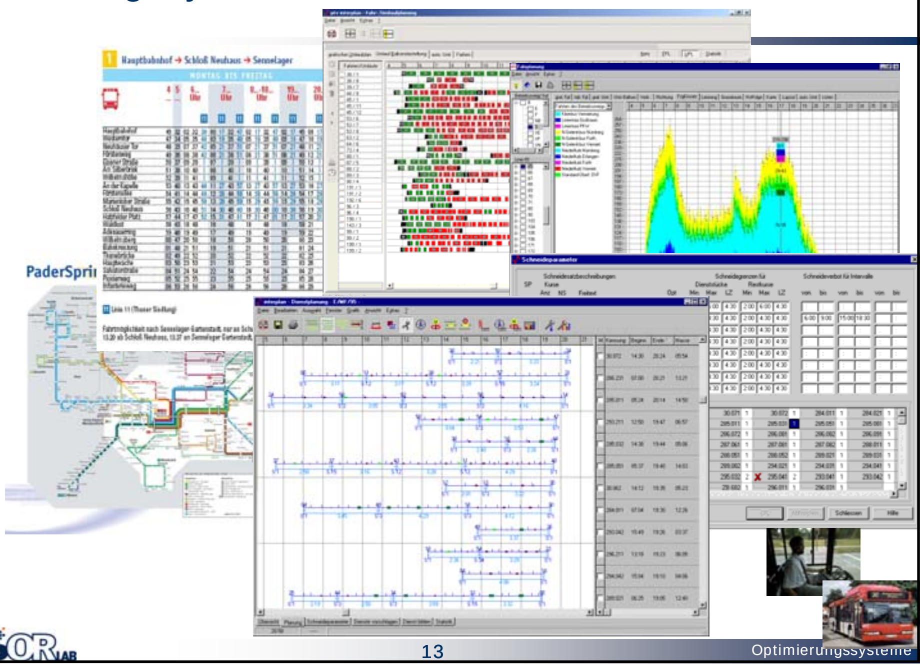
- Vehicle und Crew Scheduling Modelle sind eine Erfolgsstory des Operations Research
- Große Kostenersparnisse in Fluggesellschaften, im Bahnverkehr und im ÖPNV
  - Umlaufplanung für die Deutsche Lufthansa
  - Umlaufplanung für Lokomotiven für die Deutsche Bahn
  - Crew Scheduling für Hapag Lloyd
  - Umlauf- und Dienstplanung für Busse mit PTV und INIT
  - Crew Scheduling mit Lufthansa Systems
  - Optimierung mit MOPS, CPLEX, Gurobi oder XPRESS-MP
  - Entscheidungsunterstützung!!

Planungsprozess für ÖPNV



Vehicle Scheduling: Umlaufplanung
Crew Scheduling: Dienstplanung

Planungssysteme für ÖPNV



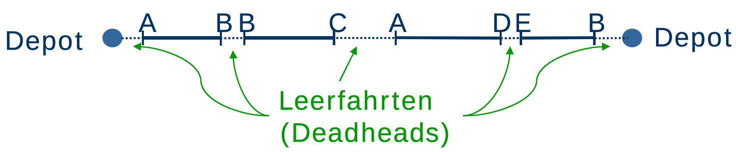
Umlaufplanung: Das Multi-Depot Vehicle Scheduling Problem (MDVSP)

- **Gegeben:** Menge der Fahrplanfahrten
- **Aufgabe:** Fahrten sollen zu Fahrzeugen zugeordnet werden, so dass
  - Jede Fahrt wird einmal durchgeführt
  - Jedes Fahrzeug bekommt einen zulässigen Umlaufplan (vehicle route)
  - Jeder Umlauf beginnt und endet im selben Depot
  - Summe der operativen und fixen Kosten wird minimiert
- **Modellformulierung:** Multi-commodity Flussproblem
  - Mehrere Depots, mehrere Vehicle-Typen

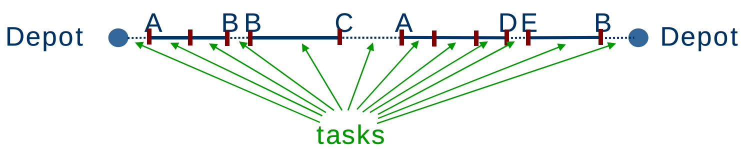
Umlaufplanung: Das Multi-Depot Vehicle Scheduling Problem (MDVSP)

Fahrplanfahrten → Fahrzeugumläufe

Umlauf:



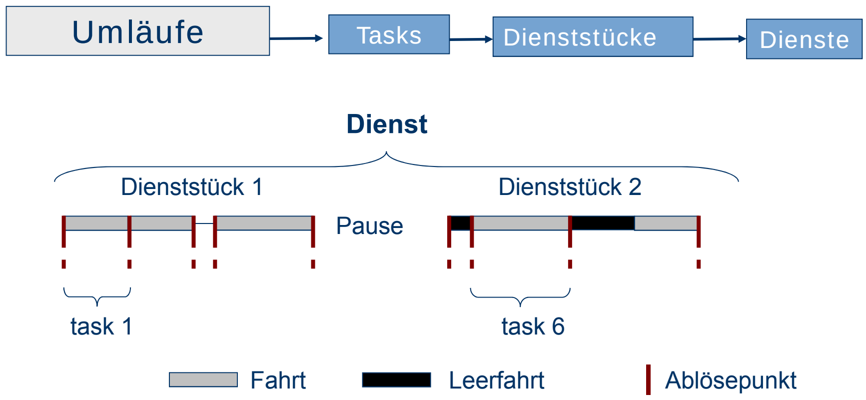
Dienstplanung (nach Umlaufplanung)



Ablösepunkt: Möglichkeit zum Fahrerwechsel

Task (Dienstelement): Teildienst zwischen zwei konsekutiven Ablösepunkten

Dienstplanung (nach Umlaufplanung)



Viele Restriktionen bzgl. Dienste und Tasks

- Anzahl Dienststücke, min. vs. max. Dauer der Stücke bzw. Pausen
- Min. vs. max. Dienstdauer, min. vs. max. Gesamtarbeitszeit

Dienstplanung: Ablauf

- **Gegeben**: Menge der Tasks
  - Basierend auf Umläufen und Ablösepunkten (sequentielle Dienstplanung)
  - Basierend auf Fahrplan und Ablösepunkten (unabhängige Dienstplanung)
- **Aufgabe**: aus Tasks werden Dienste generiert, so dass
  - Jede Task wird einmal durchgeführt
  - Jeder Dienst beginnt und endet am selben Depot
  - Jeder Dienst erfüllt alle gegebenen gesetzlichen und betrieblichen Restriktionen bzgl. Dienststück und Dienst
- **Modellformulierung**: set partitioning/covering problem

Integrierte Umlauf- und Dienstplanung

Probleme der sequenziellen Planung

- Leerfahrten sind in der Dienstplanung fest vorgegeben (fest definierte Umläufe)
  - ➔ Dienstplan evtl. unzulässig oder ineffizient

Vorteile der Integration

- Gleichzeitige Betrachtung von Problemen der Umlauf- und Dienstplanung
- Alle möglichen Leerfahrten stehen in beiden Planungsstufen zur Verfügung

➔ Zusätzliche Freiheitsgrade bei der Dienstplanung

Integriertes Multi-Depot Vehicle and Crew Scheduling Problem (MDVCSP)

- **Gegeben:** Fahrplanfahrten und Ablösepunkte
- **Aufgabe:** Bestimmung von Umläufen und Diensten, so dass
  - Umläufe und Dienste zulässig sind
  - Umläufe und Dienste zusammenpassen
  - Summe der Fahrzeug- und Personalkosten minimiert wird
- **Exakte Formulierung:**
- MDVSP + CSP + linking constraints

Mögliche Modellierungstechniken

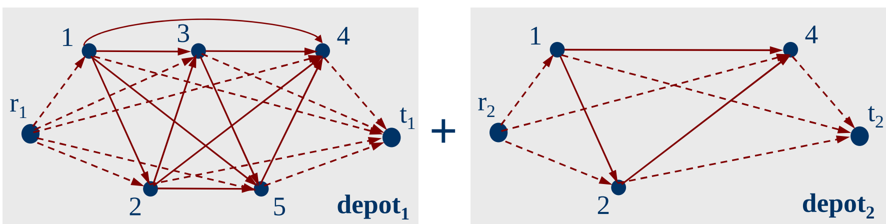
Modelle für das MDVSP

- Connection-basiertes Flussmodell
- Time-Space-Network Flussmodell
  - Single-commodity vs. Multi-commodity-Fluss
- Set-Partitioning-Modelle

Modelle für das Dienstplanungsproblem

- Set-Partitioning-Modell
- Time-Space-Network Flussmodell
  - Nur für kleinere Modelle geeignet (aufgrund von History-Restriktionen)

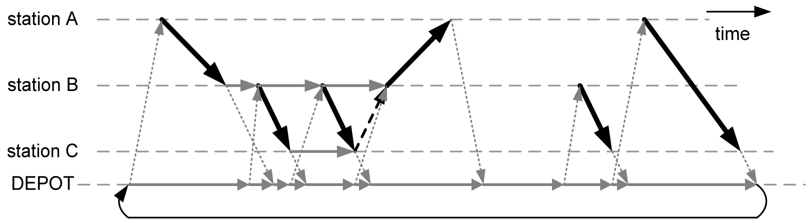
MDVSP: Connection Based Modeling (traditionell)



- Nodes ⇔ Trips (n trips)
- Arc (i,j): Connection between trips i and j

arcs: ***O(n²)***

MDVSP: Time-Space Network Modeling



- Knoten⇔ Punkte in time-space; Kanten⇔ trips or waiting
- #arcs: ***O(nm)***
  - n trips; m stations: Achtung: *m<<n* !!
- Funktioniert gut für MDVSP
- *Eine drastische Modellreduktion durch Aggregation*

Dienstplanung: Set Partitioning Modellierung

- 1) Generiere eine große Menge von zulässigen Diensten
  - Z.B. mit Resource Constrained Shortest Path (RCSP) Formulierung
- 2) Integer Programming Modell:
  - Spalten der Koeffizientenmatrix: mögliche Dienste
  - Zeilen der Koeffizientenmatrix: Fahrten
  - 0/1 Variable x_j für jeden möglichen Dienst
  - Restriktionen: jede Fahrt soll durchgeführt werden

MDVCSP: Connection-based Formulation

Edge connecting task i and j with vehicle from depot d

equals 1 if duty k in depot d is selected

D – set of all depots
N – set of all tasks
N^d – set of all tasks of depot d
A^{sd} – set of all short edges of depot d
A^{ld} – set of all long edges of depot d
y_{ij} – edge connecting task i and j

$$\min \sum_{d\in D}\sum_{(i,j)\in A^d} c_{ij}^d y_{ij}^d + \sum_{d\in D}\sum_{k\in K^d} f_k^d x_k^d$$

Vehicle scheduling:

$$\sum_{d\in D}\sum_{\{j:(i,j)\in A^d\}} y_{ij}^d = 1 \qquad \forall i \in N$$

$$\sum_{d\in D}\sum_{\{i:(i,j)\in A^d\}} y_{ij}^d = 1 \qquad \forall j \in N$$

$$\sum_{\{i:(i,j)\in A^d\}} y_{ij}^d = \sum_{\{i:(j,i)\in A^d\}} y_{ji}^d \qquad \forall d\in D, \forall i \in N^d$$

Crew scheduling:

$$\sum_{\{j:(i,j)\in A^d\}} y_{ij}^d = \sum_{k\in K^d(i)} x_k^d \qquad \forall d\in D, \forall i\in N^d$$

Linking constraints:

$$y_{ij}^d = \sum_{k\in K^d(i,j)} x_k^d \qquad \forall d\in D, \forall (i,j)\in A^{sd}$$

$$y_{it^d}^d + \sum_{\{j:(i,j)\in A^{ld}\}} y_{ij}^d = \sum_{k\in K^d(i,t^d)} x_k^d \qquad \forall d\in D, \forall i\in N^d$$

$$y_{r^d j}^d + \sum_{\{i:(i,j)\in A^{ld}\}} y_{ij}^d = \sum_{k\in K^d(r^d,j)} x_k^d \qquad \forall d\in D, \forall i\in N^d$$

$$x_k^d, y_{ij}^d \in \{0,1\} \; \forall d\in D, \forall k\in K^d, \forall (i,j)\in A^d$$

Quelle: Huisman et al. 2005

MDVCSP: Time-Space Network formulation

vehicle costs of arc (i,j) in depot d

flow on arc (i,j) in depot d

costs of duty k in depot d

equals 1 if duty k in depot d is selected

$$\min \sum_{d\in D}\sum_{(i,j)\in A^d} c_{ij}^d y_{ij}^d \quad + \quad \sum_{d\in D}\sum_{k\in K^d} f_k^d x_k^d$$

s. t.:

Vehicle scheduling:

$$\sum_{\{i:(i,j)\in A^d\}} y_{ij}^d = \sum_{\{i:(i,j)\in A^d\}} y_{ji}^d \qquad \forall d\in D, \forall j\in V^d$$

$$\sum_{d\in D}\sum_{(i,j)\in A^d(t)} y_{ij}^d = 1 \qquad \forall t\in T$$

Crew scheduling + Linking:

$$\sum_{k\in K^d(i,j)} x_k^d = y_{ij}^d \qquad \forall d\in D, \forall (i,j)\in A^d$$

$$x_k^d \in \{0,1\} \qquad \forall d\in D, \forall k\in K^d$$

$$0 \le y_{ij}^d \le u_{ij}^d \qquad \forall d\in D, \forall (i,j)\in A^d$$

$$y_{ij}^d \text{ integer } \forall d\in D, \forall (i,j)\in A^d$$

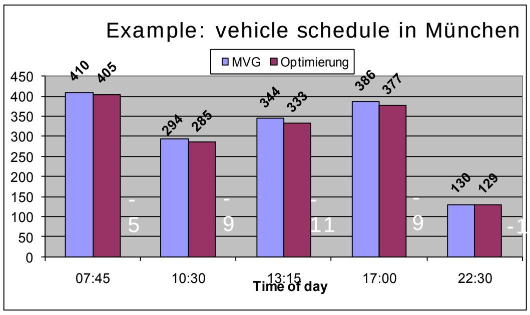
Quelle: Steinzen, Suhl, Kliewer 2010

Vergleich der Modelle

Timetable	Halle	München 1	München 2	BVO
# trips in timetable	2.047	3.054	7.068	682
# end stations	21	49	124	50
# connecting arcs				
Connection based	**1.143.868**	**3.906.045**	**20.555.784**	**195.618**
TSN based	**11.885**	**48.572**	**213.433**	**6.262**
%	**1 %**	**1 %**	**1 %**	**3 %**

For real instances - reduction of 97 - 99%!

Practical use:
Extensions of the models and further solution methods
- ➢Line consideration
- ➢Time windows for trips
- ➢Breaks in depot



Quelle: Kliewer et al. 2007

Lösung mit der TSN Formulierung

Column generation in combination with Lagrangian relaxation

- Solve MDVSP and CSP sequentially
- *duties* = columns of CSP solution
- while *duties* ≠ ∅ or no termination criteria satisfied
  - Add *duties* to MDVCSP
  - ↓
  - Compute dual multipliers by solving Lagrangean dual problem with current set of columns
  - ↓
  - Delete duties with high positive reduced costs
  - ↓
  - *duties* = Generate new negative reduced cost columns

↓

Find integer solution

Einige große bekannte Testmodelle konnten zum ersten mal optimal gelöst werden

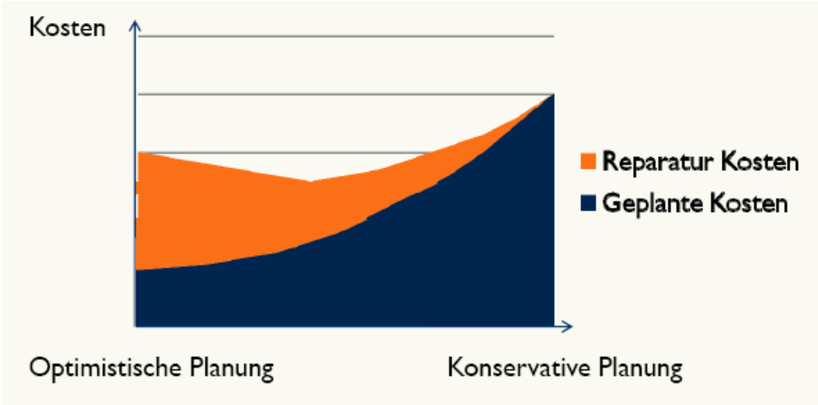
Grenzen der deterministischen Optimierung

- Klassische LP und MIP für die betriebliche Planung:
- Für gegebene deterministische Daten wird eine mathematisch optimale Lösung bestimmt (oder nahezu bestimmt)
  - Z.B. Minimierung von Kosten, Maximierung von Profit, Minimierung von Durchlaufzeit etc.
- Normalerweise nutzt man prognostizierte Daten
- In vielen Fällen sind die Daten nicht exakt bekannt
  - => ungewisse Zukunft; Informationsdefizit
- Häufig ist aber eine Verteilung oder andere Informationen gegeben
- Störungen und kurzfristige Änderungen der Umweltbedingungen oft möglich
  - Im Verkehr; in Produktionssystemen

Gliederung

- Optimierungssysteme
- Anwendungsgebiete
- Umlauf- und Dienstplanung im ÖPNV
- **Robuste Optimierung**
- Operative Logistikplanung

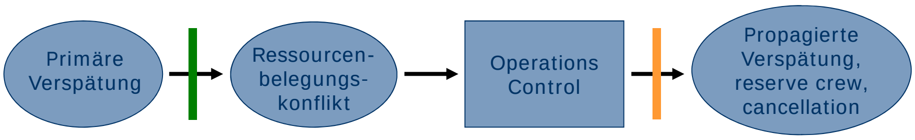
Optimale Planung und reale Kosten



Robustheit in der Planung

- Robustheit eines Plans:
  - die Realisierung des Plans führt für (nahezu) jede denkbare zukünftig eintretende Umweltlage zu guten bzw. akzeptablen Ergebnissen im Hinblick auf die Ziele
- Flexibilität:
  - Möglichkeit eines Systems bzw. Plans, sich an unvorhergesehene Veränderungen der Umwelt anzupassen (Elastizität)
  - Z.B. Tausch oder Umleitung möglich
- Stabilität:
  - Der Plan ist umso stabiler, je besser die Veränderungen des darunterliegenden Plans durch die Pufferzeiten im Ressourceneinsatz abgefangen werden

Kette der Verspätungspropagation



Zwei Wege, um Verspätungspropagation zu verringern:

Robustheit

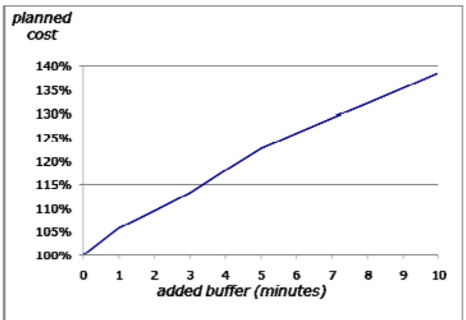
Stabilität
… Weniger Ress.belegungs-konflikte induzieren
(z.B. durch Puffer)

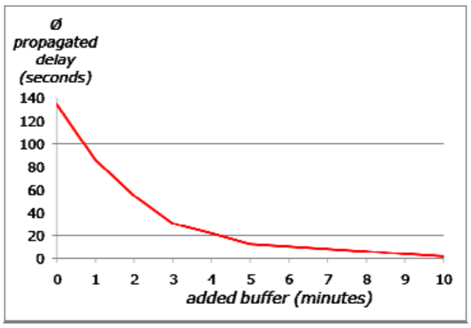
Flexibilität
Mehr Reaktionsmöglichkeiten für Operations Control bieten
(z.B. durch Swapping)

Ein robuster Plan ist stabil, flexibel oder beides
Ziel: Minimierung der Gesamtkosten = geplante Kosten + Recovery-Kosten

Plankosten-Effizienz vs. Verspätungstoleranz

- Experiment im ÖPNV:
  - Mindest-Pufferzeiten nach jeder Fahrt sichern (bis zu 10 Minuten)
  - Kosten und Robustheit messen
- Ergebnisse:
  - 100% Robustheit erfordert 40% mehr Plankosten
  - 80% Robustheit kostet nur 12% mehr (hier durch 3-minütige Puffer)



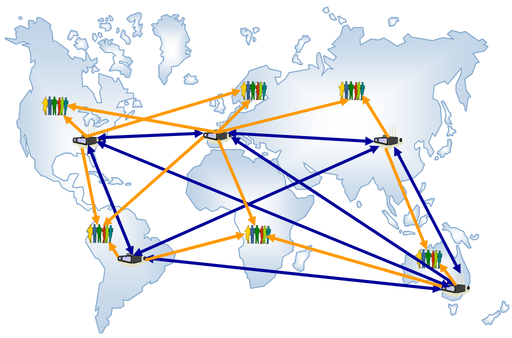


Robustheit generieren

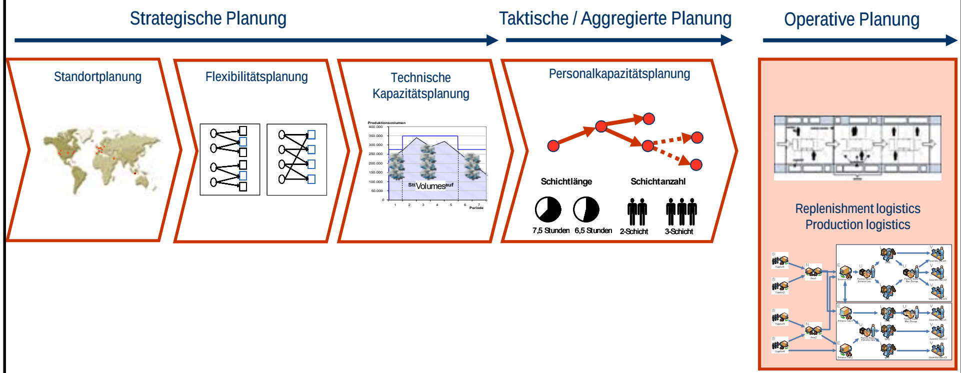
- Robust optimization (Soyster 1973, Bertsimas/Sim 2004)
  - Koeffizienten sind nicht fest, sondern in einem Intervall
  - Lösung muss für alle Werte zulässig sein
  - Zu konservativ für Praxisprobleme
- Stochastische Optimierung
- Light Robustness (Fischetti 2008)
  - Robuste Lösung, so dass Zielfunktion max. k% schlechter als optimal
- Recoverable Robustness (Ahuja et al. 2009)
  - Recovery mit gegebenen Methoden für definierte Störungen gegeben
- Anwendungsorientierte Robustheit
  - Stabilität erhöhen
    - Puffer richtig setzen, Aircraft Changes minimieren, Crew follows Aircraft etc.
  - Flexibilität erhöhen
    - Swap-Möglichkeiten generieren, Reserve Crews/Aircraft, Move-up Crews etc.

Gliederung

- Optimierungssysteme
- Anwendungsgebiete
- Umlauf- und Dienstplanung im ÖPNV
- Robuste Optimierung
- **Operative Logistikplanung**

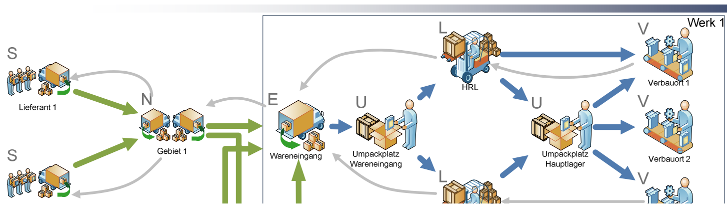


Planungsprobleme in der Automobilindustrie



Quellen: Daimler AG, Dissertation Kempkes

Operative Materialflussplanung Zielsetzung

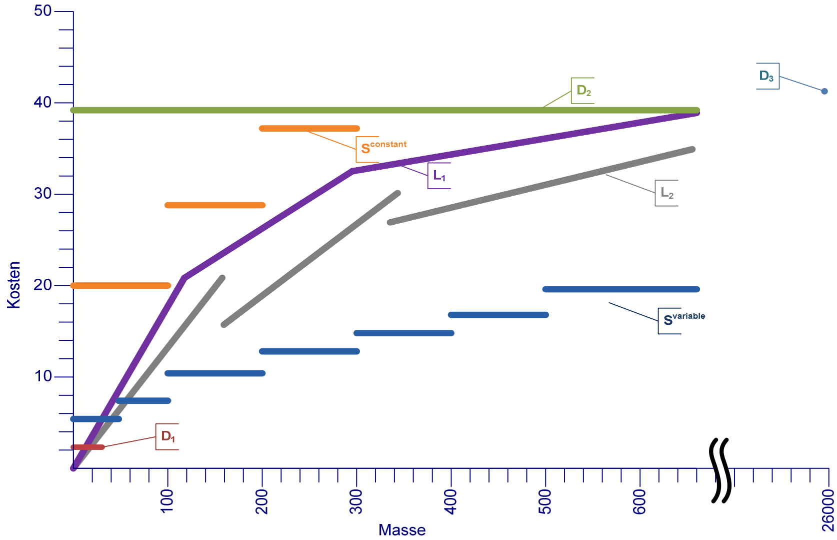


Zielsetzung:
Ermittlung eines kostenminimalen Materialflussplans zur Befriedigung der Produktionsbedarfe

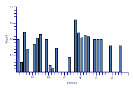
Berücksichtigung des externen und internen Bereichs

Quelle: Kempkes , Suhl, Koberstein 2010

Operative Materialflussplanung
Tarifsysteme der Speditionen



Operative Materialflussplanung
Entscheidungsdimensionen

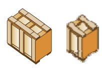


Operation

- Betroffene Menge
- Zeitpunkt
- Tätigkeit

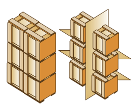
Transportmodi

- Tarifsystem
- Eigenschaften des Laderaums



Ladungs-träger

- Verwendung
- Beladung



Lagerbereiche

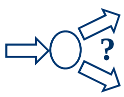
- Alternative Lagerbereiche

Lieferanten

- Lieferant
- Anlieferprofil

Ressourcen

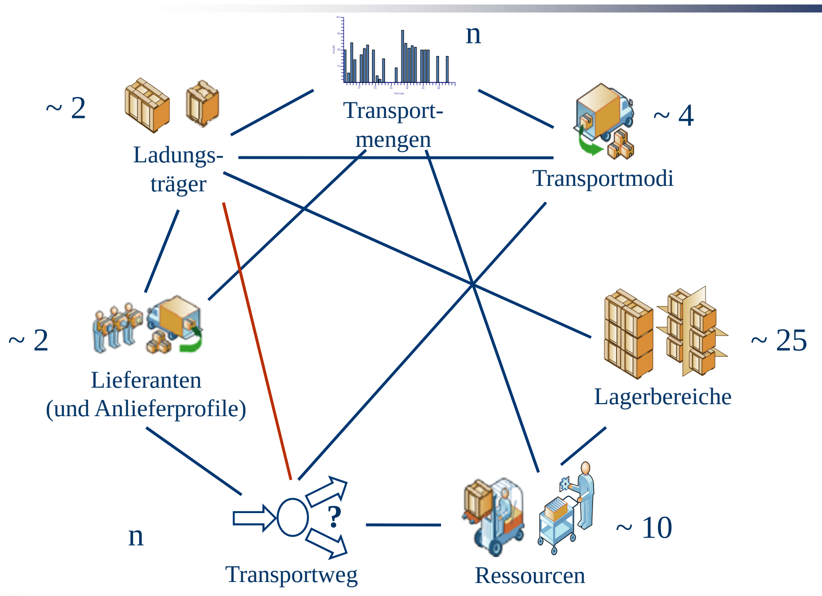
- Alternative Ressourcen



Transportweg

- Stationen
- Alternative Wege

Operative Materialflussplanung
Abhängigkeit der Entscheidungsdimensionen



Formale Abbildung
Einordnung des generischen Modells

Kapazitiertes Losgrößenmodel

Erweitert um:
- Einkaufsrabatte
- Lieferantenwahl
- Transportmodi

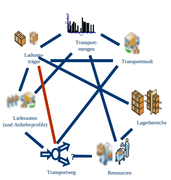
Netzwerk-Designproblem

Erweitert um:
- Alternative Wege
- Lieferantenwahl
- Transportmodi

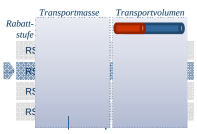
Umfasst

Umfasst

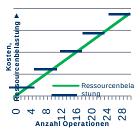
Generisches Modell zur Materialflussplanung



Abhängigkeiten der Freiheitsgrade

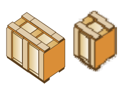


Rabattgruppen



Erweiterte Kostenstruktur

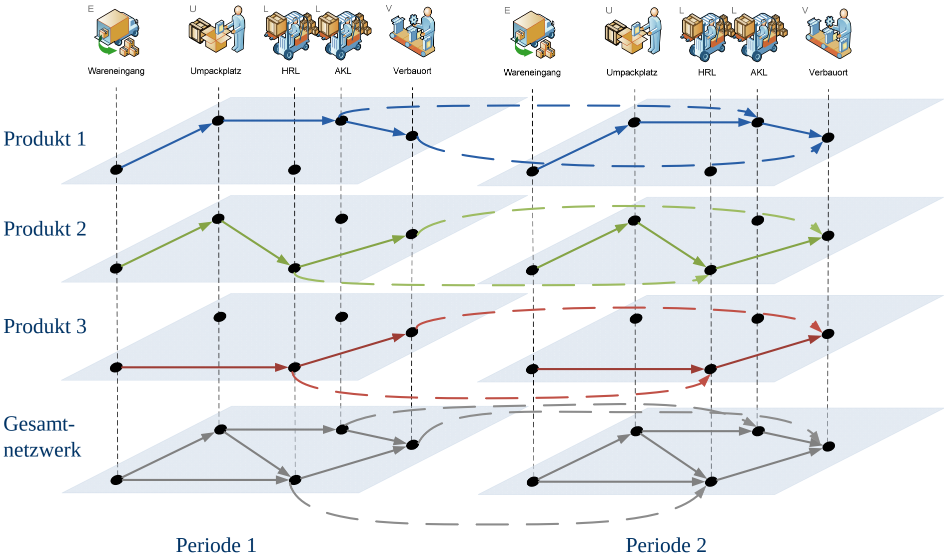
Ressourcen-pools



Ladungs-träger

Quelle: Kempkes 2009

Formale Abbildung Netzwerkschichten



Verbesserungstechniken zur Anwendung eines exakten Lösungsverfahrens

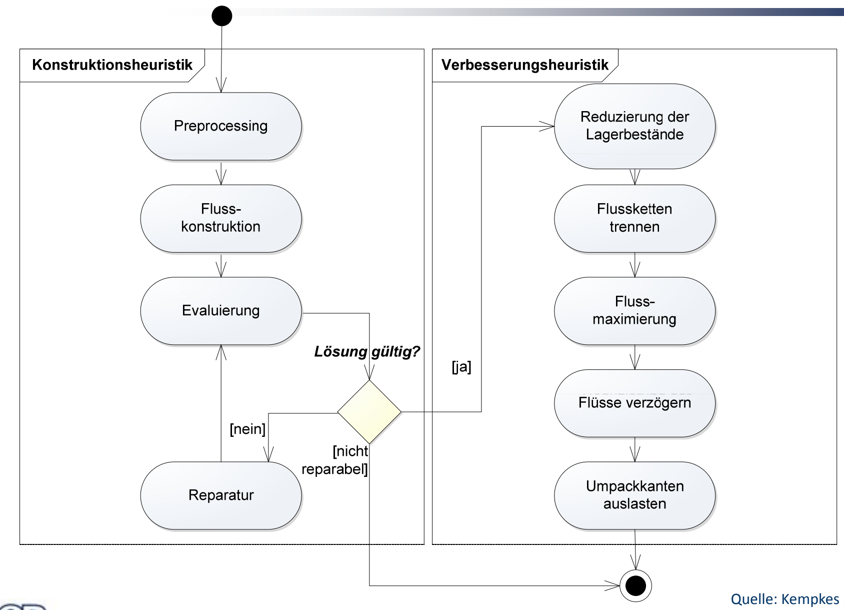
Angewendete Verbesserungstechniken

- Flussschranken (*Bounds*), abgeleitet aus den Ressourcenbelastungen und -kapazitäten
- Schnittebenen zur Abschätzung der Transportkosten (AdditiveExt)

Generalisierung zur Übertragung auf die neue Modellformulierung

- Logische Implikationen (Kallrath 2002)
- Reformulierung der Lagerrestriktionen (Pochet und Wolsey 2006)
- Additive Transportkosten (Stadtler 2007)
- Symmetriebrechung (Fahle et al. 2001)

Primale Heuristik zur Generierung von Startlösungen



Quelle: Kempkes 2009

Lösung mit dem exakten Lösungsverfahren

Instanz	Optimalitätslücke
P10_T30_01n	0,1%
P10_T30_02n	-
P10_T30_03n	0,1%
P10_T60_01n	27,9%
P10_T60_02n	-
P10_T60_03n	0,0%
P50_T30_01n	-
P50_T30_02n	-
P50_T30_03n	-
P50_T60_01n	-
P50_T60_02n	-
P50_T60_03n	-
P1000_T05n	-
P2000_T05n	-

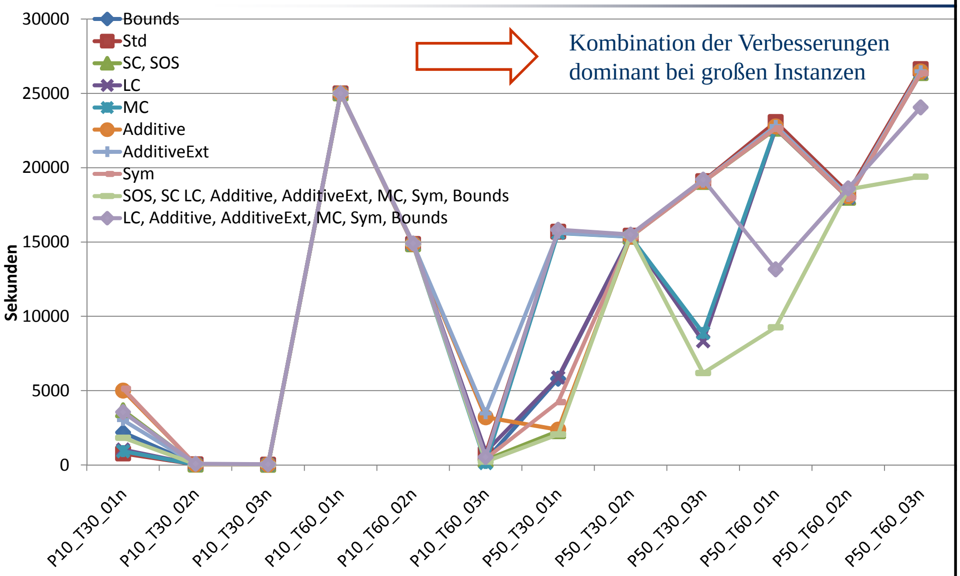
⇒ Trotz Verbesserungstechniken nur vier der zwölf Testinstanzen lösbar

-: Keine gültige Lösung gefunden
WinXP64 ,3.16 GHz Dual-Core, 8GB RAM
Cplex 11.0.1 64bit

Laufzeiten maximal 8h
Optimalitätslücke im Vergleich zur besten unteren Schranke

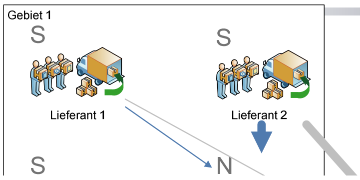
Quelle: Kempkes 2009

Laufzeiten des exakten Verfahrens mit heuristischer Startlösung



Quelle: Kempkes , Suhl, Koberstein 2010

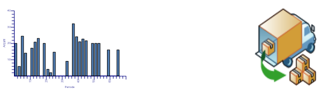
Fallstudie Gebietsoptimierung - Zielsetzung



Fragestellung der Fallstudie

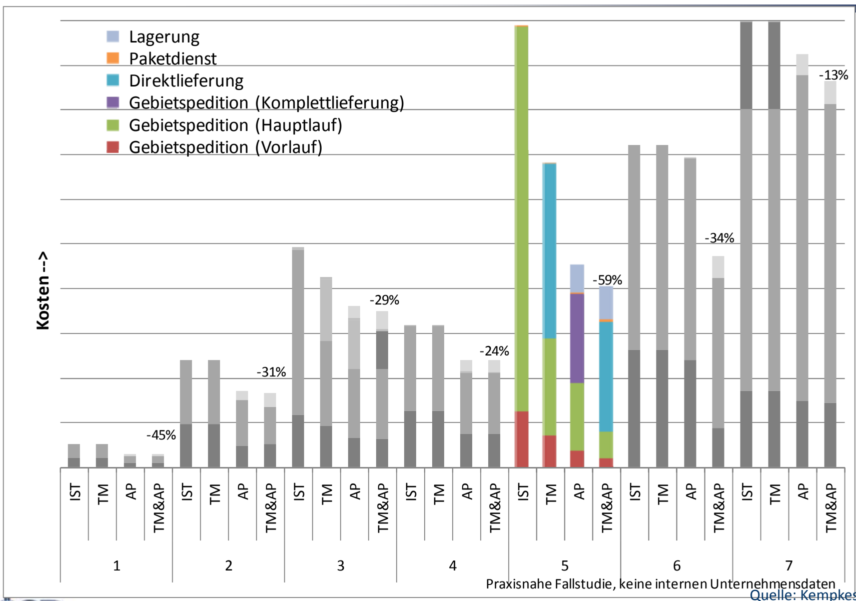
Netzwerk Nettobedarfe Produkt-daten Ladungs-träger Ressourcen Speditions-tarife

Entscheidungsmöglichkeiten



AP: Bestellmenge und Anlieferprofil **TM**: Transportmodi

Fallstudie Gebietsoptimierung – Ergebnisse



Quelle: Kempkes 2009

Fazit Optimierungssysteme

- Optimierungssysteme sind vielseitig anwendbar
- Heute oft auch für operative Fragestellungen geeignet
- Methoden und Software/Hardware werden immer schneller
- Exakte mathematische Modelle werden oft mit Heuristiken kombiniert

- Herausforderungen:
  - Sehr große Modelle
  - Ungenaue und fehlende Daten
  - Störungen
  - kurzfristige Änderungen

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!