



DIAGNOSE UND OPTIMIERUNG VON MATERIALFLUSSSTEUERUNGEN

Auftraggeber: Bundesvereinigung Logistik e. V.
(BVL)
im Auftrag der Arbeitsgemeinschaft
industrieller Forschungsvereinigun-
gen "Otto-von-Guericke" e. V. (AiF)

Auftragnehmer: Technische Universität Dresden

Forschungsstelle 1:
Fakultät Maschinenwesen
Professur für Technische Logistik

Forschungsstelle 2:
Fakultät Informatik
Professur für Technische
Informationssysteme

Bearbeiter: D. Wustmann, V. Vasyutynskyy,
T. Schmidt, K. Kabitzsch

Datum: Dresden, 10.08.2010

Schlussbericht des aus dem Haushaltsmitteln des Bundesministeriums für Wirtschaft und Arbeit (BMWA) über die Arbeitsgemeinschaft industrieller Forschungsvereinigungen „Otto-von-Guericke“ e.V. (AiF) im Auftrag der Bundesvereinigung Logistik (BVL) e.V. geförderten Forschungsvorhaben (AiF-Nr. 15770 BR).

Herausgegeben von:

Prof. Dr.-Ing. habil. Thorsten Schmidt
Institut für Technische Logistik und Arbeitssysteme
Professur für Technische Logistik

Telefon: +49 351 463-32538

Telefax: +49 351 463-35499

Email: thorsten.schmidt@tu-dresden.de

<http://tu-dresden.de/mw/tla>

Technische Universität Dresden

Prof. Dr.-Ing. habil. Klaus Kabitzsch
Institut für Angewandte Informatik
Professur für Technische Informationssysteme

Telefon: +49 351 463-38289

Telefax: +49 351 463- 38460

Email: klaus.kabitzsch@tu-dresden.de

<http://www.inf.tu-dresden.de>

Technische Universität Dresden

Dieses Werk ist urheberrechtlich geschützt. Die dadurch begründeten Rechte, insbesondere die der Übersetzung, des Nachdrucks, der Entnahme von Abbildungen, der Wiedergabe auf photomechanischem oder ähnlichem Wege und der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen bleiben – auch nur auszugsweise – vorbehalten.

INHALTSVERZEICHNIS

Tabellenverzeichnis	4
Abbildungsverzeichnis	5
Glossar	7
Symbolverzeichnis	8
1 Kurzfassung der Ergebnisse	11
2 Einleitung	12
2.1 Einführung in das Forschungsvorhaben	12
2.2 Ausgangssituation	13
3 Stand der Technik vs. ProjektZielsetzung	16
3.1 Literaturanalyse	16
3.2 Problemstellung und Anforderungen an die Materialfluss-Diagnose	18
3.3 Vorgehen und spezifizierter Projektinhalt	21
4 Numerische Ereignisdatenauswertung	24
4.1 Vorbetrachtungen	25
4.2 Analyse systeminterner Prozesse	31
4.2.1 Kenngrößensystematik und Anomalie-Identifikation	40
4.2.2 Bewertung von Anomalie-Ereignissen	52
4.2.3 Eingrenzung möglicher Primär-Ursachen	66
4.3 Anregungen und Konzept für eine praktische Umsetzung	74
5 Zusammenfassung und Ausblick	79
6 Beteiligte Forschungsstellen	81
Literaturverzeichnis	82

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1: Allgemeinen verwendete Notationen	41
Tabelle 2: Objekt-Notationen	41
Tabelle 3: Kenngrößen-Notationen.....	42
Tabelle 4: Kenngrößen-Kombinationen zur Anomalie-Identifizierung – Beispiele.....	49
Tabelle 5: Binärsystem als Basis zur Bestimmung der Zeitbereiche $ZB(k)$ je Kante	61
Tabelle 6: Übersicht der Korrelationskoeffizienten.....	67
Tabelle 7: Aussagekraft ausgewählter Kenngrößen bezüglich der Ursachen-Diagnose	68
Tabelle 8: Abschätzung Behinderungspotential zur Ursachen-Diagnose	70

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1: Zielstellung Materialfluss-Diagnose (schematisch).....	12
Abbildung 2: Beispiel Materialflusssystem – Gepäckförderanlage Incheon (Korea)	14
Abbildung 3: Einordnung der Trace-Analyse in den Simulationsprozess (VDI 3633, 3).....	19
Abbildung 4: Entwicklungsphasen und Visionen für die automatische Materialflussdiagnose..	22
Abbildung 5: Der KDD-Prozess, nach WITTMANN et al. (2001, S.26)	25
Abbildung 6: Beispiel einer Gepäckförderanlage mit Ereignisdaten.....	27
Abbildung 7: Gesamtkonzept der Materialfluss-Diagnose	31
Abbildung 8: Grobkonzept - Demonstrators zur (semi-)automatischen Materialflussdiagnose..	32
Abbildung 9: Objektsichtweise – Objekte und Instanzen	33
Abbildung 10: Extrahierter Graph aus Real-Daten (anonymisiert)	34
Abbildung 11: Beispiel – Extrahiertes KKM & Kenngröße Zeitsystem <i>ZiS</i>	35
Abbildung 12: Objekt-Kenngrößen-Mengenrelations-Matrix.....	35
Abbildung 13: Zusammenfassen von unverzweigten Strecken.....	36
Abbildung 14: Zusammenfassen von Zusammenführungen.....	36
Abbildung 15: Zusammenfassen von Verzweigungen	36
Abbildung 16: Informationsverlust bei fehlerhafter Zusammenfassung	36
Abbildung 17: Analyseschritt – Extraktion der Kenngrößen	38
Abbildung 18: Analyseschritt – Pfaderkennung.....	38
Abbildung 19: Analyseschritt – Anomalie-Identifizierung	39
Abbildung 20: Analyseschritt – Anomalie-Charakterisierung	39
Abbildung 21: Analyseschritt – Ursachen-Diagnose.....	40
Abbildung 22: Kenngrößen – Klassifizierung, Objektzuordnung mit Beispielen.....	44
Abbildung 23: Darstellung der Definition der Kenngröße Zwischenankunftszeit <i>ZAZ</i>	45
Abbildung 24: Screenshot des Demonstrators.....	47
Abbildung 25: Visualisierung des Leistungsindex (engl. PerformanceIndex) im KKM	48
Abbildung 26: Vergleich der Varianten zur Bestimmung des Optimalbereichs.....	49
Abbildung 27: Schematischer Regelaufbau (Beispiele).....	50
Abbildung 28: Beispiel für eine Standard-Regel.....	51
Abbildung 29: Verknüpfung der Analyseschritte.....	53
Abbildung 30: Übersicht Bewertungsverfahren, nach GOTTHARDT (2007, S.115)	53
Abbildung 31: Prinzipieller Ablauf von Bewertungsverfahren.....	54
Abbildung 32: Bewertungskriterien - Übersicht	55
Abbildung 33: Prozessverlaufs-Bewertungen – Funktionsweise & Toleranzbereich	56
Abbildung 34: Positionsbezogenes Bewertungssystem - Beispiel für Leistungsindex (<i>LI</i>)	57
Abbildung 35: Fördergutbezogenes Bewertungssystem - Beispiel für Leistungsindex (<i>LI</i>).....	58
Abbildung 36: Bewertung des Leistungsindex <i>LI(ND)</i> für eine Kante <i>k</i>	59
Abbildung 37: Behinderung im Kreuzungsbereich einer Zusammenführung.....	60
Abbildung 38: Veranschaulichung des fördergutbezogenen Anomaliegehaltes <i>AG(fg)</i>	62
Abbildung 39: Kantenzentralität - Graphentheorie vs. Materialfluss-Diagnose	63
Abbildung 40: Auszug Bewertungsergebnis.....	65

Abbildung 41: Dreiecksdiagramm – Visualisierung eines Anomalie-Ereignis und Bewertung....	65
Abbildung 42: Veranschaulichung des Korrelationskoeffizienten r	66
Abbildung 43: Beispielsystem für die Ursachenanalyse - unreduzierter Graph	68
Abbildung 44: Erster Schritt der Ursachen-Diagnose - kantenfixiert.....	69
Abbildung 45: Skizze – Stau-Auflösung und des Einflusses von $minZAZ$ auf die Ereigniszeit	70
Abbildung 46: Zweiter Schritt der Ursachen-Diagnose - kantenübergreifend.....	71
Abbildung 47: Dritter Schritt der Ursachen-Diagnose - fördergutfixiert	72
Abbildung 48: Zusammenfassung des Algorithmus zur Ursachen-Diagnose	72
Abbildung 49: Modulstruktur des Demonstrators sowie Daten- und Steuerfluss.....	75
Abbildung 50: Funktionsweise des Ereignis-Interpreters	76

GLOSSAR

Begriff	Erläuterung
Anomalie	Abweichung vom Normal- bzw. Optimalfall (in beide Richtungen möglich); z.B. Stau, temporäre Blockierung im Kreuzungsbereich, Unter- oder Überlast, etc.
Anomalie-Ereignis(se)	Identifizierte Anomalie, beschrieben durch die entsprechenden Ereignisse, eine Anomalie auf der Kante $k(i;i+1)$ wird demnach durch das Ereignis an $i+1$ dargestellt.
Behinderungspotential	Gegenseitige Behinderung zweier Fördergüter; aus unterschiedlichen Richtungen im Kreuzungsbereich oder auf einer Kante durch eine Anomalie.
Bewegte Objekte	Objekte oder Objektgruppen des Systems, welche nicht ortsgebunden sind; z.B. Fördergüter, etc.
Ereignisattribut	Information zum Ereignis; z.B. Zeitstempel, Ereignisort, Identifikationsnummer des Fördergutes, Gewicht des Fördergutes, Ziel/ Herkunft des Fördergutes, etc.
Ereignisort	Ort an dem das Ereignis stattgefunden hat, im Graphen sind die Ereignisorte durch Knoten repräsentiert, d.h. Ereignisort = Knoten
Fördergut	Zu transportierendes Gut im System; z.B. Palette, Koffer, Produkt, Brief, etc.
fördergutbezogen	Sicht auf ein Fördergut, Verfolgung des Fördergutes durch das System
Knoten-Kanten-Modell (KKM)	Graph zur Modellierung der Beziehungsrelationen zwischen den Ereignisorten, die Kanten sind zeitbehaftet
Knowledge Discovery in Databases (KDD)	Erkenntnisgewinnung aus Datenbeständen
positionsbezogen	Sicht auf ein stationäres Objekt
Schwachstelle	Anomalie
Stationäre Objekte	Objekte oder Objektgruppen des Systems, welche ortsgebunden sind; z.B. Knoten, Kanten, etc.
strukturbezogen	Sicht (topologisch) auf das System bzw. den Graphen
Zustands-Übergangs-Modell (ZÜM)	Graph zur Modellierung der Beziehungsrelationen zwischen den Ereignisorten, die Zustände (entsprechen den Knoten im KKM) sind zeitbehaftet

SYMBOLVERZEICHNIS

Allgemeine

e_T	Ereignis	Ereignis im Betrachtungszeitraum T ; $e_T \in E$
E_T	Ereignismenge	Menge an Ereignissen e im Betrachtungszeitraum T ; $E_T \in \mathcal{N}^+$
$G(I,K,A)$	Graph	Gerichteter, attributierter Graph, I - Knotenmenge; K - Kantenmenge; A - Attributmenge
QS	Quelle-Senke-Relationen	Menge der Quelle-Senke-Beziehungen, welche von Fördergütern fg „genutzt“ werden; QS' für wegfallende Quelle-Senke-Relationen bei Ausfall einer Kante k / eines Knotens i ; QS ; $QS' \in \mathcal{N}^+$
T	Betrachtungszeitraum	Betrachter Zeitraum im Gesamtzeitraum T_{ges} ; $T \in T_{ges}$
$t(e)$	Zeitstempel	Zeitpunkt des Ereignisses e ; $t(e) \in T$
t_{akt}	Betrachtungszeitpunkt	Aktueller Messpunkt im Betrachtungsraum T ; $t_{akt} \in T$
T_{ges}	Gesamtzeitraum	Gesamter in den Daten vorliegender Zeitraum; $T_{ges} \in \mathcal{I}^+$ / T_{ges} / - Mächtigkeit der Menge T_{ges}

Objekte

fg	FörderGut	Fördergut; $fg \in FG$
FG	Fördergutmenge	Menge an Fördergütern fg ; $FG \in \mathcal{N}^+$
$fgTyp$	FördergutTyp	Typ des Fördergutes fg , z.B. Produktgruppe, Leerbehälter, etc. (ist meist in der Fördergut-ID enthalten); $fgTyp \in \mathcal{N}^+$
i	Knoten	Repräsentiert im Graphen den Ort des Ereignisses, d.h. Knoten = Ereignisort, mit $i+1$ als direkte Nachfolgerknoten von i ; $i \in I$
I	Knotenmenge	Menge an Knoten i ; $I \in \mathcal{N}^+$
k	Kante	Direkte Verbindung zwischen Knoten i und Knoten $i+1$ im Graphen (auch mit $k(i;i+1)$ bezeichnet); $k \in K$
K	Kantenmenge	Menge an Kanten k ; $K \in \mathcal{N}^+$
$kp(q;s)$	Kürzester Pfad	SystemPfad sp_x von einer Quelle q zu einer Senke s mit der geringsten Nutzungsdauer $minND(p(q;s))$; $kp(q;s) \in KP$
KP	Menge Kürzester Pfade	Menge der Kürzesten Pfade zwischen allen in den Daten vorhandenen Quelle-Senke-Relationen QS; KP' für wegfallende kürzeste Wege bei Ausfall einer Kante k / eines Knotens i ; KP ; $KP' \in SP$
p_x	Pfad	Verbindung aus mehreren Kanten k zwischen Knoten i und Knoten j im Graphen, auch mit $p_x(i;j)$ bezeichnet; mit $j=i+n$ für $n>1$ und x für Wegalternativen; $p_x \in P$
P	Pfadmenge	Menge an Pfaden p_x ; $P \in \mathcal{N}^+$

q	Quelle	Knoten im Graphen, welcher Systemquelle ist, es gilt $G^+(i=q)=0$ und $FgZ_{Tges}(i=q) \gg 1$; $q \in I$
s	Senke	Knoten im Graphen, welcher Systemsenke ist, es gilt $G^-(i=s)=0$ und $FgZ_{Tges}(i=s) \gg 1$; $s \in I$
sp_x	SystemPfad	Verbindung aus mehreren Kanten k zwischen Quelle $i=q$ und Senke $j=s$ im Graphen, auch mit $sp_x(q;s)$ bezeichnet; mit x für Wegalternativen $sp_x \in SP$
SP	Systempfad-Menge	Menge an SystemPfadern sp_x ; $SP \in P$

Kenngrößen

σ_T	Standardabweichung	Standardabweichung einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $\sigma_T \in \mathcal{Y}^+$
$AG_T()$	Anomalie-Gehalt	Verhältnis identifizierter Anomalien zur Anzahl möglicher Anomalien für ein Fördergut fg , eine Gruppe von Fördergütern des Typs $fgTyp$ eine Kante k , einen Pfad p_x oder Systempfad sp_x im Betrachtungszeitraum T ; $AG_T() \in \mathcal{Y}^+$
$AZ_T()$	AnomalieZahl	Anzahl von identifizierten Anomalien auf einer Kante k oder einem Pfad p_x im Betrachtungszeitraum T ; $AZ_T() \in \mathcal{N}^+$
$amw_T()$	arithmet. Mittelwert	Arithmetisches Mittel einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $mw_T() \in \mathcal{Y}^+$
$DLZ()$	Durchlaufzeit	Durchlaufzeit eines Fördergutes fg ; $DLZ(fg)=ZIS(fg,s) \in \mathcal{Y}^+$
$fgZ_T()$	Fördergut-Zähler	Zähler für Fördergüter fg je Knoten i , je Kante k je Pfad p_x oder je Systempfad sp_x für den Betrachtungszeitraum T ; $fgZ_T() \in \mathcal{N}^+$
$G(i)$	KnotenGrad	Anzahl der ein- und ausgehenden Kanten an einem Knoten i ; $G(i) \in \mathcal{N}^+$
$G^-(i)$	Ausgangs-KnotenGrad	Anzahl ausgehender Kanten k von einem Knoten i ; $G^-(i) \in \mathcal{N}^+$
$G^+(i)$	Eingangs-KnotenGrad	Anzahl eingehender Kanten k an einem Knoten i ; $G^+(i) \in \mathcal{N}^+$
$KL_T(k)$	KantenLast	Anzahl der Fördergüter fg welche sich im Betrachtungszeitraum T (statistischer Wert) auf einer Kante k befinden; $KL(k) \in \mathcal{N}^+$
$KL_{takt}(k)$	KantenLast	Anzahl der Fördergüter fg welche sich zum Betrachtungszeitpunkt t^{akt} (absoluter Wert) auf einer Kante k befinden; $KL(k) \in \mathcal{N}^+$
$LI()$	Leistungs-Index	Quotient aus Optimal- oder Normalwert zum tatsächlichen Wert einer Kenngröße; $LI() \in \mathcal{Y}^+$ mit $LI()=[0,1]$
$med_T()$	Median	Zentralwert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $med_T() \in \mathcal{Y}^+$
$min_T()$ $max_T()$	Minimum/ Maximum	Minimal-/ Maximal-Wert einer Kenngröße für den Betrachtungszeitraum T ; $min_T() \in \mathcal{Y}^+$, $max_T() \in \mathcal{Y}^+$
$mod_T()$	Modus	Häufigster Wert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $mod_T() \in \mathcal{Y}^+$
$ND()$	Nutzungs-Dauer	Nutzungsdauer eines Fördergutes fg für eine Kante k , einen Pfad p_x oder Systempfad sp_x ; $ND() \in \mathcal{Y}^+$
$NW_T()$	Normalwert	Normalwert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $NW_T() \in \mathcal{Y}^+$
$OB'_T()$	Grenzen des Optimalbereichs	Obere (OB^+_T) bzw. untere Grenze (OB^-_T) des Optimalbereichs einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $OB'_T() \in \mathcal{Y}^+$
$OB_T()$	Optimal/-	Optimaler ($OB_T()$) bzw. normaler Wertebereich ($NB_T()$) einer Kenngröße für

$NB_T()$	Normalbereich	den Betrachtungszeitraum T ; $OB_T() \in \mathcal{Y}^+$
$OW_T()$	Optimalwert	Optimaler Wert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $OW_T() \in \mathcal{Y}^+$
$qmw_T()$	quadrat. Mittelwert	Quadratisches Mittel einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $mw_T() \in \mathcal{Y}^+$
$R_T()$	Spannweite	Statistisches Streuungsmaß (engl. Range), Distanz zwischen dem größten und dem kleinsten Wert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $R_T() \in \mathcal{Y}^+$
$S()$	Kanten- (Knoten-) Störpotential	Verhältnis „wegfallender Quelle-Senke-Relationen“ (bei Wegfall der Kante k bzw. des Knotens j) zur Menge aller Quelle-Senke-Relationen QS ; $S() \in \mathcal{Y}^+$ mit $S()=[0, 1]$
$TA_T()$	Transport-Anteil	Verhältnis „wegfallender Fördergüter“ $fgZ_T()$ (bei Wegfall der Kante k oder des Knotens j) zur Gesamtzahl der Fördergüter fgZ_T , ohne Berücksichtigung von Wegalternativen; $TA_T() \in \mathcal{Y}^+$ mit $TA_T()=[0, 1]$
$var_k_T()$	Variationskoeffizient	Relative Standardabweichung einer Kenngröße für den Betrachtungszeitraum T ; $var_k_T() \in \mathcal{Y}^+$
x	Index für Alternativen	Der Index x einer Kenngröße bezeichnet eventuelle Alternativ-Werte einer Kenngröße, z.B. für alternative Pfade usw. (wird zum Zweck der Übersichtlichkeit im Text häufig weggelassen); $x \in \mathcal{N}^+$
$Z()$	Kanten- (Knoten-) Zentralität	Verhältnis „wegfallender Kürzester Pfade“ (bei Wegfall der Kante k oder des Knotens j) zur Menge aller Kürzester Pfade KP ; $Z() \in \mathcal{Y}^+$ mit $Z()=[0, 1]$
$ZAZ(fg,i)$	Zwischen-Ankunftszeit	Zeitlicher Abstand des Fördergutes fg zum Vorgänger-Fördergut ($fg-1$) am Knoten i ; $ZAZ(fg,i) \in \mathcal{Y}^+$
ZB_T ($minZAZ$) nach $minZAZ$	Zeitbereich	Minimale Zeitbereiche je Kante $k(i,i+1)$ der Größe $minZAZ$ als Basis für das Binärsystem der Fördergut-Registrierung für den Betrachtungszeitraum T ; nur ein Fördergut kann am Messpunkt ($i+1$) jeweils registriert werden; $ZB_T(minZAZ) \in \mathcal{Y}^+$
$ZB(k)$	(Nutzphasen) Zeitbereich	Zeitbereiche in den die Kante k unterteilt wurde um die Nutzungsphasen für den Betrachtungszeitraum T zu bestimmen; setzt sich aus mehreren $ZB_T(minZAZ)$ zusammen; $ZB(k) \in \mathcal{Y}^+$
$ZiS(fg,i)$	ZeitImSystem	Zeit in der sich das Fördergut fg am Knoten i im System befindet; $ZiS(fg,i) \in \mathcal{Y}^+$

1 KURZFASSUNG DER ERGEBNISSE

Simulationsstudien sowie der Betrieb von Materialflusssystemen generieren enorme Datenmengen zu *systeminternen* Ereignissen. Aufgrund fehlender numerischer Verfahren wird derzeit das verfügbare Informationspotential nicht vollständig genutzt, um das *interne* Systemverhalten zu analysieren. Es wurde daher eine Methode zur numerischen Identifikation, Bewertung und Diagnose von *systeminternen* Prozessen anhand von Ereignisdaten entwickelt.

Die folgenden Punkte fassen die wesentlichen Ergebnisse zusammen:

- Analyse intralogistischer Materialflusssysteme anhand von Ereignisdaten (Trace-Daten aus der Simulation, Log- oder Protokolldaten der Materialflussrechner bereits existierender Systeme)
- Identifikation von Anomalie-Ereignissen (Abweichungen vom Normal- oder Optimalfall, Engpässe, Über- und Unterlastphasen, etc.)
- Bewertung der Anomalie-Ereignisse nach verschiedenen Sichtweisen (strukturbezogen, positions- und fördergutbezogen)
- Diagnose von Ursachen-Wirkungs-Zusammenhängen (Abschätzen des Behinderungspotentials im Kreuzungsbereich, Erkennen wahrscheinlicher Primärursachen)
- Numerische Analyse für bis zu 35 Millionen Ereignisse erfolgreich getestet
- Informationsgewinn nur aus drei Ereignisattributen
- Einsatz für sämtliche spurgebundene Fördersysteme möglich

Mit Hilfe der Methode erhält der Anwender verdichtete Informationen zu *internen* Anomalie-Ereignissen, die auf mögliche Probleme, Engpässe sowie auch Leistungsreserven hindeuten. Den Simulationsexperten und den Betreibern von Materialflusssystemen wird eine effiziente Suche nach internen Optimierungspotentialen und –stellhebeln, auch in Datenmengen mit mehreren Millionen Ereignissen, ermöglicht.

Das nachfolgend vorgestellte Forschungsvorhaben (AiF-Nr. 15770 BR) trägt den Titel: „Diagnose und Optimierung von Materialflusssteuerungen“ (Kurztitel: Materialfluss-Diagnose).

Es wurde mit Mitteln aus dem Haushalt des Bundesministeriums für Wirtschaft und Arbeit (BMWA) über die Arbeitsgemeinschaft industrieller Forschungsvereinigungen „Otto-von-Guericke“ e.V. (AiF) im Auftrag der Bundesvereinigung Logistik (BVL) e.V. gefördert.

2 EINLEITUNG

2.1 EINFÜHRUNG IN DAS FORSCHUNGSVORHABEN

Materialflusssysteme als Träger der innerbetrieblichen Logistik müssen, u. a. aufgrund kürzer werdender Produktlebenszyklen, flexibel und wandlungsfähig sein. Diesen Anforderungen stehen jedoch immer komplexer werdende Systeme gegenüber. Die Differenzierung der Anbieter, welche derartige Systeme planen (Layout, Steuerung,...), herstellen, warten, betreiben und/oder optimieren, erfolgt zunehmend über die Servicequalität, der Zuverlässigkeit des Systems und vor allem dem Leistungsvermögen, verglichen mit den jeweils entstehenden Kosten. Wiederholte Leistungsmängel eines Systems – Nichterfüllung globaler Anforderungen¹ – können für den Hersteller, Betreiber oder Dienstleister schnell zur Beeinträchtigung oder sogar zum Verlust des Vertragsverhältnisses führen. Daher ist es ein grundlegendes wirtschaftliches Interesse die Anlagen zum einen anforderungsgerecht zu gestalten und zu betreiben bzw. zu optimieren sowie zum anderen in der Planungsphase anforderungsgerecht zu dimensionieren. Die genaue Kenntnis systeminterner Abläufe und Verhaltenszustände ist dabei eine wesentliche Voraussetzung.

Die Simulation, zum Beispiel von Gepäckförderanlagen oder Paketsortieranlagen, liefert in kurzer Zeit enorme Mengen an Ereignisdaten (Trace-Daten). Die Materialflussrechner bereits existierender Anlagen erfassen ebenso Ereignisse im System² als sog. Log- oder Protokoll-daten. Diese Daten enthalten jede Zustandsänderung (Ereignisse) im System und können neben den notwendigen Ereignisattributen (Zeitstempel, Fördergut, Ereignisort) zahlreiche weitere Attribute enthalten. Die Gesamtheit der Ereignisse dokumentiert das globale Systemverhalten und, abhängig von der Anzahl der Ereignisorte, *interne* Prozesse. Jedoch werden die Ereignisdaten selten für eine Analyse genutzt, um *interne* Schwachstellen bzw. Leistungsreserven zu identifizieren. Dem riesigen zur Verfügung stehenden Informationspotential zu *internen* Prozessen stehen keine Verfahren zur systematischen und strukturierten Suche nach *lokalen* und *temporären* Schwachstellen im Anlagenverhalten gegenüber.

Ziel der Forschungsarbeit war es, die Lücke zwischen dem vorhandenen Informationspotential und dessen derzeitigen Nutzung für die Analyse systeminterner Prozesse zu schließen. Hierzu wurden Methoden und Algorithmen entwickelt, die eine strukturierte Suche und Bewertung von Anomalie-Ereignissen ermöglichen. Anhand der verfügbaren Ereignisdaten werden Anomalien im Flussverhalten örtlich sowie zeitlich identifiziert und charakterisiert. Die Abbildung 1 verdeutlicht die Zielstellung dieses Forschungsvorhabens schematisch.

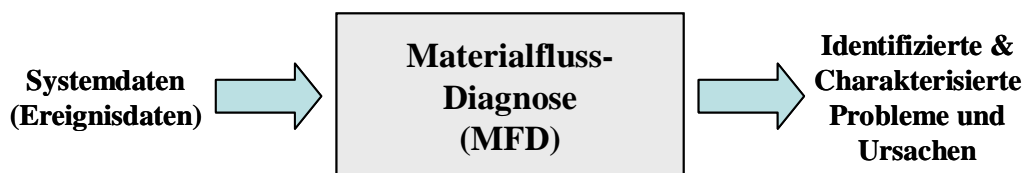


Abbildung 1: Zielstellung Materialfluss-Diagnose (schematisch)

¹ z.B. Gesamtdurchsatz, Durchlaufzeit, etc.

² Der Begriff „Ereignisdaten“ bezieht sich im Folgenden auf Simulationsdaten und Protokoll-daten realer Anlagen gleichermaßen. Ist eine Unterscheidung zwischen beiden Datenströmen erforderlich, wird spezifisch darauf eingegangen.

Die numerische Analyse komplexer Materialflusssysteme soll dabei die verschiedensten Datenströme unabhängig vom Anlagentyp (Distributions-, Sortier- oder Transportanlagen) auswerten können. Hierzu wurden ausgewählte Systeme und ihre Datenströme untersucht sowie die technischen Materialflusskomponenten unter dem Blickwinkel der Diagnose betrachtet. In Abhängigkeit vom konkreten Materialflusssystem stehen verschiedene Arten an Ereignisdaten zur Verfügung. Aus diesem Grund sind Verfahren entwickelt worden, welche nur auf den drei Ereignisattributen, die in jedem Betrachtungssystem gleichermaßen vorliegen, basieren. Der Zeitpunkt, der Ereignisort (z.B. Lichtschranke) sowie die beteiligten Elemente (Fördergut) bilden diese omnipräsenten Informationen.

2.2 AUSGANGSSITUATION

Die Aufgabe der Logistik im Allgemeinen besteht in der Bereitstellung der richtigen Güter in der richtigen Menge, am richtigen Ort, zum richtigen Zeitpunkt, in der richtigen Qualität und zu den richtigen Kosten. Diesen Anforderungen obliegen auch Materialflusssysteme als „Träger“ der innerbetrieblichen Logistik (Intralogistik). Darüber hinaus müssen Materialflusssysteme in Zeiten kürzer werdender Produktlebenszyklen flexibel und wandlungsfähig sein. Diesen technischen Anforderungen stehen jedoch immer komplexer werdende Systeme gegenüber. Die Differenzierung der Anbieter, welche derartige Systeme planen (Layout, Steuerung,...), herstellen, warten, betreiben und/oder optimieren, erfolgt zunehmend über die Servicequalität, der Zuverlässigkeit des Systems und vor allem dem Leistungsvermögen verglichen mit den jeweils entstehenden Kosten. Wiederholte Leistungsmängel eines Systems – z.B. lange Durchlaufzeiten oder Warteschlangen – können für den Hersteller, Betreiber oder Dienstleister schnell zur Beeinträchtigung oder sogar zum Verlust des Vertragsverhältnisses führen. Daher ist es ein grundlegendes wirtschaftliches Interesse, die Anlagen zum einen anforderungsgerecht zu gestalten und zu betreiben bzw. zu optimieren sowie zum anderen in der Planungsphase nicht überzudimensionieren. Darüber hinaus ist im laufenden Betrieb von Materialflusssystemen die maximale Leistungsfähigkeit gezielt auszunutzen. Die Identifizierung von *systeminternen* (lokalen) Leistungsreserven kann zum Beispiel die Flexibilität der Anlage erhöhen, ohne dass zusätzliche Fördertechnik erforderlich ist. Die genaue Kenntnis *systeminterner* Abläufe und Verhaltenszustände ist dabei eine wesentliche Voraussetzung.

Das häufig benutzte Standardwerkzeug der Materialflusssimulation (AutoMod, Plant Simulation, u.a.) beantwortet zwar die Frage, ob ein Systementwurf in Layout und Steuerung den globalen Anforderungen (Gesamtdurchsatz, Durchlaufzeit,...) genügt, nicht aber warum und wie gut bzw. schlecht er das tut. Letzteres wird derzeit nur intuitiv vom Entwickler, d.h. ohne Tool-Unterstützung, analysiert.

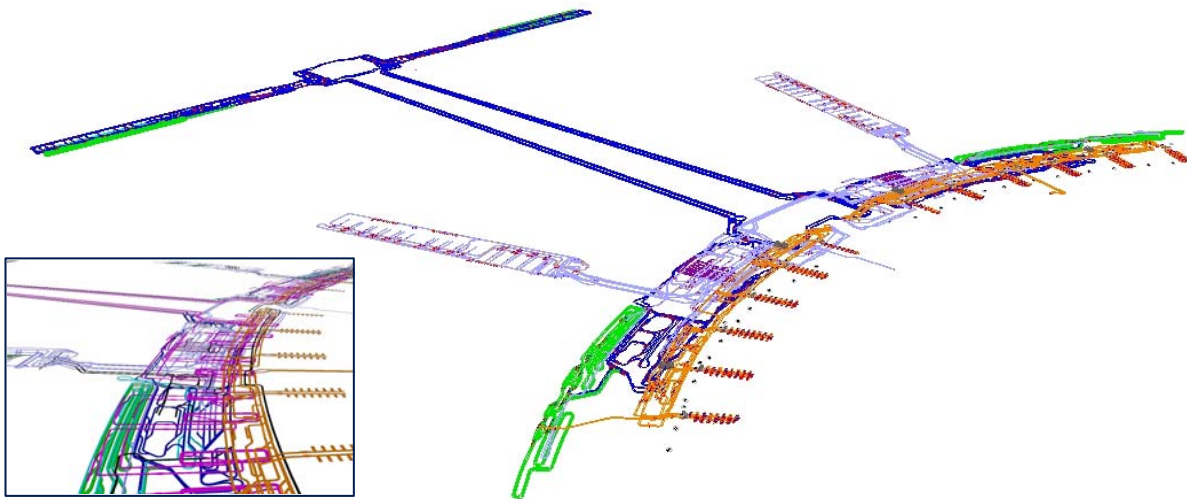


Abbildung 2: Beispiel Materialflusssystem – Gepäckförderanlage Incheon (Korea)

Nahezu identische Aussagen lassen sich bezüglich der vorhandenen Analysemethoden für bereits existierende industrielle Anlagen treffen. Die Steuerung komplexer Materialflusssysteme, wie zum Beispiel von Gepäckförderanlagen in Flughäfen oder Paketsortieranlagen, erfolgt über einen oder mehrere Materialflussrechner. Diese speichern in der Regel jede Zustandsänderung (Ereignisse) im System in Form von Log- oder Protokolldaten (Ereignisdaten). Nur selten werden diese Datenmengen aber für eine Prozessanalyse genutzt, um *systeminterne* Schwachstellen oder Leistungsreserven zu identifizieren. Vielmehr entsteht nach TOLUJEW et al. (2007) eine unbefriedigende Situation für alle betroffenen Seiten. Den Logistikern stellt sich die Frage „Was bringen uns, [...], diese Daten?“ wohingegen die Informatiker nicht wissen „wohin mit den Daten“. Zwar existieren in der verwandten Domäne der Fabrikautomation viele Tools zum Monitoring (CAN-REport, Mobile Profibus Analyzer, u.a.), welche die Möglichkeit bieten, Signalverläufe darzustellen und Fehlermeldungen zu extrahieren. Die Diskussion um die „Bottleneck Identification“ beschränkt sich jedoch bislang auf die Fertigungssteuerung. Daher ist festzustellen, dass es keine belastbaren Ergebnisse für die Untersuchung von Materialflusssystemen gibt. ROSER et al. (2001) kritisieren den mittlerweile am weitesten verbreiteten Ansatz, Bottlenecks in (Simulationsmodellen von) Fertigungssystemen anhand von Warteschlangen oder Auslastungswerten zu identifizieren. In einem Fertigungssystem muss nicht zwangsläufig immer nur eine Ressource als Engpass betrachtet werden, da der Engpass (z.B. durch saisonale oder stochastische Effekte) von einer Ressource zur nächsten wandern kann. Sie sprechen von „shifting bottlenecks“ (vgl. ROSER et al., 2002).

Die Identifikation und Charakterisierung von Anomalie-Ereignissen aus Ereignisdaten intralogistischer Systeme erfolgt derzeit, aufgrund fehlender Algorithmen und numerischer Verfahren, sehr häufig manuell. Die manuelle Auswertung der riesigen Datenmengen kann jedoch nur für zeitlich stark begrenzte Abschnitte und ausgesuchte Teile der jeweiligen Anlage erfolgen. Die *systeminterne* Analyse und das Auffinden von kritischen Einflüssen hängen somit stark von der Erfahrung des Experten sowie vom Zufall ab (DANGELMAIER et al. (2003)). Die Ursache hierfür ist im Bereich der Intralogistik einfacher Natur. Automatisierte Materialflusssysteme besitzen zwar nicht die typischen Eigenschaften komplexer Netzwerke (vgl. ZSIFKOVITS/KRENN (2008)), können jedoch schnell eine Gesamtförderstrecke von mehreren Kilometern übersteigen. Die Vielfältigkeit der Systemanforderungen, wie beispielsweise die Notwendigkeit zwischen Fördergütern mit unterschiedlicher Transportpriorität zu unterscheiden, spielt dabei die Rolle eines Multiplikators für die Analysekomplexität. Hinzu kommt

der enorme manuelle Aufwand aufgrund riesiger Mengen an Ereignisdaten, da moderne Materialflusssysteme in kurzer Zeit sehr viele Ereignisse erzeugen.

Der Trend zu immer komplexeren und flexibleren Anlagen sowie das Fehlen geeigneter Analyse- und Diagnosemethoden macht die Entwicklung einer weitgehend automatischen Materialfluss-Diagnose (numerische Ereignisdatenauswertung) für intralogistische Systeme notwendig. Die manuelle Analyse der Ereignisdaten (Log- bzw. Trace-Files) für stark eingeschränkte Zeitbereiche mit einfachen Tabellenkalkulationen, wie sie derzeit meist erfolgt, steht im deutlichen Widerspruch zur rasanten Entwicklung der Informationstechnologie. So können Standard-Computer mit geeigneten Verfahren und Algorithmen leicht enorme Datenmengen in relativ kurzer Zeit verarbeiten. Mit Hilfe geeigneter Methoden zur automatischen Extraktion von Prozesskenngrößen (z. B. Häufigkeiten, Zustandsverweilzeiten u. a.), zur Anomalie-Erkennung und zur Bewertung systeminterner Prozesse, können dem Diagnosepersonal entsprechend relevante Zeitabschnitte identifiziert und aufbereitet werden. Die strukturierte Suche nach Schwachstellen wird damit ermöglicht.

3 STAND DER TECHNIK VS. PROJEKTZIELSETZUNG

3.1 LITERATURANALYSE

Die Idee, vorhandene Datenmengen für eine Analyse zu nutzen, ist nicht neu. So stellen KEMPER/TEPPER (2005) einen Ansatz vor, welcher auf die ausgeprägte (menschliche) Fähigkeit zur visuellen Wahrnehmung und Bewertung von Zusammenhängen setzt (siehe auch KEMPER (2000)). Die Aufbereitung der Daten in Form von „Message Sequence Charts“ schafft eine Möglichkeit zur Identifikation von zeitweisen Blockierungen sowie Staus, Warteschlangen und Engpässen. Dieser Ansatz wurde jedoch nur für relativ kleine Systeme und somit nur für kleinere Datenmengen betrachtet. Die Autoren selbst weisen diesbezüglich darauf hin, dass zur Aggregation größerer Datenmengen die Entwicklung von „reduction techniques“ eine zukünftige Zielstellung sein sollte. In KEMPER/TEPPER (2009) beschreiben die Autoren später eine entwickelte „reduction technique“. Diese, den Autoren nach, neue Methode soll dem Modellierer einen Einblick in das komplexe stochastische Verhalten eines ereignisdiskreten Simulationsmodells, basierend auf einer Trace-Analyse³ durch Reduzierung des Datenumfangs ermöglichen. Es wird ein Algorithmus vorgeschlagen, um fortschreitendes von wiederholendem Verhalten abzugrenzen. Informationen zur Reduzierungsoperation sowie die verkleinerte Datenbasis selbst unterstützen den Modellierer beim Aufspüren von diversen Fehlern. Eine Reduzierung der Daten bedeutet jedoch stets auch gleichzeitig den Verlust von Informationen. Die Annahme der Autoren, zyklisches Verhalten entspräche dem gewünschten „guten“ Verhalten und könne aus den Daten entfernt werden, trifft jedoch nicht für alle Anwendungsfälle zu. Wiederholtes Fehlverhalten der gleichen Art würde der Modellierer im reduzierten Trace-File⁴ nicht erkennen können. Zwar stellen die Verfahren zur Zyklus- bzw. Mustererkennung einen interessanten Ansatz zur Reduzierung des Datenumfangs für Ereignisdaten aus der Simulation dar, jedoch ist dieser für eine weitgehend automatische Analyse komplexer Materialflusssysteme nicht geeignet. KEMPER/TEPPER (2009) diskutieren ausschließlich, inwieweit Wiederholungen innerhalb einer Trace-Datei automatisch identifiziert und entfernt werden können, um die Datenmenge zu verkleinern und den Suchraum nach Fehlern für den Modellierer einzugrenzen. Die dargestellte Methode ist darüber hinaus nur für eine begrenzte Fehlerart geeignet, was das Anwendungsgebiet einschränkt. Die Steuerungsziele und Fehler können in realen Anlagen dagegen sehr heterogen sein, was eine größere Sammlung von Methoden, ihre Kombination und eine flexible Anwendung erfordert. Eine automatische Analyse und Diagnose kann dieser Ansatz demnach nicht leisten. Ein ähnlicher Ansatz findet sich bei LEE et al. (2004), die nach eigener Darstellung in den Verkehrswissenschaften neue Wege gehen, indem sie (Straßen-) Verkehrsdaten zuerst mit Data-Mining-Techniken aufbereiten und dann grafische Darstellungen nutzen, um Unfälle zu erkennen sowie ihre Ursachen und Auswirkungen räumlich und zeitlich einzugrenzen. Beide Ansätze können jedoch nicht zur automatischen bzw. semi-automatischen Diagnose eingesetzt werden, da der Schwerpunkt auf der Visualisierung liegt und eine starke Interaktion mit dem Diagnosepersonal erforderlich ist.

³ Trace-Analyse: zu deutsch auch Spuranalyse, d.h. Identifikation von Ereignisketten (Ereignisspuren) bzw. Anomalien in Simulationsmodellen (Ereignisdatenauswertung anhand von Simulationsdaten)

⁴ Trace-File: aus der Simulation erzeugte Ereignisdaten

Ein theoretischer Ansatz, ebenfalls zur Nutzung der visuellen Fähigkeiten des Menschen für die Analyse großer Datenmengen mittels selbstorganisierender Merkmalskarten, wird in WÖLKER (2000) beschrieben. Die Verwendung von neuronalen Netzen zur Datenaggregation, welche vom Autor selbst als schwierig bezeichnet wird⁵, liefert durch farbige Kennzeichnung auf Komponentenkarten schnell ein Bild vom System. Die direkte Umsetzung der Methode ist im praktischen Umfeld schwierig, da die entstandenen Karten selbst einer abschließenden Interpretation bedürfen. Darüber hinaus ist eine automatische Erkennung und Bewertung von Schwachstellen durch dieses Verfahren nicht möglich. Die prinzipielle Idee der Merkmalskarten ist jedoch adaptierbar und könnte in vereinfachter Form als eine mögliche Visualisierung der Diagnoseergebnisse genutzt werden.

In NAKAYAMA (2006) findet sich eine aktuelle Darstellung der derzeitig verbreiteten Sichtweise auf das Thema „Output analysis for simulations“. So werden häufig statistische Methoden zur Bestimmung von nur globalen Leistungskenngrößen diskutiert (vgl. LAW/KELTON (2000); FISHMAN (2001)). BRATLEY et al. (1987) erläutern zum Beispiel wie möglichst signifikante Schätzer zur Leistungsbewertung des Gesamtsystems bestimmt werden können. Die Schätzer beschreiben, in welchem Maße spezifische globale Kenngrößen von bestimmten Parametern abhängen. NAKAYAMA (2006) nennt hierbei die „perturbation analysis“ (vgl. BONNANS/SHAPIRO (2000)) und „likelihood-ratio method“ (vgl. RUBINSTEIN (1989)) als Verfahren, diese Schätzer für den Grad der Abhängigkeit zu bestimmen. Aufgrund des hohen Zeit- und Rechenaufwandes stellen diese jedoch keine geeignete Möglichkeit dar, um in der für komplexe Systeme charakteristischen Vielzahl von Abhängigkeiten diejenigen gezielt zu identifizieren, die besonders stark ausgeprägt sind. Ein weiteres Konzept zur Parametrierung von Simulationsmodellen und zum spurbasiertem Debuggen auf Basis von Trace-Daten wird in GORDON/KEMPER (2007) vorgestellt. Durch Clusterbildung von einem Set mehrerer Traces soll der Simulationsexperte bei der Organisation der Daten unterstützt werden und somit die Identifikation von entscheidenden Parametern oder relevanten Simulationsläufen erleichtert werden.

Der unzureichende Einsatz statistischer Verfahren auf hohem Niveau in der Materialflusssimulation steht im drastischen Widerspruch zur Bedeutung der Entscheidungen, die von den Untersuchungsergebnissen abgeleitet werden (vgl. u.a. BANKS/GIBSON (2000), SCHMEISER/SONG (1996) und BANKS et al. (2009)). Etablierte Verfahren zur „Output Analysis“ zielen zwar auf eine möglichst genaue Bewertung des Zusammenhanges zwischen Factors und Responses ab, nutzen jedoch keine weiterführenden statistischen Analyseverfahren, um nach den (Modell- oder System-) internen Anomalien zu fragen. So werden in LAW/KELTON (2000), BRATLEY et al. (1987) und FISHMAN (2001) ausschließlich statistische Methoden zur Bestimmung von Leistungskenngrößen bzw. deren signifikanter Schätzer diskutiert. Die Frage nach der Identifikation der (Modell-internen) Ursache bestimmter (insb. schlechter) Leistungskenngrößen wird in keinem der Bücher berührt. Die aktuelle Sichtweise auf das Thema der „Output analysis for simulations“ beschränkt sich demnach auf die durch das Simulationsmodell repräsentierte Beziehung von Modell-Input (Factor, Parameter) und Modell-Output (Response, Kenngrößen).

Dem Ansatz einer automatischen (numerischen) Materialflussdiagnose kommen BETTER et al. (2007) methodisch am nächsten. Sie entwickeln eine Kombination von Dynamic-Data-Mining- und Optimierungs-Techniken, um die relevanten Variablen, Attribute und Regeln zu identifizieren, welche das Simulationsmodell maßgeblich bestimmen. Die Autoren verfolgen hierbei jedoch das Ziel, die für die Optimierung einer Kenngröße erforderliche Zahl von Simulationsläufen zu reduzieren. Auch in KEMPER/TEPPER (2007) wird zwar ein Verfahren vorge-

⁵ WÖLKER (2000) S. 105

stellt, welches die Identifizierung von Fehlern aus Simulations-Traces ermöglicht, jedoch liegt der Fokus nur auf „echten“ Fehlern. Es handelt sich somit um eine Identifikation von Fehlern, welche sich selbst als irregulär definieren, also irreversible Veränderungen im Zustand eines diskreten Simulationsmodells (Modellfehler) darstellen. Die Zielsetzung liegt hier demnach in der Fehlerbehebung bei der Modellerstellung und nicht in der Fehleridentifizierung und Diagnose bezüglich des Systemverhaltens. Der Ansatz in STRUSS/ERTL (2009) zur Diagnose von Flaschenabfüllanlagen stellt eine modellbasierte Diagnose mit Hilfe des Anlagenlayouts vor. Dieser Ansatz beschränkt sich jedoch ebenfalls nur auf bestimmte Fehlertypen. Nicht das Gesamtsystem wird analysiert, sondern nur ausgewählte Förderelemente, wodurch dieser Ansatz für eine umfassende Systemanalyse nicht geeignet ist.

Neben den meist grafisch geprägten Ansätzen für eine systeminterne Prozessanalyse anhand von meist reduzierten Ereignisdaten, finden sich in anderen Domänen auch numerische Ansätze. In AALST (1992), AALST/ WEIJTERS (2004), AALST et al. (2007), ROZINAT et al. (2009) werden zum Beispiel Methoden zur ereignisbasierten Analyse von Geschäftsprozessen diskutiert. Der Fokus des „business process mining“ liegt jedoch in erster Instanz vor allem im Erstellen adäquater Modelle und Erkennen von relevanten Prozessschritten (GÜNTHER/AALST (2006), LASSEN et al. (2008)). Im Unterschied zu den Ereignisdaten automatisierter Systeme sind die zu untersuchenden Prozesse weniger deterministisch, jedoch ist die zu analysierende Datenmenge wesentlich geringer. Aufgrund der Unsicherheit zukünftiger Ereignisse sowie dem menschlichem Faktor in Geschäftsprozessen erfolgt die Berechnung von nur wenigen Leistungsparametern automatisch.

Aktuelle Methoden liefern für verschiedene Analyse Zwecke sehr gute Ergebnisse. Mittels visueller Verfahren wird die Analyse erleichtert oder es werden aus aggregierten Daten globale Leistungsparameter ermittelt. Diese Methoden erlauben jedoch keinen Zugang zu Einzelereignissen und somit keine gezielte Suche nach systeminternen Schwachstellen im Transportprozess intralogistischer Systeme.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass sich die Entwicklungen von Auswertungsmöglichkeiten für intralogistische Systeme auf den Bereich der Simulation beschränken. Der Fokus liegt hierbei jedoch auf der Modellverifikation und nicht auf der Bewertung der systeminternen Prozesse, um festzustellen wie gut ein System den Anforderungen genügt. Es gibt für Materialflusssysteme kein allgemeines Verfahren, mit dem systematisch und strukturiert nach systeminternen Schwachstellen gesucht werden kann. Aussagen zur inneren Funktionsgüte bzw. zu systeminternen Prozessen in komplexen Materialflusssystemen sind somit kaum oder nur für stark eingeschränkte Zeitbereiche und Systembereiche möglich. Es besteht demnach die Notwendigkeit eines numerischen Ansatzes zur Identifikation, Bewertung und Diagnose systeminternen Verhaltens anhand von Ereignisdaten intralogistischer Systeme.

3.2 PROBLEMSTELLUNG UND ANFORDERUNGEN AN DIE MATERIALFLUSS-DIAGNOSE

Das Generieren von Ereignisdaten aus Simulationen und deren Analyse ist auch nach KEMPER (2007) ein mächtiges Werkzeug zur Fehlersuche in Simulationsmodellen. Wie bereits beschrieben, wird die sog. Trace-Analyse derzeit hauptsächlich zur Modellverifikation und -validierung verwendet. Weiterhin erfolgen Analysen systeminterner Prozesse derzeit auf Basis grafischer Visualisierungen des reduzierten Datensatzes, um den Analysten zu un-

terstützen. Die Abbildung 3 stellt die Einordnung der Trace-Analyse zur Reduzierung der Experimente bzw. notwendigen Simulationsläufe in den gesamten Simulationsprozess dar.

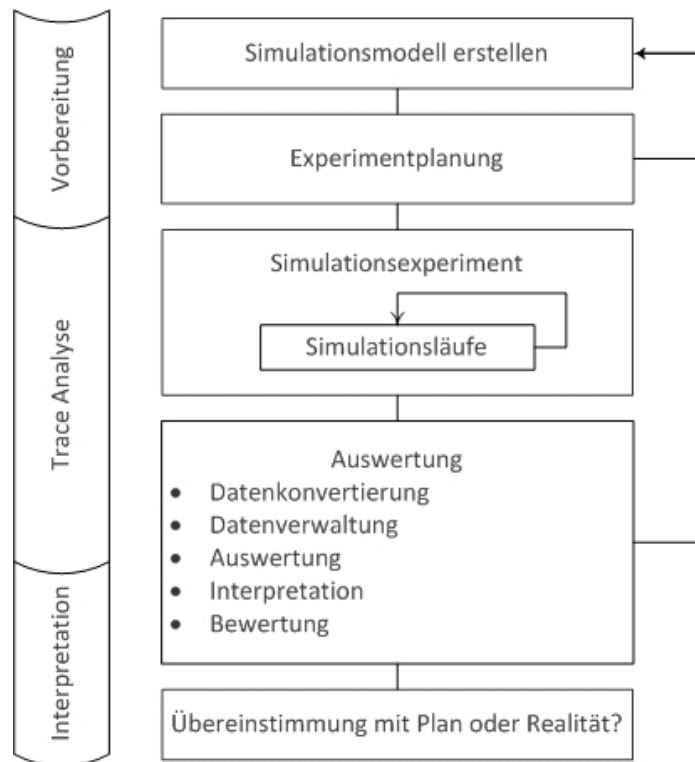


Abbildung 3: Einordnung der Trace-Analyse in den Simulationsprozess (VDI 3633, 3)

Mit Hilfe eines allgemeinen Ansatzes zur Materialfluss-Diagnose kann demnach dem Planer die Möglichkeit geschaffen werden, Simulationsläufe schnell und über den gesamten Ereignisraum auszuwerten. Geeignete Methoden sind notwendig, um gezielt die systeminternen Ursachen (Bewertung der internen Prozesse) für globale Abweichungen – unabhängig vom verwendeten Simulationswerkzeug, vom System sowie von der Art der Modellierung – zu identifizieren. Dem Planer werden somit Optimierungspotentiale für identifizierte Zeitbereiche oder Anlagenteile aufgezeigt. Bei Nicht-Erfüllung globaler Anforderungen (z.B. Durchsatz, DLZ) kann durch die vergangenheitsbezogene Diagnose der Protokolldaten zügig nach systeminternen Anomalien im Prozessverhalten gesucht und wahrscheinliche Ursachen zeitlich sowie örtlich eingegrenzt werden, um diese zukünftig zu vermeiden. Gleiches gilt für die Analyse existierender Anlagen anhand von Ereignisdaten, daher wurde entgegen der Planung die Auswertung von Datenströmen realer Anlagen gleichermaßen untersucht. Die ursprüngliche Planung des Forschungsprojektes legte den Schwerpunkt auf Simulationsdaten, die Analyse realer Anlagen stand im Hintergrund. In Gesprächen mit Industrievertretern und dem projektbegleitenden Ausschuss zeigte sich jedoch bereits zu Beginn des Projektes ein ebenso starkes Interesse an der numerischen Ereignisdatenauswertung realer Anlagen. Die Ergebnisse aus der Planungsphase – also aus der Trace-Analyse der Simulationsmodelle – könnten für die Adaption der Diagnoseregeln für das reale System verwendet werden. Weiterhin besteht die Möglichkeit eines späteren Abgleichs der Diagnoseergebnisse aus der Planung mit den Ergebnissen aus dem Betrieb. So ist es zum Beispiel denkbar, durch eine Gegenüberstellung der Ergebnisse die Frage zu untersuchen, warum die globale Durchlaufzeit in der Realität höher ist, als in der Simulation ermittelt wurde.

Eine breit einsetzbare Methode zur numerischen Analyse intralogistischer Materialflusssysteme anhand von Ereignisdaten muss jedoch vielfältigen Anforderungen genügen. Bei-

spielsweise besitzen die heterogenen Anlagenziele und -anforderungen einen unmittelbaren Einfluss auf die Analyse. Für die Bewertung der Transportprozesse zum Beispiel in einer Flaschenabfüllanlage, ist der Gesamtdurchsatz relevant. Für Gepäckförderanlagen gilt zusätzlich, dass jeder Koffer eine maximale Durchlaufzeit nicht überschreiten sollte, für die einzelne Flasche ist dies unbedeutend.

Die Ereignisdaten können von unterschiedlicher Struktur und von stark variierendem Informationsgehalt sein. Dies liegt zum Einen an der Vielfalt der Anlagen selbst und zum Anderen an dem gegebenen Kontrast zwischen Simulationsdaten und Daten realer Anlagen. Demnach gestaltet sich die Datenerhebung, die anschließende Datenverwaltung und -auswertung aus informationstechnischer sowie methodischer Sicht verhältnismäßig schwierig. Die Ereignisdaten realer Anlagen besitzen je nach System unterschiedliche Informationen zu den Einzelereignissen (Ereignisattribute) und können nur selten verändert werden. Die Daten aus Simulationsmodellen hingegen können prinzipiell beliebige Informationen zu den Ereignissen enthalten, sie müssen nur abgefragt werden. Der Engpass aus Informationssicht besteht demnach in den Log- oder Protokolldaten der realen Systeme.

Weiterhin besitzt die Variationsbreite der jeweils globalen Anlageziele und -anforderungen mit heterogenen Gewichtungen einen unmittelbaren Einfluss auf die Analyse. Die Diagnose- und Analysemethoden sind daher modular aufzubauen, sodass diese gemäß der spezifischen Anforderungen des analysierten Materialflusssysteme harmonisiert bzw. optimiert und gegebenenfalls geändert werden können. Um dieses adaptive Verhalten methodisch umzusetzen, sind die Relevanz von Merkmalen und Kenngrößen bezüglich des betrachteten Systems im Vorfeld festzustellen sowie die Verknüpfungen zwischen Kenngrößen und Wirkungen zu sondieren. Darauf aufbauend, müssen Standard-Module und -Regeln für die Methoden entwickelt und gleichzeitig die Möglichkeiten für anwendungsspezifische Ergänzungen geschaffen werden.

Ebenso wie in zahlreichen anderen Forschungsvorhaben besteht auch hier das Problem der Übertragung von empirischen Erfahrungen der Experten in die Analyseregeln bzw. Diagnosemethoden. Die Notwendigkeit eines Eingabemodells zur effizienten Katalogisierung und Verwaltung von Wissen liegt auf der Hand (vgl. NEUMANN/TOMÉ (2007), NEUMAN/DÜRING (2008)). Zusätzlich stellen sich die Fragen: „Welche Meta-Informationen neben den Ereignisdaten sind notwendig und durch den Anwender mit relativ geringem Aufwand einzugeben?“ und „Sind zusätzliche Informationen zur Datenbasis überhaupt notwendig?“.

Neben den bereits genannten grundlegenden Einflussfaktoren und Anforderungen an die Entwicklung eines universellen Diagnoseansatzes lassen sich weitere vielschichtige Problemstellungen und daraus resultierenden Anforderungen anführen. Die im Folgenden gelisteten Punkte geben einen Überblick über die zu beantwortenden Fragestellungen:

- Welchen Einfluss haben die Fördermittel (Einzelkomponenten) auf die Kenngrößen und Diagnoseregeln?
- Wie ist mit Inkonsistenzen/Redundanzen in den Daten bei der Betrachtung eines Gesamtsystems, welches aus mehreren verschachtelten Subsystemen besteht und somit der Ereignisraum aus verschiedenen Datenquellen stammt, umzugehen?
- Wie hoch ist die Kontinuität der Datenerfassung in realen Systemen?
- Welchen Einfluss hat die Steuerungs- bzw. Modellierungslogik auf die Diagnose?
- Welche (Standard-) Ereignisattribute sind unabhängig vom betrachteten Materialflusssystem in den Protokolldaten für jedes Ereignis generell vorhanden (Stichwort: Informationsengpass)?

- In welchem Format liegen die Daten vor?

An dieser Stelle ist zusätzlich das Risiko des Mangels an relevanten Informationen zu nennen. Es gilt demnach abzuschätzen, inwieweit eine Interaktion durch den Nutzer vor der Diagnose notwendig bzw. zweckmäßig ist, um den Erfolg dieser zu gewährleisten. Eine Empfehlung zur Erstellung von Ereignisdaten ist ein mögliches zusätzliches Ergebnis der Forschungsarbeit, um die folgenden Fragen zu beantworten:

- Welche zusätzlichen Ereignisattribute sind, bezüglich eines tatsächlichen Informationsgewinns für die Diagnose, sinnvoll zu extrahieren?
- An welchen Stellen im System sollten Ereignisse protokolliert werden?⁶

Allgemein ist festzustellen, dass die Komplexität der Problemstellung einer numerischen Materialfluss-Diagnose auf Basis von Ereignisdaten im Wesentlichen aus der Systemsicht heraus geprägt wird. Diese Sicht besteht hauptsächlich nur aus den Informationen in der Datenbasis und gegebenenfalls aus wenigen Metainformationen, z.B. zu Systemquellen und -senken.

Ausgehend von der Zielstellung eines allgemeinen Ansatzes zur automatischen (numerischen) Materialfluss-Diagnose für Simulationsdaten und Ereignisdaten existierender Anlagen, wurde zu Beginn des Projektes das im Folgenden beschriebene Vorgehen mit dem projektbegleitenden Ausschuss inhaltlich abgestimmt. Darüber hinaus wurden Zielstellungen und Visionen über das eigentliche Forschungsprojekt mit den Industrievertretern erarbeitet und in Entwicklungsphasen eingeteilt.

3.3 VORGEHEN UND SPEZIFIZIERTER PROJEKTINHALT

Der gesamte Entwicklungsprozess für die Materialfluss-Diagnose sowie zukünftige Zielstellungen wurde in 3 wesentliche Phasen unterteilt und ein Vorgehensmodell für die Erarbeitung eines auf breiter Ebene einsetzbaren Methoden-Werkzeuges zur Materialflussdiagnose entwickelt. Die Abbildung 4 fasst die Entwicklungsphasen sowie die jeweiligen Zielsetzungen und Restriktionen zusammen und stellt den für dieses Forschungsvorhaben relevanten Inhalt heraus.

⁶ Die Beantwortung dieser Frage ist vor allem für die Betreiber von Materialflusssystemen interessant. Für den Bereich der Simulation ist diese Fragestellung zwar nicht uninteressant, jedoch nicht zwingend notwendig, da im Prinzip „überall“ im System Ereignisse leicht erzeugt werden können.

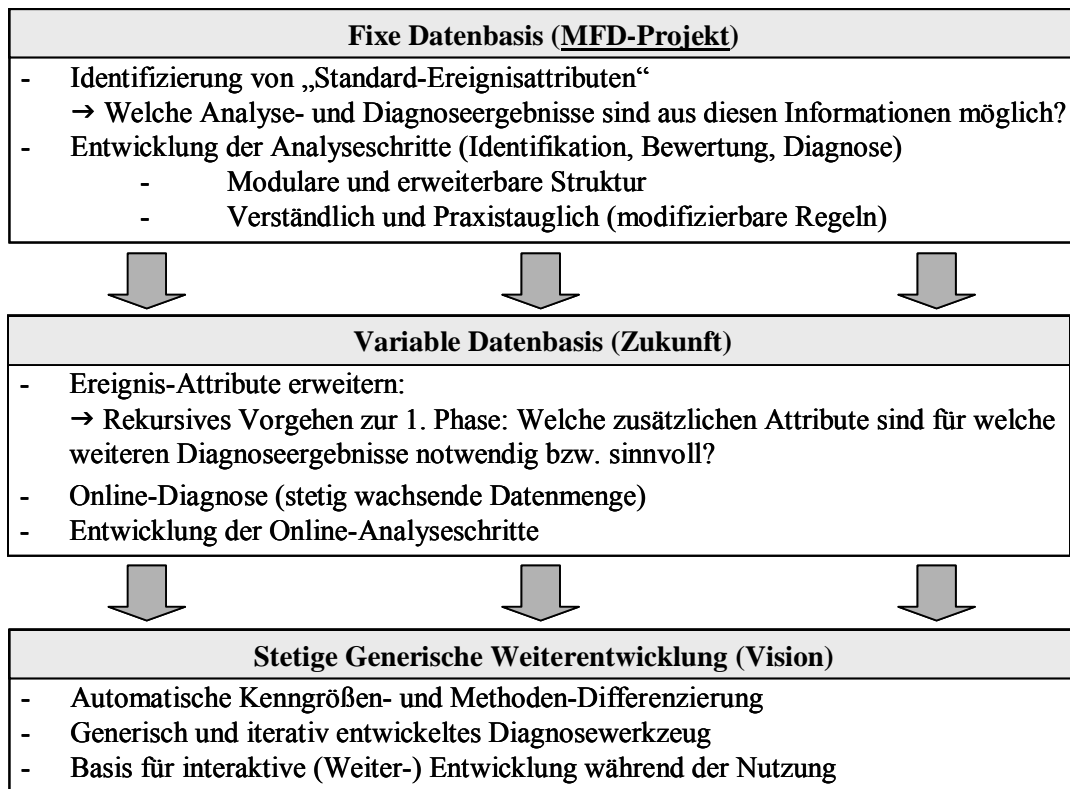


Abbildung 4: Entwicklungsphasen und Visionen für die automatische Materialflussdiagnose

Die erste Entwicklungsphase wird vollständig durch das hier beschriebene Forschungsprojekt abgedeckt. In dieser sollen Methoden und Algorithmen entwickelt werden, welche unabhängig vom tatsächlichen Informationsgehalt der Ereignisdaten für intralogistische Materialflusssysteme anwendbar sind. Daher sind Ereignisattribute zu identifizieren, welche stets vorhanden sind. Diese Standard-Ereignisattribute stellen die Datenbasis dar und es ist zu untersuchen, welche Analyse- und Diagnoseergebnisse sich mit diesen erzielen lassen. Im Hinblick auf zukünftige Weiterentwicklungen und eine Umsetzung in der Praxis wurden zusammen mit dem projektbegleitenden Ausschuss zwei wesentliche Anforderungen definiert. Zum Einen sind sämtliche Methoden modular aufzubauen, sodass spätere Erweiterungen leicht möglich sind. Hintergrund dieser Anforderung ist der Gedanke, dass zwar viele Elemente vorgedacht werden können, jedoch die ganze Bandbreite möglicher Anwendungsfälle im Vorfeld nicht vollständig abdeckbar ist. Zum Anderen sollen die entwickelten Verfahren praxistauglich sein. Die Verständlichkeit spielt hierbei eine große Rolle, modulare und modifizierbare Analyse- und Diagnoseregeln sind flexibel einsetzbar sowie kombinierbar und erhöhen das Vertrauen der Anwender in die Ergebnisse.

Für die zweite Entwicklungsphase soll im Rahmen des Materialflussdiagnose-Projektes der Grundstein gelegt werden. Anhand eines Demonstrators ist den Industriepartnern die Funktionalität sowie das Potential der Ereignisdatenauswertung anhand großer Massive historischer Daten nachzuweisen und ein Konzept für mögliche Weiterentwicklungen vorzulegen. Diese Weiterentwicklungen sollten vorwiegend für eine variable Datenbasis erfolgen. Die Variation kann aus zusätzlichen, anwendungsspezifischen Informationen zu den Einzelereignissen entstehen. Ziel ist keineswegs eine ganzheitliche Betrachtung aller denkbaren Ereignisattribute. Vielmehr sollen möglichst relevante zusätzliche Attribute gefunden werden, welche die Diagnoseergebnisse signifikant verbessern. Es empfiehlt sich demnach im Gegensatz zur ersten Entwicklungsphase ein teilweises rekursives Vorgehen. Es wird nicht

versucht ausgehend von einer fixen Datenbasis den maximalen Informationsgehalt zu gewinnen, sondern es ist vielmehr die Frage zu beantworten „Welche Daten werden benötigt, um die gewünschte Analyse/Diagnose durchführen zu können bzw. um die gewünschten Ergebnisse zu erhalten?“ Ausgehend von den entwickelten Analyse- und Diagnosemodulen der ersten Entwicklungsphase werden weitere Module für bisher nicht berücksichtigte Informationen entwickelt, um systemabhängige Diagnosen und Analysen zu ermöglichen. Der Vorteil liegt hierbei in der Möglichkeit, bereits vorhandene Module für neue, systemspezifische Informationen zu testen und diese gegebenenfalls nur anzupassen. Dieses Vorgehen bedingt jedoch, dass sich die späteren Ergänzungen/Erweiterungen mit relativ geringem Aufwand hinzufügen lassen. Die Basis dafür soll im MFD-Projekt geschaffen werden. Bereits umgesetzte Module bilden im optimalen Fall die Grundlage für Neuerungen, sodass jeder erfolgreiche Iterationsschritt eine Aufwandsreduzierung für die nächsten bedeutet. Die Modularisierung der Verfahren und die bedienerfreundliche Gestaltung eines GUI-Konzeptes für eine interaktive Analyse stellen gleichermaßen Herausforderungen für die Methoden selbst sowie deren Implementierungs-Konzept dar.

Die dritte Entwicklungsphase stellt die Vision für eine generische Weiterentwicklung dar. Auf Basis der Ergebnisse könnte ein selbstlernendes Software-Werkzeug entstehen, welches sich nach kurzer Lernphase automatisch an das betrachtete System oder geänderte Rahmenbedingungen (z.B. wechselnde Informationsbasen) anpasst.

4 NUMERISCHE EREIGNISDATENAUSWERTUNG

Die Erkenntnisgewinnung aus Datenbeständen (engl. Knowledge Discovery in Databases (KDD)) im Allgemeinen basiert auf der Extraktion von vorhandenem, nicht trivialem und nützlichem Wissen aus großen und komplex strukturierten Datenbeständen (vgl. DECKER/FOCARDI (1995)). In der Literatur wird dies häufig mit dem Begriff des Data Mining überschrieben. Weiterführende Recherchen zeigten jedoch, dass Data Mining lediglich ein Teilvorgang des KDD-Prozesses ist. Vielmehr beschränkt sich Data Mining auf die Ermittlung und Abbildung von Mustern in den zugrundeliegenden Daten. Wohingegen der KDD-Prozess den kompletten Prozess der Wissensentdeckung – angefangen von der Auswahl und Aufbereitung der zu analysierenden Datenbasis bis hin zur Ableitung des Wissens – beinhaltet (vgl. MÜHLENBRUCH/HARTMANN (2002, S. 109), KRAHL et al. (1998, S. 23) sowie CHAMONI (2004, S. 242-243)). Demnach ist die Materialfluss-Diagnose dem KDD-Prozess zuzuordnen.

Eine elementare Rolle des Prozesses besitzt die Informationstechnologie, welche für die Verwaltung der Unmengen an Daten verantwortlich ist. Diese können zwar durch die hohe Kapazität der neuzeitigen Speichermedien archiviert werden, jedoch bleiben ihre Zusammenhänge für den Menschen nicht mehr überschaubar und somit nicht auswertbar (HAN/KAMBER (2006, S. 132)). Die Aufbereitung der Daten, die Datenreduktion, das Data Mining und die Präsentation der Ergebnisse bilden die Kernpunkte des KDD-Prozesses, wobei dem Data Mining - nach FAYYAD et al. (1996, S. 6) definiert als die Anwendung von Datenanalysealgorithmen zur Auflistung von Mustern - die wichtigste Funktion zuteil wird. Die Abbildung 5 zeigt den detaillierten Ablauf des KDD-Prozesses. Sie baut auf einer Synthese der Schemata von NAKHAEIZADEH (1998, S.3-4) sowie FAYYAD et al. (1996, S.41) auf und beinhaltet die folgenden Kernpunkte:

- **Datenselektierung:** Auswahl der relevanten Daten aus den Rohdaten.
- **Datenverarbeitung:** Aufbereitung der Daten mit den Schritten, Bereinigung von fehlerhaften Daten und fehlenden Werten, Dimensionsreduktionsmaßnahmen, Transformationen sowie eventuelle Ergänzung des Datenstammes mit externen Daten.
- **Data Mining:** Anwendung von Modellierungs- und Entdeckungstechniken hinsichtlich der Mustererkennung.
- **Musternachbearbeitung / Interpretation:** Aufbereitung der Daten und Bewertung durch den Benutzer.

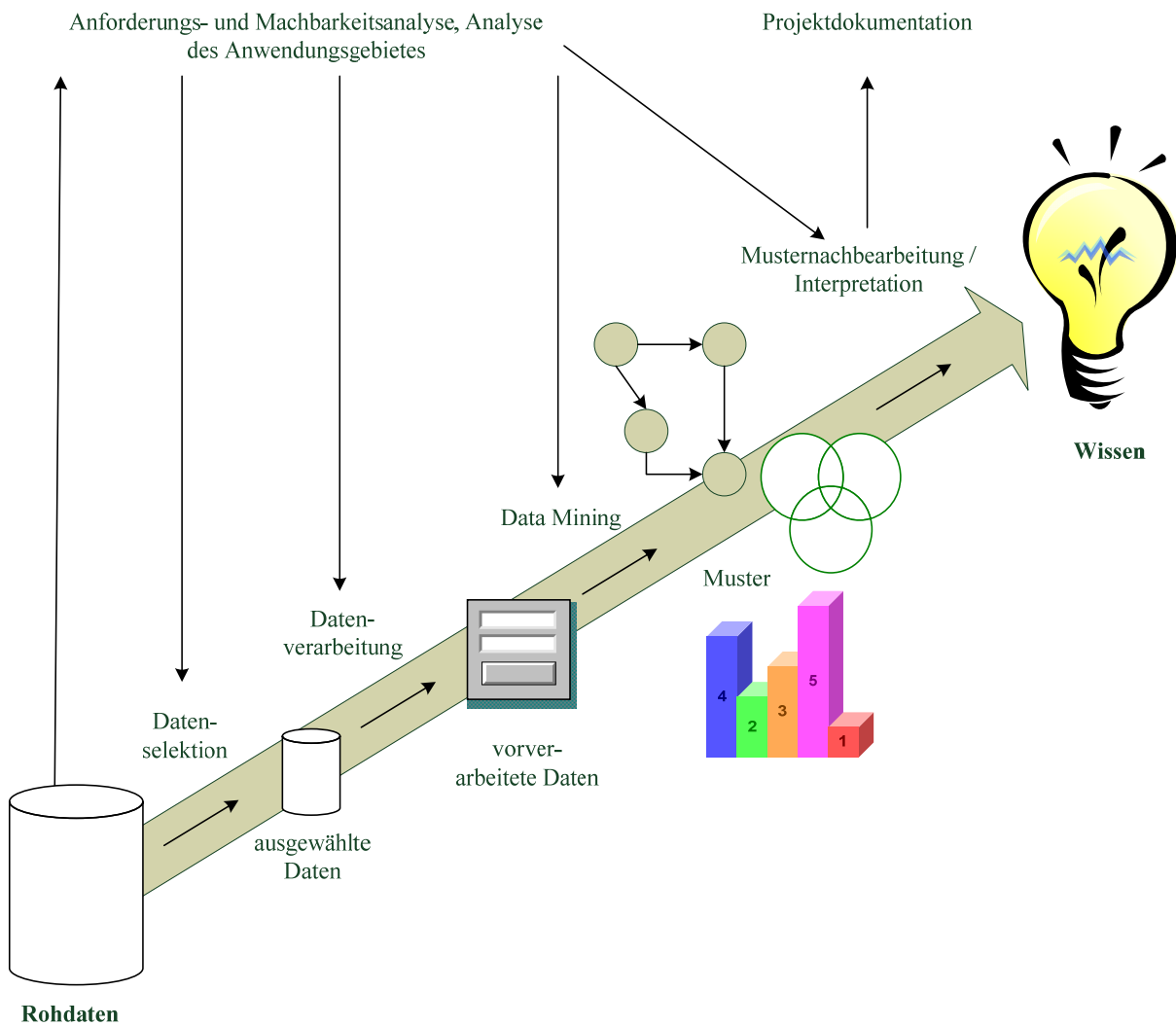


Abbildung 5: Der KDD-Prozess, nach WITTMANN et al. (2001, S.26)

Anhand der Abbildung 5 wird deutlich, dass nicht nur die Erkennung von Informationen und Mustern für die Erkenntnisgewinnung von großer Bedeutung ist, sondern auch deren Interpretation und Charakterisierung. Bereits während dieser Recherchen zu Beginn des Forschungsvorhabens lag die Vermutung nahe, einen Bewertungsschritt in Form einer numerischen Methode zusätzlich zu den geplanten Arbeitspaketen zu entwickeln. Erste Versuche bestätigten diese Notwendigkeit auch später. Aus verschiedenen Datenmengen wurden durchschnittlich ca. 1% Anomalie-Ereignisse identifiziert. Das sind jedoch immer noch 1000 Ereignisse bei einer vergleichsweise sehr kleinen Datenbasis von 100.000 Ereignissen. Weitere Gründe für die Einführung des Bewertungsschrittes werden in Kapitel 4.2.1 (Seite 52) erläutert.

4.1 VORBETRACHTUNGEN

In diesem Abschnitt werden, dem KDD-Prozess folgend, die für eine Materialfluss-Diagnose notwendigen Voruntersuchungen und deren Ergebnisse beschrieben.

Datenanalyse und –Aufbereitung

Analog dem KDD-Prozess wurden nach der Anforderungsanalyse (vgl. Kapitel 2.2) zum Projektstart verschiedene Rohdatensätze repräsentativer Materialflusssysteme untersucht. Die gemeinsame Betrachtung von Ereignisdaten bereits existierender Anlagen und erzeugter Trace-Files aus Simulationsmodellen zeigte eine enorme Variation im Informationsgehalt der Daten. Kein untersuchter Datensatz der Log- bzw. Protokolldaten wies den gleichen Informationsgehalt auf, wie ein anderer. Häufig wurden zahlreiche Ereignisattribute als Zusatzinformationen, abhängig vom System, zu den einzelnen Ereignissen mitgeführt. Während im Rahmen der Simulation sehr leicht eine beinahe beliebige Datenbasis erzeugt werden kann, sind die Einflussmöglichkeiten auf reale Datensätze eher begrenzt. Daher wurden Gemeinsamkeiten in den Daten gesucht, welche einen allgemein verfügbaren Informationsgehalt repräsentieren.

Die Untersuchungen zeigten sehr deutlich die logische Abhängigkeit der Datenbasis von den globalen und heterogen gewichteten Anlagenzielen, wie beispielsweise maximaler Durchsatz oder kurze Durchlaufzeiten. Darüber hinaus werden auch Informationen mitgeführt, welche sehr speziell nur für das entsprechende System relevant sind und auch in proportional individueller Form dokumentiert werden, z.B. Qualitätsmerkmale des Transportgutes, Daten zu vorangegangenen Bearbeitungsprozessen oder ähnliches. Die Entwicklung universeller Methoden zur automatischen Diagnose komplexer Materialflusssysteme anhand von Ereignisdaten bedingt jedoch einen einheitlichen Informations-Input für die Methoden, unabhängig vom betrachteten System. Der kleinste gemeinsame Nenner bezüglich der allgemeinen Informationsverfügbarkeit ergibt sich aus den notwendigen Daten, welche ein Materialflussrechner zur Steuerung des Systems benötigt. Hierfür sind genau drei Ereignisattribute notwendig:

- Der **Ort des Ereignisses** als Punkt im System, an dem das Ereignis stattgefunden hat (z.B. eine Lichtschranke als Ereignisgeber).
- Die **ID des Förderguts**, welche das Ereignis betrifft (z.B. Paletten-, Behälter- oder Produktnummer). Sehr häufig können sich weiterführende Informationen, als nur die Kennung des Fördergutes, hinter den Identifikationsnummern verbergen. Die Vielzahl der ID's enthält zum Beispiel die Information zum Förderguttyp (z.B. Leerbehälter, Produktgruppe A, etc.).
- Der **Zeitstempel** als Ereigniszeitpunkt.

Diese Standard-Ereignisattribute sind Informationen, welche aus der Simulation bzw. in den Protokollen realer Anlagen gleichermaßen abfragbar bzw. enthalten sind. Sie müssen Bestandteil jeder Ereignisdatenmenge eines automatischen Materialflusssystemes sein, damit die entwickelten Analyse-Kenngrößen, -Bausteine, -Regeln und -Methoden angewendet werden können. Die Konzentration auf die genannten drei Ereignisattribute⁷ hat den Vorteil, dass eine Differenzierung zwischen Simulationsdaten und Ereignisdaten von realen Anlagen nicht notwendig ist.

Ebenso ist eine detaillierte Unterscheidung zwischen verschiedenen Fördermitteln⁸ nicht erforderlich. Die einzige, im späteren Verlauf getroffene Einschränkung ist, dass es sich um spurgebundene Fördermittel handeln muss. Dies liegt in der Kontinuität der Prozesse begründet. Während ein spurgebundenes System einen Transportstrom mit relativ ähnlichen Streckenzeiten als Basis hat, kann ein „spurfreies“ System völlig verschiedene Zeitverläufe für den gleichen Transportprozess erzeugen. Ursache hierfür ist vor allem die nicht festge-

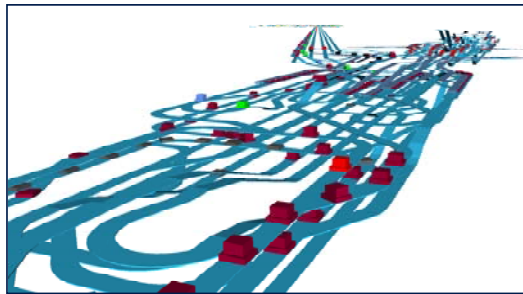
⁷ Im Folgenden auch Standard-(Ereignis-)Attribute genannt.

⁸ Rollenförderer, Kettenförderer, Eckumsetzer, Drehtisch, Bandförderer, FTS, etc.

legte Streckenlänge⁹. Der Bereich der Stetigförderer¹⁰ kann demnach vollständig abgedeckt werden. Bezüglich der Ergebnisqualität für den Bereich der geführt verfahrbaren Unstetigförderer (Regalbediengeräte, Verschiebewagen, etc.) sind Informationen zur Unterscheidung von Last- und Leerfahrten eine hinreichende Bedingung.

Als Ausgangspunkt für die Entwicklung einer numerischen Methode zur Ereignisdatenauswertung für automatische Materialflusssysteme wurden Gepäckförderanlagen herangezogen. Aufgrund ihrer langen spurgebundenen Förderstrecken (bis über 90km) mit zahlreichen Verzweigungen und Zusammenführungen sowie strikten Anforderungen¹¹ und vielschichtigen Beanspruchungen¹² sind diese Systeme hierfür besonders geeignet. Die Wahl der Gepäckförderanlagen als repräsentative Beispielsysteme hat darüber hinaus den Vorteil, dass diese Anlagen in der Regel aus stetigen (z.B. Bandförderer) und quasi unstetigen (z.B. Schalenförderer) spurgebundenen Förderabschnitten bestehen. Abbildung 6 zeigt einen Ausschnitt des Simulationsmodells einer Gepäckförderanlage sowie die Struktur und einen Auszug der Ereignisdaten mit den drei Standard- Ereignisattributen.

Simulationsmodell einer Gepäckförderanlage



Ereignisdaten in Log-Datei bzw. erzeugtem Trace-File

Auszug Ereignis-Datei (Text-Format) mit Standard-Ereignisattributen:
Zeitstempel (TimeStamp), Fördergut (LoadID) und Ereignisort (EventPosition)

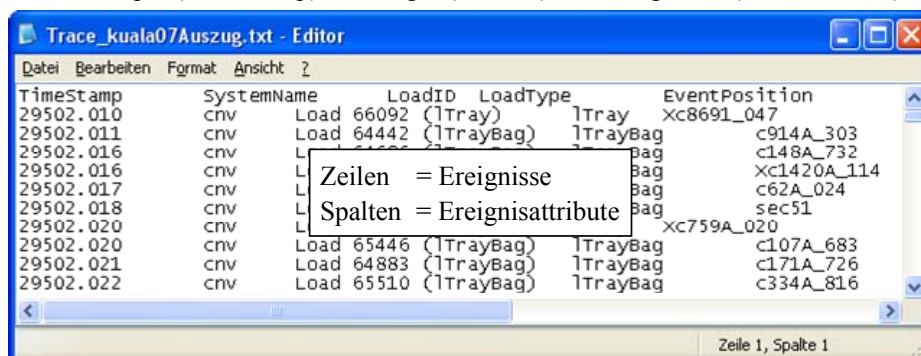


Abbildung 6: Beispiel einer Gepäckförderanlage mit Ereignisdaten

⁹ Darüber hinaus sind äußere Einflussfaktoren, beispielsweise der Mensch im Fahrbereich eines FTS, geänderter Streckenverlauf durch Hindernisse, anhand von Ereignisdaten nur sehr schwer oder gar nicht zu quantifizieren.

¹⁰ vgl. JÜNEMANN/SCHMIDT (2000), für die systemtechnische Einteilung von Fördermitteln

¹¹ z.B. ein Koffer soll in einer vorgegebenen Zeit von A nach B gelangen

¹² z.B. unterschiedliche Lastphasen (Zeiträume mit viel abzufertigendem Gepäck, mit primär ankommendem Gepäck oder mit erhöhtem Aufkommen von Transfer-Gepäck); Pufferfunktion (Frühgepäckspeicher)

Im Anschluss an die Datenanalyse wurden die Schwerpunkte bezüglich der Identifikation charakteristischer Flusskenngrößen, welche die Funktionsgüte von Materialflusssystemen beschreiben, gelegt.

Analyse des Anwendungsgebietes

Die Aufgabe bestand zu Beginn in der Bestimmung von Optimalitätskriterien und Flusskenngrößen zur Quantifizierung der Funktionsgüte von Materialflusssystemen um, anhand der für die Analyse zur Verfügung stehenden Daten, Anomalien rechnerunterstützt erkennen zu können. Es stellten sich im Wesentlichen folgende zu beantwortende Kernfragen:

- (1) Wie ist die interne Funktionsgüte von Materialflusssystemen zu definieren? Ist es möglich, Eigenschaften und Merkmale eines Materialflusssystems (numerisch) zu quantifizieren und sind diese messbar?
- (2) Wovon ist die systeminterne Funktionsgüte eines automatischen Materialflusssystems abhängig?

Zur Beantwortung der ersten Frage ist eine hypothetische Betrachtung der Funktionsgüte als ein Maß für die Qualität von Materialflusssystemen hilfreich und kann in Anlehnung an die DIN EN ISO 9000:2005-12 demnach wie folgt definiert werden (S.18): „Grad, in dem ein Satz inhärenter Merkmale (...) Anforderungen (...) erfüllt.“ Eine Anforderung ist dabei eine „Erfordernis oder Erwartung, die festlegt, üblicherweise vorausgesetzt oder verpflichtend ist.“ (S.19). Ein qualitäts- (in diesem Fall ein für die Funktionsgüte) relevantes und damit inhärentes Merkmal wird in diesem Zusammenhang als kennzeichnende Eigenschaft (bzw. Kenngröße) eines Produkts, Prozesses oder Systems (hier: Materialflusssystems) verstanden, das sich auf eine Anforderung bezieht (vgl. S.26).

In der einschlägigen Fachliteratur im Bereich der Logistik (vgl. ARNOLD/FURMANS 2006, ARNOLD et al. (2008), SCHULTE (1999) u.a.) werden Kenngrößen von Materialflusssystemen und deren Optimierungsrichtung hauptsächlich in Bezug auf die Planung global beschrieben. Die Literatur liefert zwar Ansätze zur Analyse globaler Leistungsparameter, jedoch keine Vorschläge zur Formalisierung von systeminternen Bewertungskriterien für Materialflusssysteme zur numerischen Anomalieerkennung. Daher wurden die Recherchen auf andere Fachbereiche erweitert. Es wurden Kenngrößen bzw. Verfahren zur Identifikation von Schwachstellen in den Bereichen Verkehrswesen, Fertigungsstättenplanung, Volkswirtschaft, Wasserwirtschaft und Informatik recherchiert. Die nachstehende Aufzählung gibt einen nach Fachbereichen geordneten Überblick zu einigen recherchierten Kenngrößen:

- Verkehrswesen (vgl. HOOPS et al. (2000), ÖGÜT/BANKS (2005))
 - Geschwindigkeitsabweichungen
- Kenngrößen aus der Fertigungsstättenplanung (vgl. HOPP/SPEARMAN (2001), ARNOLD/FURMANS (2006), CHEN ET AL (2001), ROSER et AL. (2001 & 2002))
 - Warteschlangenlänge
 - Auslastungsgrad
 - Verzögerung zwischen dem Ende des vorangegangenen und dem Start des nachfolgenden Vorganges
 - Kapazitätsrestriktionen
 - Auslastung (bottleneck-rate)
 - Zieldurchsatz
 - Prozentual aktive Perioden einer Ressource
 - Blockade- und Leerlaufwahrscheinlichkeit
 - Bearbeitungsdauer

- Kenngrößen aus der Volkswirtschaft (vgl. STEKLER (1990))
 - Wachstumsrate der Ausbringungsmenge
 - Auslastung
 - Preisentwicklung
 - Liefer- und Durchlaufzeiten
- Kenngrößen aus der Wasserwirtschaft (vgl. HSU et al. (2008); ATHIMULAM et al. (2006))
 - Auslastung
 - Kapazität
 - Druck
 - Leitungsdurchmesser
- Kenngrößen aus der Informatik (vgl. GROMBACH et al. (2000), GOKHALE (2009), JURIC et al. (2006), YANG et al. (2006))
 - Verarbeitungszeiten
 - Auslastung
 - Warteschlangenlänge

Die Gesamtheit der Recherchen und Voruntersuchungen zeigte einen deutlichen Zusammenhang zwischen der Definition der systeminternen Funktionsgüte von Materialflusssystemen und den übergeordneten (globalen) heterogenen Anlagezielen. Diese Erkenntnis ist analog der bereits genannten Definition für die Qualität nach DIN EN ISO 9000: 2005-12 zu betrachten. Die Kenngrößen für die Bestimmung der Funktionsgüte ergeben sich demnach aus den relevanten Anforderungen an das System bzw. aus den Zielkriterien für den Einsatz eines automatischen Materialflusssystems.

Grundsätzlich ergeben sich die Ziele für die Materialfluss-Planung aus mittel- und langfristigen Unternehmenszielen, zum Beispiel [vgl. ARNOLD/FURMANN 2005]¹³:

- Kostenziele; z.B.: Minimierung der Kapitalbindungskosten, Betriebsmittelkosten,
- Betriebstechnische Ziele; z.B.: Maximierung der Flexibilität, Betriebsmittelverfügbarkeit oder Standardisierung von Ladungsträgern, hohe Verfügbarkeit,

Speziell für die MF-Planung und -Diagnose ergeben sich daraus folgende mögliche Einzelziele bzw. Optimierungskriterien:

- Min. Durchlaufzeit, impliziert die Minimierung von Wartezeiten im System und somit kleinere Pufferbereiche (Warteschleifen) sowie Reduzierung von Warteschlangen,
- Max. Termintreue,
- Max. Ausbringung,
- Max. Auslastung,
- Max. Flexibilität (um Schwankungen der Eingangsparameter auszugleichen) und
- Min. Kosten.

¹³ Siehe auch das Zielsystem der Produktion nach VDI 3633 Blatt 1, S. 6

Hierbei ist die Gewichtung der Ziele abhängig vom Unternehmen bzw. dem Transportgut¹⁴. Entsprechend der Gewichtung der Zielkriterien ist die Definition für eine Anomalie zu geben. Allgemein könnte demnach eine systeminterne Anomalie als eine Abweichung definiert werden, welche zu einer signifikanten Verschlechterung der globalen Zielparameter führt. Nach DIN 31051:2003-6 ist eine Schwachstelle eine „Betrachtungseinheit, bei der ein Ausfall häufiger als es der geforderten Verfügbarkeit entspricht, eintritt“. Allgemein versteht man unter Schwachstelle den Teil des Systems, der unter Belastung zuerst ausfällt. Diese Formulierungen treffen keine Aussagen über mögliche Grenzwerte. Somit obliegt die Entscheidung über eine Schwachstelle im Ermessensbereich des Anwenders.

Im Rahmen der automatischen Materialfluss-Diagnose wird unter einer Anomalie jedoch der folgende Sachverhalt verstanden: „Eine Anomalie ist eine numerische Abweichung, in negativer oder positiver Richtung, einer systeminternen, prozessbeschreibenden Kenngröße vom identifizierten Normal- bzw. bekannten Optimalwert oder –bereich.“ Speziell für die Ereignisdatenauswertung stellt eine identifizierte Anomalie ein konkretes Ereignis auf einer Systemkomponente dar. Die praktische Definition für eine Anomalie ist demnach abhängig von der Systemkomponente, welche für den entsprechenden systeminternen Prozess-Schritt verantwortlich ist¹⁵. Auf Basis verschiedener Ereignisdaten wurden die ersten Analysen mit Hilfe verschiedener Kenngrößen, wie z. B. abschnittsbezogenen Durchlaufzeiten (DLZ) durchgeführt. Dabei wurde die Notwendigkeit der Anpassung von Flusskenngrößen auf verschiedene System- und Komponententypen bestätigt. Durch die Festlegung auf die Standard-Ereignisattribute (es sind ausschließlich Ort, Zeitpunkt und die ID des Fördergutes je Ereignis bekannt) sind die Anomalien bzw. deren Art unabhängig vom verwendeten Fördermittel. Für weiterführende Diagnosen und Analysen über dieses Forschungsprojekt hinaus, könnte die Betrachtung des beschriebenen Zusammenhanges zwischen Anomalie und Systemkomponente zusätzliche Ergebnisse erbringen. Eine ganzheitliche Klassifizierung und Methodenentwicklung für alle einzelnen Fördermittel hätte den vorgegebenen Zeitrahmen weit überschritten. Jedoch wurden die Methoden und Algorithmen so aufgebaut, dass eine spätere Ergänzung möglich ist. Eine Anomalie kann demnach systeminterne Situationen für:

- Über- oder Unterlast,
- Stau, temporäre Blockierungen,
- Ungewollte Transportvorgänge (z.B. Schleifenfahrten – bewegter Stau) oder
- Leistungsreserven beschreiben.

Auf Basis der Vorbetrachtungen gestaltet sich demnach das Gesamtkonzept der numerischen Ereignisdatenauswertung für eine (semi-)automatische Materialfluss-Diagnose, wie in Abbildung 7 dargestellt. Die folgenden Kapitel beschreiben entsprechend des KDD-Prozesses die Schritte der **Mustererkennung** (Data-Mining) und der **Musternachbearbeitung/ Interpretation** der Ergebnisse mit dem Ziel systeminternes Verhalten zu analysieren.

¹⁴ siehe Gepäckförderanlage vs. Flaschenabfüllanlage (S. 19)

¹⁵ Ein Drehtisch kann zum Beispiel eine Anomalie in der Schaltzeiten aufweisen, ein Bandförderer hingegen hat keine Schaltzeiten..

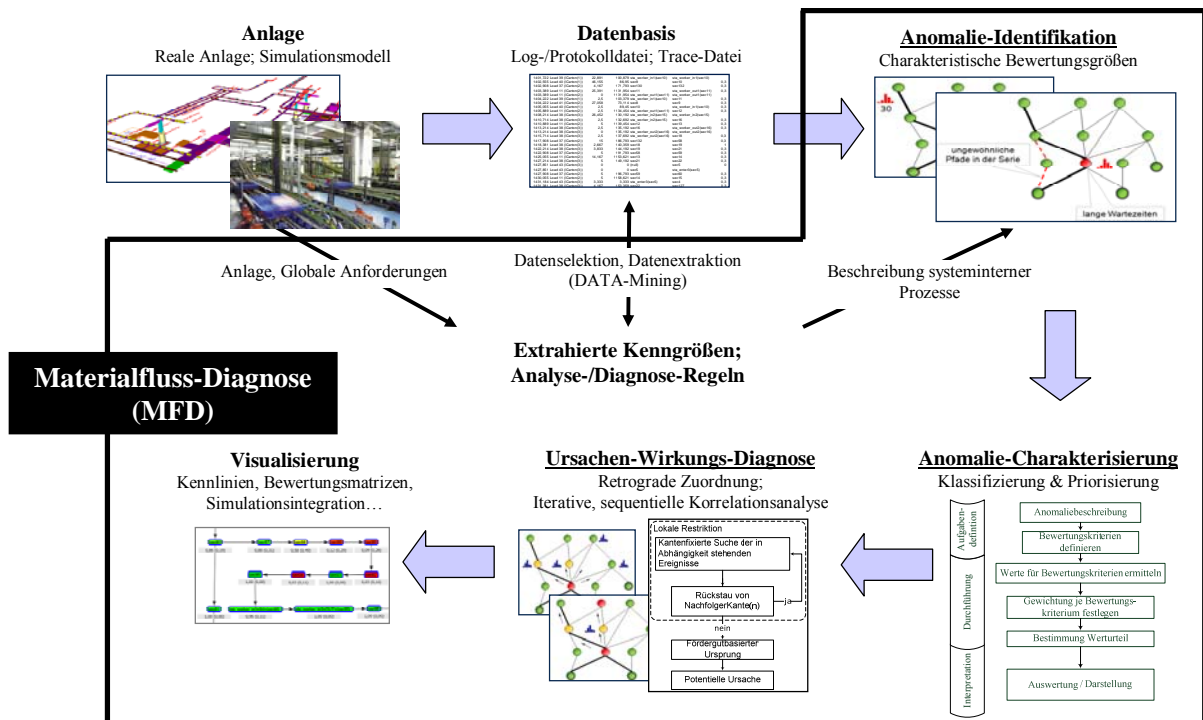


Abbildung 7: Gesamtkonzept der Materialfluss-Diagnose

4.2 ANALYSE SYSTEMINTERNER PROZESSE

Nach der Festlegung auf spurgebundene Fördersysteme und auf Standard-Ereignisattribute, der Definition des Begriffes Anomalie und Vorüberlegungen zur Bestimmung der systeminternen Funktionsgüte, erfolgt in diesem Kapitel die Beschreibung der Analyse systeminterner Prozesse.

Die Analyse der Eigenschaften möglicher Zielsysteme im Hinblick auf ihre Anforderungen an Monitoring und Diagnose sowie die Betrachtung von typischen Anwendungsfällen führte zu einer Detaillierung des Gesamtkonzeptes aus Abbildung 7 für ein mögliches Analyse-Softwarewerkzeug. Anhand der Anforderungsanalyse wurde ein Demonstrator entwickelt, der die dargestellte Vorgehensweise unterstützt und die Berechnung und Visualisierung von ausgewählten Kenngrößen erlaubt. Weiterhin ermöglicht der Demonstrator die praxisnahe Validierung der entwickelten Kenngrößen, Analyseregeln und Methoden. Die Abbildung 8 zeigt das Grobkonzept des Demonstrators sowie die Analyse-Schritte der Identifizierung, Bewertung und Ursachen-Diagnose von Anomalie-Ereignissen.

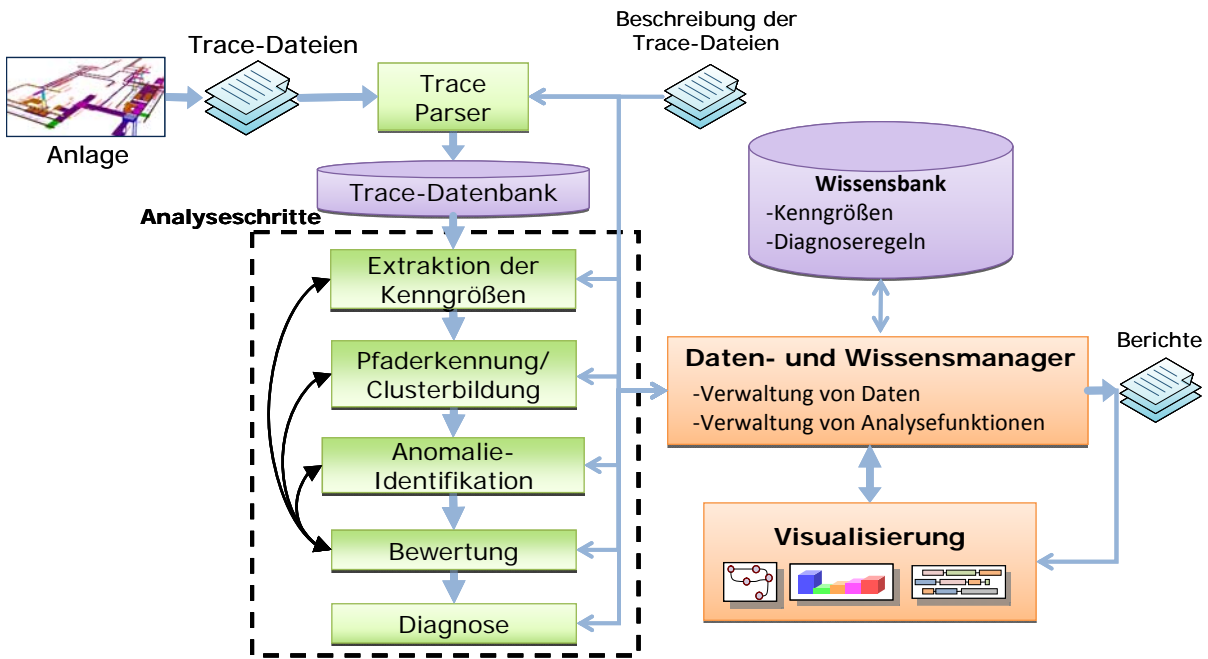


Abbildung 8: Grobkonzept - Demonstrators zur (semi-)automatischen Materialflussdiagnose

Eine große Menge möglicher Systemvarianten macht eine für die Diagnose erforderliche Beschreibung von Systemdetails sehr aufwändig. Durch die Begrenzung auf Standardattribute konnte die Menge der Systemdetails auf eine kleine Menge von den für die meisten Anlagen relevanten Details reduziert werden, die durch einen Graphen $G(I;K)$ ¹⁶ beschrieben werden können. Die Definition von Anomalien und Diagnoseregeln erfordert dazu eine formale Beschreibung von Elementen und Kenngrößen. Der Graph mit seinen Objekten (vgl. Tabelle 2, S. 41) und die Kenngrößen (vgl. Tabelle 3, S. 42) werden in einer im Projekt entwickelten Hierarchie und Ontologie von Elementen bzw. Kenngrößen zusammengefasst. Die Abbildung 9 zeigt die Objektsichtweise auf die extrahierten Topologie-Informationen. Die Extraktion basiert im Wesentlichen auf einer Prüfung möglicher Transportrelationen zwischen den Ereignisorten. Für diese Extraktion der Topologie-Struktur sind keine zusätzlichen Informationen außer den Standard-Attributen erforderlich, jedoch wird hierbei ein Nachteil der ereignisgeprägten Systemsicht (ohne Zusatz-Informationen) deutlich: Bestimmte Wege im System sind unter Umständen nicht „sichtbar“, wenn diese von keinem Fördergut im betrachteten Zeitraum befahren wurden und somit keine Ereignisse auf deren Existenz hinweisen. Mit zunehmendem Datenumfang relativiert sich jedoch dieser Nachteil. Es kann davon ausgegangen werden, dass bei einer ausreichenden Datenmenge¹⁷ (Zeithorizont) jeder Weg zumindest einmal befahren wurde. Die Möglichkeit des Imports der Topologiestruktur aus anderen Datenquellen könnte gegebenenfalls Abhilfe schaffen.

¹⁶ Gerichteter Graph G ; mit I – Knotenmenge und K – Kantenmenge

¹⁷ Die Größe hängt vom betrachteten System ab.

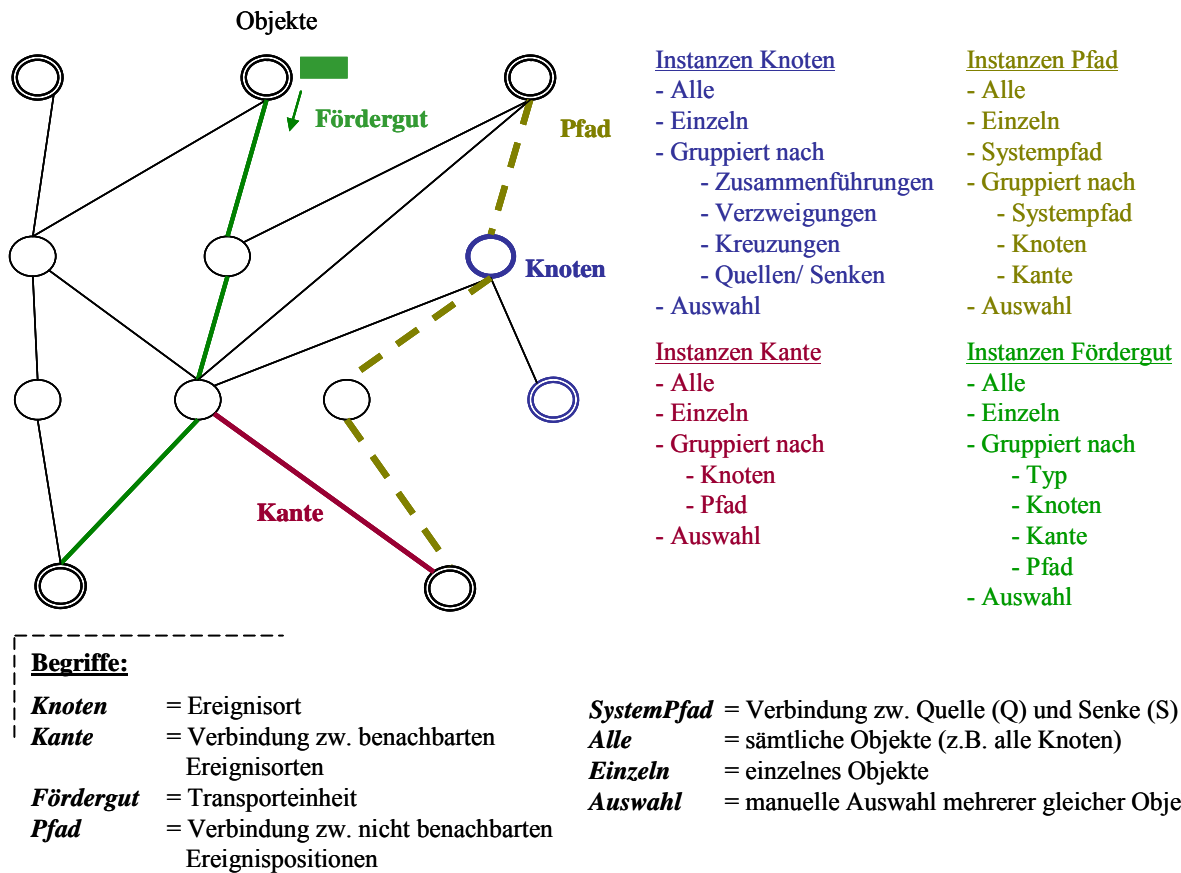


Abbildung 9: Objektsichtweise – Objekte und Instanzen

Der topologiebezogene Graph besteht aus statischen Objekten:

- *Knoten* bzw. Zustände,
- *Kanten* bzw. Übergänge,
- *Pfaden*, welche sich aus mehreren Kanten zusammensetzen

und den beweglichen Objekten, den Fördergütern bzw. Transporteinheiten. Aufbauend auf dieser elementaren Objektivierung der Sichtweisen auf das System, können weitere Objektinstanzen hierarchisch zugeordnet werden. So sind zum Beispiel Systemquellen oder -senken Teilmengen von Knoten bzw. SystemPfade eine bestimmte Sorte von Pfaden. Die Abbildung 10 zeigt einen aus Real-Daten extrahierten Graphen. Die Ermittlung der Quellen und Senken erfolgte in diesem Fall durch den Vergleich mit der Größe des FördergutZählers $fgZ(i)$ je Ereignisort. Erhöht sich dieser sprunghaft auf einem Ereignisort gegenüber der Summe der Vorgängerorte, so ist von einer Quelle auszugehen. Analog kann die Bestimmung der Senken erfolgen. Dieses Vorgehen erwies sich zwar als sehr erfolgreich, jedoch ist aufgrund der enormen Wichtigkeit der Kenntnis über Quellen und Senken zu empfehlen, dass das Ergebnis der automatischen Bestimmung kontrolliert wird.

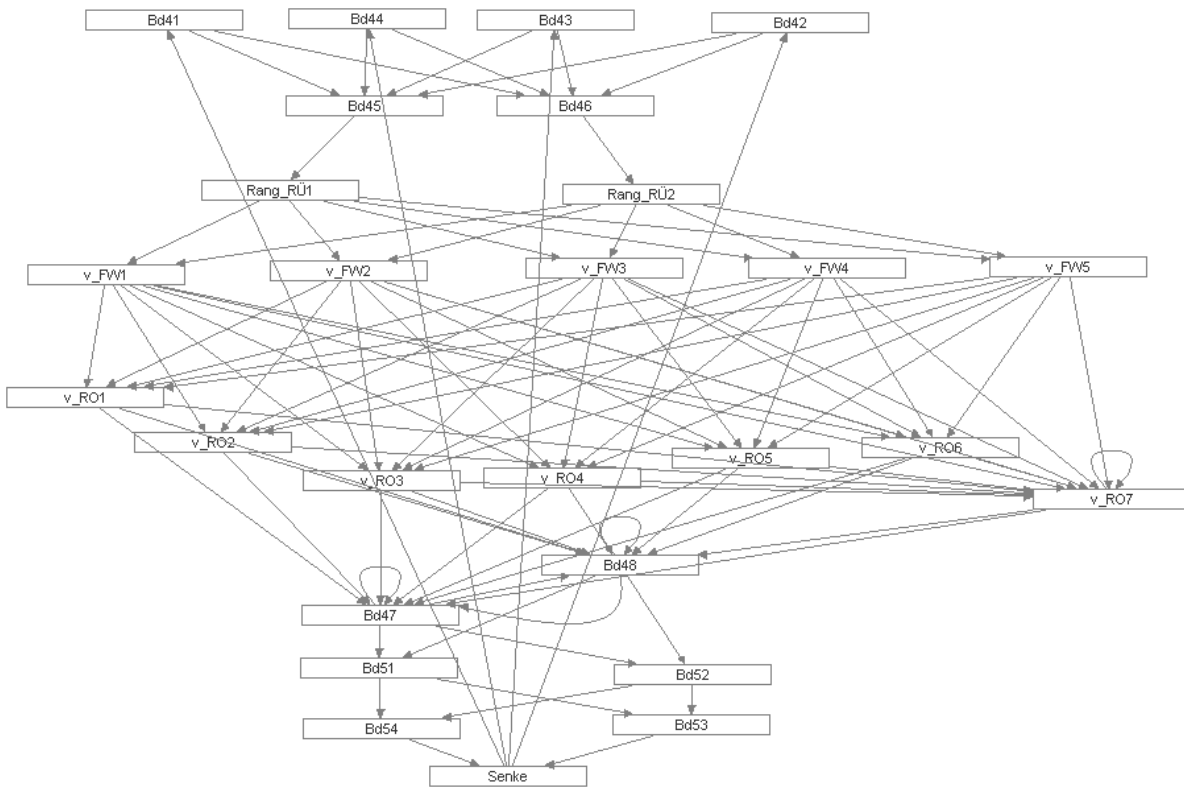


Abbildung 10: Extrahierter Graph aus Real-Daten (anonymisiert)

Die Herangehensweise über Objekte dient der Modularisierung und wird der Hierarchie der Kenngrößen¹⁸ bzw. der Mengenrelationen für die Berechnungen gerecht. Ebenso besteht die Möglichkeit jederzeit neue Elemente hinzuzufügen und einordnen zu können. Im Weiteren kann das Objekt-Modell auch zur Visualisierung der (Zwischen-)Ergebnisse, in Form eines *Knoten-Kanten-* oder *Zustands-Übergangs-Modells* genutzt werden. Die Abbildung 11 zeigt ein Beispiel eines aus Ereignisdaten extrahierten Graphen mit visualisierten Zwischenergebnissen. Die Ereignisorte, analog den Knoten in der Graphentheorie, und die direkten Verbindungen zwischen zwei Knoten, analog den Kanten in der Graphentheorie, können zu einem Knoten-Kanten-Modell (KKM) zusammengefasst werden. Ebenso könnte die Gesamtheit der Elemente in ein Zustands-Übergangs-Modell überführt werden. Für die Betrachtung von Materialflüssen ist die Knoten-Kanten-Sichtweise zu empfehlen, da der Transportvorgang zwischen den Ereignisorten analysiert werden soll (vgl. HAMMEL et al. 2008). Wohingegen für die Auswertung von Daten aus Produktionslinien die Sichtweise eines Zustands-Übergangs-Modells dem besseren Verständnis dienen kann, da bei diesem die Zustände (Ereignisorte) zeitbehaftet sind und die Übergänge zeitlos. Das in diesem Bericht vorgestellte mathematische Modell ist in seinen Notationen auf jede Sichtweise übertragbar. Für dieses Forschungsvorhaben wurde das Knoten-Kanten-Modell jedoch vorwiegend als Basis genutzt, da der Schwerpunkt auf der Bewertung systeminterner Materialflussprozesse liegt (zeitbehaftete Übergänge zwischen den Ereignisorten). Die Definition von Kenngrößen sowie die Darstellung der Methoden erfolgt anhand des Knoten-Kanten-Modells, eine Überführung in ein Zustands-Übergangs-Modell ist ohne Probleme möglich und die Methoden sind analog anzuwenden. Eine Unterscheidung zwischen diesen Modellen wurde aus vorwiegend praktischen Gründen bezüglich der Visualisierung und dem Verständnis getroffen.

¹⁸ vgl. Abbildung 22 auf Seite 44

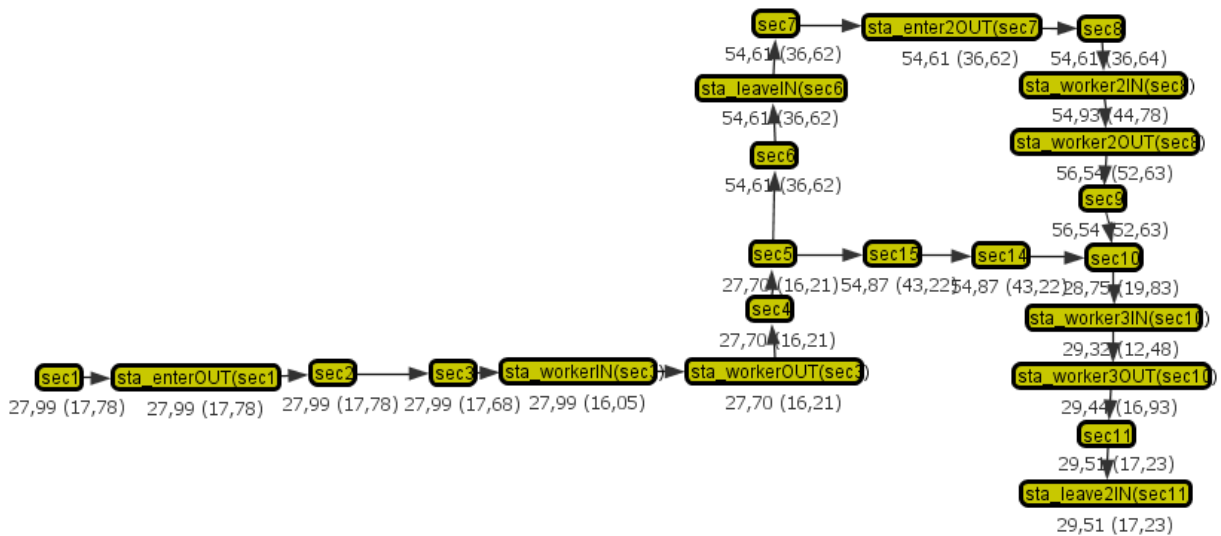


Abbildung 11: Beispiel – Extrahiertes KKM & Kenngröße Zeitsystem ZiS

Je nach Objektauswahl und der Hierarchieebene der gewählten Elemente ergeben sich relevante Kenngrößen und zugehörige Ereignismengen zur Berechnung dieser. Das methodische Prinzip dahinter lässt sich als in Form einer 3-dimensionalen Matrix betrachten (vgl. Abbildung 12).

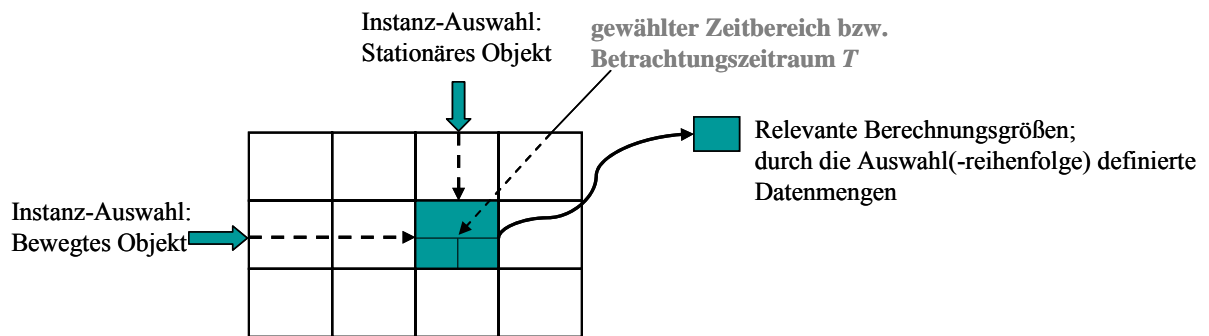


Abbildung 12: Objekt-Kenngrößen-Mengenrelations-Matrix

Für die Identifizierung und Bewertung von Anomalie-Ereignissen ist es im ersten Schritt sinnvoll ein topologisches Clustering durchzuführen. Die Kenngröße des *Knotengrades*, die Häufigkeit der Nutzung topologischer Elemente (*Fördergutähler*) geben zum Beispiel Hinweise auf sinnvolle Cluster bzw. auf kritische, für die Analyse interessante Knoten oder Kanten. Für diese gebildeten Cluster können die relevanten Kenngrößen berechnet, verglichen und erneut interpretiert werden. Dieses repetierende Vorgehen – Cluster bilden, Kenngrößen berechnen, Abweichungen identifizieren, Bewertung, Cluster anpassen (...) – dient der adaptiven Analyse, um möglichst ausschlaggebende und sinnvoll interpretierbare Abweichungen vom Normalfall als Anomalien zu identifizieren. Das heißt durch die Clusterbildung sollen keine Einzelereignisse verworfen werden, vielmehr werden sie zusammengefasst und bei Bedarf wieder vereinzelt.

Durch geschicktes Zusammenfassen von Kanten zu Abschnitten, welche selbst eine neue Kante darstellen, können die Ereignisdaten zur internen Weiterverwendung - ohne Informationsgehalt zu verlieren - reduziert werden. Abbildung 13 zeigt die Zusammenlegung eines unverzweigten Abschnittes zur Verminderung der Messpunkte.

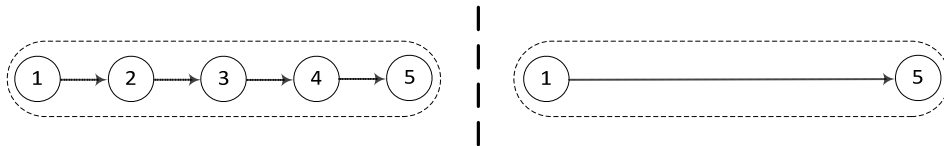


Abbildung 13: Zusammenfassen von unverzweigten Strecken

Weiterhin werden auf diese Art und Weise die Ereignisorte um eine Zusammenführung, respektive Verzweigung reduziert. Die Abbildung 14 und Abbildung 15 zeigen die prinzipielle Vorgehensweise.

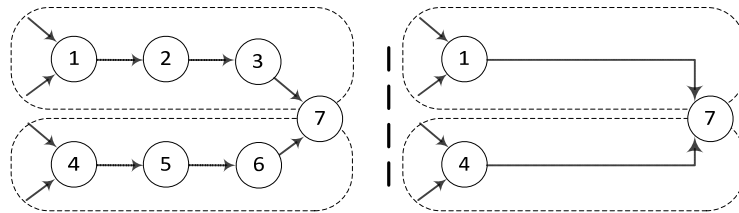


Abbildung 14: Zusammenfassen von Zusammenführungen

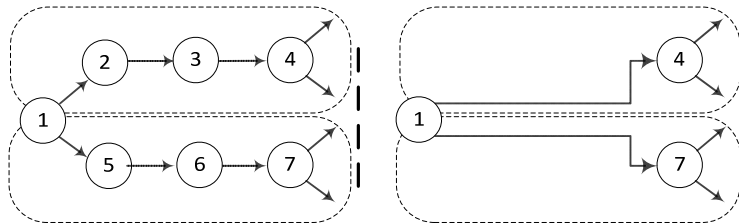


Abbildung 15: Zusammenfassen von Verzweigungen

Durch die Zusammenfassung von unverzweigten Streckenabschnitten bildet sich im Endeffekt ein aus hauptsächlich Verzweigungen und Zusammenführungen bestehendes Netzwerk (Kernpunkte des Graphen). Somit wird die Anzahl der Knotenpunkte in Abhängigkeit des Verzweigungsgrades der Gesamtanlage vermindert. Es entsteht ein auf die relevanten Knoten konzentrierter Graph. Um einen Informationsverlust zu vermeiden, ist es notwendig neben den reinen Verzweigungen/Zusammenführungen auch die (modellseitig) identifizierten Quellen/Senken als Knotenpunkte in den Graph zu integrieren. Abbildung 16 zeigt den Informationsverlust bei der fehlerhaften Zusammenfassung einer unverzweigten Strecke durch Nichtbeachtung der Quellen/Senken.

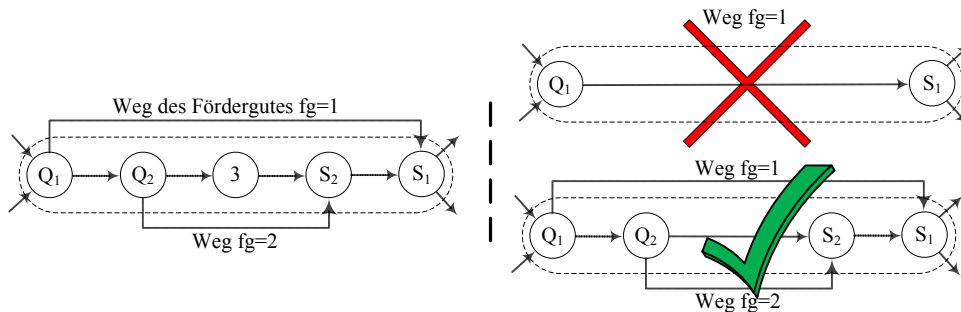


Abbildung 16: Informationsverlust bei fehlerhafter Zusammenfassung

Mit Hinzufügen von Quellen und Senken zum Graphen wird der Verlust von Informationen verhindert. Ungeachtet dessen werden die nicht benötigten Ereignisse weiterhin behalten,

sodass die Ursprungsdaten – Voraussetzung für einige Methoden-Module ist der unreduzierte Graph – zur Bewertung herangezogen werden können. Als Start-Input fungiert jedoch lediglich die reduzierte Ereignismenge. Im Endeffekt bewirkt die Verringerung der relevanten Daten eine schnellere Anwendbarkeit und nicht zuletzt dadurch eine Erhöhung der Ergebnis-sicherheit der Methoden und des Verständnisses. Diese Form des Clusterns eignet sich durch den leicht zu implementierenden, effizienten Algorithmus. Vorteilhaft wirkt sich die Kenngröße *Knotengrad* aus der Graphentheorie aus, welche indirekt die Initialfilterung anzeigt. Anzumerken ist an dieser Stelle, dass die Reduzierung des Graphen vor allem für die Analyse von Simulationsdaten angewendet wurde. Real-Daten zeigten eine wesentlich geringere Dichte an Ereignisorten, welche i.d.R. schon zum größten Teil dem reduzierten Graphen entsprachen¹⁹.

Die Art und Weise der Clusterbildung gibt darüber hinaus Auskunft an welchen Orten im System Ereignisse zu erfassen sind, um eine effiziente Materialfluss-Diagnose gewährleisten zu können. Ereignisse sind im günstigsten Fall direkt vor und nach Verzweigungen, Zusammenführungen und Kreuzungen im Allgemeinen zu erfassen. Ebenso sind Ereignisse bei Systemeintritt und -austritt von Fördergütern für die Qualität der Diagnose-Ergebnisse bedeutend. Im Hinblick auf Datenströme, welche neben den Transportprozessen auch Bearbeitungsprozesse erfassen sind Eintritts- und Austrittsereignisse der Fördergüter in die Bearbeitungsstationen o.ä. sinnvoll. Die Bearbeitungsstation kann dann als Kante betrachtet werden, wodurch eine Analyse ohne Änderungen ermöglicht wird. Auf einfachen Strecken ohne die bereits genannten Elemente (Kreuzung, Bearbeitungsstation...) ist die Erfassung von Ereignissen nicht zwingend notwendig. Zwischenereignisse werden nur dann interessant wenn ein Fördermittel in einem Zeitraum nicht korrekt funktioniert (z.B. sinkende Antriebsleistung durch schlechte Wartung o.ä.).

Das Kapitel zeigte die Objektsichtweise und die sinnvolle Reduzierung des Graphen auf seine Kernpunkte, ohne Informationen zu verwerfen. Auf Basis dieser Grundlagen zur Analyse systeminterner Prozesse in Materialflusssystemen werden im Folgenden die entwickelten Analyse-Schritte vorgestellt und anhand verschiedener Beispiele deren Funktionalität nachgewiesen.

Die folgenden Abbildungen 17 bis 21 geben einen Überblick zu den Analyseschritten. Gemäß ihrer Abfolge gliedern sich die Erläuterungen.

¹⁹ Für die Steuerung eines Materialflusssystemes benötigt der Rechner nur Daten vor Entscheidungspunkten, entsprechend werden auch nur diese Ereignisse erfasst.

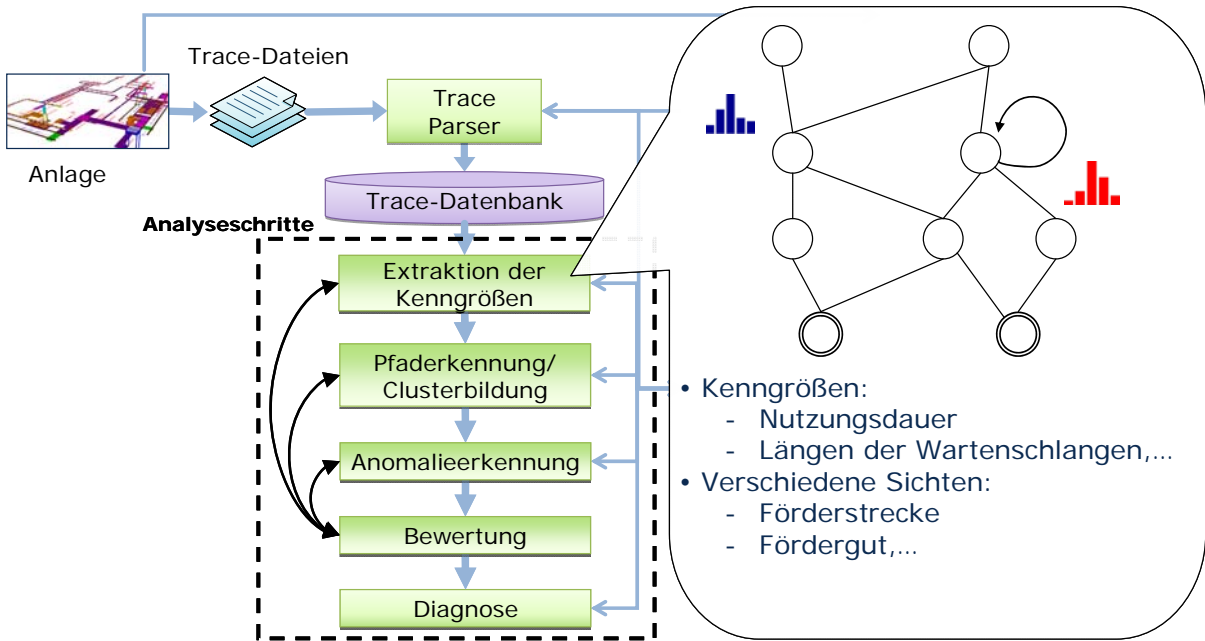


Abbildung 17: Analyseschritt – Extraktion der Kenngrößen

Ausgehend vom reduzierten Graphen und der beschriebenen Objektivierung können verschiedene Kenngrößen aus den Standard-Ereignisattributen extrahiert werden. Daher wird mit der Beschreibung der formalen Notationen für die Kenngrößen begonnen (Kapitel 4.2.1, S. 40).

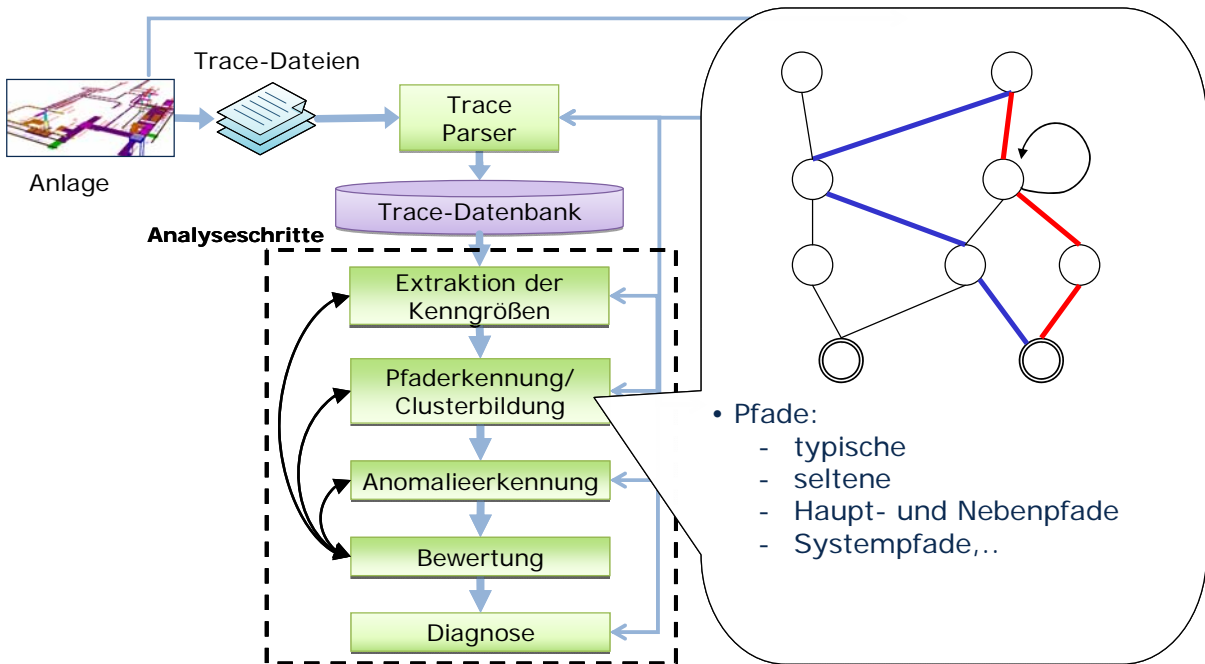


Abbildung 18: Analyseschritt – Pfaderkennung

Die Pfaderkennung und Clusterbildung wurde bereits beschrieben. Sie ist nur an dieser Stelle der Extraktion der Kenngrößen untergeordnet, da verschiedene Informationen beider Schritte zur Ausführung des Anderen notwendig sind.

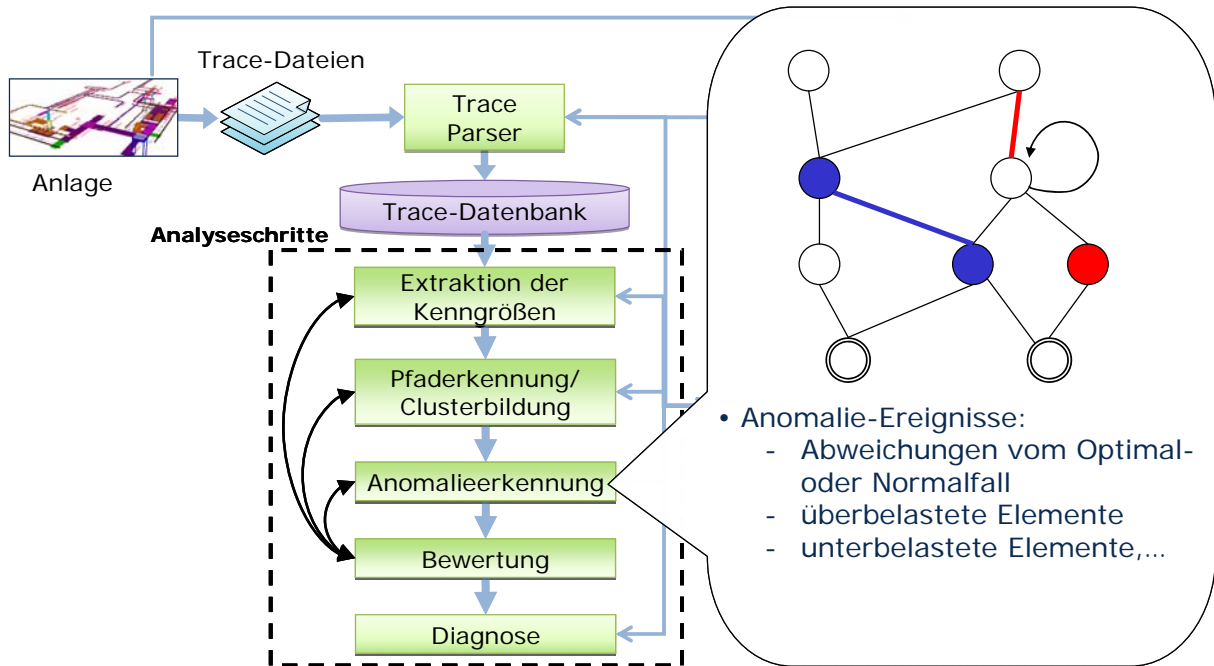


Abbildung 19: Analyseschritt – Anomalie-Identifizierung

Nachdem alle denkbaren Informationen²⁰ in Form verschiedener Kenngrößen extrahiert wurden, ist die Interpretation dieser zur Identifizierung von Anomalie-Ereignissen erforderlich. Hierzu wurden Regel(-Module) entwickelt, welche durch verknüpfen mehrer Kenngrößen und statistischer Analysen Ereignisse als Anomalie oder als Normal- bzw. Optimalfall einordnen (Kapitel 4.2.1, S. 40).

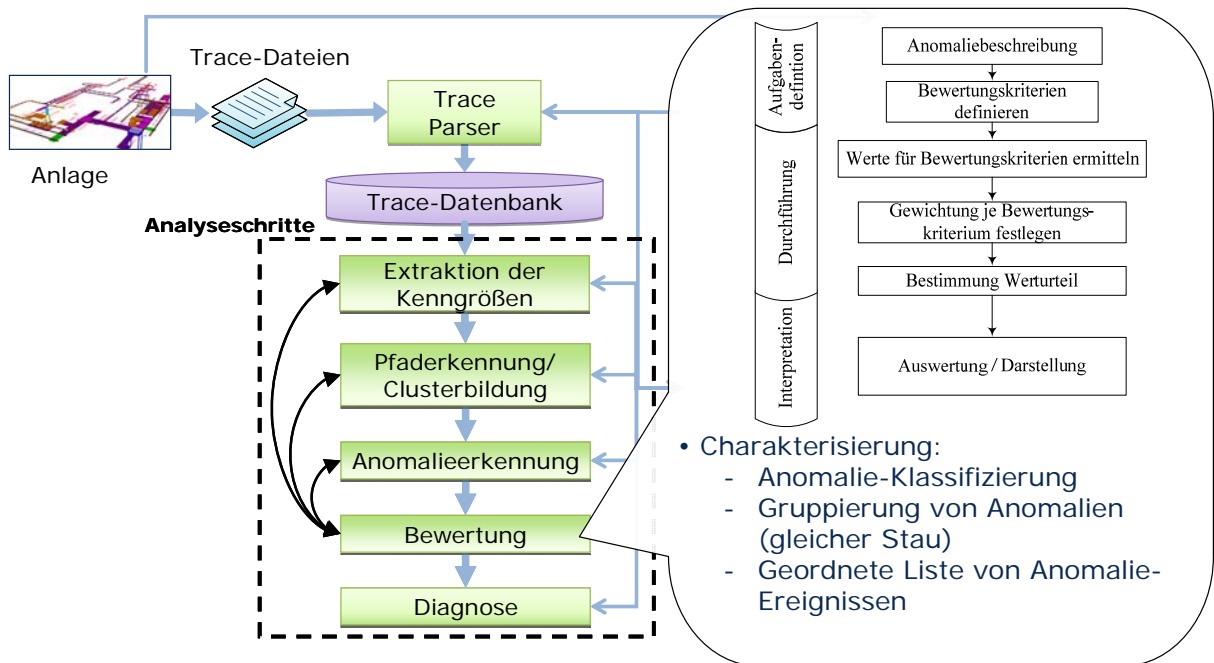


Abbildung 20: Analyseschritt – Anomalie-Charakterisierung

²⁰ Die Forschungsstellen können gewährleisten zumindest die Mehrheit relevanter Kenngrößen aus den Standard-Attributen identifiziert zu haben.

Im Anschluss an die Anomalieidentifikation wurde entgegen der ursprünglichen Planung bei Antragstellung ein zusätzlicher Bewertungsschritt eingefügt. Dieser ermöglicht die Klassierung bzw. das „Ranken“ der Anomalie-Ereignisse (Kapitel 4.2.2, S. 52).

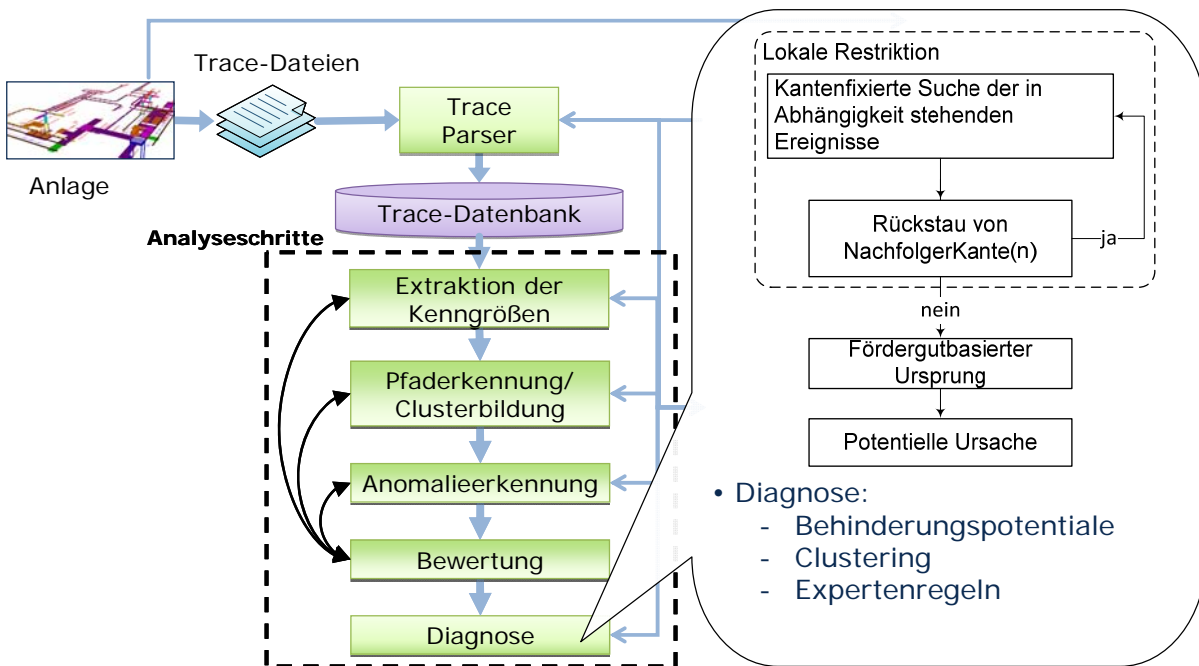


Abbildung 21: Analyseschritt – Ursachen-Diagnose

Abschließender Analyseschritt ist die Eingrenzung von möglichen Primär-Ursachen für identifizierte Anomalie-Ereignisse. Dabei wird der mögliche Ursprung suboptimalen Verhaltens mit Hilfe der Ergebnisse aus den Schritten zuvor örtlich und zeitlich versucht zu bestimmen.

4.2.1 Kenngrößensystematik und Anomalie-Identifikation

Nachdem die notwendigen Grundlagen für die Analyse systeminterner Prozesse geschaffen wurden²¹, erfolgt die Extraktion von Kenngrößen. Es gilt demnach die Frage zu beantworten: „Welche Größen können aus den Standard-Ereignisattributen berechnet werden?“. Das Ziel bestand in dieser Phase des Projektes vor allem darin, alle möglichen berechenbaren Kenngrößen und extrahierbaren Informationen zu erkennen und in ein mathematisches Modell zu überführen.

Es wurde eine Notation für Kenngrößen entwickelt, welche den beiden genannten Sichtweisen, des Knoten-Kanten-Modells bzw. Zustand-Übergangs-Modells, Rechnung trägt. Die Tabellen (Tabelle 1 bis Tabelle 3) fassen die Kenngrößen sowie die notwendigen Notationen für die im Forschungsprojekt entwickelte numerische Ereignisdatenauswertung intralogistischer Systeme zusammen. Je nach Sichtweise sind entsprechend der Kenngröße, Kanten oder Knoten zu betrachten. In den folgenden Kapiteln bezieht sich die Notation auf das Knoten-Kanten-Modell. Die unten aufgeführten Tabellen zeigen, dass viele Kenngrößen abhängig vom aktuellen Betrachtungszeitraum $T \in T_{ges}$ sind, jedoch wurde aus Gründen der Übersichtlichkeit auf die Angabe von „ T “ bei der Erläuterung der Methoden verzichtet. Grundsätzlich basiert die Analyse auf dem gesamten Ereignisraum, nur ist es fallweise günstiger diesen zu unterteilen (Bsp. Schichtsystem im Unternehmen).

²¹ Auslesen der Topologie und Beziehungsrelationen zwischen den Ereignisorten, Erstellung des Graphen und Instanzierung der Objekte

Tabelle 1: Allgemeinen verwendete Notationen

Symbol	Bezeichnung	Beschreibung
e_T	Ereignis	Ereignis im Betrachtungszeitraum T ; $e_T \in E$
E_T	Ereignismenge	Menge an Ereignissen e im Betrachtungszeitraum T ; $E_T \in \mathcal{N}^+$
$G(I,K,A)$	Graph	Gerichteter, attributierter Graph, I - Knotenmenge; K - Kantenmenge; A - Attributmenge
QS	Quelle-Senke-Relationen	Menge der Quelle-Senke-Beziehungen, welche von Fördergütern fg „genutzt“ werden; QS' für wegfallende Quelle-Senke-Relationen bei Ausfall einer Kante k eines Knotens i ; QS; QS' $\in \mathcal{N}^+$
T	Betrachtungszeitraum	Betrachter Zeitraum im Gesamtzeitraum T_{ges} ; $T \in T_{ges}$
$t(e)$	Zeitstempel	Zeitpunkt des Ereignisses e ; $t(e) \in T$
t_{akt}	Betrachtungszeitpunkt	Aktueller Messpunkt im Betrachtungsraum T ; $t_{akt} \in T$
T_{ges}	Gesamtzeitraum	Gesamter in den Daten vorliegender Zeitraum; $T_{ges} \in \mathcal{Y}^+$ $ T_{ges} $ - Mächtigkeit der Menge T_{ges}

Tabelle 2: Objekt-Notationen

Symbol	Bezeichnung	Beschreibung
fg	FörderGut	Fördergut; $fg \in FG$
FG	Fördergutmenge	Menge an Fördergütern fg ; $FG \in \mathcal{N}^+$
$fgTyp$	FördergutTyp	Typ des Fördergutes fg , z.B. Produktgruppe, Leerbehälter, etc. (ist meist in der Fördergut-ID enthalten); $fgTyp \in \mathcal{N}^+$
i	Knoten	Repräsentiert im Graphen den Ort des Ereignisses, d.h. Knoten = Ereignisort, mit $i+1$ als direkte Nachfolgerknoten von i ; $i \in I$
I	Knotenmenge	Menge an Knoten i ; $I \in \mathcal{N}^+$
k	Kante	Direkte Verbindung zwischen Knoten i und Knoten $i+1$ im Graphen (auch mit $k(i,i+1)$ bezeichnet); $k \in K$
K	Kantenmenge	Menge an Kanten k ; $K \in \mathcal{N}^+$
$kp(q,s)$	Kürzester Pfad	SystemPfad sp_x von einer Quelle q zu einer Senke s mit der geringsten Nutzungsdauer $minND(p(q,s))$ (auch mittels Dijkstra möglich); $kp(q,s) \in KP$
KP	Menge Kürzester Pfade	Menge der Kürzesten Pfade zwischen allen in den Daten vorhandenen Quelle-Senke-Relationen QS; KP' für wegfallende kürzeste Wege bei Ausfall einer Kante k eines Knotens i ; KP ; $KP' \in SP$
p_x	Pfad	Verbindung aus mehreren Kanten k zwischen Knoten i und Knoten j im Graphen, auch mit $p_x(i,j)$ bezeichnet; mit $j=i+n$ für $n > 1$ und x für Wegalternativen; $p_x \in P$
P	Pfadmenge	Menge an Pfaden p_x ; $P \in \mathcal{N}^+$
q	Quelle	Knoten im Graphen, welcher Systemquelle ist, es gilt $G^+(i=q)=0$ und $FgZ_{T_{ges}}(i=q) \gg 1$; $q \in I$
s	Senke	Knoten im Graphen, welcher Systemsenke ist, es gilt $G^-(i=s)=0$ und $FgZ_{T_{ges}}(i=s) \gg 1$; $s \in I$

sp_x	SystemPfad	Verbindung aus mehreren Kanten k zwischen Quelle $i=q$ und Senke $j=s$ im Graphen, auch mit $sp_x(q,s)$ bezeichnet; mit x für Wegalternativen $sp_x \in SP$
SP	Systempfad-Menge	Menge an SystemPfadern sp_x ; $SP \in P$

Tabelle 3: Kenngrößen-Notationen

Symbol	Bezeichnung	Beschreibung
σ_T	Standardabweichung	Standardabweichung einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $\sigma_T \in \mathcal{Y}^+$
$AG_T()$	AnomalieGehalt	Verhältnis identifizierter Anomalien zur Anzahl möglicher Anomalien für ein Fördergut fg , eine Gruppe von Fördergütern des Typs fg Typ eine Kante k , einen Pfad p_x oder Systempfad sp_x im Betrachtungszeitraum T ; $AG_T() \in \mathcal{Y}^+$
$AZ_T()$	AnomalieZahl	Anzahl von identifizierten Anomalien auf einer Kante k oder einem Pfad p_x im Betrachtungszeitraum T ; $AZ_T() \in \mathcal{N}^+$
$amw_T()$	arithmet. Mittelwert	Arithmetisches Mittel einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $mw_T() \in \mathcal{Y}^+$
$DLZ()$	Durchlaufzeit	Durchlaufzeit eines Fördergutes fg ; $DLZ(fg)=ZIS(fg,s) \in \mathcal{Y}^+$
$fgZ_T()$	FördergutZähler	Zähler für Fördergüter fg je Knoten i , je Kante k je Pfad p_x oder je Systempfad sp_x für den Betrachtungszeitraum T ; $fgZ_T() \in \mathcal{N}^+$
$G(i)$	KnotenGrad	Anzahl der ein- und ausgehenden Kanten an einem Knoten i ; $G(i) \in \mathcal{N}^+$
$G^-(i)$	Ausgangs-KnotenGrad	Anzahl ausgehender Kanten k von einem Knoten i ; $G^-(i) \in \mathcal{N}^+$
$G^+(i)$	Eingangs-KnotenGrad	Anzahl eingehender Kanten k an einem Knoten i ; $G^+(i) \in \mathcal{N}^+$
$KL_T(k)$	KantenLast	Anzahl der Fördergüter fg welche sich im Betrachtungszeitraum T (statistischer Wert) auf einer Kante k befinden; $KL(k) \in \mathcal{N}^+$
$KL_{akt}(k)$	KantenLast	Anzahl der Fördergüter fg welche sich zum Betrachtungszeitpunkt t^{akt} (absoluter Wert) auf einer Kante k befinden; $KL(k) \in \mathcal{N}^+$
$LI()$	LeistungsIndex	Quotient aus Optimal- oder Normalwert zum tatsächlichen Wert einer Kenngröße; $LI() \in \mathcal{Y}^+$ mit $LI()=[0,1]$
$med_T()$	Median	Zentralwert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $med_T() \in \mathcal{Y}^+$
$min_T()$ $max_T()$	Minimum/ Maximum	Minimal-/ Maximal-Wert einer Kenngröße für den Betrachtungszeitraum T ; $min_T() \in \mathcal{Y}^+$, $max_T() \in \mathcal{Y}^+$
$mod_T()$	Modus	Häufigster Wert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $mod_T() \in \mathcal{Y}^+$
$ND()$	Nutzungsdauer	Nutzungsdauer eines Fördergutes fg für eine Kante k , einen Pfad p_x oder Systempfad sp_x ; $ND() \in \mathcal{Y}^+$
$NW_T()$	Normalwert	Normalwert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $NW_T() \in \mathcal{Y}^+$
$OB^+_T()$ $OB^-_T()$	Grenzen des Optimalbereichs	Obere ($OB^+_T()$) bzw. untere Grenze ($OB^-_T()$) des Optimalbereichs einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $OB^+_T() \in \mathcal{Y}^+$
$OB_T()$ $NB_T()$	Optimal/Normalbereich	Optimaler ($OB_T()$) bzw. normaler Wertebereich ($NB_T()$) einer Kenngröße für den Betrachtungszeitraum T ; $OB_T() \in \mathcal{Y}^+$
$OW_T()$	Optimalwert	Optimaler Wert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $OW_T() \in \mathcal{Y}^+$

$qmw_T()$	quadr. Mittelwert	Quadratisches Mittel einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $mw_T() \in \mathcal{R}^+$
$R_T()$	Spannweite	Statistisches Streuungsmaß (engl. Range), Distanz zwischen dem größten und dem kleinsten Wert einer Kenngröße im Betrachtungszeitraum T ; $R_T() \in \mathcal{R}^+$
$S()$	Kanten(Knoten-) Störpotential	Verhältnis „wegfallender Quelle-Senke-Relationen“ (bei Wegfall der Kante k bzw. des Knotens i) zur Menge aller Quelle-Senke-Relationen QS ; $S() \in \mathcal{R}^+$ mit $S()=[0, 1]$
$TA_T()$	TransportAnteil	Verhältnis „wegfallender Fördergüter“ $fgZ_T()$ (bei Wegfall der Kante k oder des Knotens i) zur Gesamtzahl der Fördergüter fgZ_T , ohne Berücksichtigung von Wegalternativen; $TA_T() \in \mathcal{R}^+$ mit $TA_T()=[0, 1]$
x	Index für Alternativen	Der Index x einer Kenngröße bezeichnet eventuelle Alternativ-Werte einer Kenngröße, z.B. für alternative Pfade usw. (wird zum Zweck der Übersichtlichkeit im Text häufig weggelassen); $x \in \mathcal{N}^+$
$var_k_T()$	Variationskoeffizient	Relative Standardabweichung einer Kenngröße für den Betrachtungszeitraum T ; $var_k_T() \in \mathcal{R}^+$
$Z()$	Kanten(Knoten-) Zentralität	Verhältnis „wegfallender Kürzester Pfade“ (bei Wegfall der Kante k oder des Knotens i) zur Menge aller Kürzester Pfade KP ; $Z() \in \mathcal{R}^+$ mit $Z()=[0, 1]$
$ZAZ(fg,i)$	Zwischen-AnkunftsZeit	Zeitlicher Abstand des Fördergutes fg zum Vorgänger-Fördergut ($fg-1$) am Knoten i ; $ZAZ(fg,i) \in \mathcal{R}^+$
ZB_T ($minZAZ$)	Zeitbereich nach $minZAZ$	Minimale Zeitbereiche je Kante $k(i,i+1)$ der Größe $minZAZ$ als Basis für das Binärsystem der Fördergut-Registrierung für den Betrachtungszeitraum T ; nur ein Fördergut kann am Messpunkt ($i+1$) jeweils registriert werden; $ZB_T(minZAZ) \in \mathcal{R}^+$
$ZB(k)$	(Nutzphasen) Zeitbereich	Zeitbereiche in den die Kante k unterteilt wurde um die Nutzungsphasen für den Betrachtungszeitraum T zu bestimmen; setzt sich aus mehreren $ZB_T(minZAZ)$ zusammen; $ZB(k) \in \mathcal{R}^+$
$ZiS(fg,i)$	ZeitImSystem	Zeit in der sich das Fördergut fg am Knoten i im System befindet; $ZiS(fg,i) \in \mathcal{R}^+$

Anhand des mathematischen Modells ist erkennbar, dass die auf Basis der Standardereignisattribute möglichen Kenngrößen und die Beziehungsrelationen zwischen den Ereignisorten (vgl. Objektsichtweise siehe Kapitel 4.2) je nach Objektzuordnung zu kombinieren sind. Hierbei können unabhängig von der Sichtweise²² verschiedene Kenngrößenarten unterschieden werden. Eine Einteilung wesentlicher Kenngrößen ist in Abbildung 22 dargestellt. Diese bildet die Basis der Modularisierung und für die Erweiterbarkeit der entwickelten Methoden. Neue Kenngrößen können dieser Katalogisierung hinzugefügt und anschließend leicht in bestehende Methoden-Module übernommen werden.

²² Knoten-Kanten-Modell oder Zustands-Übergangs-Modell

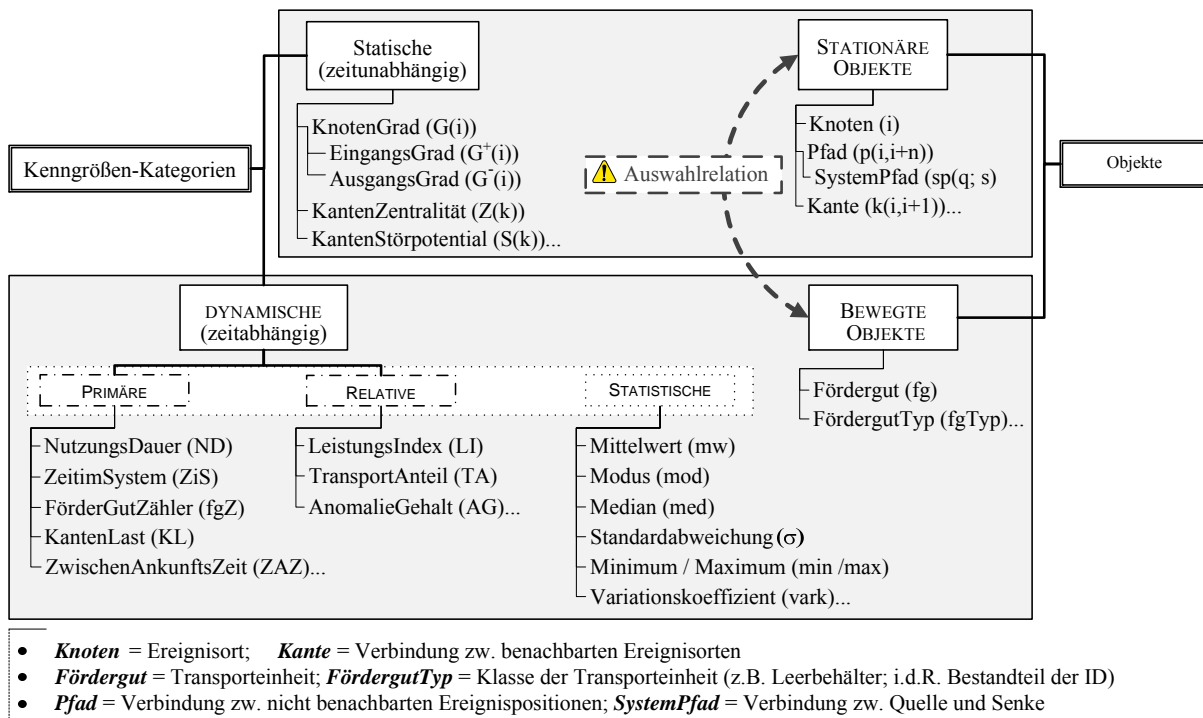


Abbildung 22: Kenngrößen – Klassifizierung, Objektzuordnung mit Beispielen

Ausgewählte Kenngrößen und Regeln zur Identifikation von Anomalie-Ereignissen

Im Folgenden werden die wichtigsten Kenngrößen zur Beschreibung systeminterner Prozesse anhand der Standard-Attribute vorgestellt. Es liegt auf der Hand, dass bei Verwendung dieser begrenzten Ereignisinformationen der Großteil der Größen einen Zeitbezug hat. Die Zeit ist gleichzeitig jedoch auch das bestimmende Merkmal für jeden Einzelprozess. Zusätzlich spielt bei der Betrachtung mehrerer Prozesse die Anzahl der Durchführungen sowie die Abfolge eine wichtige Rolle. Beide Kriterien können zum Einen durch den FördergutZähler fgZ bzw. durch den Graphen beschrieben werden.

Der *FördergutZähler* fgZ kumuliert die *Fördereinheiten* fg je Objekt (*Kante* k , *Knoten* i , *Pfad* p oder *SystemPfad* sp) und definiert sich wie folgt:

$$fgZ(k, i, p, sp) = \sum |FG(k, i, p, sp)| \quad (1)$$

mit $|FG|$ für die Mächtigkeit der Menge FG auf den Objekten k, i, p oder sp

Für das Merkmal der Zeit stehen verschiedene Kenngrößen zur Verfügung, die wohl wichtigste ist die *Nutzungsdauer* ND und ist wie folgt definiert:

$$ND(k, p, sp)_{fg} = t(e+n)_{fg} - t(e)_{fg} \quad (2)$$

mit $n = 1$ für k , und $n \geq 1$ für p oder sp

Neben der Nutzungsdauer ND stellt auch die Größe *ZeitImSystem* ZiS einen wichtigen zeitlichen Messwert für ein Fördergut fg dar und beschreibt die Durchlaufzeit eines Fördergutes fg bis zum Knoten i :

$$ZiS(i) = t(e)_i - t(e)_q \quad (3)$$

mit $t(e)_i$ für den Zeitstempel am Knoten i ,
und $t(e)_q$ für den Zeitstempel an der Quelle q

Die *ZwischenAnkunftsZeit* ZAZ betrachtet aufeinanderfolgende Fördergüter ($fg-1$; fg) und deren zeitlichen Ankunftsabstand am Knoten i :

$$ZAZ(i)_{fg-1,fg} = t(e)_{i,fg-1} - t(e)_{i,fg}$$

mit $t(e)_{i,fg-1}$ für den Zeitstempel am Knoten i des Fördergutes $(fg - 1)$,
 und $t(e)_{i,fg}$ für den Zeitstempel am Knoten i des Fördergutes fg ,
 $(fg - 1)$ ist direkter Vorgänger von fg

(4)

Die Abbildung 23 verdeutlicht die Definition von ZAZ.

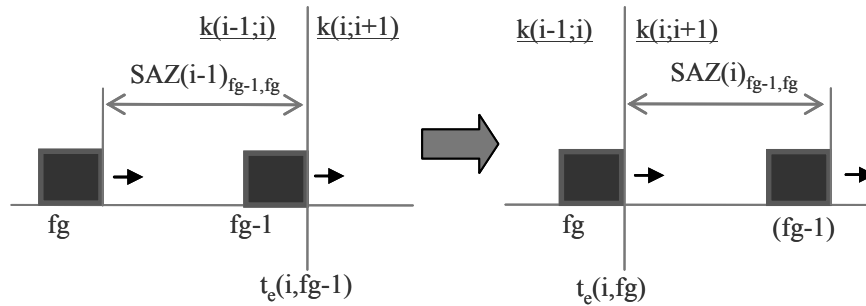


Abbildung 23: Darstellung der Definition der Kenngröße Zwischenankunftszeit ZAZ

Eine weitere interessante Kenngröße stellt die *KantenLast* KL dar. Sie beschreibt die Anzahl der Fördergüter fg welche sich zum Betrachtungszeitpunkt t^{akt} (absoluter Wert) auf einer Kante k befinden und ist nicht zu verwechseln mit einer Warteschlange im eigentlichen Sinn. Zwar könnte die Kantenlast zwar auch gleichzeitig die Länge der Warteschlange beschreiben, jedoch ist dafür das Vorhandensein eines Anomalie-Ereignisses auf der Kante hinreichende Bedingung. Die Kantenlast wird wie folgt definiert:

$$KL_{akt}(k) = \sum fg_k$$

mit fg_k für Fördergüter, welche sich zu t_{akt} auf der Kante k befinden

(5)

Die Kantenlast KL ist demnach für den Betrachtungszeitraum eine Reihe inkrementeller, ganzzahliger Werte. Sie ergibt sich für eine Kante $k(i,i+1)$ durch Addieren von „1“ beim „Betreten“ eines Fördergutes fg der Kante $k(i,i+1)$ am Knoten i und dem Subtrahieren von „1“ beim „Verlassen“ der Kante am Knoten $(i+1)$.

Diese beschriebenen primären prozessbeschreibenden Größen können, wie bereits definiert, Einzelwerte darstellen. Darüber hinaus können je nach Objektzuordnung verschiedene statistische Werte der Kenngrößen berechnet werden. Anschließend werden ausgewählte statistische Größen vorgestellt und der Hintergrund ihrer Anwendung erläutert. Auf eine mathematische Definition der meisten Statistikwerte wird aufgrund der allgemeinen Bekanntheit verzichtet.

Der wohl interessanteste statistische Wert einer Kenngröße ist der weniger bekannte *Variationskoeffizient* $vark()$. Er ist definiert als die relative Standardabweichung, d.h. die Standardabweichung dividiert durch den Mittelwert einer Zufallsvariablen X . Der Variationskoeffizient stellt eine Art normierte Varianz dar. Die Motivation für diesen Kennwert ist, dass eine Zufallsvariable mit großem Mittelwert im Allgemeinen eine größere Varianz aufweist als eine mit einem kleinen Mittelwert. Da die Varianz und damit die Wurzel daraus, die Standardabweichung, nicht normiert sind, kann im Allgemeinen nicht beurteilt werden, ob eine Varianz groß oder klein ist. Im Rahmen der Materialfluss-Diagnose kann der Variationskoeffizient $vark()$ einer Kenngröße verwendet werden um Schwankungen der Kenngröße für unterschiedliche Objekte zu vergleichen. Dies bietet sich beispielsweise zum statistischen Vergleich der Nutzungsdauer ND zwischen verschiedenen Kanten an. Da die tatsächliche Länge der Förderstrecke, also der Kante, nicht bekannt ist und stark variieren kann, sind somit auch

die Mittelwerte von ND sehr unterschiedlich. Der Variationskoeffizient einer Kenngröße wird wie folgt definiert:

$$\text{var } k() = \frac{\sigma()}{mw()} \quad (6)$$

wobei mw für verschiedene Mittelwerte stehen kann (arithmetischer, quadratischer,...),
die Standardabweichung σ ist entsprechend zu bestimmen

Der *quadratische Mittelwert* $qmw()$ soll an dieser Stelle ebenfalls aufgeführt werden. Im Unterschied zum arithmetischen Mittel wird dieser durch Extremwerte stärker beeinflusst, was für die Materialfluss-Diagnose, speziell für die Identifikation von Abweichung vom Normal- oder Optimalfall, ein wichtiges Kriterium ist (Gleichung 7).

$$qmw() = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{\forall n} EW_n^2} \quad (7)$$

mit EW_n für die Einzelwerte für eine Kenngröße
und N die Menge der Einzelwerte

Neben den hier aufgeführten statistischen Größen können für viele Kenngrößen weitere berechnet werden und zur Erkenntnisgewinnung aus den Ereignisdaten beitragen, wie z.B. der Median, der Modus, die Standardabweichung, die Spannweite, etc. Durch die Anwendung und Kombination dieser Kenngrößen können verschiedene Aspekte des Verhaltens analysiert werden. Alle Kenngrößen wurden in leicht erweiterbaren Modulen des Demonstrators realisiert, sodass später hinzugefügte anhand großer Datenmengen leicht getestet und validiert werden können (Abbildung 24). Diese zeigt einen Screenshot des Demonstrators zum Entwickeln und Testen der Regeln und Methoden. Links befindet sich die Auswahlliste der Objekte und der Anzeigemöglichkeiten. Rechts ist ein der unreduzierte Graph des Systems dargestellt. Als Beispiel ist zu sehen ein markierter Pfad und visualisierte Nutzungsdauern (Mittelwert und Standardabweichung) an den einzelnen Kanten. Ebenfalls wird ein Balkendiagramm mit dem Leistungsindex LI für alle vorhandenen Pfade gezeigt. Die hier demonstrierte Kombination von verschiedenen Visualisierungsarten ermöglicht die praxisnahe (Weiter-)Entwicklung der Materialfluss-Diagnose auch anhand enormer Datenmengen. Der Demonstrator wurde entwickelt, da bekannte Werkzeuge, wie Excel oder Access, bezüglich des möglichen Datenvolumens schnell an ihre Obergrenze stoßen. Weiterhin konnten dadurch dem projektbegleitenden Ausschuss die entwickelten Methoden und erzielten Ergebnisse des Forschungsvorhabens erläutert und anhand ihrer Datensätze demonstriert werden. Im Kapitel 4.3 wird der Aufbau des Demonstrators näher dargestellt, Ziel ist dabei die Umsetzung der Erkenntnisse aus diesem Forschungsprojekt in die Praxis zu erleichtern. Für spezifische Fragen diesbezüglich stehen die Forschungsstellen jederzeit zur Verfügung.

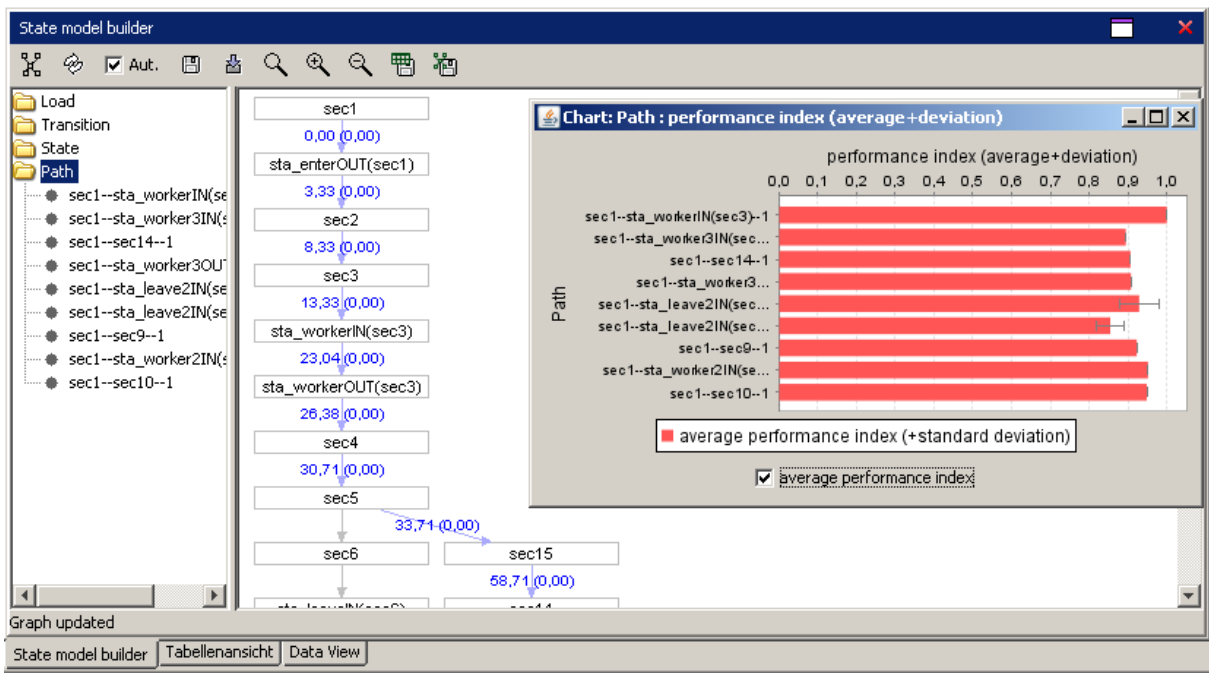


Abbildung 24: Screenshot des Demonstrators

Nachdem wesentliche primäre und statistische Kenngrößen definiert wurden, wird im Folgenden die Identifikation von Anomalien beschrieben.

Die wesentlichste Größe zur Identifizierung von Anomalie-Ereignissen ist der Leistungsindex eines prozessbeschreibenden Merkmals. Der *LeistungsIndex (LI)* für eine Kenngröße beschreibt einen Quotienten aus Maximal-, Minimal- bzw. Sollwert und dem tatsächlichen Wert. Für LI bezogen auf die Nutzungsdauer (ND) eines Fördergutes (fg) für eine Kante ($k(i, i+1)$) ergibt sich beispielsweise die Gleichung (8). Die *minimale Nutzungsdauer $minND$* gibt dabei den Zeitverbrauch für den schnellsten in den Daten vorhandenen Transport auf der entsprechenden Kante an, der für die Analyse z. B. als optimal angenommen werden kann. Ist der Datenumfang bzw. der Zeithorizont der zu analysierenden Ereignisse groß genug, ist es zulässig davon auszugehen, dass für mehrere Fördergüter (Abgleich mit Fördergutzähler fgZ) der Prozess annähernd optimal verlaufen ist (hier beispielsweise der minimale Zeitverbrauch). Die minimale Nutzungsdauer ist jedoch von „Ausreißern“ zu bereinigen, um Fehlinformationen durch Datenmüll o.ä, wie es häufig in Log-Files realer Anlagen vorkommt, zu vermeiden²³. Die normierende Kenngröße des LI eignet sich, um Kanten oder Pfade zu vergleichen, unabhängig wie lang diese tatsächlich sind. Kleine Werte ($LI \rightarrow 0$) können Anomalien aufzeigen. Die Gleichung 8 zeigt den Leistungsindex LI eines Fördergutes fg bezogen auf die Nutzungsdauer ND einer Kante k .

$$LI(ND)_{fg, k(i; i+1)} = \left[\frac{\min ND(k(i, i+1))}{ND(k(i, i+1))_{fg}} \right]; LI(ND)_{fg, k(i; i+1)} \in [0; 1] \quad (8)$$

Je näher also der Leistungsindex LI gegen „1“ strebt, desto besser ist das systeminterne Verhalten des Fördergutes auf dem betrachteten Objekt. Die Normierung von Kenngrößen auf die minimale Nutzungsdauer $minND$ (wie im Beispiel) oder den optimalen Wert gewährleistet die Vergleichbarkeit zwischen einzelnen Objekten. Der Leistungsindex von Kenngrößen eignet sich demnach, um Prozesse auf verschiedenen Objekten zu vergleichen, unab-

²³ Hier kann der Abgleich mit der Zahl der Werte und dem Fördergutzähler für das Objekt dazu verwendet werden Datenmüll zu erkennen.

hängig wie lang diese zum Beispiel tatsächlich sind²⁴. Die Leistungsfähigkeit verschiedener normierter Kenngrößen als $LI()$ konnte anhand mehrer Datensätze überprüft und validiert werden. Die Abbildung 25 zeigt ein solches Ergebnis für einzelne Kanten im Graphen.

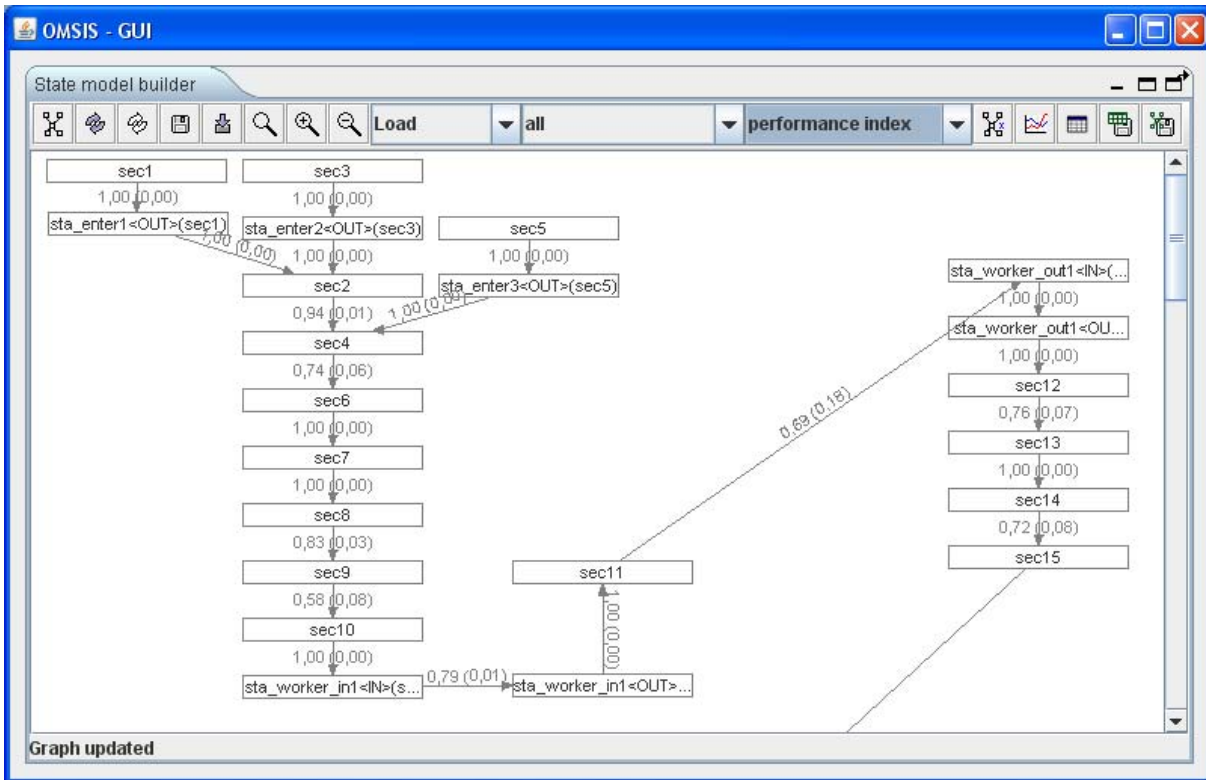


Abbildung 25: Visualisierung des Leistungsindex (engl. PerformanceIndex) im KKM

Bei der Identifikation und Charakterisierung von Anomalie-Ereignissen ist die Bestimmung des *Optimalbereiches* (OB) (bzw. *Normalbereich* NB) je Kenngröße von großer Bedeutung. Das Erkennen und Bewerten auf Basis des Optimalwertes gesteht den Prozessen keine Variabilität zu. Diese Variabilität sollte vom Prozess selbst abhängen. Bedingung für die Bestimmung von OB aus den Ereignissen ist eine ausreichend große Datenmenge, d.h. systeminterne Prozesse sollten mindestens einmal annähernd optimal verlaufen sein. Als erste Variante bietet es sich an, die Grenzen (OB') von OB mit Hilfe der Standardabweichung (σ) zu ermitteln (Gleichung 9).

$$OB' = OW \pm \sigma \Rightarrow \text{Beispiel: } OB'(LI)_{k(i,j+1)} = 1 - \sigma_{LI} \quad (9)$$

OW für den Optimalwert der Kenngröße; Optimalrichtung ist zu beachten

Die Güte eines Prozesses (z.B. ND), die *Spannweite* (R) der jeweiligen Kenngröße sowie die Anzahl der Ereignisse (N) bzw. die Frequenz der Ereignisse (f) sind im Allgemeinen prozessbeschreibende Kriterien. Die Anzahl der Ereignisse und deren Frequenz ist für den dahinter stehenden Prozess unbedeutend. Unabhängig von N und f wird derselbe Prozess beschrieben, weshalb der zugehörige Optimalbereich (OB) frei von n sein muss. Die Spannweite (R) erfolgt ohne Einordnung im entsprechenden Wertebereich, somit können schlechte Prozesse dieselbe Spannweite wie gute Prozesse aufweisen. Wichtiger ist allgemein die größte Abweichung eines Einzelwertes vom Optimum (Bsp. $minND$ oder $LI=1$). Ein weiteres Beur-

²⁴ Die Information zu einzelnen Streckenlängen ist in den Ereignisdaten mit den Standardattributen nicht enthalten. In der Simulation könnte dies zwar abgefragt werden, jedoch gilt dies nicht für reale Anlagen.

teilungskriterium ist die Streuung der Einzelwerte (Bsp.: σ_{LI}), welche einen Indikator für die Variabilität des Prozesses darstellt. Neben der Variante 1 können demnach alternativ die Grenzen OB' des Optimalbereiches durch Einbezug der größten Entfernung eines Einzelwertes vom Optimalwert bestimmt werden (Gleichung 10).

$$OB' = \left[\underset{\vee EW}{\text{Max}} |OW - EW| * \sigma \right] \Rightarrow \text{Beispiel : } OB'(LI)_{k(i;i+1)} = \left[1 - \min LI)_{k(i;i+1)} \right] * \sigma_{LI)_{k(i;i+1)}} \quad (10)$$

OW für den Optimalwert der Kenngröße; EW für einen Einzelwert

Die Variante 2 wird aufgrund der besseren experimentellen Ergebnisse für verschiedene Simulationsdaten bevorzugt. Nach Variante 2 liegen um die Grenze OB' in Richtung Optimalwert tendenziell weniger Einzelwerte, wodurch die Sicherheit Ereignisse als Anomalie zu identifizieren steigt (vgl. Abbildung 26).

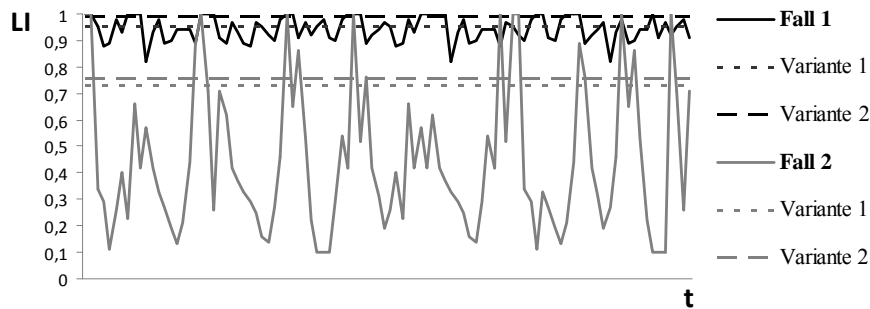


Abbildung 26: Vergleich der Varianten zur Bestimmung des Optimalbereichs

Beide Varianten können auch dazu verwendet werden die jeweiligen Bezugsgrößen für den Leistungsindex zu bestimmen, in diesem Fall müssten alle Ereignisse welche einen $LI < 1$ erzeugen als Anomalie identifiziert werden. Weiterhin ist eine zusätzliche Bedingung notwendig, um den Wertebereich des Leistungsindex $[0,1]$ zu garantieren: Liegt der tatsächliche Wert der betrachteten Kenngröße im Optimalbereich, ist $LI=1$.

Die Kombinationen von Kenngrößen und deren regelbasierter Einsatz liefern zahlreiche Erkenntnisse aus nur wenigen Ereignisinformationen. Die Tabelle 4 zeigt einige Beispielskombinationen und deren Erkenntnisgewinn. Das Regelwerk wurde so modular wie möglich gehalten, um später zum Beispiel die differierenden Ereignisinformationen zwischen den Datenströmen verschiedener Anlagen in die Analyse einbeziehen zu können.

Tabelle 4: Kenngrößen-Kombinationen zur Anomalie-Identifizierung – Beispiele

Verwendete Kenngrößen		Beschreibung / Ergebnis der Regel
Objektzuordnung	Größe	
Kante (k)	$\text{var}kND; \text{var}kLI; \text{min}ND; OB'(LI)$	Kanten mit großen Schwankungen in der <i>ND</i> bzw. im <i>LI</i> erkennen; <i>Anomalie- Fördergüter</i> auf <i>Kanten</i> identifizieren
Fördergut (fg)	$ND(k(i;i+1)), LI_{k(i;i+1)}$	
SystemPfad (sp(q;s))	$\text{min}ZiS_{k=s}; OB'(ZiS_{i=s})$	Anomalien auf <i>SystemPfad</i> en identifizieren; Einfluss von „ <i>pfadfremden</i> “ Fördergütern erkennen; Fördergüter identifizieren welche nicht im <i>OB</i> der Durchlaufzeit liegen.
Kante (k)	$\text{min}ND; \text{mw}LI(); OB'(LI)$	
Fördergut (fg)	$ZiS_{i=s}; ND(k(i;i+1)); LI_{k(i;i+1)}$	
Knoten (i)	$\text{fg}Z; G^-(i); G^+(i)$	

Kante (k)	$KL; modKL; medKL; mwKL$	Analyse auf Überlast- und Unterlastphasen durch Vergleich der Kantenlasten zum Zeitstempel der Ereignisse an $(i+1)$ und dem zugehörigen $LI_{fg, k(i,i+1)}$
Fördergut (fg)	$LI_{k(i,i+1)}$	

Im Rahmen des Forschungsprojektes wurden sogenannte Standard-Regeln entwickelt und formalisiert. Es ist jedoch davon auszugehen, dass nicht sämtliche Interessen aller möglichen Anwender im Vorfeld eruiert werden können und sich einige erst im jeweils spezifischen Anwendungsfall offenbaren. Die bereits entwickelten Analyseregeln wurden ausführlich mit den beteiligten Industriepartnern diskutiert und validiert. Die Abbildung 27 zeigt schematisch zwei konkrete Regeln und deren Module. Deutlich wird dabei das häufigste Prinzip der entwickelten Standard-Regeln. Ausgehend von der gesamten Datenmenge wird die Anomalie über statistische Größen bis hin zu Einzelwerten identifiziert.

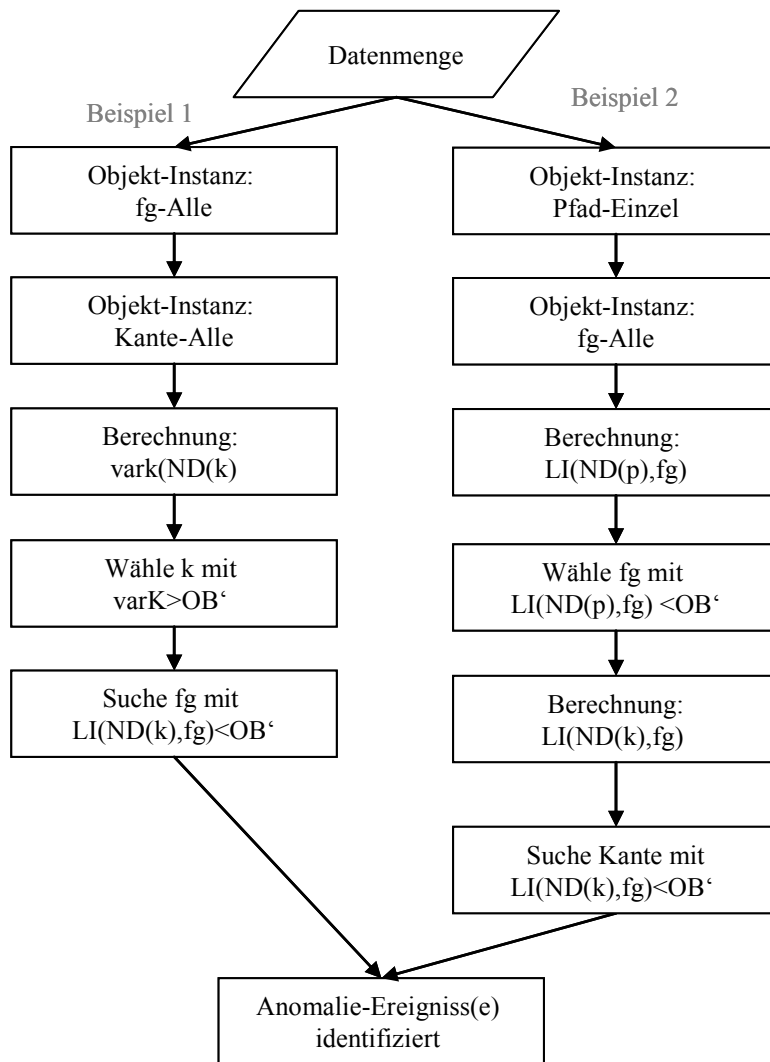


Abbildung 27: Schematischer Regelaufbau (Beispiele)

Die Abbildung 28 zeigt den Ablauf einer einfachen Möglichkeit zur Anomalie-Identifizierung am Beispiel. Das Ergebnis jeder Regelanwendung führt zu Einträgen in die „ungeordnete Anomalie-Liste“. Jede Regel wird so lang durch geführt bis sämtliche Abweichungen, also Anomalie-Ereignisse, für den betrachteten Fall erkannt wurden. Das führt unter Umständen zu einer Liste mit mehreren Tausend Anomalie-Ereignissen.

k(i,i+1)	ND				LI		fgZ
	amw	s	min	vark	mw	s	
sec6---sta_leaveIN(sec6)	3,17	2,33	3	0,7350158	0,99	0,07	978
sec7---sta_enter2OUT(sec7)	0	0	0	0	1	0	978
sta_leaveIN(sec6)---sec7	0,63	5,39	0	8,5555556	0,97	0,18	978
sec11---sta_leave2IN(sec11)	8,33	0	8,33	0	1	0	1889
sec1---sta_enterOUT(sec1)	0	0	0	0	1	0	1892
sec15---sec14	26	13,23	25	0,5088462	0,99	0,07	913
sec10---sta_worker3IN(sec10)	25,56	17,93	11,67	0,7014867	0,63	0,29	1890
sta_workerOUT(sec3)---sec4	3,47	2,89	3,33	0,832853	1	0,05	1892
sec8---sta_worker2IN(sec8)	16,55	20,84	5	1,2592145	0,67	0,38	978
sec5---sec15	5,45	7,69	3	1,4110092	0,83	0,31	914
sec14---sec10	82,04	63,16	55	0,7698684	0,84	0,25	913
sta_worker3OUT(sec10)---sec11	5	0	5	0	1	0	1889
sec3---sta_workerIN(sec3)	7,58	4,13	5	0,5448549	0,81	0,28	1892
sta_workerIN(sec3)---sta_workerOUT(sec3)	9,99	0,51	8,33	0,0510511	0,84	0,04	1892
sta_worker2OUT(sec8)---sec9	1,67	0	1,67	0	1	0	977
sec2---sec3	5,76	3,11	5	0,5399306	0,95	0,17	1892
sec4---sec5	4,48	2,95	4,33	0,6584821	1	0,06	1892
sta_enter2OUT(sec7)---sec8	18,51	25,95	8,33	1,4019449	0,83	0,32	978
sec9---sec10	16,46	6,5	15,71	0,3948967	0,99	0,09	977
sec5---sec6	4,49	3,34	4	0,7438753	0,97	0,14	978
sta_worker3IN(sec10)---sta_worker3OUT(sec10)	17,86	10,19	7,61	0,5705487	0,61	0,33	1890
sta_worker2IN(sec8)---sta_worker2OUT(sec8)	25,32	24,95	0	0,985387	0	0,04	977
sta_enterOUT(sec1)---sec2	3,42	0,93	3,33	0,2719298	0,99	0,07	1892



Auszug der Fördergutliste für die Kante **sta_leaveIN(sec6)---sec7**:

Auszug Ereignisdaten mit **markierten** identifizierten Anomalie-Ereignissen

fg	ND	t(e)
Load 1359 (ICarton(1))	2,38	38948,15
Load 1360 (ICarton(1))	2,38	38977,67
Load 1361 (ICarton(2))	2,38	38990,48
Load 1363 (ICarton(1))	7,38	39064,26
Load 1364 (ICarton(2))	2,38	39098,79
Load 1365 (ICarton(1))	60,75	39180,85
Load 1366 (ICarton(2))	33,58	39216,43
Load 1367 (ICarton(1))	2,38	39220,81
Load 1368 (ICarton(2))	9,3	39232,11
Load 1369 (ICarton(2))	2,73	39268,51
Load 1370 (ICarton(1))	25,64	39305,47
Load 1371 (ICarton(2))	4,44	39329,43



t(e)	fg	i
39.220,81	Load 1363	sta_worker2IN(sec8)
39.220,81	Load 1365	sec7
39.220,81	Load 1367	sta_enter2OUT(sec7)
39.222,81	Load 1368	sta_leaveIN(sec6)
39.228,05	Load 1369	sec1
39.228,05	Load 1369	sta_enterOUT(sec1)
39.230,44	Load 1363	sec9
39.230,44	Load 1365	sec8
39.230,47	Load 1360	sec10
39.231,39	Load 1369	sec2
39.232,11	Load 1366	sec7
39.232,11	Load 1368	sta_enter2OUT(sec7)

6. Liste der identifizierten Anomalien



1. Wähle den max. VarK / oder VarK > OB'
2. konkrete Kante
3. fg mit max.ND aus / oder ND über OB'
4. Zeitpunkt der Anomalie an (i+1) hier an sec7; (i+1) da die entsprechenden Fördergüter dort im Normalfall eher das Ereignis erzeugen müssten
5. Anomalien identifiziert (Ereignisse der entsprechenden Fördergüter, an EreignisPosition zum Zeitstempel)
6. Identifizierte Anomalie-Ereignisse der Anomalie-Liste hinzufügen

Abbildung 28: Beispiel für eine Standard-Regel

Eine mit dem Bewertungsschritt verknüpfte Regel sucht beispielsweise eine Aneinanderreihung von „0“ im binären System der Zeitbereiche $ZB(minZAZ(i+1))$ je Kante $k(i,i+1)$ (vgl. Kapitel 4.2.2, S. 60ff.), welche eine längere Zeit als die minimale Nutzungsdauer $minND(k)$ (der untersuchten Kante) beschreiben. Es wird parallel überprüft ob in dieser Zeit eine Fördereinheit die betrachtete Kante k hätte verlassen müssen. Dies gelingt über den Vergleich der Kantenlast $KL(k)$ zu Beginn und zum Ende dieses Zeitraumes. Erhöht sich die Kantenlast $KL(k)$ oder bleibt identisch, ohne das ein Fördergut den Streckenabschnitt verlässt²⁵ und hat

²⁵ Für ein spurgebundenes Fördersystem sind keine Überholvorgänge möglich.

sich zu Beginn der Betrachtung mindestens ein Fördergut fg auf dem Abschnitt befunden ($KL(k) \geq 1$), so liegt in dieser Zeit eine Anomalie vor.

Nachdem in diesem Abschnitt die extrahierten Kenngrößen sowie das mathematische Modell und die Identifikation von Anomalie-Ereignissen vorgestellt wurde, beschreibt das folgende Kapitel den Kern der Materialfluss-Diagnose, das Bewertungssystem für die Menge der identifizierten Anomalien.

4.2.2 Bewertung von Anomalie-Ereignissen

Die Tests der Kenngrößen und Regeln zur Identifizierung von Anomalie-Ereignissen zeigten neben der Funktionalität die Notwendigkeit zur Charakterisierung dieser Ereignisse. Diese ist sehr eng mit der Identifikation verknüpft und kann u. U. nicht leicht von einander getrennt werden (vgl. Abbildung 29). Darüber geben die Ergebnisse der Anomalie-Bewertung einen wesentlichen Input für die Ursachen-Wirkungs-Diagnose. Bei einer Ausgangsbasis von über 3 Mio. Ereignissen und einer entsprechend großen Anzahl identifizierter Anomalien liefert deren Bewertung Informationen über die Relevanz dieser Ereignisse für das systeminterne Verhalten. Kriterien für die Charakteristik von Anomalie-Ereignissen sind unter anderem:

- Differenzierung nach der Kennwert-Ausprägung; Beispiel: Eine größere Abweichung vom Optimalbereich weist auf ein kritischeres Ereignis hin.
- Unterscheidung bezüglich des Ortes im Materialflusssystem; Beispiel: Unterscheidung zw. Neben- und Hauptpfad („Systemrand“ und „Systemzentrum“).
- Anomalie-Häufigkeit des bewegten Objekts; Beispiel: Ist das Anomalie-Ereignis das Erste für das Objekt ist dies ggf. weniger kritisch als das n-te Ereignis.
- Anomalie-Häufigkeit des stationären Objekts; Analog zur Anomalie-Häufigkeit für bewegte Objekte nur bezüglich Knoten, Kanten bzw. Pfaden.
- Anomalie-Gruppierung; Beispiel: Ereignisse von Fördereinheiten, welche sich im gleichen Stau befinden.

Diese gewählten Beispiele zeigen neben dem Hintergrund des Bewertungsschrittes, dass die Bewertungsmethode, ebenso wie die Kenngrößen und Identifikationsregeln, objektbarend sein muss, also auf das Fördergut bezogen und auf den Ort bezogen.

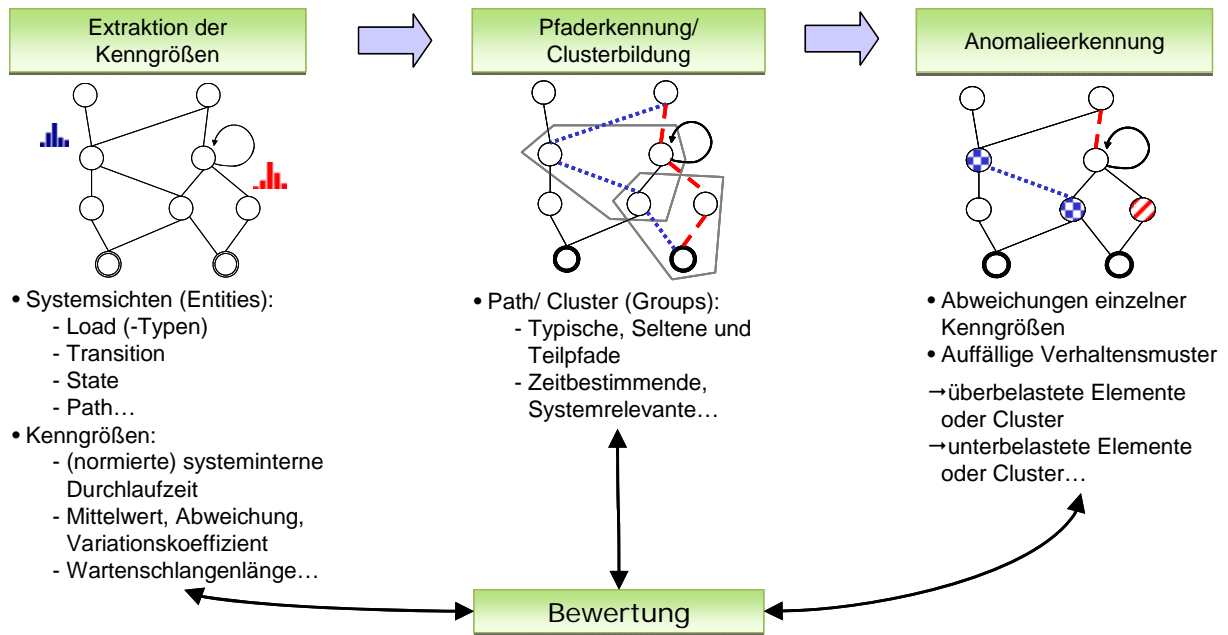


Abbildung 29: Verknüpfung der Analyseschritte

Die Literatur stellt eine Vielzahl von Bewertungsverfahren zur Verfügung. Das Ziel solcher Verfahren ist ein objektives Werturteil, welches unter Beachtung aller relevanten Einflussparameter erstellt wird (BREIING/KNOSALA (1997)). Je nach Aufgabenstellung können diese Bewertungsverfahren klassifiziert werden, wobei die primäre Absicht meist die Evaluierung verschiedener Alternativen ist. Abbildung 30 zeigt eine Einordnung bekannter Bewertungsverfahren nach qualitativen und quantitativen Gesichtspunkten.

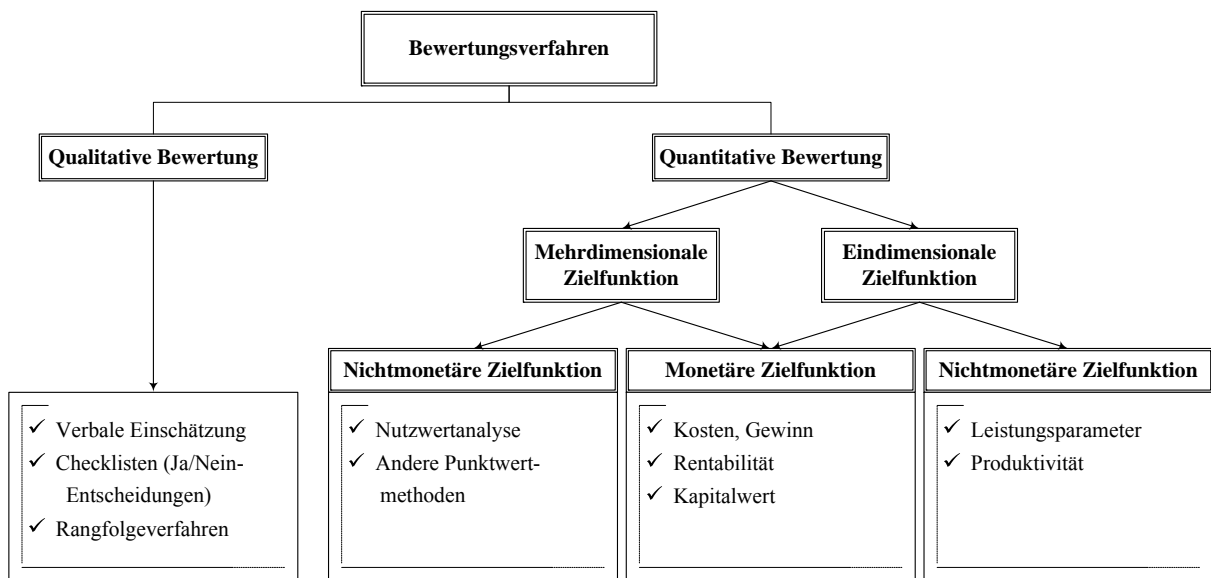


Abbildung 30: Übersicht Bewertungsverfahren, nach GOTTHARDT (2007, S.115)

Aufbauend auf Literaturuntersuchungen zu Bewertungsverfahren stellt Abbildung 31 den prinzipiellen Ablauf dar. Diese Abbildung basiert vor allem auf KLAUER et al. (2001), PLESCHAK/SABISCH (1996) und GÖPFERT (2009).

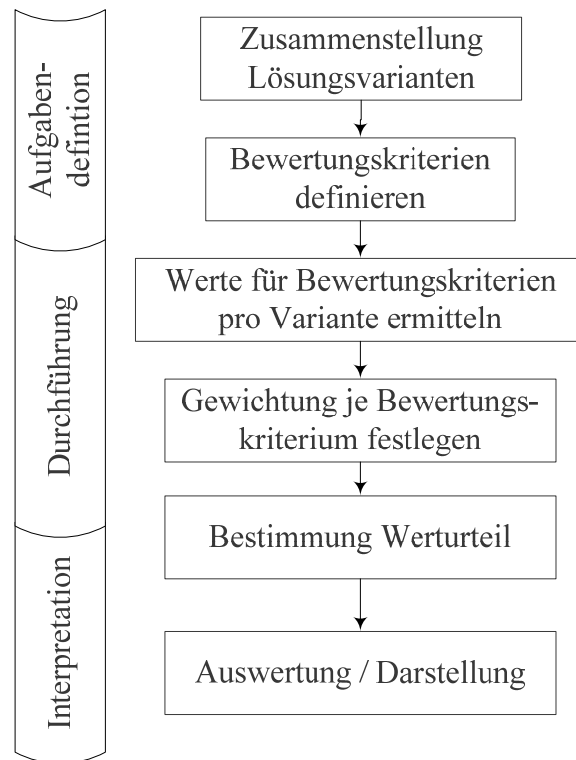


Abbildung 31: Prinzipieller Ablauf von Bewertungsverfahren

Ausgangspunkt der Verfahren bildet die Problemstellung, für die mehrere Lösungen entwickelt werden. Die Definition einzelner Bewertungskriterien aus den gegebenen Anforderungen beendet die Aufgabendefinitionsphase. Im Anschluss werden für jedes Kriterium die zugehörigen Werte zahlen²⁶ bestimmt. Dabei ist zu beachten, dass die Werte zahlen untereinander gleich skaliert sind. Ist dies nicht der Fall, müssen sie geeignet umgewandelt werden²⁷. Im dritten Schritt werden die Bewertungskriterien (optional) gewichtet. Damit wird eine Vergleichbarkeit der Kriterien untereinander ermöglicht. Um eine Interpretationsbasis zu schaffen, wird das Produkt aus Wertezahl und Gewichtung bezüglich jeder generierten Lösungsvariante gebildet. Das entstandene Werturteil wird während der Interpretationsphase veranschaulicht. Analog zu den Schritten: Aufgabe definieren, Durchführung und Interpretation, wird in den nachfolgenden Kapiteln ein Verfahren zur Klassifizierung und Bewertung von Ereignisdaten aufgestellt. Im Mittelpunkt steht dabei der Vergleich von Ereignissen, charakterisiert durch ihre Attribute und nicht die Gegenüberstellung unterschiedlicher Lösungsalternativen. Entsprechend dieses allgemeinen Ablaufes von Bewertungsverfahren wurden Methoden-Module für die Charakterisierung der identifizierten Anomalie-Ereignisse entwickelt.

Der entwickelte Bewertungsalgorithmus beruht im Wesentlichen auf drei Säulen. Jede Säule spiegelt unterschiedliche Sichtweisen auf das System wider (Abbildung 32). Die erste Säule ist die strukturbezogene Betrachtung des Systems. Sie dient der Einstufung des Ereignisortes im Netzwerk. Die zweite Säule veranschaulicht die Betrachtung für das bewegte Objekt durch das Gesamtsystem. Die dritte Säule steht für die lokale Sichtweise. Positionsbezogen werden die passierenden Fördereinheiten untersucht und das Anomalie-Ereignis bewertet. Das Anomalieereignis des Fördergutes fg wird dabei der Vorgänger Kante $k(i,i+1)$

²⁶ charakteristischer Wert einer Variante je Bewertungskriterien

²⁷ Maßzahlenumsetzung, z.B. Punkteskalen

des Ereignisortes (Knoten $i+1$) zugeordnet. Hintergrund ist die Betrachtung als Knoten-Kanten-Modell, eine Anomalie kann demnach nur einer Kante zugeordnet werden. Den Säulen können, in Abhängigkeit von der Anlagenstruktur bzw. später auch von den Ereignisinformationen und den daraus ableitbaren Kenngrößen, weitere Bewertungskriterien zugewiesen und gewichtet werden. Das Bewertungsverfahren wurde am Beispiel des Simulationsmodells der Gepäckförderanlage von Kuala Lumpur erfolgreich getestet.

	Strukturbezogene Bewertung	Fördergutbezogene Bewertung	Positionsbezogene Bewertung
Definition	<ul style="list-style-type: none"> ● Robustheit des Graphen ● Analyse unabhängig von bewegten Objekten (fg) ● Analyse Transportrelationen 	<ul style="list-style-type: none"> ● Begleitung des Gutes durch das System & Kantenanalyse <ul style="list-style-type: none"> ➤ LI über alle $k(i; i+1) \in p(q; s)$ für $fg=konst.$ 	<ul style="list-style-type: none"> ● Kanten-basierende Analyse ihrer passierenden Güter <ul style="list-style-type: none"> ➤ LI über $\forall fg$ auf $k(i; i+1)$ ➤ FördergutZähler $fgZ(i+1)$
Vorbereitung	<ul style="list-style-type: none"> ● Reduzierung des Graphen (Ereignisorte in Sequenz Knotengrad ≤ 2 werden im ersten Schritt zu einer Kante zusammengefasst und bei Bedarf wieder aufgelöst) ● Betrachtung der Anomalieereignisse (Ereignisse außerhalb des optimalen Bereiches) 		
Bewertungsphase	<ul style="list-style-type: none"> ● KantenZentralität Z: Verhältnis wegfallender „kürzester Wege“ (bei Wegfall einer Kante) zur vorhandenen Anzahl an kürzesten Wegen für die Quelle-Senke-Relationen ● KantenStörpotential S: Verhältnis wegfallender Quelle-Senke-Beziehungen (bei Wegfall einer Kante) zur vorhandenen Anzahl an Quelle-Senke-Relationen ● TransportAnteil TA: Verhältnis wegfallender Fördergüter (bei Wegfall einer Kante) zur Gesamtanzahl an Fördergütern 	<ul style="list-style-type: none"> ● Leistungsindex LI: <ul style="list-style-type: none"> ➤ 1. Stufe: Prozessregeneration ➤ 2. Stufe: Prozessalternierung ➤ 3. Stufe: Prozessdegeneration ● AnomalieGehalt AG: Verhältnis identifizierter Anomalien zur Anzahl möglicher Anomalien 	<ul style="list-style-type: none"> ● Leistungsindex LI <ul style="list-style-type: none"> ➤ 1. Stufe: Prozessregeneration ➤ 2. Stufe: Prozessalternierung ➤ 3. Stufe: Prozessdegeneration ● FördergutZähler fgZ ➤ Bildung von Zeitbereichen ➤ Bestimmung Auslastung je Zeitbereich ● ZwischenAnkunftsZeit ZAZ ➤ Behinderung an Kreuzungen ➤ Verhältnis $minZAZ$ zu ZAZ ● AnomalieGehalt AG: Verhältnis identifizierter Anomalien zum FördergutZähler
Interpretation	<ul style="list-style-type: none"> ● Geordnete Liste der bewerteten Anomalieereignisse ● Darstellung der drei Säulen im Dreiecksdiagramm ● Erneute Anwendung von Identifikationsregeln ● Vorbereitung des anschließenden Diagnose-Schrittes 		

Abbildung 32: Bewertungskriterien - Übersicht

Prozessverlaufsbewertung (positions- und fördergutbezogen)

Für die positions- und fördergutbezogene Bewertungssäule ist die Prozessverlaufsbewertung ein Kriterium. Es wird jeweils das Vorgänger- und Nachfolgerereignis des identifizierten Anomalie-Ereignisses genutzt, um den Prozess nach drei Stufen zu bewerten. Die Basis ist hierbei der unreduzierte Graph:

- Verbesserung des Prozesses (Stufe 1) – Prozessregeneration,
- alternierender Prozess (Stufe 2) – Prozessalternierung und
- Verschlechterung des Prozesses (Stufe 3) – Prozessdegeneration.

Mit zunehmender Stufe steigt die Gewichtung der Bewertung des Anomalie-Ereignisses. Dementsprechend wird die erste Stufe mit „1/3“, die zweite Stufe mit „2/3“ und die dritte Stufe mit „3/3“ bewertet.²⁸ Zur Einstufung der betrachteten Fördereinheit fg wird die Vor-

²⁸ Die Bewertung der Stufen stellt einen Vorschlag dar und ist kein Fixum; Bedingung: mit

gänger- und die Nachfolger-Fördereinheit ($fg-1; fg+1$) herangezogen. Dabei wird zum Ausschluss marginaler Schwankungen ein *Toleranzbereich* von $(\pm 0,5 * OB)$ um das Ereignis gewährt. Die Abbildung 33 verdeutlicht das Prinzip der positionsbezogenen und fördergutbezogenen Prozessverlaufsbewertung anhand des Leistungsindex LI für die 2. und 3. Säule.

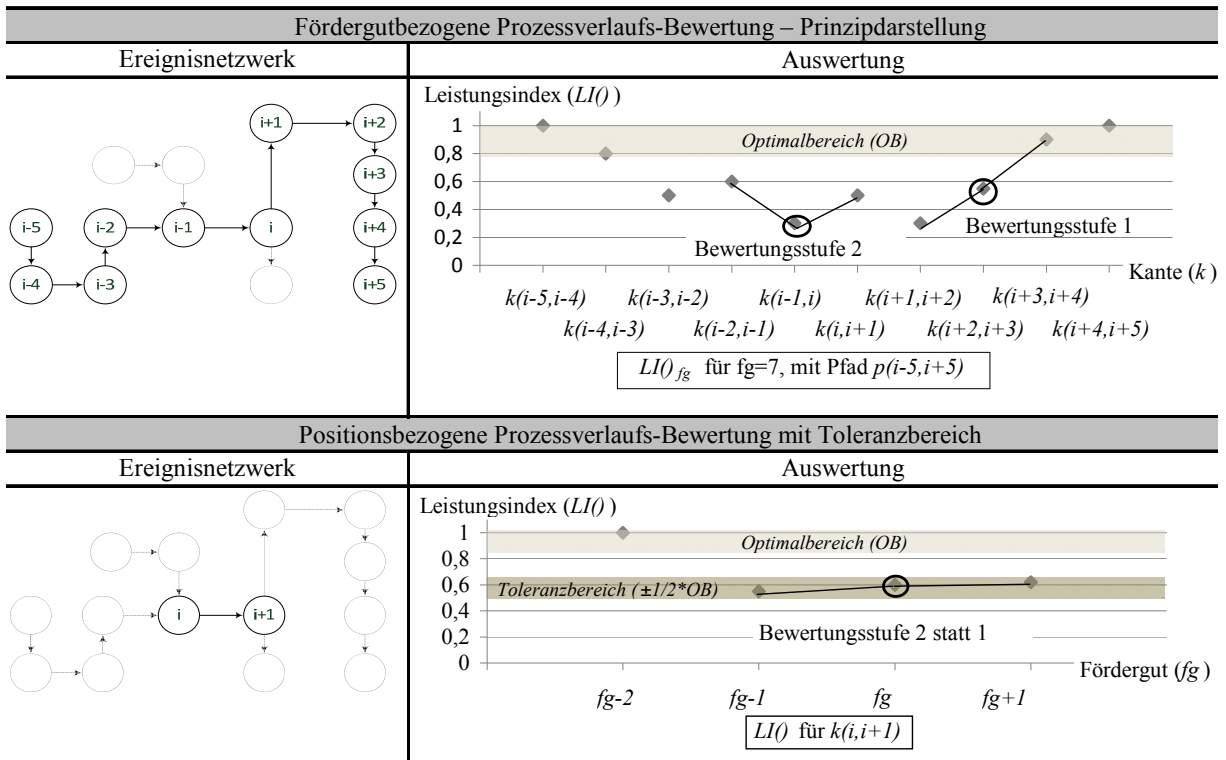


Abbildung 33: Prozessverlaufsbewertungen – Funktionsweise & Toleranzbereich

Zusätzlich wird zur Einbeziehung der Ausprägung der Anomalie²⁹ die Prioritätsbewertung durch den Faktor $(1-LI()_{fg})$ angepasst, welcher die Abweichung vom Optimalfall charakterisiert. Die Abbildung 34 fasst alle denkbaren Situationen für die positionsbezogene Prozessverlaufsbewertung und die Abbildung 35 für die fördergutbezogene Prozessverlaufsbewertung zusammen.

zunehmender Stufe muss die Bewertung steigen.

²⁹ Lage des betrachteten Ereignisses im Wertebereich der Kenngröße (hier von $LI \in [0, 1]$)

**Positionsbezogene - Prozessverlaufbewertung für $k(i,i+1)=\text{konst.}$;
über alle Fördergüter (fg) mit $LI()_{fg} < Ob$ auf Kante $k(i,i+1)$ (Anomalie-Ereignisse)**

Fallbeschreibung	Bewertung des Anomalie-Ereignisses	Skizze mit ○ für zu bewertendes Anomalie-Ereignis
$LI()_{fg} \pm \frac{1}{2} * OB = LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{2}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>
$LI()_{fg} \pm \frac{1}{2} * OB = LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{2}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>
$LI()_{fg} - \frac{1}{2} * OB > LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{2}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>
$LI()_{fg} - \frac{1}{2} * OB \geq LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{1}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>
$LI()_{fg} + \frac{1}{2} * OB < LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{3}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>
$LI()_{fg} - \frac{1}{2} * OB > LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{3}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>
$LI()_{fg} + \frac{1}{2} * OB < LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{2}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>
$LI()_{fg} + \frac{1}{2} * OB \leq LI()_{fg+1}$	$[1 - LI()_{fg}] * \frac{2}{3}$	<p style="text-align: center;">$LI()_{fg}$ für $k(i,i+1)=\text{konst.}$</p>

Abbildung 34: Positionsbezogenes Bewertungssystem - Beispiel für Leistungsindex (LI)

Fördergutbezogene - Prozessverlaufbewertung über den SystemPfad (sp(q,s)) des Fördergutes (fg=konst.); für alle Fördergüter (fg) mit LI(fg) < OB auf einer Kante k(i,i+1) (Anomalie-Ereignisse)

Fallbeschreibung	Bewertung des Anomalie-Ereignisses	Skizze mit ○ für zu bewertendes Anomalie-Ereignis
$LI(fg) \pm \frac{1}{2} * OB = LI(fg+1)$ $LI(fg) \pm \frac{1}{2} * OB = LI(fg+1)$	$[1 - LI(fg)] * \frac{2}{3}$	
$LI(fg) - \frac{1}{2} * OB > LI(fg+1)$ $LI(fg) - \frac{1}{2} * OB \geq LI(fg+1)$	$[1 - LI(fg)] * \frac{2}{3}$	
$LI(fg) - \frac{1}{2} * OB \geq LI(fg+1)$ $LI(fg) + \frac{1}{2} * OB < LI(fg+1)$	$[1 - LI(fg)] * \frac{1}{3}$	
$LI(fg) + \frac{1}{2} * OB \leq LI(fg+1)$ $LI(fg) - \frac{1}{2} * OB > LI(fg+1)$	$[1 - LI(fg)] * \frac{3}{3}$	
$LI(fg) + \frac{1}{2} * OB < LI(fg+1)$ $LI(fg) + \frac{1}{2} * OB \leq LI(fg+1)$	$[1 - LI(fg)] * \frac{2}{3}$	

Abbildung 35: Fördergutbezogenes Bewertungssystem - Beispiel für Leistungsindex (LI)

Die Abbildung 36 zeigt exemplarisch einen Auszug für ein Ergebnis der positionsbezogenen Bewertung anhand des Leistungsindex LI für ein Simulationsmodell eines Gepäckbandförderes mit ca. 500 Ereignispunkten. Erkennbar ist der Einfluss des Gesamtprozesses auf das Bewertungssystem. Demnach haben die Fördergüter fg (Load18, Load19 und Load20) die höchste Bewertung, da der Prozess auf der betrachteten Kante k schlechter wird. Die visuelle Überprüfung in der Simulation bestätigte das Ergebnis. Der Vorteil liegt hier z. B. konkret

darin, dass erkennbar ist, mit welchem Fördergut suboptimales Verhalten „beginnt“ und welche Fördergüter die Transition „befahren“, wenn sich das Verhalten wieder Richtung Optimum entwickelt. Weiterhin können Aussagen getroffen werden, ob suboptimales Verhalten durch eine plötzliche „Verklemmung“ o. ä. entsteht und sich auch dementsprechend wieder schnell auflöst, oder ob es eher eine Art „Aufschaukeln“ ist, welches die Anwendung spezifischer Analyse- bzw. Diagnoseschritte bedingt, um Aussagen zu wahrscheinlichen Ursachen treffen zu können.

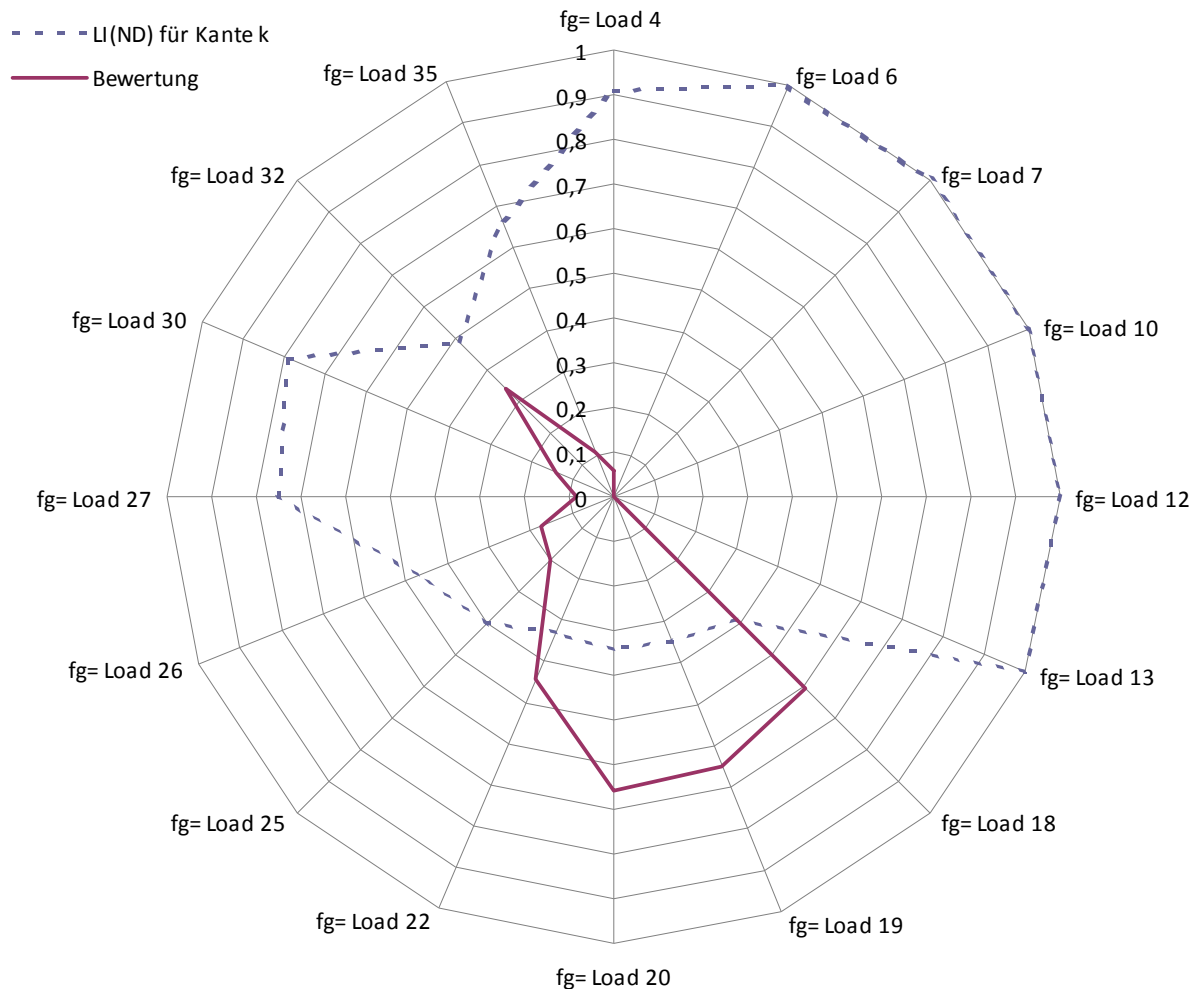


Abbildung 36: Bewertung des Leistungsindex $LI(ND)$ für eine Kante k

Positionsbezogene Bewertungsgrößen

Ein weiteres Kriterium der positionsbezogenen Bewertung basiert auf der Auswertung der Zwischenankunftszeiten ZAZ . Ziel ist die Bewertung der gegenseitigen Behinderung zweier Fördergüter aus unterschiedlichen Richtungen im Kreuzungsbereich. Entscheidendes Kriterium bildet normalerweise das betrachtete Fördermittel. Ein Drehtisch beispielsweise besitzt Schaltzeiten. Die Wahl des Fördermittels hat direkten Einfluss auf die zu analysierenden Ereignisorte. Durch die ausschließliche Verwendung der Standard-Attribute entfällt dies und die Betrachtung unterstellt keinen Zeitverlust durch Schaltvorgänge. Somit sind lediglich die Eingänge je Knoten und somit die Zusammenführungen im Netzwerk relevant. Bei zeitbehafteten Schaltvorgängen wäre eine zusätzliche Bewertung der Verzweigungen - nach glei-

chem Prinzip - notwendig³⁰. Die Bewertung von Behinderungen zweier Fördergüter aus unterschiedlichen Richtungen kann weiterführend zur Erkennung eventueller Vorfahrtsregeln genutzt werden. Liefert die Analyse lediglich Bewertungen für Fördergüter aus einer Richtung ist eine Benachteiligung dieser im Vergleich zu den anderen Richtungen zu prüfen. Abbildung 3.14 verdeutlicht das Warten des Fördergutes $fg=4$ im Kreuzungsbereich, welches in der Vorfahrtsschaltung der Kante $k(i;i+1)$ vor der Kante $k(j;i+1)$ begründet ist.

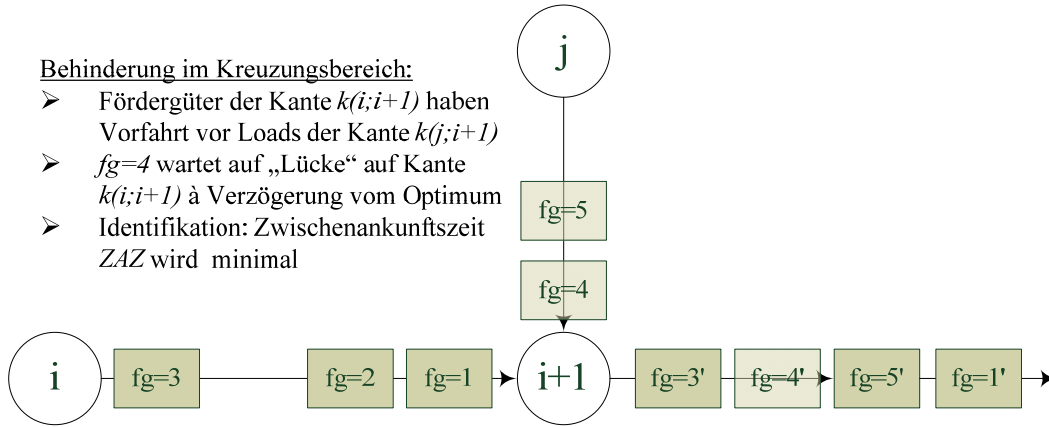


Abbildung 37: Behinderung im Kreuzungsbereich einer Zusammenführung

Die Basis bildet die Betrachtung zweier Fördereinheiten aus unterschiedlichen Richtungen³¹. Die minimale Zwischenankunftszeit ZAZ des Knotens $(i+1)$, welche im gesamten Datenraum vorliegt, gibt den maßgebenden Bezug zur Beurteilung der Stärke der Behinderung im Kreuzungsbereich (Gleichung 11).

$$\text{Bewertung} = \begin{cases} \frac{\min_{\forall fg} (ZAZ(i+1)_{fg;fg-1})}{ZAZ(i+1)_{fg;fg-1}} & \text{wenn } fg \in fgZ(i) \text{ und } (fg-1) \in fgZ(j) \\ \text{keine} & \text{sonst} \end{cases} \quad (11)$$

Ein weiteres Kriterium der positionsbezogenen Analyse basiert auf der Auswertung des Fördergutzählers und baut auf der separaten Betrachtung jeder Kante k im reduzierten Graphen $G(l;K)$ auf. Für diese Analyse ist eine Erstellung sinnvoller Zeitbereiche notwendig. Bei globaler Betrachtung können auf verschiedenen Kanten $k(i;i+1)$, $k(i;i+2)$ und $k(i;i+3)$ dieselbe Anzahl an Fördergütern notiert werden. Hingegen zeigt eine zeitbereichsbasierte Auswertung die unterschiedliche Inanspruchnahme der Kanten zu verschiedenen Zeiten.

Zur Festlegung der Zeitbereiche $ZB(k)$ wird nachfolgend das Methodenmodul vorgestellt. Den Ausgangspunkt bildet die Unterteilung der Zeitachse je Kante k in Abschnitte der Größe $minZAZ(i+1)$ am Knoten $(i+1)$. Durch die Verwendung der minimalen Zwischenankunftszeit $minZAZ(i+1)$ wird maximal eine Fördereinheit fg pro Zeitbereich ($ZB(minZAZ(i+1))$) registriert. Folglich entsteht ein binäres System mit „1“ als Registrierung einer Fördereinheit auf der Kante³² und „0“ als Registrierung keiner Fördereinheit auf der Kante im $ZB(minZAZ(i+1))$ ³³, welches eine gute Auswertungsgrundlage bietet. Tabelle 5 zeigt ein Zahlenbeispiel für den im Diagramm dargestellten Zeitverlauf des Fördergutzählers fgZ .

³⁰ Für weiterführende Forschungen relevant.

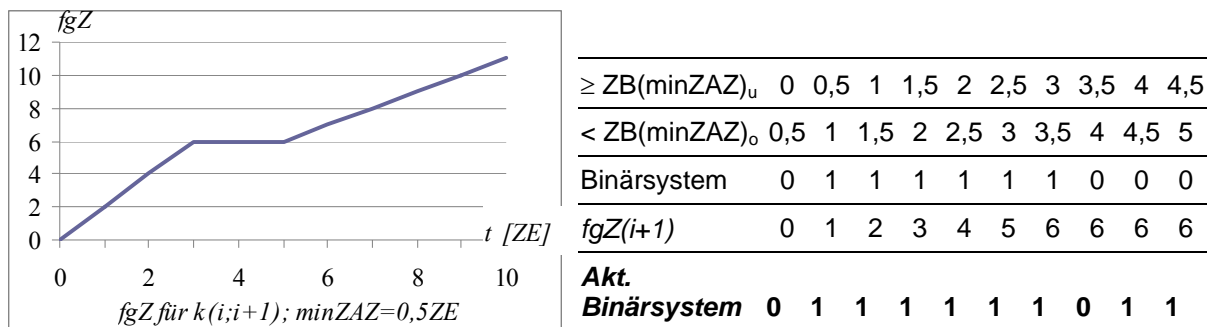
³¹ Später ist abhängig von der Wahl der Fördermittel und der damit verbundenen Art der Schaltvorgänge ist die Bezugsgröße zu definieren. Weiterhin würde ein zeitbehafteter Schaltvorgang eine richtungsgetreue Bestimmung der minimalen InterArrivalTime als Bezugsgröße implizieren.

³² in dem Zeitbereich wird die Kante durch **mind.** eine Fördereinheit benutzt

³³ in diesem Zeitbereich hat keine Fördereinheit die Kante verlassen, als Messpunkt fungiert $fgZ(i+1)$

Weiterführendes sollen die Zeitbereiche $ZB(k)$ (Nutzungsphasen einer Kante) durch Zusammenfassen der „0“ und „1“ erzeugt werden. Dabei ist der Sonderfall von Anomalien zu beachten, bei dem eine „0“ im Zeitbereich $ZB(\min ZAZ(i+1))$ angezeigt wird, obwohl eine Registrierung vorliegen müsste. Daraus folgt, dass jede „0“ der Kante auf das Vorliegen eines Anomalie-Ereignisses überprüft werden muss. Nach positiver Prüfung müssen in den $ZB(\min ZAZ(i+1))$ die Werte „0“ durch „1“ ersetzt werden. Aufbauend auf dem Beispiel in Tabelle 5 würde eine positive Prüfung auf Stau im Zeitbereich $ZB(\min ZAZ)$ von 4ZE bis 5ZE das in Tabelle 5 dargestellte *aktualisierte* Binärsystem ergeben.

Tabelle 5: Binärsystem als Basis zur Bestimmung der Zeitbereiche $ZB(k)$ je Kante



Als Ergebnis entsteht eine Aneinanderreihung von „0“ und „1“ über den Betrachtungszeitraum für jede Kante, welche zur Bestimmung der Nutzungsphasen der Kanten verwendet wird. Die Definition dieser Zeitbereiche $ZB(k)$ basiert auf der Maximierung der Zeitbereichslänge mit einer mindestens einmaligen 100%igen Auslastung. Das heißt die längste Abfolge von „1“ gibt die Anzahl der Zeitbereiche $ZB(\min ZAZ(i+1))$ vor, welche zusammengefasst werden müssen. Von Beginn des Betrachtungszeitraumes werden nun entsprechende Zeitbereiche $ZB(k)$ gebildet, die Nutzung innerhalb dieser Zeitbereiche wird durch den Quotienten aus der Anzahl der vorhandenen „1“ im zusammengefassten Zeitbereich $ZB(k)$ und der maximal möglichen Anzahl an „1“ bestimmt und stellt die Bewertungsgröße dar.

Das Bewertungskriterium des positionsbezogenen Anomaliegehalts $AG(k)$ einer Kante k beschreibt das Verhältnis der identifizierten Anomalien $AZ(k)$ auf der Kante k zur Anzahl möglicher Anomalien (Gleichung 12). Die Anzahl möglicher Anomalien leitet sich aus dem Fördergut-zähler fgZ der betrachteten Kante ab.

$$AG(k) = \frac{AZ(k)}{fgZ(k)} \tag{12}$$

Fördergutbezogene Bewertungskriterien

Im Gegensatz zur positionsbasierten Betrachtung erfolgt die fördergutbezogene Bewertung anhand des Verlaufes des Fördergutes durch das Netzwerk. Bewertungskriterien für diese Betrachtungsweise sind die bereits beschriebene Prozessverlaufsbewertung (fördergutbezogen) und der Anomaliegehalt $AG(fg)$ des Fördergutes fg des zu bewertenden Anomalie-Ereignisses.

In Analogie zum Anomaliegehalt einer Kante wird der Anomaliegehalt eines Fördergutes bei ihrem Weg durch das Netzwerk bestimmt und repräsentiert das Verhältnis der identifizierten Anomalien zur Anzahl möglicher Anomalien. Die Anzahl möglicher Anomalien leitet sich aus der Anzahl der passierten Kanten k einer Fördereinheit ab. Im Falle von Schleifenfahrten zählen die passierten Kanten mehrfach.

$$AG(fg) = \frac{AZ(fg)}{K_{fg}} \tag{13}$$

mit K_{fg} für die Menge der passierten Kanten durch das Fördergut

Die Abbildung 38 veranschaulicht den Weg eines Fördergutes über den Pfad $p(i-5, i+5)$ mit drei identifizierten und zehn möglichen Anomalie-Ereignissen. Dies entspricht einem Anomaliegehalt von $3/10$.

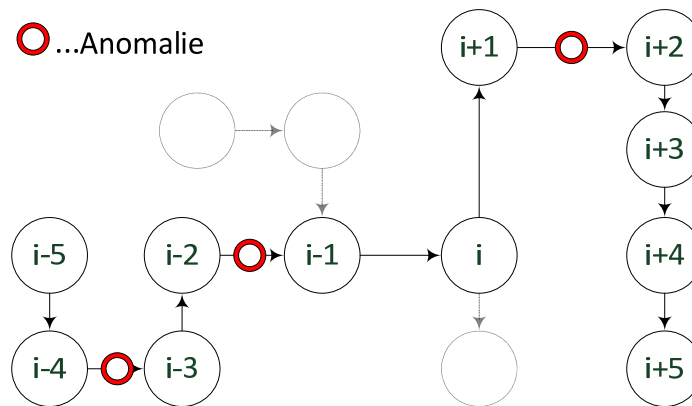


Abbildung 38: Veranschaulichung des fördergutbezogenen Anomaliegehaltes $AG(fg)$

Strukturbezogene Bewertungskriterien

Neben der positions- und fördergutbezogenen Bewertung werden die Anomalie-Ereignisse ebenfalls nach strukturbezogenen Merkmalen bewertet. Die Bewertung des identifizierten Anomalie-Ereignisses im Hinblick auf das Netzwerk der Anlage orientiert sich beispielsweise an der Robustheit des Graphen. Die Nutzung von Erkenntnissen aus der Theorie komplexer Netzwerke für logistische Systeme wurde im Rahmen eines parallelen Forschungsvorhabens an der Professur für Technische Logistik entwickelt (vgl. HAMMEL et al. (2008)). Robustheit ist die Unempfindlichkeit eines Objektes bzw. des Systems gegenüber Störeinflüssen. Für die strukturbezogene Bewertung werden folgend benannte Kenngrößen verwendet:

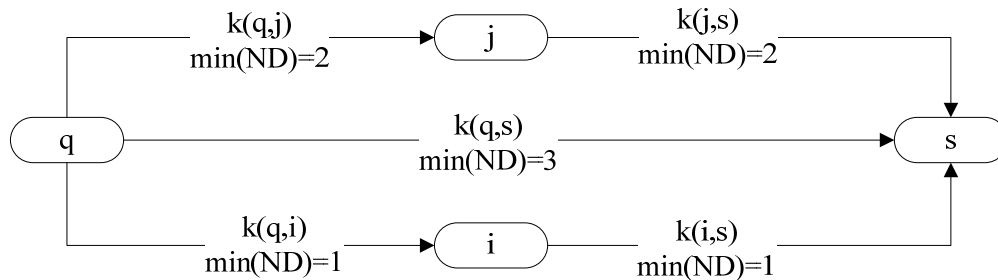
- *Knotengrad* $G(i) \in \mathbb{N}^+$; Eingangsknotengrad $G^+(i) \in \mathbb{N}^+$; Ausgangsknotengrad $G^-(i) \in \mathbb{N}^+$
- *Kantenzentralität* $Z(i) \in [0, 1]$
- *Kantenstörpotential* $S(i) \in [0, 1]$
- *Transportanteil* $TA(i) \in [0, 1]$

Mit Hilfe der *Knotengrade* können Kreuzungen, Verzweigungen und Zusammenführungen differenziert werden. Für die strukturbezogene Bewertung ist dies allein jedoch nicht ausreichend, da die Differenzierung aufgrund technischer Grenzen der Fördermittel maximal nur innerhalb eines Wertebereiches von $\{0; 1; 2; 3; 4\}$ erfolgen kann. Diese Differenzierung dient hauptsächlich einer ersten Einordnung bzw. werden die Knotengrade im Rahmen der Graphenreduzierung verwendet (vgl. Kapitel 4.2).

Der Begriff der *Kantenzentralität* entstammt aus der Graphentheorie und beschreibt die Zentralität einer Kante im Graphen aus strukturellem Blickpunkt (vgl. Abbildung 39). Das heißt eine Kante besitzt umso höhere Zentralität wenn sie Bestandteil von mehreren kürzesten Verbindungen zwischen Quellen und Senken ist, unabhängig von Transportflüssen. Im

Rahmen der Ereignisdatenauswertung für spurgebundene Materialflusssysteme sind jedoch die Flüsse im System bekannt und müssen vor allem zeitlichen Anforderungen genügen. Die Kantenzentralität $Z(k)$ einer Kante k für die Materialfluss-Diagnose beschreibt daher das Verhältnis von „wegfallenden“ kürzesten Pfaden KP' , bei Ausfall der Kante $k \in p(q,s)$, zur Menge vorhandener kürzester Pfade KP für alle Quelle-Senke-Relationen QS (Gleichung 14).

$$Z(k) = \frac{KP'}{KP} \tag{14}$$



Graphentheorie: Kante $k(q,s)$ höchste Zentralität, da kürzester Weg von q zu s („Anstatt dass die Fördereinheit im Kreis über Knoten i oder j zur Senke s transportiert wird, ist die kürzeste Verbindung zentral durch die Mitte.“)

Materialfluss-Diagnose: Kanten $k(q,i)$ und $k(i,s)$ höchste Zentralität ($Z(k)=1$), da diese Bestandteil des kürzesten Pfades von Quelle q zu Senke s ($kp(q,s)$) sind ($\sum \min(ND) = \min(ND(p(q,s)))=2$)

Abbildung 39: Kantenzentralität - Graphentheorie vs. Materialfluss-Diagnose

Der kürzeste Pfad wird in der Graphentheorie häufig mittels des DIJKSTRA-Algorithmus bestimmt³⁴. Für den Fall der Materialfluss-Diagnose ist dies zwar auch möglich, jedoch nicht notwendig. Der kürzeste Pfad $kp(q,s)$ für eine Quelle-Senke-Beziehung ergibt sich aus der Summe der minimalen Nutzungsdauern $\min ND$ jeder Kante k , welche Bestandteil des (System-)Pfades $p(q,s)$ sind (Gleichung 15).

$$kp(q,s) = p(q,s) \text{ wenn für } p(q,s) \text{ gilt: } \sum_{\forall k \in p(q,s)} \min ND(k) = \text{Minimal} \tag{15}$$

Das *Kantenstörpotential* $S(k)$ beschreibt im Gegensatz zur Zentralität das Verhältnis „wegfallender“ Quelle-Senke-Relationen QS' , bei Ausfall der Kante k , zur Gesamtmenge der Quelle-Senke-Relationen QS (Gleichung 16)

$$S(k) = \frac{QS'}{QS} \tag{16}$$

³⁴ vgl. DIJKSTRA (1959), BELLMAN (1958), FLOYD (1962) und für einen Überblick zur graphenbasierten Netzwerkanalyse SEIDEL (2007)

Der *Transportanteil* $TA(k)$ betrachtet das Verhältnis wegfallender Fördergüter, das entspricht dem Fördergutähler $fgZ(k)$ bei Ausfall der Kante k , zur Gesamtzahl an Fördergütern für das System (Gleichung 9). Dabei werden keine Wegalternativen berücksichtigt, da nicht bekannt ist ob die Fördergüter aus technisch- oder organisatorischen Gründen die Kante k benutzen müssen³⁵.

$$TA(k) = \frac{fgZ(k)}{\sum_{\forall s \in I} fgZ(s)} \quad (17)$$

Anhand der im Identifikations-Schritt berechneten Kenngrößen und der angewendeten Identifikationsregeln kann durch deren Bewertung der Betrachtungszeitraum T in verschiedene Zeitperioden unterteilt werden. Hier liefern zum Beispiel die Häufigkeit von auftretenden Abweichungen für die Nutzungsdauer ND oder eine besonders hohe Durchlaufzeit (*Zeitm-System* $ZiS(s)$) in spezifischen Zeiten gute Anhaltspunkte für eine zweckdienliche Diskretisierung des Betrachtungszeitraumes in äquidistante oder auch nicht äquidistante Zeitperioden. Die Kenntnis der Bewertungsergebnisse bzw. spezifischer Zeiträume mit erhöhtem Anomalie-Aufkommen kann zu einer Nutzung von weiteren Identifikationsregeln oder Regeln unter anderen Parametern (manuelle Anpassung des Optimalbereiches OB , oder OB für einzelne Zeitbereiche nach Gleichung 2 oder 3 neu bestimmen) führen.

Das Ergebnis des entwickelten Bewertungsverfahrens erlaubt eine Interpretation der identifizierten Anomalien, in Form eines Rankings. Für dieses Ranking werden die einfachen Summen der Bewertungskriterien je Ereignis sortiert, wobei die höchste Bewertung das „schlechteste“ bzw. „kritischste“ Ereignis repräsentiert. Vorteilhaft wirkt sich dabei die Normierung aller Bewertungskriterien auf den Wertebereich $[0,1]$ aus. Ebenso ist die Zusammenfassung nur innerhalb der Säulen denkbar. Die genaue Vorgehensweise, welche Merkmale³⁶, mit welcher Gewichtung, in die Bewertung einbezogen werden sollen hängt im Einzelfall vom Anwender ab. Die Bewertung dient in jedem Fall der Priorisierung für den Diagnoseschritt. Diese Grobplanung für den im Folgenden beschriebenen Schritt der zeitlichen und örtlichen Eingrenzung wahrscheinlichster Ursachen, soll die Effizienz steigern und liefert gleichzeitig bereits wesentliche Anhaltspunkte. Die Abbildung 40 zeigt den oberen Auszug der geordneten Anomalie-Liste aus einer durchgeführten Bewertung. Zu Erkennen ist der deutliche Einfluss des Transportanteils $TA(k)$ und Störpotentials $S(k)$ sowie der Zentralität $Z(k)$ für die Kante k auf die am kritischsten bewerteten Ereignisse. Grund hierfür ist, dass eine Anomalie auf einer Kante umso kritischer ist, wenn die Kante für die meisten QS-Relationen notwendig ist.

³⁵ Würden Wegalternativen betrachtet könnten zum Beispiel Koffer zwar zur Senke gelangen, jedoch würden Sie eventuell den erforderlichen Röntgentest nicht passieren können.

³⁶ siehe Abbildung 32

Anomalie-Ereignisse			Bewertungskriterien								
fg	t _i	k(i+1)	positionsbezogen nach Größe				fördergutbezogen nach Größe		anlagenseitig nach Größe		Summe Bewertung
			Prozessverlauf anhand LI(ND(k))	Transportanteil f _g Z(k)	Behinderung im Kreuzungsbereich ZAZ(i+1)	Anomaliegehalt AG(k)	Prozessverlauf anhand LI(ND _g)	Anomaliegehalt Ag(f _g)	Kantenzentralität Z(k)	Kantenstöropotential S(k)	
Load 16	581,9	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,83	1,00	0,83	0,84	0,55	0,25	1,00	1,00	6,30
Load 33	937,36	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,69	1,00	0,29	0,84	0,69	0,25	1,00	1,00	5,75
Load 15	547,7	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,74	1,00	0,20	0,84	0,49	0,30	1,00	1,00	5,57
Load 17	609,93	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,57	1,00	0,33	0,84	0,57	0,25	1,00	1,00	5,56
Load 34	971,17	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,55	1,00	0,30	0,84	0,55	0,17	1,00	1,00	5,41
Load 21	659,22	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,66	1,00	0,36	0,80	0,22	0,35	1,00	1,00	5,39
Load 21	636,31	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,51	1,00	0,16	0,84	0,51	0,35	1,00	1,00	5,37
Load 29	849,04	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,53	1,00	0,21	0,84	0,53	0,25	1,00	1,00	5,37
Load 28	845,7	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,51	1,00	0,36	0,80	0,51	0,16	1,00	1,00	5,34
Load 23	662,55	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,52	1,00	0,15	0,84	0,52	0,30	1,00	1,00	5,33
Load 14	544,37	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,53	0,73	0,50	0,80	0,53	0,20	1,00	1,00	5,28
Load 31	934,02	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,73	0,91	0,20	0,80	0,49	0,15	1,00	1,00	5,28
Load 11	492,13	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,76	0,73	0,27	0,80	0,51	0,20	1,00	1,00	5,27
Load 9	324,26	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,49	0,73	0,50	0,80	0,49	0,25	1,00	1,00	5,27
Load 28	811,41	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,59	1,00	0,25	0,84	0,39	0,16	1,00	1,00	5,23
Load 24	721,64	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,40	1,00	0,35	0,84	0,40	0,20	1,00	1,00	5,19
Load 32	998,76	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,39	1,00	0,29	0,84	0,39	0,27	1,00	1,00	5,17
Load 33	967,84	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,49	0,91	0,20	0,80	0,49	0,25	1,00	1,00	5,15
Load 24	743,34	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,43	1,00	0,29	0,80	0,43	0,20	1,00	1,00	5,14
Load 23	693,7	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,50	1,00	0,29	0,80	0,25	0,30	1,00	1,00	5,14
Load 18	697,04	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,22	1,00	0,25	0,84	0,44	0,36	1,00	1,00	5,11
Load 30	880	sec10--sta_worker3IN(sec10)	0,21	1,00	0,29	0,84	0,41	0,29	1,00	1,00	5,03
Load 16	606,6	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,23	1,00	0,25	0,80	0,45	0,25	1,00	1,00	4,98
Load 22	539,9	sta_worke1N(sec3)--sta_wor	0,11	1,00	0,25	0,97	0,11	0,50	1,00	1,00	4,93
Load 17	632,98	sta_worker3IN(sec10)--sta_w	0,44	1,00	0,20	0,80	0,22	0,25	1,00	1,00	4,91

Abbildung 40: Auszug Bewertungsergebnis

Auf Grund des dreiteiligen Aufbaus des Bewertungsverfahrens eignet sich beispielsweise auch die Darstellung der Ergebnisse im Dreiecksdiagramm. Dreiecksdiagramme sind zweidimensionale Diagramme zur Darstellung eines ternären Systems. Die drei Komponenten werden über ein gleichseitiges Dreieck abgebildet. In den Eckpunkten liegt eine Komponente zu 100% vor. Die drei Seiten des Dreiecks sind je ein binäres System zweier Komponenten. Wird zu einem binären System die Parallelschar dieser Seite hinzugezogen, entsteht das ternäre System, da diese Parallelschar die Skala für die dritte Komponente darstellt. Der Mittelpunkt des Dreiecks bildet demzufolge ein System, in diesem Fall das Anomalie-Ereignis, aus gleichen Anteilen jeder Komponente ab. Die Summe aller Komponenten ist stets 100%. In Abbildung 41 zeigt beispielhaft der Punkt P eine Zusammensetzung von 20% der Komponente 1, 40% der Komponente 2 und 40% der Komponente 3.

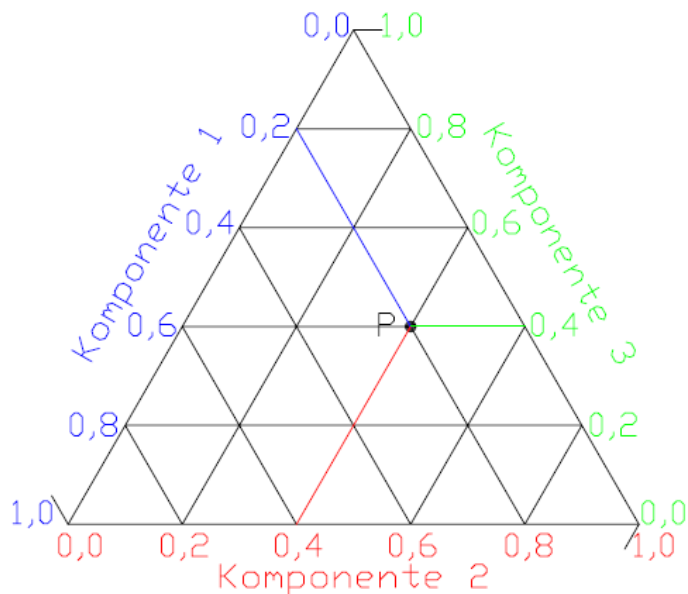


Abbildung 41: Dreiecksdiagramm – Visualisierung eines Anomalie-Ereignis und Bewertung

4.2.3 Eingrenzung möglicher Primär-Ursachen

Das Ziel dieses letzten Analyseschrittes bestand in der Identifizierung von so genannten Schlüsselereignissen. Generell kann ein Ereignis die Ursache für mehrere Anomalien sein, aber auch gleichzeitig die Folge mehrere unerwünschter Systemzustände darstellen. Entgegen der ursprünglichen Planung, eine Ursachen-Diagnose mittels iterativer, sequentieller Korrelationsanalyse durchzuführen wurde ein anderer Ansatz gewählt. Mit Hilfe der Ergebnisse aus den vorigen Analyseschritten, insbesondere aus dem Bewertungsschritt, sollen mögliche Primär-Ursachen (Schlüsselereignisse) eingegrenzt werden.

Das Ranking der bewerteten Anomalien fungiert als Input für die Ursachenanalyse. Analog der Gewichtung - beginnend mit der höchsten Bewertung - werden die Ursachen der entsprechenden Anomalie-Ereignisse ergründet. Ziel ist die Zuordnung mehrerer Anomalien zu einer Ursache und die damit verbundene Bündelung der Schwachstellen/ Abweichungen im Netzwerk. Für die Ursachenanalyse bietet sich zwar das Verfahren der Korrelationsanalyse an, jedoch ist dieses nicht für die Materialfluss-Diagnose nicht besonders geeignet. Denn die Korrelationsanalyse prüft die Stärke eines Zusammenhanges zwischen zwei Merkmalen und wird durch den Korrelationskoeffizienten r charakterisiert. Dieser ist normiert und liegt im Wertebereich $[-1,1]$, wobei sich folgende Bereiche klassifizieren lassen (vgl. Abbildung 42):

- $r = -1$: vollständig gegenläufiger linearer Zusammenhang.
- $-1 < r < 0$: mehr oder weniger gut ausgeprägter negativer linearer Zusammenhang.
- $r = 0$: kein linearer Zusammenhang.
- $0 < r < 1$: mehr oder weniger gut ausgeprägter positiver linearer Zusammenhang.
- $r = 1$: vollständig linearer Zusammenhang.

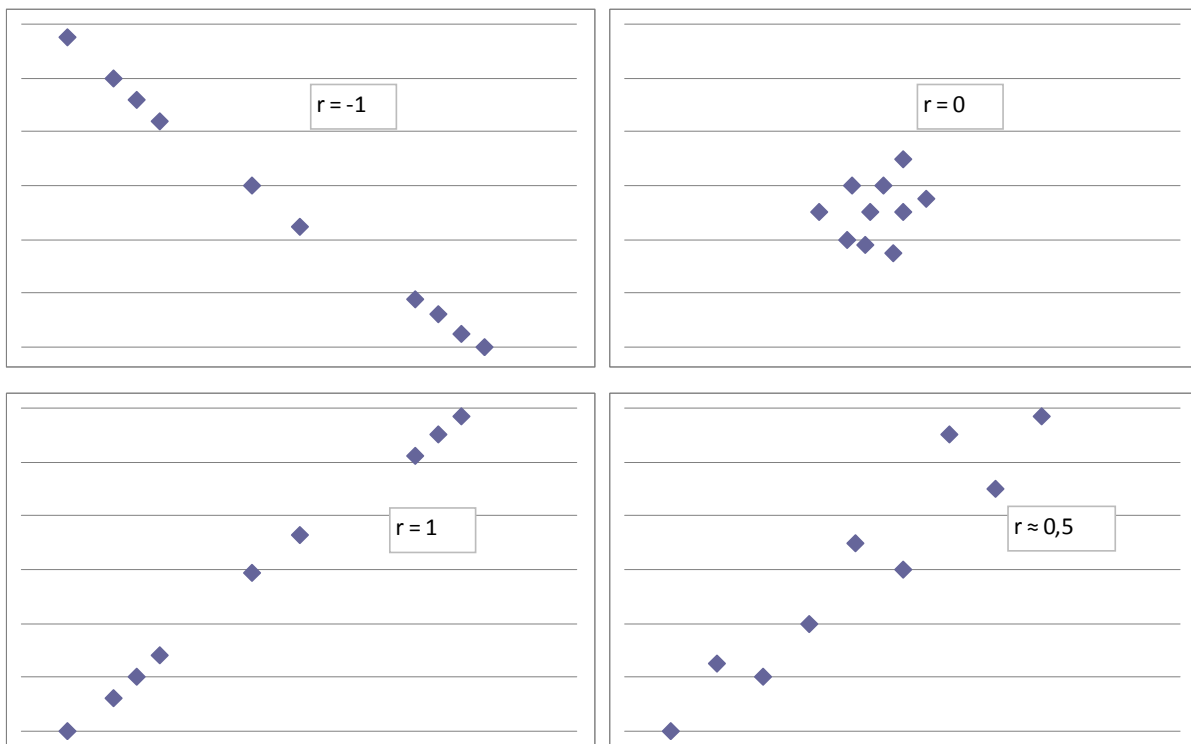


Abbildung 42: Veranschaulichung des Korrelationskoeffizienten r

Anhand des Skalenniveaus der beteiligten Variablen (und der Fragestellung) werden verschiedene Korrelationskoeffizienten unterschieden. Bei unterschiedlich skalierten Variablen ist das niedrigste Skalenniveau ausschlaggebend. Beispielsweise misst der Rangkorrelationskoeffizient den Grad der Monotonie zwischen den Variablen. Hingegen ist der Pearson-Korrelationskoeffizient Maß für den Grad des linearen Zusammenhangs zwischen zwei Merkmalen. Tabelle 6 gibt eine Übersicht über ausgewählte Korrelationskoeffizienten in Abhängigkeit des verlangten Skalenniveaus der Merkmale und der gewünschten Zielstellung.

Tabelle 6: Übersicht der Korrelationskoeffizienten

Voraussetzung	Verfahren	Aussage
beide Variablen proportionalitätsskaliert ³⁷	Pearsonscher Korrelationskoeffizient	Grad der Linearität
mindestens eine Variable ordinalskaliert ³⁸	Rangkorrelation nach Spearman, Rangkorrelation nach Kendall	Grad der Monotonie
eine Variable dichotom ³⁹ , die andere intervallskaliert ⁴⁰	punktbiseriale Korrelation	Maß der Korreliertheit
beide Variablen dichotom	Vierfelderkorrelation	Maß der Abhängigkeit
beide Variablen nominal ⁴¹	χ^2 -Korrelation	Maß der Abhängigkeit

Als Input einer Korrelationsanalyse fungieren zwei Merkmale, aus denen n Beobachtungspaare abgeleitet werden. Diese repräsentieren eine Stichprobe aus der Grundgesamtheit. Die Anwendung der Korrelationsanalyse ergibt im Rahmen der Materialfluss-Diagnose keine direkt verwertbare Aussage, da zwischen Korrelation und Ursache kein eindeutiger Zusammenhang besteht. Prinzipiell bedeutet eine hohe Korrelation eine assoziative Verknüpfung der Variablen. Gleichbedeutend bedingt dies aber keinen kausalen Zusammenhang, weil durch eine Beeinflussung eines übergeordneten Erscheinungskomplexes ebenfalls eine hohe Korrelation zustande kommen kann. Allerdings führt eine ursächliche Verbindung der Merkmale eine hohe Korrelation mit sich. Weiterhin wirkt sich der benötigte Input einer Korrelationsanalyse defizitär auf ihr Anwendungspotential im Rahmen der Materialfluss-Diagnose anhand der Standard-Ereignisattribute aus. Die Prüfung zweier Ereignisse⁴² auf ihre zugehörige Korrelation ist denkbar. Jedoch bieten diese sowie deren Bewertung keine geeigneten Inputgrößen. Einzig die Zeit bzw. der Leistungsindex $LI(ND)$ bezogen auf die Nutzungsdauer steht als prozessbeschreibende Größe für einen Einzelprozess zur Verfügung. Ein ähnlich verlaufender Leistungsindex zweier Ereignisse sowie derer Vor- und Nachfolger in einer gleichen zeitlichen Phase muss keine ursächliche Verbindung haben. Darüber hinaus sagt der LI lediglich etwas über die Klassifikation des Ereignisses hinsichtlich „gut“ oder „schlecht“ aus. Dies ist nicht gleichbedeutend mit der Charakterisierung eines schlechten Ereignisses als Ursache. Vielmehr ist das erste Auftreten der Unregelmäßigkeit relevant. Zum anderen ist die Einbeziehung des Ortes entscheidend. Daher ist beginnend mit dem

³⁷ metrische Skala mit existierenden absoluten Nullpunkt; Unterschiede, Ordnungen, Größen, Differenzen und Verhältnisse sind relevant; z.B. Längenmaße

³⁸ Skalen, welche die in den Merkmalswerten enthaltene Ordnungsrelation abbilden; Ordnung und Unterschiede sind relevant; Größe der Zahlen spielen keine Rolle; z.B. Qualitätsgruppen

³⁹ nur zwei Ausprägungen eines Merkmals liegen vor; z.B. Geschlecht

⁴⁰ metrische Skala mit willkürlich festgelegten Nullpunkt; Unterschiede, Ordnungen, Größen und Differenzen sind relevant; z.B. Temperatur

⁴¹ alle Skalenwerte stehen gleichberechtigt nebeneinander; es gibt keine Ordnung, nur Unterschiede; z.B. Farben

⁴² Anomalie-Ereignisse, oder eines Anomalie-Ereignisses mit einem „normalen“ Ereignis

höchstbewerteten Ereignis, unter Beachtung zeitlicher und lokaler Restriktionen sowie der Einbeziehung der Bewertungsgrößen eine retrograde Ursachenanalyse sinnvoll. Hierbei terminiert der Algorithmus, sobald eine signifikante Änderung der Bewertungskriterien ($LI = OB$) erfolgt. Folgende Betrachtung ausgewählter, ereignisbeschreibender Größen in Tabelle 7 spezifiziert deren Aussagekraft für die Ursachenfindung.

Tabelle 7: Aussagekraft ausgewählter Kenngrößen bezüglich der Ursachen-Diagnose

Bewertung der Zeitbereiche je Kante mittels des Fördergut-zähler (vgl. S. 60)	Eingrenzung des Zeitbereiches in der die Ursache zu ermitteln ist
Prozessverlaufsbewertung	dreistufiges Bewertungsverfahren beruht auf höherer Bewertung der Ursache
positionsbezogener Leistungsindex	Aufzeigen der ersten Unregelmäßigkeit der betrachteten Kante
fördergutbezogener Leistungsindex	Identifikation des (fördergutseitigen) Ursprunges, des bei der positionsbasierenden Betrachtung ermittelten Ereignisses
Zeitstempel, Nutzungsdauer, minimale Nutzungsdauer (bzw. $OB'(ND)$)	Hilfsgrößen zur Gruppierung von Ereignissen mit gegenseitigen Einflusspotential
Strukturbewertung (vgl. S. 62)	Indikator für Ereignisorte an denen Ursachen verstärkt auftreten können

Den Ausgangspunkt der Ursachenanalyse bildet das Ereignis mit der höchsten Bewertung. Ein einfaches Beispielsystem soll für die weiteren Erläuterungen die Basis bilden. Im unreduzierten Graphen des Systems (vgl. Abbildung 43) wird $fg=2$ an der Kante $k(19,20)$ zum Zeitpunkt $t = 581,9$ (an $i=20$) mit dem höchsten *Bewertungsergebnis*=5,47 bewertet, daher wird mit diesem Ereignis begonnen die Ursache einzugrenzen. Weiterführend wird am Beispiel von $fg=2$ die Ursachenanalyse unter Beachtung zeitlicher und lokaler Restriktionen erläutert.

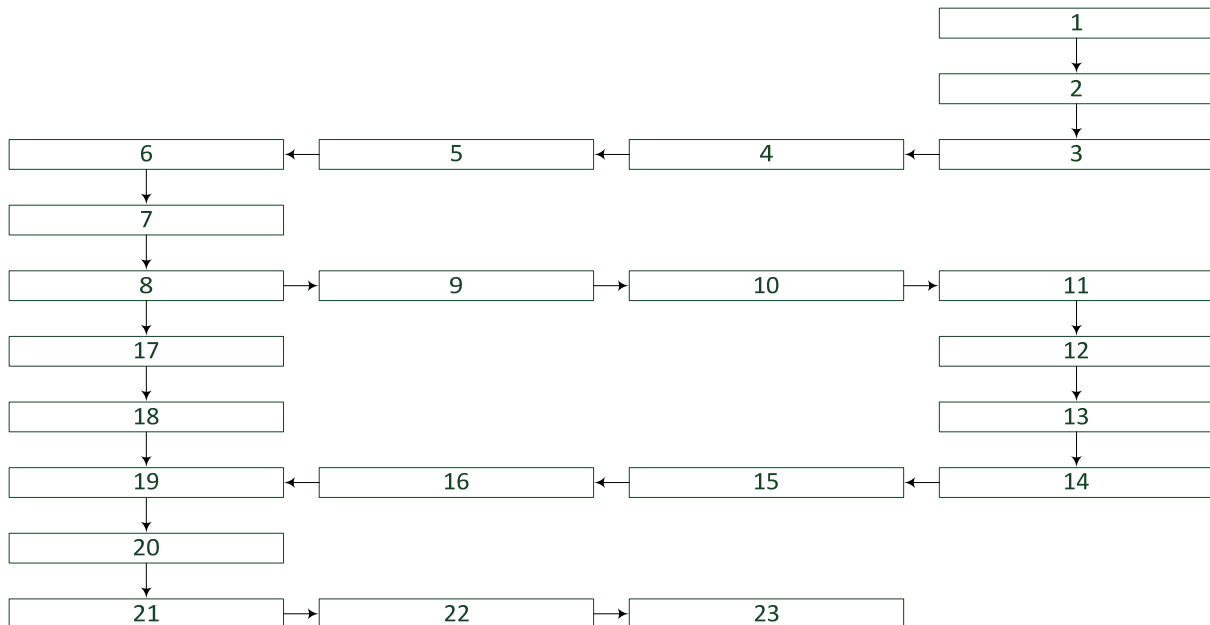


Abbildung 43: Beispielsystem für die Ursachenanalyse - unreduzierter Graph

1. Schritt: Kanten-Fixierte Betrachtung

Die lokale Eingrenzung des betrachteten Ereignisses charakterisiert den Startpunkt des Algorithmus. Ausgehend von diesem werden die Vorgängerereignisse auf Nichtoptimalität geprüft. Die Nutzungsdauer der (betrachteten) Kante dient als Hinweis zum zeitlichen Auftreten der dazugehörigen Ursache. Im Beispiel besitzen die zwei aufeinanderfolgenden Fördergüter ($fg=1$ und $fg=2$) ein Behinderungspotential an der Kante $k(19,20)$. Die Nutzungsdauer einer Kante wird über den Start- und Endzeitpunkt des Fördergutes ermittelt. Dabei kann diese Zeitspanne in Stand- und Transportzeiten zerlegt werden. Die Standzeit resultiert aus der Nutzungsdauer abzüglich der minimalen Nutzungsdauer (bzw. des OB' von ND^{43}), wohingegen die Fahrtzeit durch die minimale Nutzungsdauer (der betrachteten Kante $k(i,i+1)$) selbst charakterisiert wird. Im schlechtesten Fall tritt direkt nach dem Start-Ereignisort der Kante (also i) die Störung und somit die Standzeit ein⁴⁴. In diesem Fall muss das Fördergut – im Beispiel die Kante $k(19,20)$ – spätestens zum Zeitpunkt: $t(e) = t(fg,i=19) - \min ND(k(19,20))$ die Standzeit beenden haben⁴⁵. Befindet sich der Startzeitpunkt des Nachfolger-fördergutes im Bereich der Standzeit des Vorgänger-Fördergutes liegt ein Behinderungspotential vor. Im Beispiel wird dies bei den Anomalien von $fg=1$ und $fg=2$ ersichtlich⁴⁶. Folglich wird kantenfixiert das zeitlich erste nicht optimale Ereignis mit Bezug zum ausgewählten Ereignis bestimmt. Abbildung 44 zeigt die zu den Ereignissen für $fg=2$; (auf $i=19$ und $i=20$) in Abhängigkeit stehenden Ereignisse von $fg=1$ (auf $i=19$ und $i=20$) sowie die weiterführenden Betrachtungen zum Aufspüren der Ursache.

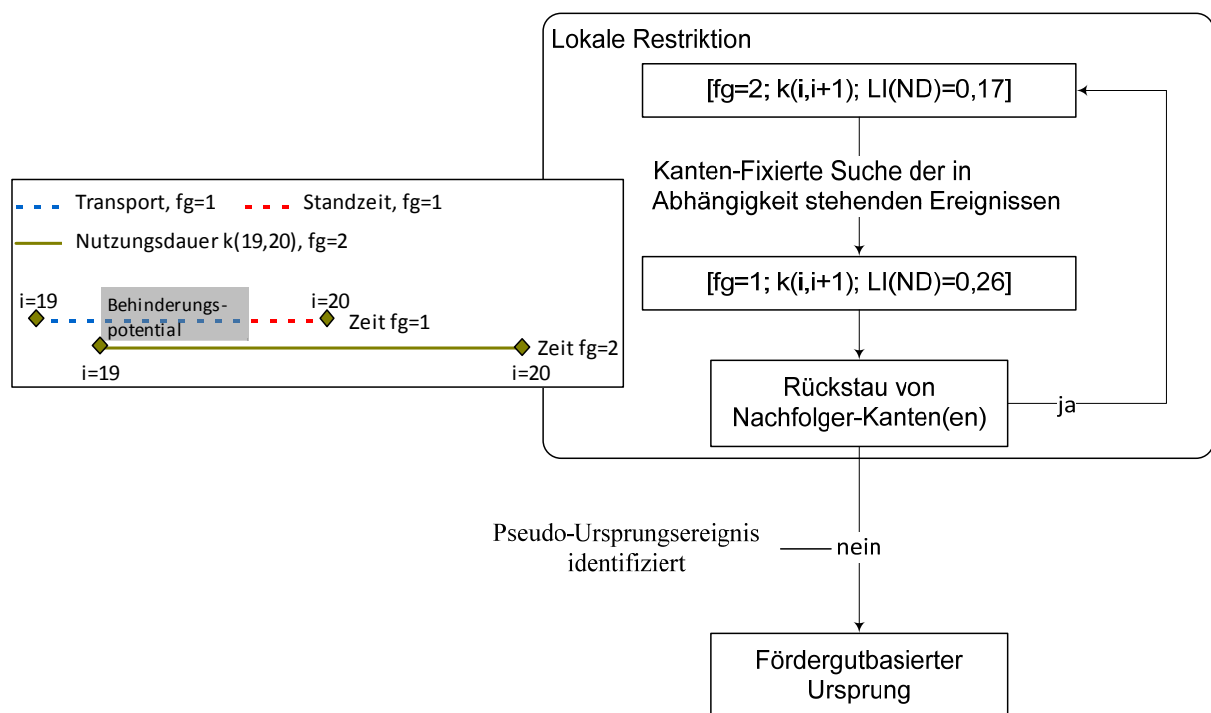


Abbildung 44: Erster Schritt der Ursachen-Diagnose - kantenfixiert

⁴³ Im Folgenden wird sich für die Beschreibung der Ursachen-Diagnose auf die minimale Nutzungsdauer bezogen. Analog kann auch die ermittelte Grenze OB' zum Optimalbereich herangezogen werden.

⁴⁴ vgl. blaue Zeitspanne in Abbildung 44

⁴⁵ Übergang von blauer, gepunkteter Linie zu roter, gestrichelter Linie in Abbildung 44

⁴⁶ Die Fördergüter $fg=23$ und $fg=18$ könnten zum Beispiel ebenfalls auf der Kante $k(19,20)$ aufeinanderfolgende Anomalien aufweisen. Jedoch impliziert das Vorhandensein keiner Überlagerung der maximalen Standzeit und des Startzeitpunktes des Nachfolger-Fördergutes eine Unabhängigkeit der Ereignisse. Eine gegenseitige Behinderung wäre damit ausgeschlossen.

Bezug nehmend auf Abbildung 44 erfolgt die fortführende Analyse. Nachfolgend wird das kantenfixiert ermittelte, in Abhängigkeit zum Ausgangsereignis stehende Ereignis als *Pseudo-Ursprungsereignis* definiert.

2. Schritt: Kanten-Übergreifende Betrachtung (Analyse Nachfolger-Kante)

Die Analyse der Nachfolger-Kante baut auf der Vorgehensweise der bereits beschriebenen kantenfixierten Analyse auf. Ziel ist die Erkennung eines Rückstaus der nachfolgenden Kante(n) bis zur betrachteten Kante. Bei der Kanten-Übergreifenden Untersuchung vergrößert sich das Ausmaß des Behinderungspotentials. Diese Vergrößerung resultiert aus der Beachtung der minimalen Zwischenankunftszeit *minZAZ*. Im schlechtesten Fall tritt direkt nach dem Start-Ereignisort der Nachfolger-Kante (also *i+1*) die Störung⁴⁷ und somit die Standzeit ein. Diese blockiert den End-Ereignisort des Fördergutes des Pseudo-Ursprungsereignisses (also *i+1*). Nach Beendigung der Nutzung muss das Pseudo-Ursprungsfördergut warten bis das Vorgänger-Fördergut den Ereignisort (*i+1*) vollständig passiert hat. Das tatsächliche Behinderungspotential setzt sich demzufolge aus der Standzeit plus der minimalen Zwischenankunftszeit *minZAZ* zusammen und wird in Abbildung 45 sowie Tabelle 8 veranschaulicht.

- nach Auflösung Belegung durch $fg=1$ (\triangleq Beendigung Standzeit von $fg=1$)
- $fg=2$ löst im Abstand der minimalen Zwischenankunftszeit ein Ereignis am Knoten ($i+1$) aus

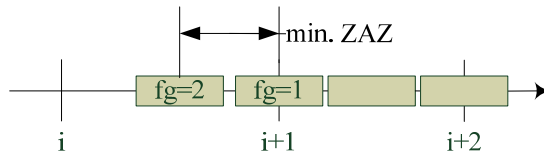


Abbildung 45: Skizze – Stau-Auflösung und des Einflusses von *minZAZ* auf die Ereigniszeit

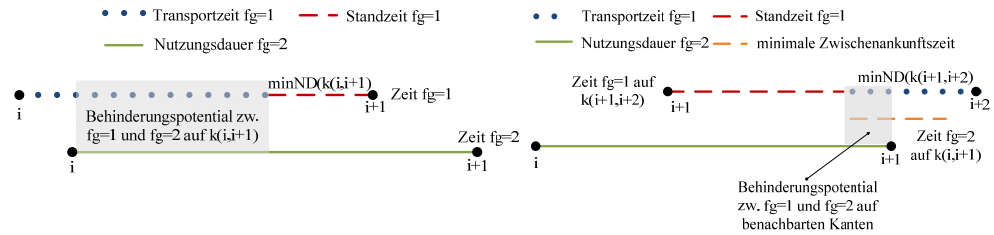
Tabelle 8 zeigt die unterschiedlichen Herangehensweisen der Ermittlung der Abhängigkeit zweier Ereignisse basierend auf Kanten-Fixierter und Kanten-Übergreifender Betrachtung. Der prinzipielle Unterschied besteht zwischen Beachtung der minimalen Zwischenankunftszeit bei kantenübergreifender Betrachtung und Nicht-Beachtung der minimalen Zwischenankunftszeit bei der kantenfixierter Betrachtung.

Tabelle 8: Abschätzung Behinderungspotential zur Ursachen-Diagnose

	Kanten-Fixierte Betrachtung	Kanten-Übergreifende Betrachtung
Bezugs-Fördergut $fg=2$		$fg=2$
Ausgangsort	$k(i,i+1)$	$k(i,i+1) \rightarrow k(i,i+2)$
Motiv	kantenfixierte Betrachtung des Behinderungspotentials zum Vorgänger-Ereignis	kantenübergreifende Betrachtung des Behinderungspotentials zum Vorgänger-Ereignis

⁴⁷ ausgelöst durch beispielsweise einen Rückstau

Behinderungspotential



Falls kantenübergreifend eine Abhängigkeit zweier Ereignisse festgestellt wurde, beginnt die kantenfixierte Analyse mit dem in Bezug stehenden Ereignis auf der entsprechende Kanten von Neuem. Diese Schleife terminiert, sobald kein weiteres in Abhängigkeit stehendes Vorgängerereignis entdeckt wird⁴⁸. Die Abbildung 46 zeigt den zweiten Schritt der Ursachen-Diagnose, die kantenübergreifende Betrachtung. Nachdem im ersten Schritt (kantenfixiert) ein wahrscheinliches Pseudo-Ursprungsereignisses für eine Kante ermittelt wurde, wird nun geprüft ob der Ursprung auf einer Nachfolger-Kante liegt.

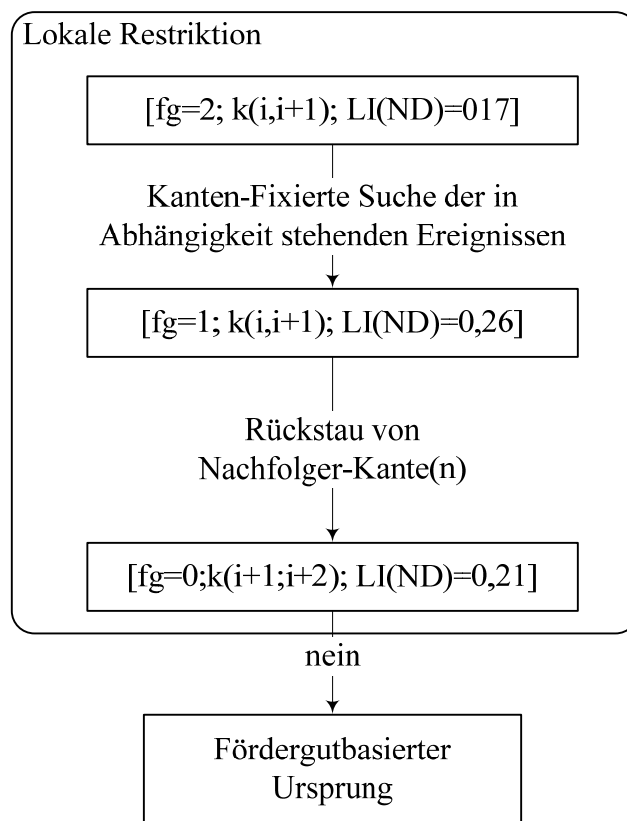


Abbildung 46: Zweiter Schritt der Ursachen-Diagnose - kantenübergreifend

3. Schritt Fördergutfixierte Betrachtung

Die fördergutfixierte Analyse zur Ursachenfindung basiert auf der Betrachtung des Verlaufes des Fördergutes des Pseudo-Ursprungsereignisses. Entgegengesetzt zu diesem werden die vorangegangenen Ereignisse auf Optimalität geprüft. Bei signifikanter Änderung des dazugehörigen Kennwertes (z.B. $LI(ND)$)⁴⁹ terminiert die Auswertung. Abbildung 47 zeigt die Entstehung des Beispiel-Ereignisses $[fg=1; k(i=19, (i+1=20)); t = 547; LI = 0,26]$ – terminierend bei

48 vgl. Abbildung 47; keine kantenübergreifende Abhängigkeit
 49 nicht optimal → optimal

dem zeitlich ersten nicht optimalen Ereignis des Fördergutes. Die Abbildung verdeutlicht, dass das kantenfixiert ermittelte Pseudo-Ursprungsereignis auch das tatsächliche Ursprungsereignis darstellt.

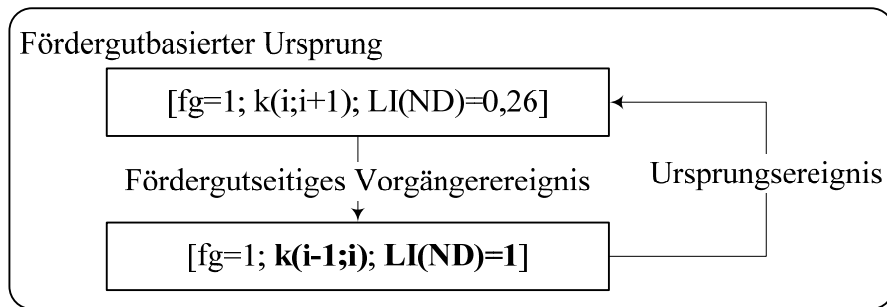


Abbildung 47: Dritter Schritt der Ursachen-Diagnose - fördergutfixiert

Abschließend gibt Abbildung 48 eine Zusammenfassung des dreistufigen Algorithmus zum Aufspüren potentielle Schlüssel-Ereignisse für die identifizierten und bewerteten Anomalie-Ereignisse.

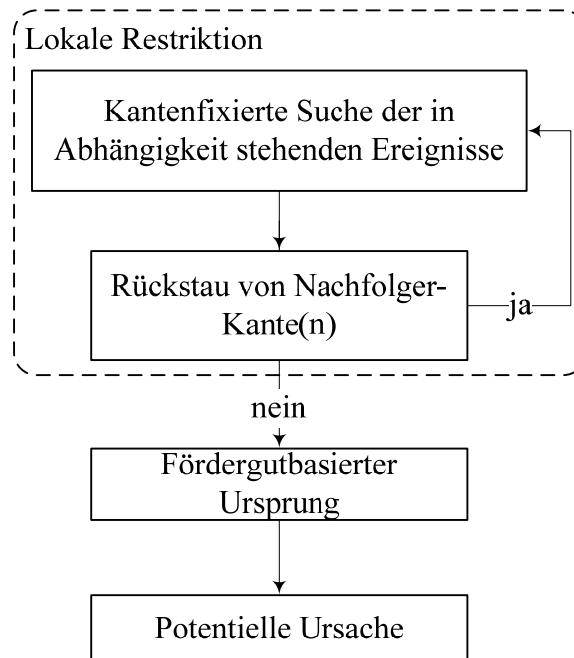


Abbildung 48: Zusammenfassung des Algorithmus zur Ursachen-Diagnose

Dieses Vorgehen ermöglicht es die potentielle Ursache eines Anomalie-Ereignisses in Ort und Zeit zu ermitteln. Die folgenden Punkte fassen das Vorgehen noch einmal in kurzen Stichpunkten zusammen:

- (1) Basis: Geordnete Liste der identifizierten Anomalie-Ereignisse,
- (2) Startereignis: das am höchsten bewerteten Ereignis,
- (3) Kantenfixierte Betrachtung ausgehend vom Anomalie-Ereignis: bis das Vorgänger Fördergut identifiziert ist welches als Verursacher in Frage kommen kann (Analyse des Behinderungspotentials auf der Kante → Pseudo-Ursprungsereignis auf Kante),

- (4) Kantenübergreifende Betrachtung ausgehend vom Pseudo-Ursprungsereignis: Behinderungspotentiale von Fördergütern auf den Nachfolger-Kanten für das Pseudo-Ereignis ermitteln,
- (5) Schleife: Kantenfixierte Betrachtung auf Nachfolger-Kante → Kantenübergreifende Betrachtung → Kantenfixierte Betrachtung auf Nachfolger-Nachfolger-Kante...,
- (6) Schleife terminiert: kein Behinderungspotential auf der Kante zw. Fördergut und Vorgängerfördergut und kein Behinderungspotential zur Nachfolger-Kante → neues Pseudo-Ursprungsereignis,
- (7) Fördergutbasierte Betrachtung ausgehend vom neuen Pseudo-Ereignis: erstes (zeitlich zeitigstes) Ereignis des Fördergutes welches ein Anomalie-Ereignis ist stellt die potentielle Ursache dar
- (8) Potentielles Ursachen-Ereignis bestimmt

Ein weiteres Ergebnis dieses Algorithmus ist, dass betrachtete Anomalie-Ereignisse während der Durchführung ebenfalls der ermittelten Ursache des Start-Ereignisses zugeordnet werden können, da diese Bestandteil der Ursachen-Wirkungs-Kette sind. Die Anzahl der noch zu diagnostizierenden Anomalie-Ereignisse in der geordneten Anomalie-Liste wird entsprechend kleiner. Beachtet werden sollte dabei die Tatsache, dass das Starterereignis nicht zwangsläufig das letzte der Ursachen-Wirkungs-Kette sein muss. Wird der Algorithmus zum Beispiel zum n-ten Mal ein noch ausstehendes Anomalie-Ereignis ausgeführt, besteht die Möglichkeit während des Algorithmus auf eine bereits identifizierte Ursachen-Wirkungs-Kette zu stoßen. In diesem Fall kann der Algorithmus vorzeitig abgebrochen werden.

Zusammenfassend konnte ein Ansatz gefunden werden, welcher eine systemgestützte Ursachen-Diagnose ermöglicht. Die Validierung des entwickelten Diagnose-Algorithmus erfolgte an kleinen Beispielsystemen da eine softwaretechnische Implementierung aus Zeitgründen nicht möglich war. Die Ergebnisse zeigten eine sehr gute Funktionalität und hohe Ergebnissicherheit für kleine Systeme. Jedoch ist anzumerken, dass eine detaillierte Ursachen-Diagnose vom Anwendungsfall abhängt und ohne zukünftige Interaktion mit dem Nutzer nicht in jedem Fall die gewünschte Ergebnissicherheit liefern kann. Das Eingeben und die Katalogisierung von Nutzer-Diagnose-Regeln in einem Expertensystem könnten das Erfahrungswissen für eine anwendungsspezifische Ursachen-Diagnose, zusätzlich zur entwickelten Methode, nutzbar machen (vgl. Kapitel 4.3, S. 55).

Aufgrund der enormen Datenmengen und der Vielzahl entwickelter Kenngrößen und Methodenbausteine wurde im Rahmen des Forschungsvorhabens ein Demonstrator entwickelt. Dieser wurde zur Validierung der entwickelten Methoden genutzt und kann darüber hinaus interessierten Unternehmen die Funktionalität einer numerischen Ereignisdatenauswertung zur Materialfluss-Diagnose demonstrieren. Mit Hilfe des Demonstrators ist es den beteiligten Forschungsstellen möglich bis zu gestesteten 35 Mio. Ereignisse schnell auszuwerten und somit auch die praktische Umsetzung der Verfahren zu demonstrieren und den Transfer der Ergebnisse anzuregen. Diese Testumgebung, welche an den Forschungsstellen nach Projektende verbleibt, steht jederzeit für Demonstrationszwecke vor interessierten Fachleuten zur Verfügung. Die Vorführungen können auf der einen Seite nach terminlicher Absprache mit den beteiligten Forschungsstellen in jeder beliebigen Systemumgebung durchgeführt werden. Auf der anderen Seite wurde bzw. soll ein großes Fachpublikum durch Vorstellung auf Messen (z.B. Logimat, geschehen am 02.03. 2010) oder Wissensforen (z.B. Deutscher Materialflusskongress) erreicht werden.

An dieser Stelle möchten die Antragsteller nochmals explizit darauf hinweisen, dass sämtliche im Rahmen dieses Forschungsprojektes in der Testumgebung implementierten Methoden und Verfahren interessierten Unternehmen zur Anschauung frei zur Verfügung stehen

und in Form anschaulicher Dokumentation zugänglich gemacht werden. Der Demonstrator diene ausschließlich zur Entwicklung und Validierung der Materialflussdiagnose und verbleibt nach Projektende für weitere Forschungen an den Forschungsstellen.

4.3 ANREGUNGEN UND KONZEPT FÜR EINE PRAKTISCHE UMSETZUNG

Dieses Kapitel gibt einen Einblick in die Funktionsweise, das Grundkonzept sowie die Umsetzung der entwickelten Methoden in den Demonstrator.

Bei der Realisierung des Demonstrators wurden folgende Anforderungen berücksichtigt:

- eine stetige Erweiterung des Softwarewerkzeuges durch neue Methoden-Module bzw. Codefragmente,
- eine interaktive Analyse, d.h. Möglichkeit auf einen schnellen Zugriff auf verschiedene Kenngrößen und geeignete Visualisierung,
- ständig erweiterbare Analyse- und Diagnosemethoden

Diese Anforderungen werden durch einen modularen Aufbau der Kenngrößenberechnung, Analysemethoden und Diagnoseregeln im Demonstrator berücksichtigt. Der Demonstrator wurde auf Basis von der am Lehrstuhl für Technische Informationssysteme entwickelten Agentenplattform AMES [Theiss09] realisiert. Dies erlaubt eine ressourceneffiziente Implementierung, da jeder Agent nur etwa 30 kB Hauptspeicher erfordert, sowie eine einfache Erweiterung und Konfigurierung von Analysefunktionen. Jeder Agent realisiert dabei ein Analysemodul und kann unabhängig von anderen Modulen konfiguriert und betrieben werden.

Der Demonstrator ermöglicht es, die Informationen aus den Standard-Ereignisattributen – unabhängig von der Anzahl der Ereignisse – zu extrahieren bzw. zu verdichten. Dadurch ist es möglich große Datenmengen für eine praxisnahe Validierung der Methoden heranzuziehen.

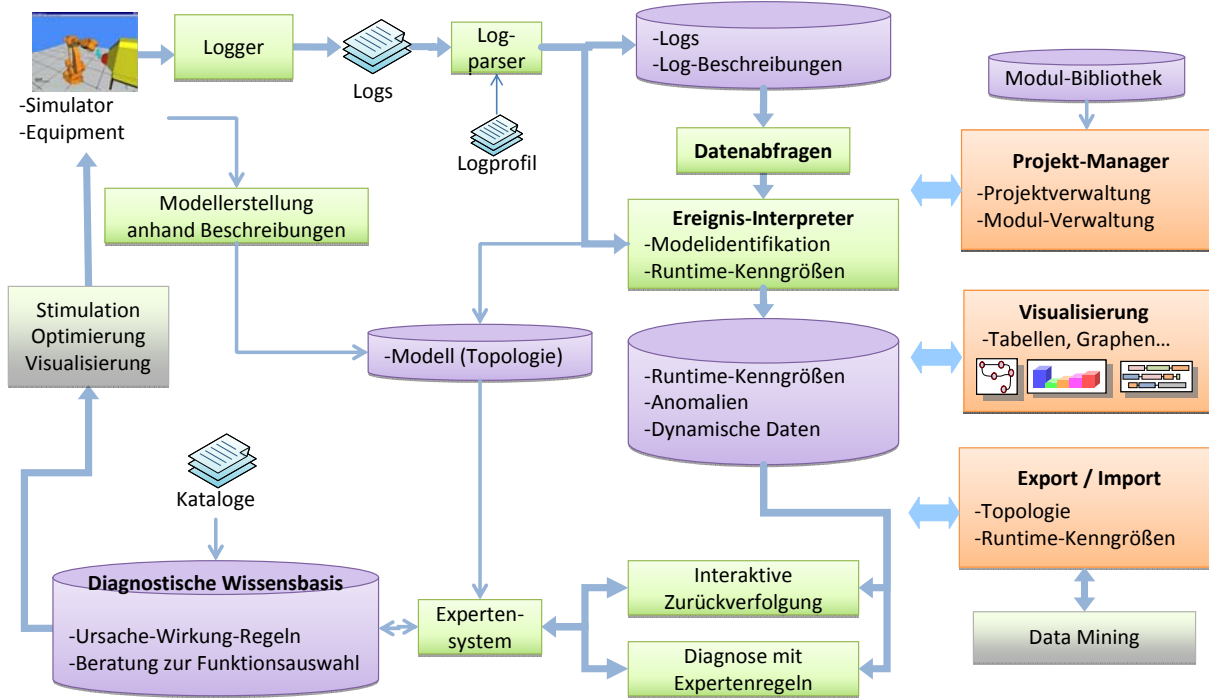


Abbildung 49: Modulstruktur des Demonstrators sowie Daten- und Steuerfluss

Die Modulstruktur des Demonstrators ist in Abbildung 49 dargestellt. Die dargestellten Daten- und Steuerflüsse demonstrieren den Ablauf der Materialfluss-Diagnose von dem Erzeugen der Ereignisdaten bis zu einer denkbaren Rückführung der Diagnoseergebnisse in das Zielsystem. Nachfolgend werden einzelne Module beschrieben.

Die Logdaten⁵⁰, in Form von Textdateien oder anderen Formaten, werden in einem Logger erzeugt, der abhängig vom System unterschiedlich realisiert werden kann. Im Rahmen des Projektes wurde ein Logging-Skript für AutoMod©-Simulationen realisiert, das die Instrumentierung der Erfassungspunkte automatisiert. Die Logging-Ereignisse werden anschließend während der Simulation beim Eintreten in Simulationselemente erzeugt und in einer Text-Datei gespeichert.

Die erzeugten Log-Dateien müssen in ein einheitliches Format überführt werden, was das Modul Log-Parser übernimmt. Dieses Modul wurde im Rahmen des Demonstrators als eine generische Komponente realisiert. Diese kann auf spezifische Logdaten-Formate, durch die so genannten Logprofile, welche die Vorschriften zur Konvertierung der Logdaten in Form von regulären Ausdrücken enthalten, angepasst werden. Die konvertierten Logs werden in frei konfigurierbaren Log-Datenbanken abgelegt und können ohne weiteres durch andere Analysemodule benutzt werden, da die entsprechenden Grundelemente der Ereignisse wie Zeitstempel und Positionsangaben als Spalten der Datenbanktabellen direkt zur Verfügung stehen. Die entsprechenden Datenabfragen können mit SQL problemlos durchgeführt werden.

⁵⁰ Ereignisdaten

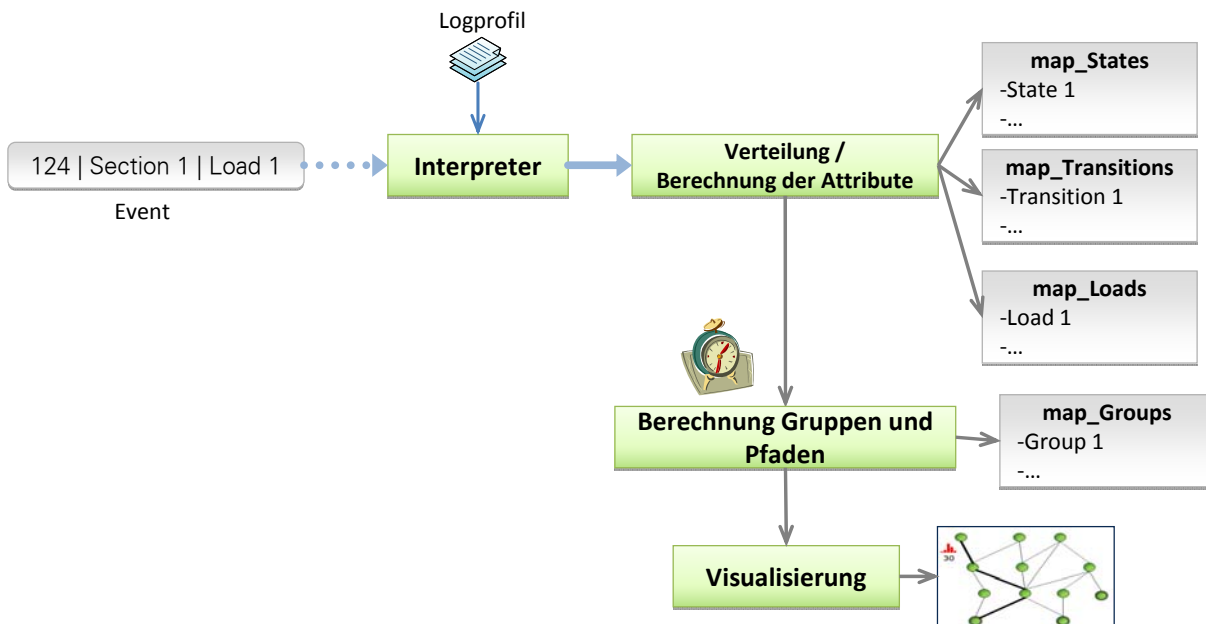


Abbildung 50: Funktionsweise des Ereignis-Interpreters

Die Log-Ereignisse werden im Ereignis-Interpreter, dessen Funktionsweise in Abbildung 50 dargestellt ist, sequentiell eingelesen. Entsprechend den Vorgaben aus dem Logprofil werden aus dem Log-Ereignis die Objekte (Elemente des Graphen-Modells⁵¹) wie Knoten bzw. Zustände und Kanten bzw. Übergänge extrahiert und in entsprechenden Hash-Strukturen (wie map_States) gespeichert, die einen schnellen Zugriff auf die Daten erlauben. Wenn sich die Elemente in den Hash-Strukturen nicht befinden, werden sie automatisch hinzugefügt, sodass ein automatischer Modellaufbau möglich ist. Gleichzeitig werden einige charakteristische Runtime-Kenngrößen, wie Durchlaufzeiten und Nutzungsdauern, berechnet und ebenfalls in den Hash-Strukturen abgelegt. Nachdem genügend große Datenabschnitte auf solche Weise eingelesen wurden, folgt der offline-Schritt der Berechnung von Gruppen und Pfaden, die gleichzeitig Informationen über mehrere Ereignisse erfordern und daher blockweise, in größeren Abständen berechnet werden.

Die Typen von Kenngrößen wurden im 4.2.1 beschrieben. Die Programmtechnische Realisierung von Kenngrößen erfolgte entsprechend den Anforderungen an eine leichte Konfiguration und Erweiterbarkeit auf Basis von Plugins, die austauschbare Programmstücke mit getrennter Beschreibung in Form von XML-Dateien und der codebasierten Berechnung darstellen.

Die ermittelten Objekte und Kenngrößen (Runtime-Kenngrößen, dynamische und statische Kenngrößen, Anomalie-Ereignisse) können nach der Berechnung visualisiert und gespeichert werden. Das Plugin-Konzept erleichtert die Realisierung von Speicherungs- und Visualisierungsmodulen, dadurch ist es der Forschungsstelle 1 möglich gewesen lediglich durch die Beschreibung der Plugin-Parameter, die nachfolgenden Module automatisch anzupassen.

Die nachfolgende Analyse von Daten, z. B. mit dem Ziel der Erkennung von Leistungspässen und ihrer Ursachen, erfordert ggf. weitere Informationen über das System, die nicht in den Kenngrößen vorhanden sind und deshalb über andere Wege in die Analyse eingeführt werden sollen. Hier sind neben dem in Kapitel 4.2.3 bereits vorgestellten Verfahren zwei weitere Varianten möglich.

⁵¹ Knoten-Kanten-Modell oder Zustands-Übergangs-Modell (engl. state-transition-model)

In der ersten Variante der interaktiven Zurückverfolgung übernimmt der menschliche Experte den Hauptteil der Analyse. Auf Basis der Kenngrößen identifiziert er die Fehlersymptome und sucht nach ihren Ursachen in der Vorgeschichte des Fehlersymptoms sowie vorhergehenden Transportelementen. Der Experte stellt die Hypothesen über mögliche Probleme und prüft diese dann anhand der Daten. Wenn die Hypothesen durch die Daten bestätigt wurden, sind die Fehlerursachen gefunden. Sonst kehrt die Analyse zum letzten Haltepunkt zurück und es werden neue Hypothesen vorgeschlagen. Solche Herangehensweise erfordert verschiedene Formen der Visualisierung von primären und berechneten Daten (s. unten), welche die Intuition der Experten adäquat unterstützen.

Die zweite Variante ergänzt die interaktive Zurückverfolgung mit maschinenlesbaren Expertenregeln, die vom Experten eingegeben und automatisch ausgeführt werden können. Auf diese Weise können einmal während der interaktiven Zurückverfolgung gewonnene Erkenntnisse über die Fehler gespeichert und bei späteren Analysen benutzt werden. Die Regeln wurden mit Hilfe der Sprache *XQuery* definiert, die eine schnelle und bequeme Suche in Datenstrukturen des Modells ermöglicht. Es sind folgende Arten von Expertenregeln möglich:

- Findung der Fehlersymptome zur schnellen Fehlererkennung, z.B. **IF** „Leistungsindex<0.1“ **THEN** „Alarm_1“
- Ursache-Wirkungs-Beziehungen, z. B. **IF** „Stauzeit>10“ **UND** „Priorität=1“ **THEN** „zu niedrige Priorität“
- Beratung bei der Auswahl von Analysefunktionen, z.B. **IF** „Element=Lichtschanke“ **THEN** „Wende Funktion_1 an“

Neben den Analysemodulen wurden im Demonstrator weitere Module definiert, die allgemeine Aufgaben übernehmen, und zwar:

- Projekt-Manager, der eine Verwaltung von projekt- und modulbezogenen Einstellungen erlaubt.
- Visualisierungsmodul, mit dessen Hilfe die Ergebnisse der Analysemodule in folgenden Formen präsentiert werden sollen:
 - Graphen zur Visualisierung der Modelle mit zahlreichen Hervorhebungsmöglichkeiten (Ausfärben eines Objektes oder einer Objekt-Gruppe, automatische Layoutverwaltung usw.);
 - Tabellen zur Darstellung von Rohdaten und Analyseergebnissen;
 - Diagrammen (Balken-, Netz-, Dreiecks-, Punkt- und Kurvendiagramme).
- Export-Import-Modul zum Speichern und Auslesen von Moduleinstellungen und Analyseergebnisse. Auf diese Weise können die Daten auch mit Hilfe von anderen Werkzeugen analysiert werden. Zum Beispiel wurde zur Clusterung von Kenngrößen das frei verfügbare Data-Mining-Werkzeug *KNIME* benutzt.

Der durch die Forschungsstelle 2⁵² implementierte Demonstrator für eine (semi-)automatische Materialfluss-Diagnose ermöglichte die praxisnahe Entwicklung der Methodenmodule und Kenngrößen. Die Forschungsstelle 1⁵³ wurde hierdurch in die Lage versetzt die Potentiale des aktuellen Entwicklungsstandes in der Informationstechnologie (siehe Agentenplattform) kennenzulernen und für die Betrachtung logistischer Prozesse zu nutzen.

⁵² Professur für Technische Informationssysteme

⁵³ Professur für Technische Logistik

Der Demonstrator ist das Ergebnis einer sehr erfolgreichen interdisziplinären Zusammenarbeit zwischen Logistik und Informatik. Er soll zeigen, dass die bereits auf Seite 14 nach TOLUJEW et al. (2007) zitierte unbefriedigende Situation⁵⁴ für Logistiker und Informatiker bezüglich der Nutzung des Informationspotentials in Ereignisdaten aufgelöst werden kann.

⁵⁴ Den Logistikern stellt sich die Frage „Was bringen uns, [...], diese Daten?“ wohingegen die Informatiker nicht wissen „wohin mit den Daten“.

5 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Die Ergebnisse des Projektes für eine automatische Identifikation von systeminternen, sub-optimalen Verhaltenszuständen und anschließender Diagnose von Ursachen-Wirkungs-Beziehungen sind außerordentlich vielversprechend. Auf Basis von nur wenigen Informationen zu den Einzelereignissen können Anomalie-Ereignisse erkennen und bewerten sowie weiterführend potentielle Schlüsselereignisse als mögliche Ursachen identifizieren. Es wurden Verfahren entwickelt, welche dazu beitragen die methodische Lücke, zwischen der Auswertung intralogistischer Ereignisdaten und deren Informationspotential, zu schließen. Mit Hilfe einer implementierten Test- und Entwicklungsumgebung (Demonstrator) kann gezeigt werden, dass aus z.B. 35 Mio Ereignissen (ca. 2,5 GB Daten im txt-Format) systeminterne Anomalien (z.B. Unter-/ Überlast, Staus,...) in Ort und Zeit identifiziert und bewertet werden können.

Für den Erfolg der erzielten Ergebnisse zu einer numerischen Ereignisdatenauswertung, spricht vor allem das Feedback aus der Industrie (vgl. projektbegleitender Ausschuss), welches auch den Wunsch nach einer Erweiterung der Forschungsarbeiten beinhaltet. Die gesetzten Ziele dieses Forschungsvorhabens wurden zwar bereits zum Teil erweitert, z. B. durch stärkere Einbindung der Datenauswertung realer Anlagen und durch den Bewertungsschritt, jedoch gibt es auch weiteren Forschungsbedarf.

Der Umfang der entwickelten Analyse- und Diagnosemethoden zur Bewertung systeminterner Prozesse in Materialflusssystemen lässt sich in folgenden Punkten zusammenfassen:

- Identifizierung von *systeminternen* Ereignissen/ Zuständen, welche im Hinblick auf die Optimalität des Systems nachteilig sind („Fehler“) bzw. welche dem „Normalfall“ entsprechen um Rückschlüsse auf Anomalien ziehen zu können.
- Extraktion von Merkmalen bezüglich systeminterner Prozesse und der Systemstruktur (Geschwindigkeiten, Durchlaufzeiten, Wegstrecken, Systempfade, Stillstandszeiten, Prozesszeiten, Häufigkeiten, Strukturmerkmale,...).
- Aufbau von Modellen: statisches Modell der Anlage (Knoten-Kanten-Modell – Pfaderkennung), dynamische Modelle (Häufigkeiten von Ereignissen), Clusterbildung relevanter Netzwerkabschnitte und Zeitbereiche)
- Regelbasierte Identifizierung von Anomalie-Ereignissen anhand prozessbeschreibender Merkmale aus verschiedenen Sichtweisen (z. B. aus der Sicht der Anlage oder des Fördergutes).
- Charakterisierung und Gruppierung erkannter Anomalie-Ereignisse nach verschiedenen Kriterien: statische (strukturbezogene Bewertung), dynamische (fördergutbezogene und positionsbezogene Bewertung)
- Algorithmus zur Eingrenzung möglicher Ursachen für identifizierte Anomalie-Ereignisse
- Erweiterbare Basis-Notation und Methodenmodule

Das Forschungsprojekt zur Materialflussdiagnose zeigt eindeutig die Potentiale und praktische Möglichkeit, intralogistische Systeme anhand großer Massive historischer Daten systematisch zu analysieren. Die Ziele des Forschungsvorhabens wurden demnach erreicht.

Die folgende Anstriche geben die aus Sicht der Projektbearbeiter wichtigsten Inhalte für den zukünftigen Forschungsbedarf wider.

- Weiterentwicklung der Batch-Materialflussdiagnose zu einer Online-Diagnose,
- Erweiterung der Informationsbasis.

Die zukünftige Forschung sollte somit auf die Nutzung weiterer Ereignisinformationen und der Anwendung zum laufenden Betrieb fokussieren. In Abhängigkeit vom konkreten Materialflusssystem sind verschiedene Ereignisattribute für die numerische Analyse sinnvoll bzw. verfügbar. Eine Online-Diagnose würde Unternehmen in die Lage versetzen ihre Anlagen während des Betriebes auch ohne betriebsbegleitende Simulation zu analysieren, überwachen und ggf. optimieren.

6 BETEILIGTE FORSCHUNGSSTELLEN

Forschungsstellen	
Technische Universität Dresden Fakultät Maschinenwesen Professur für Technische Logistik ^(*) 01062 Dresden	Technische Universität Dresden Fakultät Informatik Professur für Technische Informationssysteme 01062 Dresden
Leiter	
Prof. Dr.-Ing. habil. Thorsten Schmidt Telefon: (0351) 463-32538 thorsten.schmidt@tu-dresden.de	Prof. Dr.-Ing. habil. Klaus Kabitzsch Telefon: (0351) 463-38289 klaus.kabitzsch@tu-dresden.de
Projektleiter	
Dipl.-Ing. David Wustmann Telefon: (0351) 463-37638 david.wustmann@tu-dresden.de	Dr.-Ing. Volodymyr Vasyutynskyy Telefon: (0351) 463-38393 vv3@inf.tu-dresden.de

^(*) federführende Forschungsstelle

LITERATURVERZEICHNIS

AALST, V. D. W. M. (1992): *Timed coloured Petri Nets and their application to logistics*. PhD thesis, Eindhoven : Eindhoven University of Technology, 1992.

AALST, W. M. P. V. D. & WEIJTERS, A. J. M. M. (2004): Process mining: a research agenda. In: *Computers in Industry*, Bd. 53 (2004), Nr. 3, S. 231-244.

ARNOLD, D. & FURMANS, K. (2006): *Materialfluss in Logistiksystemen*. 5. Aufl. Springer, 2006. – ISBN: 3540456597, 9783540456599.

ARNOLD, D. ; ISERMANN, H. ; KUHN, A. ; TEMPELMEIER, H. & FURMANS, K., Hrsg. (2008): *Handbuch Logistik*. 3, neu bearb. Aufl. Berlin, Heidelberg : Springer, 2008. – ISBN: 3540729283, 978-3540729280.

ATHIMULAM, A. ; KUMARESAN, S. ; FOO, D. ; SARMIDI, M. & AZIZ, R. (2006): Modelling and Optimization of Eurycoma longifolia Water Extract Production. In: *Food and Bioproducts Processing*, Bd. 84 (Juni 2006), Nr. 2, S. 139-149. – DOI: 10.1205/fbp.06004.

BANKS, J. ; CARSON, J. S. ; NELSON, B. L. & NICOL, D. M. (2009): *Discrete-Event System Simulation*. 5. Aufl. Prentice Hall, 2009. – ISBN: 0136062121, 9780136062127.

BANKS, J. & GIBSON, R. R. (2000): Excuses! Excuses! In: *IIE Solutions*, Bd. 32 (2000), Nr. 5, S. 24.

BELLMAN, R. (1958): On a Routing Problem. In: *Quarterly of Applied Mathematics*, Bd. 16 (1958), S. 90, 87.

BETTER, M. ; GLOVER, F. & LAGUNA, M. (2007): Advances in analytics: integrating dynamic data mining with simulation optimization. In: *IBM Journal of Research and Development*, Bd. 51 (2007), Nr. 3, S. 477-487.

BONNANS, J. F. & SHAPIRO, A. (2000): *Perturbation analysis of optimization problems*. New York : Springer, 2000. – ISBN: 0387987053, 9780387987057.

BRATLEY, P. ; FOX, B. L. & SCHRAGE, L. E. (1987): *A guide to simulation*. New York : Springer, 1987. – ISBN: 0387964673, 9780387964676.

BREIING, A. & KNOSALA, R. (1997): *Bewerten technischer Systeme: theoretische und methodische Grundlagen bewertungstechnischer Entscheidungshilfen*. Berlin, Heidelberg u.a. : Springer Verlag, 1997.

CHAMONI, P. ; G. (2004): *Analytische Informationssysteme: Business Intelligence- Technologien und -Anwendungen*. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2004.

- CHEN, S. ; CHEN, L. & LIN, L. (2001): Knowledge-based support for simulation analysis of manufacturing cells. In: *Computers in Industry*, Bd. 44 (2001), Nr. 1, S. 33-49.
- DANGELMAIER, W. ; FRANKE, W. ; MUECK, B. & FISCHER, M. (2003): Komponenten zur aktiven Unterstützung der Analyse von Materialflusssimulationen in virtuellen Umgebungen. In: *2. Paderborner Workshop Augmented & Virtual Reality in der Produktentstehung* (Paderborn, 2003), Bd. 123, S. 141-151.
- DECKER, K. M. & FOCARDI, S. (1995): Technology overview: a report on data mining. In: *CSCS-ETH, Swiss Scientific Computer Center* (1995).
- DIJKSTRA, E. W. (1959): A note on two problems in connexion with graphs. In: *Numerische Mathematik*, Bd. 1 (1. Dezember 1959), Nr. 1, S. 269-271. – DOI: 10.1007/BF01386390.
- DIN 31051:2003-6 (2003): Grundlagen der Instandhaltung. Deutsches Institut für Normung e.V., 2003.
- DIN EN ISO 9000:2005-12 (2005): Qualitätsmanagementsysteme - Grundlagen und Begriffe. Deutsches Institut für Normung e.V., 2005.
- FAYYAD, U. M. ; PIATETSKY-SHAPIRO, G. ; SMYTH, P. & UTHURUSAMY, R. (1996): *Advances in knowledge discovery and data mining*. Menlo Park : MIT Press, 1996.
- FISHMAN, G. S. (2001): *Discrete-event simulation*. New York : Springer, 2001. – ISBN: 0387951601, 9780387951607.
- FLOYD, R. W. (1962): Algorithm 97: Shortest path. In: *Communications of the ACM* 5 (1962), S. 345.
- GOKHALE, S. S. (2009): Model-based performance analysis using block coverage measurements. In: *J. Syst. Softw.*, Bd. 82 (2009), Nr. 1, S. 121-130.
- GÖPFERT, J. (2009): *Modulare Produktentwicklung: Zur gemeinsamen Gestaltung von Technik und Organisation*. Norderstedt : Books on Demand GmbH, 2009.
- GORDON, D. M. & KEMPER, P. (2007): On Clustering Simulation Traces. In: *Proceedings Eighth International Workshop on Performability Modelling of Computer and Communication Systems (PMCCS-8)* (Edinburgh, Scotland, UK, 2007).
- GOTTHARDT, C. (2007): *Innovationsmanagement in der deutschen Luftfahrtindustrie unter dem Einfluss europäischer und deutscher Innovationspolitik*. Lohmar-Köln : Josef Eul Verlag GmbH, 2007.
- GROMBACH, P. ; HABERER, K. ; MERKL, G. & TRUEB, E. U. (2000): *Handbuch der Wasserversorgungstechnik*. 3. Aufl. München, Wien : Oldenbourg Industrieverlag, 2000. – ISBN: 3835663941.

GÜNTHER, C. W. & AALST, V. D. W. M. (2006): Process Mining in Case Handling Systems. In: *Multikonferenz Wirtschaftsinformatik 2006 (MKWI 2006)* (Passau, 2006), hrsg. v. E. H. Lehner & P. ; G. Kleinschmidt, S. 125-137.

HAMMEL, C. ; SCHULZE, F. ; PETERS, C. & FLEMMING, A. (2008): Application of methods from complex network theory to MHS Layout optimization. In: *Progress in Material Handling Research: 2008* (Charlotte, NC (USA), 2008), hrsg. v. K. Ellis, R. Meller, M. K. Ogle, B. A. Peters, G. D. Taylor & J. Usher, S. 526-542. – ISBN: 978-1-882780-15-0.

HAN, J. & KAMBER, M. (2006): *Data Mining: concepts and techniques*. San Francisco : Morgan Kaufmann, 2006.

HOOPS, M. ; KATES, R. & KELLER, H. (2000): *Bewertung von Verfahren zur Erkennung von Störungen im Verkehrsablauf in Theorie, Praxis und Simulation. Untersuchung von abschnittsbezogenen neuen Verfahren zur automatischen Stau- und Störfallerkennung aufgrund lokaler Meßwerte und ihre Wirksamkeit im praktischen Einsatz*. hrsg. v. Bundesministerium für Verkehr, Bau- und Wohnungswesen -BMVBW-, Abteilung Straßenbau, Straßenverkehr. Bonn : Selbstverlag der Bundesrepublik Deutschland, 2000 (Forschung Straßenbau und Straßenverkehrstechnik 797).

HOPP, W. J. & SPEARMAN, M. L. (2001): *Factory Physics: Foundations of Manufacturing Management*. 2. Aufl. Irwin McGraw-Hill, 2001. – ISBN: 0256154643.

HSU, N. ; CHENG, W. ; CHENG, W. ; WEI, C. & YEH, W. (2008): Optimization and capacity expansion of a water distribution system. In: *Advances in Water Resources*, Bd. 31 (5. 2008), Nr. 5, S. 776-786. – DOI: 10.1016/j.advwatres.2008.01.009.

JÜNEMANN, R. & SCHMIDT, T. (2000): *Materialflußsysteme. Systemtechnische Grundlagen*. 2. A. Aufl. Springer-Verlag GmbH, 2000. – ISBN: 3540650768.

JURIC, M. B. ; ROZMAN, I. ; BRUMEN, B. ; COLNARIC, M. & HERICKO, M. (2005): Comparison of performance of Web services, WS-Security, RMI, and RMI-SSL. In: (2005).

KEMPER, P. (2000): Logistic Process Models Go Petri Nets. hrsg. v. Stephan Philippi. In: *Fachberichte Informatik*, Bd. 7-2000 (2000) (Institut für Informatik – Proceedings zum 7. Workshop Algorithmen und Werkzeuge für Petrinetze).

KEMPER, P. (2007): A trace-based visual inspection technique to detect errors in simulation models. In: *Proceedings of the 39th conference on Winter simulation: 40 years! The best is yet to come* (Washington D.C., 2007), hrsg. v. S. G. Henderson, S. 747-755. – ISBN: 1-4244-1306-0.

KEMPER, P. & TEPPER, C. (2005): Proceedings of the 37th conference on Winter simulation. In: (Orlando, Florida, 2005), S. 427-436. – ISBN: 0-7803-9519-0.

KEMPER, P. & TEPPER, C. (2007): Automated Analysis of Simulation Traces - Separating Progress from Repetitive Behavior. In: *Proceedings of the Fourth International Conference on Quantitative Evaluation of Systems*, S. 101-110.

- KEMPER, P. & TEPPER, C. (2009): Automated Trace Analysis of Discrete-Event System Models. In: *IEEE Transactions on Software Engineering*, Bd. 35 (2009), Nr. 2, S. 195-208. – DOI: 10.1109/TSE.2008.75.
- KLAUER, B. ; MESSNER, F. ; DRECHSLER, M. & HORSCH, H. (2001): Das Konzept des integrierten Bewertungsverfahrens. In: *Nachhaltige Wasserbewirtschaftung und Landnutzung: Methoden und Instrumente der Entscheidungsfindung und-umsetzung*. Marburg, Metropolis-Verlag (2001).
- KRAHL, D. ; WINDHEUSER, U. & ZICK, F. (1998): *Data Mining: Einsatz in der Praxis*. Bonn : Addison-Wesley-Longman, 1998.
- LASSEN, K. B. ; DONGEN, B. F. & AALST, V. D. W. M. (2008): Translating Message Sequence Charts to other Process Languages Using Process Mining. In: *Transactions on Petri Nets and Other Models of Concurrency I*, S. 71-85. Springer-Verlag, 2008. – ISBN: 978-3-540-89286-1.
- LAW, A. M. & KELTON, D. M. (2000): *Simulation Modeling and Analysis*. McGraw-Hill Higher Education, 2000. – ISBN: 0070592926.
- LEE, D. H. ; JENG, S. T. & CHANDRASEKAR, P. (2004): Applying data mining techniques for traffic incident analysis. In: *Transport* (2004), Nr. 44.
- MÜHLENBRUCH, D. & HARTMANN, M. (2002): *Der Handel im Informationszeitalter: Konzepte - Instrumente - Umsetzung*. Wiesbaden : Betriebswirtschaftlicher Verlag, Dr. Th. Gabler GmbH, 2002.
- NAKAYAMA, M. K. (2006): Output analysis for simulations. In: *Proceedings of the 38th conference on Winter simulation* (Monterey, California, 2006), S. 36-46. – ISBN: 1-4244-0501-7.
- NAKHAEIZADEH, G. (1998): *Data Mining: Theoretische Aspekte und Anwendungen (Beiträge zur Wirtschaftsinformatik)*. Bd. 27. Heidelberg : Physica Verlag, 1998.
- NEUMAN, G. & DÜRING, D. (2008): Analyse der Wirkbeziehungen des Wissensmanagement in Logistik-Unternehmen. In: *Supply chain performance*, S. 285-307. Leykam, 2008 (Schriftenreihe Industrielles Management). – ISBN: 978-3-7011-0112-2.
- NEUMANN, G. & TOMÉ, E. (2007): Wissensmanagement in der Logistik: Standortbestimmung und Potenzialanalyse. In: (2007), S. 293-297 (Jahrbuch Logistik 2007).
- ÖGÜT, K. & BANKS, J. (2005): Stability of Freeway Bottleneck Flow Phenomena. In: *Transportation Research Record*, Bd. 1934 (1. 2005), Nr. 1, S. 108-115. – DOI: 10.3141/1934-11.
- PLESCHAK, F. & SABISCH, H. (1996): *Innovationsmanagement*. UTB, Uni-Taschenbücher-GmbH, 1996.

ROSER, C. ; NAKANO, M. & TANAKA, M. (2002): Shifting bottleneck detection. In: *Simulation Conference, 2002. Proceedings of the Winter*, Bd. 2, S. 1079-1086 vol.2. – DOI: 10.1109/WSC.2002.1166360.

ROSER, C. ; NAKANO, M. & TANAKA, M. (2001): A practical bottleneck detection method. In: *Proceedings of the 33rd conference on Winter simulation* (Arlington, Virginia, 2001), S. 949-953. – ISBN: 0-7803-7309-X.

ROZINAT, A. ; MANS, R. S. ; SONG, M. & AALST, W. M. P. V. D. (2009): Discovering simulation models. In: *Information Systems*, Bd. 34 (2009), Nr. 3, S. 305-327.

RUBINSTEIN, R. Y. (1989): Sensitivity analysis and performance extrapolation for computer simulation models. In: *Oper. Res.*, Bd. 37 (1989), Nr. 1, S. 72-81.

SCHMEISER, B. & SONG, W. (1996): Batching Methods In Simulation Output Analysis: What We Know And What We Don't. In: *Proceedings of the 28th conference on Winter simulation.*, S. 122-127.

SCHMIDT, T. ; WUSTMANN, D. & VASYUTYNSKY, V. (2010): Identifizierung und Bewertung von Anomalien im Materialflussverhalten auf der Basis von Ereignisdaten. In: *Tagungsband zur 14. ASIM-Fachtagung "Simulation in Produktion und Logistik"* (Karlsruhe, 6. Oktober 2010). – accepted for publication.

SCHULTE, C. (1999): *Logistik. Wege zur Optimierung des Material- und Informationsflusses*. 2., überarb. u. erw. A. Aufl. Vahlen Franz GmbH, Juli 1999. – ISBN: 3800619407.

SEIDEL, T. (2007): *Modellierung von Produktionsnetzwerken aus der Perspektive interagierender Transportprozesse im Bereich der Verpackungsindustrie*. Dissertation, Dresden : Technische Universität Dresden, Fakultät Verkehrswissenschaften „Friedrich List“, 2007.

STEKLER, H. O. (1990): Forecasting industrial bottlenecks : An analysis of alternative approaches. In: *Economic Modelling*, Bd. 7 (Juli 1990), Nr. 3, S. 263-274.

STRUSS, P. & ERTL, B. (2009): Post-mortem Diagnosis of Bottling Plants Based on Recorded Data. In: *Safeprocess'09, 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes* (Barcelona, 2009). – ISBN: 978-3-902661-46-3.

THEISS, S. ; VASYUTYNSKY, V. & KABITZSCH, K. (2009): Software Agents in Industry: a Customized Framework in Theory and Praxis. In: *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Bd. 5 (2009), Nr. 2, S. 147-156.

TOLUJEW, J. ; REGGELIN, T. & SERMPETZOGLOU, C. (2007): Simulation und Interpretation von Datenströmen in logistischen Echtzeitsystemen. In: *Management komplexer Materialflüsse mittels Simulation: State-of-the-Art und innovative Konzepte*, S. 215-231. 1. Aufl. Wiesbaden : Springer, 2007.

VANHOUCHE, M. (2010): Using activity sensitivity and network topology information to monitor project time performance. In: *Omega*, Bd. 38 (Oktober 2010), Nr. 5, S. 359-370. – DOI: 10.1016/j.omega.2009.10.001.

- VASYUTYNSKY, V. ; GELLICH, A. ; KABITZSCH, K. & WUSTMANN, D. (2010): Analysis of Internal Logistic Systems based on Event Logs. In: *Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation* (Bilbao, Spain, 13. September 2010). – accepted for publication.
- VDI RICHTLINIE 3633 BLATT 1 (2000): Simulation von Logistik-, Materialfluß- und Produktionssystemen - Grundlagen. Beuth Verlag, Verein Deutscher Ingenieure, 2000.
- VDI RICHTLINIE 3633 BLATT 3 (1997): Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssysteme - Experimentplanung und -auswertung. Beuth Verlag, Verein Deutscher Ingenieure, 1997.
- WITTMANN, T. ; HUNSCHER, M. ; KISCHKA, P. & RUHLAND, J. (2001): *Data Mining: Entwicklung und Einsatz robuster Verfahren für betriebswirtschaftliche Anwendungen*. Frankfurt am Main : PETER LANG, 2001.
- WÖLKER, M. (2000): *Analyse logistischer Systeme mit selbstorganisierenden Merkmalskarten*. Fraunhofer IML, Dortmund, 2000.
- WUSTMANN, D. (2009): Erfolge interdisziplinärer Zusammenarbeit - Fachkolloquium "Technische Logistik" in Dresden. In: *Hebezeuge Fördermittel - Fachzeitschrift für Technische Logistik* (2009), Nr. 4/09, S. 222-223.
- WUSTMANN, D. (2010): Beherrschung der Komplexität - Institutskolloquium an der TU Dresden. In: *Hebezeuge Fördermittel - Fachzeitschrift für Technische Logistik* (2010), Nr. 5/10, S. 263-264.
- WUSTMANN, D. & VASYUTYNSKY, V. (2009): Diagnose von Materialflusssystemen. In: *Tagungsband – Fachkolloquium Technische Logistik 2009* (TU Dresden, 27. Februar 2009), hrsg. v. T. Schmidt & D. Wustmann, S. 47-57. – ISBN: 978-3-86780-108-9.
- WUSTMANN, D. & VASYUTYNSKY, V. (2010): Diagnose komplexer Materialflusssysteme. In: *Tagungsband – Institutskolloquium 2010 "Strategien zur Beherrschung der Komplexität"* (Dresden, 22. Januar 2010), hrsg. v. T. Schmidt, M. Schmauder & D. Wustmann, S. 13-25. – ISBN: 978-3-86780-153-9.
- WUSTMANN, D. ; VASYUTYNSKY, V. & SCHMIDT, T. (2009): Ansätze zur automatischen Analyse und Diagnose von komplexen Materialflusssystemen. In: *5. Fachkolloquium der Wissenschaftlichen Gesellschaft für Technische Logistik (WGTL) 2009* (Ilmenau, 1. Oktober 2009), hrsg. v. W. Scheid, S. 1-20. – ISBN: 978-3-939473-56-5.
- YANG, J. ; JIN, D. ; LI, Y. ; HIELSCHER, K. & GERMAN, R. (2006): Modeling and simulation of performance analysis for a cluster-based Web server. In: *Simulation Modelling Practice and Theory*, Bd. 14 (Februar 2006), Nr. 2, S. 188-200. – DOI: 10.1016/j.simpat.2005.04.004.
- ZSIFKOVITS, H. & KRENN, B. (2008): Beherrschung von komplexen Systemen durch Modellbildung und Simulation. In: *Management komplexer Materialflüsse mittels Simulation*, S. 55-70. 2008.