Modellbasierte Arbeitskräfteplanung für stochastische Instandhaltungsereignisse in der zivilen Luftfahrt

vorgelegt von
Dipl.-Ing. Martin Wagner
aus Berlin

An der Fakultät V
Verkehrs- und Maschinensysteme
der Technischen Universität Berlin

zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Ingenieurwissenschaften
– Dr. Ing. –

genehmigte Dissertation

Promotionsausschuss:
Vorsitzender: Prof. Dr. Jürgen Thorbeck
Berichter: Prof. Dr. Gerhard Hüttig
Berichter: Prof. Dr. Miroslaw Malek

Tag der wissenschaftlichen Aussprache: 18. August 2009

Berlin 2009
D 83

"Prediction is very difficult,
especially if it's about the future."

Niels Bohr

Danksagung

Die vorliegende Dissertation wurde im Rahmen des Graduiertenkollegs „Stochastische Modellierung und quantitative Analyse großer Systeme in den Ingenieurwissenschaften“ (GK 621-2) der Deutschen Forschungsgemeinschaft DFG erstellt. Mein Dank für die Förderung und Finanzierung meiner Arbeit geht zu aller erst an die DFG und Herrn Prof. Manfred Fricke, der als Mitglied des Graduiertenkollegs meine Bewerbung sowie meine gesamte Promotion maßgeblich unterstützt hat. Leider hat Herr Prof. Fricke die Abgabe der Dissertation nicht mehr erleben können. Für die Übernahme der Betreuung sei an dieser Stelle Herrn Prof. Hüttig gedankt.

Desweiteren danke ich Herrn Prof. Miroslaw Malek von der Humboldt Universität zu Berlin, der ebenfalls als Mitglied des Graduiertenkollegs stets hilfsbereit meine Arbeit unterstützt hat und so freundlich war, das Koreferat zu übernehmen.

Ein weiterer Dank geht an die Kollegen sowie Betreuer des Graduiertenkollegs, die jederzeit mit hilfreicher Unterstützung zur Seite standen.

Besonders möchte ich den vielen Kontakten aus der deutschen Luftfahrt danken, ohne deren Unterstützung die vorliegende Arbeit nicht möglich gewesen wäre. Der Zugang zu Informationen aus dem Betrieb von Verkehrsflugzeugen ist für eine wissenschaftliche Einrichtung von großer Schwierigkeit und daher im besonderen Maße wertzuschätzen. Zudem möchte ich Herrn Dr. Becker von der Firma RISA-Sicherheitstechnik für die Unterstützung zur Zuverlässigkeitstheorie danken.

Den Kollegen des Lehrstuhls für Flugführung und Luftverkehr am Institut für Luft- und Raumfahrt der TU Berlin danke ich für die freundliche Arbeitsatmosphäre. Besonders sei meinem studentischen Mitarbeiter Herrn Behnam Nouri gedankt, der mich mit zahlreichen Zuarbeiten und Ideen unterstützt hat. Während der Zeit am Lehrstuhl stand mir ein weiterer Kollege besonders Nahe, der in vielen Gesprächen die Hochs und Tiefs meiner Tätigkeit miterlebt hat und dabei stets Zeit für mich fand. Diesem mittlerweile sehr guten Freund, Herrn Adir Kende, sei von Herzen gedankt. Desweiteren möchte ich Herrn Rainer Flicker, der zeitgleich mit mir am Lehrstuhl promovierte für die Unterstützung danken.

Von ganzem Herzen möchte ich meiner Frau Carmen Bruder danken, die mich - selbst in Promotion - bei vielen wissenschaftlichen, methodischen und organisatorischen Fragen unterstützt hat. Nicht zuletzt hat sie das Lektorat übernommen und als fachfremde Person für einen neutralen Blick auf die Thematik gesorgt.

Meinen Eltern möchte ich abschließend ebenfalls meine Dank aussprechen. Ohne ihre Unterstützung meines Studiums, wäre der reibungslose Abschluss und der Schritt zur Promotion nicht möglich gewesen.

Kurzfassung

Der weltweite Luftverkehr erfährt starke Schwankungen mit hohen Wachstumsraten aber auch Stilllegung von Flugzeugen und Insolvenzen. Der Kostendruck auf die Marktteilnehmer steigt. Während bei Luftverkehrsgesellschaften die Kostensenkung teilweise durch Reduktion der Leistung realisiert wird, können Unternehmen der Luftfahrtinstandhaltung ihre Leistungen nicht problemlos reduzieren. Der Leistungsumfang ist über das Instandhaltungsprogramm der Flugzeuge vorgeschrieben. Die einzige Möglichkeit ist die kostengünstigere Erbringung der Leistung. Durch die Prognose des Arbeitskräftebedarfs für ungeplante Arbeiten in der Nachtschicht könnte die heutige fixe Planung, die teilweise zu Überkapazitäten führt, durch eine bedarfsorientierte Arbeitskräfteplanung ersetzt werden.

Vor diesem Hintergrund wird in der vorliegenden Arbeit untersucht, ob es möglich ist, den täglichen Arbeitskräftebedarf für eine Nachtschicht in der Flugzeugwartung zu prognostizieren. Das Problem der Arbeitskräfteplanung wird dabei auf die Prognose ihrer Ursache, den „Fehler“ zurückgeführt. Unter Annahme einer mittleren Bearbeitungszeit je Fehler wird so die Ermittlung der notwendigen Arbeitskräfte möglich.

In der vorliegenden Untersuchung werden Daten über den Fehlerauftritt, Flugstunden, Alter und Instandhaltungszustand von über 60 Flugzeugen gleichen Typs und einer Aufzeichnungsdauer von drei Jahren aus der Instandhaltung der zivilen Luftfahrt zur Verfügung gestellt.

Geeignete statistische Methoden zur Modellierung des Problems werden aus der angestrebten Verwendung des Modells zur kontinuierlichen Prognose sowie des Datenniveaus der verfügbaren Informationen abgeleitet. Vier statistische Modelle zur Fehlerprognose werden entwickelt: Ein Zeitreihenmodell, ein Modell auf Basis eines nichthomogenen Poisson-Prozesses, ein Regressionsmodell und ein Bayes-Netz.

Durch die vier verschiedenen Modelle werden ähnliche Prognoseergebnisse erreicht. Die einzelnen Modelle unterscheiden sich jedoch hinsichtlich Komplexität, Anwendbarkeit und Gültigkeit. Beim Ansatz des nichthomogenen Poisson-Prozesses sowie des Bayes-Netzes erfüllt die Residuenstruktur nicht in allen Bereichen die Anforderungen an ein allgemein gültiges Modell. Der Regressionsansatz und die Zeitreihe, die ähnliche Strukturen haben, können als gültige Modelle validiert werden. Insbesondere die einfache Erweiterbarkeit und die geringe Komplexität führen letztlich zur Wahl des Zeitreihenmodells als am besten geeignet zur Fehlerprognose.

Die Verwendung des Zeitreihenmodells zur „modellbasierten Arbeitskräfteplanung“ ermöglicht gegenüber dem heutigen System der „fixen Arbeitskräfteplanung“ Einsparungen von ca. 40.000 € bis 150.000 € pro Flugzeug und Jahr, was einer Reduktion der Kosten von ca. 35 bis 70 % entspricht.

Abstract

Global air traffic often faces growth followed by recession with fleet groundings as well as insolvence of airlines. The pressure on the market increases. Thus airlines cut costs by reducing their services. Companies in the maintenance, repair and overhaul of aircraft have to work according aircraft's maitenance programs and strict regulations. Their only possiblity to cope with the cost pressure is a less expensive production of services.

Location-based services like line maintenance cannot be transfered into cheaper markets. Especially for non routine work in night shifts great benefit could be a rather demand-based man hour planning to ensure only a minimum of necessary manpower. Thus today's fixed man hour planning system with occasional overcapacities might be substituted.

Therefore the aim of this work is to analyse whether it is possible to predict daily man hour demands for non routine work in night shift of aircraft line maintenance. The major drive into such prediction is knowledge about the 'failures' to be fixed. Under the assumption of a mean time for rectification of each failure the necessary man hour demand can afterwards be determined easily.

The study is based on complete data of failure occurrences, flight hours, age and information about maintenance checks from more than 60 aircraft of a homogeneous fleet. The data are recorded for three subsequent years and were made accessible by a civil maintenance company.

Like every statistical modelling, the planned application of the model and the data format being used is a decisive clue to the deduction of an appropriate statistical method. Thus for the intended man hour prediction model for continuous data four different models are developed: A time series model, a non-homogeneous poisson process model, a regression model and a bayes-net. All four models lead to comparable prediction accuracies. Their complexity and their validity differ. The non-homogeneous poisson process and the bayes-net have a residual structure that does not completely fulfill the requirement of an applicable model. The time series and regression model which have similar structures can be validated properly. For reasons of simplicity, the time series model is selected to be the best prediction model for the intended purpose.

Applying the time series model for a 'model-based man hour prediction' in comparison to today's 'fixed man hour planning' annual savings of 40.000 € up to 150.000 € per aircraft can be achieved. This equals a cost reduction of 35 to 70 %.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung **i**

Kurzfassung **iii**

Abstract **v**

1 Einleitung **1**
1.1 Ziel der Arbeit . . . 1
1.2 Aufbau der Arbeit . . . 2
1.3 Grundlagen der Flugzeuginstandhaltung . . . 3
1.3.1 Definitionen . . . 3
1.3.2 Arten der Flugzeuginstandhaltung . . . 4
1.3.3 ATA-Standard in der Luftfahrt . . . 7

2 Stand der Forschung **9**
2.1 Modellierung des Fehlerauftritts an Flugzeugen . . . 9
2.1.1 Quantitative Prädiktion von Fehlern . . . 9
2.1.2 Prädiktion zur Vermeidung von Fehlern . . . 10
2.1.3 Modellierung technisch verursachter Verspätungen . . . 11
2.1.4 Qualitative Prädikiton von Fehlern . . . 12
2.2 Arbeitskräfteplanung in der Flugzeuginstandhaltung . . . 13
2.3 Handlungsbedarf . . . 14

3 Systemmodell **17**
3.1 Abstraktion des Systems Flugzeuginstandhaltung - Line Maintenance . . . 17
3.1.1 Fehlerauftritt im Flugbetrieb . . . 17
3.1.2 Prognose des Arbeitsaufwands durch Prognose der Fehler . . . 18
3.1.3 Betrachtung von Nachtschichten . . . 18
3.1.4 Notwendige Qualifikation zur Bearbeitung . . . 19
3.2 Kostenmodell bei prognosebasierter Arbeitskräfteplanung . . . 20
3.3 Modell zur Prognose der Gesamtfehleranzahl . . . 22

4 Modellierungsmethoden **25**
4.1 Modellbegriff und Modellklassifikationen . . . 25
4.1.1 Zum Begriff des Modells . . . 25
4.1.2 Modellklassifikationen . . . 26
4.2 Prozess der Modellbildung . . . 29
4.3 Bewertung von Modellen . . . 31
4.3.1 Objektive Auswahlkriterien . . . 31
4.3.2 Subjektive Auswahlkriterien . . . 33

4.4 Ableitung geeigneter Modellierungsmethoden . . . 34
4.4.1 Einordnung der vorliegenden Problemstellung . . . 34
4.4.2 Mathematische Formulierung . . . 35

5 Datenlage und Variablendiskussion 51
5.1 Datenlage der Untersuchung . . . 51
5.1.1 Herkunft und Umfang . . . 51
5.1.2 Datenarten . . . 52
5.1.3 Datenqualität . . . 52
5.2 Verfügbare Variablen zur Modellierung . . . 52
5.2.1 Auswahl modellierter ATA-Systeme . . . 52
5.2.2 Klimatischer Einfluss der Heimatbasis . . . 54
5.2.3 Klimatischer Einfluss der Anflugziele . . . 58
5.2.4 Flugstunden . . . 58
5.2.5 Alter . . . 59
5.2.6 Instandhaltungschecks . . . 60
5.2.7 Anzahl von Fehlern in der Vergangenheit . . . 66
5.2.8 Angefallene Man Hour in der Vergangenheit . . . 68

6 Modellerstellung 71
6.1 Zeitreihenanalyse . . . 71
6.1.1 Untersuchung der Korrelationsfunktionen . . . 71
6.1.2 Ableitung eines geeigneten Modells . . . 72
6.1.3 Parametrisierung des Holt-Winters-Modells . . . 73
6.1.4 Validierung . . . 76
6.2 Nichthomogener Poisson-Prozess . . . 79
6.2.1 Vorbereitung der Daten . . . 79
6.2.2 Parametrisierung . . . 80
6.2.3 Anpassungstest . . . 82
6.2.4 Validierung . . . 85
6.3 Regressionsmodell . . . 87
6.3.1 Vorbereitung der Daten . . . 87
6.3.2 Drei-Tage-Modell . . . 89
6.3.3 Sieben-Tage-Modell . . . 93
6.3.4 Modellvergleich . . . 96
6.4 Bayes-Netz . . . 98
6.4.1 Ableitung der Netzstruktur . . . 98
6.4.2 Modellbildung . . . 100
6.4.3 Validierung . . . 103

7 Ergebnisse 105
7.1 Diskussion der einzelnen Modelle . . . 105
7.1.1 Zeitreihe . . . 105
7.1.2 Nichthomogener Poisson-Prozess . . . 106
7.1.3 Regression . . . 107
7.1.4 Bayes-Netz . . . 108

7.1.5 Fazit . . . 108
7.2 Kostenersparnis bei modellbasierter Arbeitskräfteprognose . . . 110
7.2.1 Anforderungen an die Zuverlässigkeit der Bereitstellung . . . 110
7.2.2 Mechanikeranteile . . . 110
7.2.3 Vergleichbarkeit der Modellprognose mit heutigem System . . . 112
7.2.4 Vergleich Zeitreihenmodell und Regressionsmodell . . . 112
7.2.5 Einsparungen unter Variation der Einsatzbedingungen . . . 113
7.2.6 Reduzierung der Flugzeuge pro Nachtschicht . . . 117

8 Zusammenfassung und Ausblick 119
8.1 Zusammenfassung der Arbeit . . . 119
8.2 Ausblick . . . 122
8.3 Abschlussbemerkung . . . 123

Literatur 125

Abkürzungsverzeichnis 131

Abbildungsverzeichnis 135

Tabellenverzeichnis 137

A Verteilungen der Fehlerraten in Abhängigkeit der Temperaturen 139

B Verteilungen der Fehlerraten vor und nach Instandhaltungschecks 143

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Ziel der Arbeit

Seit spätestens dem 11. September 2001 und der SARS-Krise in Asien ist bekannt, dass der weltweite Luftverkehr ein sehr sensibler Markt ist. Zusätzlich hat das heutige Luftverkehrssystem mit der Etablierung so genannter *Low Cost Carrier* eine neue Konkurrenzsituation erhalten. Um am Markt bestehen zu können, operieren Luftverkehrsgesellschaften (LVG) unter steigendem Kostendruck. Diese Situation überträgt sich nahezu ungedämpft auf die Instandhaltung der Verkehrsflugzeuge, die zu meist von eigenständigen Unternehmen durchgeführt wird.

Neben den Materialkosten sind die Personalkosten ein großer Bestandteil der Instandhaltungskosten von Flugzeugen. Personalkosten sind in Nordamerika und Westeuropa wesentlich höher, als in Ländern Asiens oder Osteuropas. Während verlegbare Arbeiten (Flugzeugüberholungen) bereits in großem Umfang in diesen Regionen durchgeführt werden, ist ein Großteil der Instandhaltungsarbeiten ortsgebunden. Im Flugbetrieb, also zwischen den Flügen oder nachts, müssen Arbeiten an Luftfahrzeugen vor Ort an den jeweiligen Stationen durchgeführt werden. Diese Arbeiten sind teilweise von stochastichem Charakter. Hierbei handelt es sich meist um Reparaturereignisse, die durch Befunde oder Fehlermeldungen augenscheinlich werden. Um diese Arbeiten ordnungsgemäß in der vorhandenen Zeit durchführen zu können, ist ein entsprechendes Kontingent an Arbeitskräften notwendig. Eine verspätete Bereitstellung der Flugzeuge am Ende der Nachtschicht ist oftmals mit Verspätungen des Abfluges und dadurch mit hohen Kosten verbunden. Um diesem zu begegnen, werden im heutigen fixen Planungssystem mehr Arbeitskräfte als notwendig vorgehalten. Hier jedoch wird in der Industrie eine mögliche „Stellschraube“ zur Kostenoptimierung gesehen. Eine bedarfsorientierte Einsatzplanung ist aber nur möglich, wenn verlässliche Informationen über den zu erwartenden Arbeitsaufwand für eine Nachtschicht vorliegen. Bei stochastisch auftretenden Reparaturereignissen konnte dies bisher nicht realisiert werden.

Vor diesem Hintergrund wird in der vorliegenden Arbeit untersucht, ob es möglich ist, den täglichen Arbeitskräftebedarf für eine Nachtschicht mit 10, 15 oder 20 Flugzeugen zu prognostizieren. Das Problem der Arbeitskräfteplanung wird dabei auf die Prognose ihrer Ursache, den „Fehler“ zurückgeführt. Unter Annahme einer mittleren Bearbeitungszeit je Fehler ist die Ermittlung der notwendigen Arbeitskräfte im Anschluss möglich.

Die Arbeit wurde durch ein Instandhaltungsunternehmen der zivilen Luftfahrt motiviert, das die für eine solche Untersuchung notwendigen Daten zur Verfügung stellt. Das Ergebnis der vorliegenden Forschungsarbeit könnte wesentlich zur Verbesserung der Arbeitskräfteplanung in der Luftfahrzeuginstandhaltung beitragen.

1.2 AUFBAU DER ARBEIT

Die vorliegende Arbeit ist in acht Kapitel unterteilt.

- Im Kapitel eins, der **Einleitung**, wird nach der Motivation der Arbeit auf Grundlagen der Flugzeuginstandhaltung eingegangen und der Charakter der modellierten Arbeiten näher beschrieben.
- Das zweite Kapitel gibt einen Überblick über den **Stand der Forschung**. Es werden Arbeiten aus der Flugzeuginstandhaltung vorgestellt, die sich mit ähnlichen Themen befasst haben, hilfreiche Untersuchungen identifiziert sowie Lücken in der Vielfalt der bisherigen Arbeiten aufgezeigt.
- Im Kapitel drei, dem **Systemmodell**, wird das System „tägliche Flugzeuginstandhaltung“ abstrahiert. Vereinfachungen und Annahmen für eine modellbasierte Arbeitskräfteplanung und der sich dabei ergebenen Kosten werden allgemein abgleitet bzw. entwickelt.
- Im Kapitel vier **Modellierungsmethoden** werden für das vorliegende Problem geeignete Methoden zur mathematischen Umsetzung diskutiert. Wie bei jeder statistschen Modellierung sind hierbei der geplante Einsatz des Modells und die Struktur der aufgezeichneten Daten maßgeblich. Sowohl die verfügbaren Instandhaltungsdaten als auch die Anwendung als Prognosemodell für Arbeitsstunden führen auf die Erstellung eines Modells mit kontinuierlichem Datenniveau. Ein Klassifikator ist ebenso anwendbar doch führt die Reduktion des Datenniveaus zu unerwünschtem Informationsverlust. Ein weiteres Kriterium bei der Modellauswahl ist die Komplexität und Nachvollziehbarkeit eines Modells. Vor diesem Hintergrund werden vier Methoden aus der Literatur abgeleitet und hinsichtlich Anwendbarkeit diskutiert.
- Das Kapitel fünf, **Datenlage und Variablendiskussion**, bereitet auf die Umsetzung der Modellierungsmethoden für das konkrete Problem vor. Es werden die vorhandenen Daten der Stichprobe analysiert und exemplarisch an einem Flugzeugtypen die ableitbaren Variablen diskutiert. Der Einfluss von Jahreszeiten sowie Instandhaltungschecks werden untersucht. Es erfolgt zudem eine Beschränkung der zu modellierenden Fehlerarten.
- Im sechsten Kapitel erfolgt die **Modellbildung** mit den im vierten Kapitel abgeleiteten Methoden. Das Kapitel ist in vier Abschnitte unterteilt, bei dem jeder einem Modell gewidmet ist.
- Das Kapitel sieben fasst unter dem Titel **Ergebnisse** sowohl eine Diskussion der einzelnen Modelle als auch die Analyse einer modellbasierten Arbeitskräfteplanung zusammen. Die Diskussion der Vor- und Nachteile der einzelnen Modelle führt zur Ableitung des geeignetsten Modells. Mit diesem Modell werden unter Variation betrieblicher Parameter die Einsparmöglichkeiten bei einer modellbasierten Arbeitskräfteplanung erörtert.
- Mit der **Zusammenfassung und dem Ausblick** im Kapitel acht schließt die Arbeit.

1.3 Grundlagen der Flugzeuginstandhaltung

1.3.1 Definitionen

Im englischen Sprachgebrauch wird Instandhaltung als *Maintenance, Repair and Overhaul (MRO)* bezeichnet. Im Gegensatz zum Deutschen lassen sich die Bestandteile der Instandhaltung bereits aus diesem Begriff als Wartung, Reparatur und Überholung ableiten. Die Differenzierung ist im alltäglichen Sprachgebrauch schwierig, da die einzelnen Arbeiten teilweise in einander übergehen.

Nach DIN 31051 [DIN03] wird Instandhaltung definiert als die:

„Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen sowie Maßnahmen des Managements während des Lebenszyklus einer Betrachtungseinheit zur Erhaltung des funktionsfähigen Zustandes oder der Rückführung in diesen, so dass sie die geforderte Funktion erfüllen kann.“ ([DIN03], Seite 3).

Die Maßnahmen der Instandhaltung können nach DIN 31051 [DIN03] wie folgt untergliedert werden:

- Wartung,
- Inspektion,
- Instandsetzung,
- Verbesserung.

Mit **Wartung** sind „Maßnahmen der Verzögerung des Abbaus des vorhandenen Abnutzungsvorrats“ ([DIN03], Seite 3) gemeint, die auch als präventive Instandhaltung bezeichnet werden. Dazu zählt die Erstellung eines Wartungsplans, welcher auf die spezifischen Belange des jeweiligen Betriebes oder der betrieblichen Anlage abgestimmt ist.

Die **Inspektion** umfasst die „Maßnahmen zur Beurteilung des Istzustandes einer Betrachtungseinheit einschließlich der Bestimmung der Ursachen der Abnutzung und dem Ableiten der notwendigen Konsequenzen für eine künftige Nutzung“ ([DIN03], Seite 3).

Als **Instandsetzung** werden „Maßnahmen zur Rückführung einer Betrachtungseinheit in den funktionsfähigen Zustand, mit Ausnahme von Verbesserungen“ ([DIN03], Seite 3) verstanden. Instandsetzung wird auch als korrektive Instandhaltung bezeichnet.

Die **Verbesserung** beinhaltet die „Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen, sowie die Maßnahmen des Managements zur Steigerung der Funktionssicherheit einer Betrachtungseinheit, ohne die von ihr geforderte Funktion zu ändern.“ ([DIN03], Seite 3).

Der in der Übersetzung von MRO eingeführte Begriff der Wartung findet sich direkt in der DIN-Definition wieder. Unter Instandsetzung ist die Reparatur zu verstehen. Beide

treten größtenteils in Kombination mit Inspektionen auf. Überholung ist hingegen eine gemeinsame Ausführung aller oben aufgeführten Maßnahmen.

Die Maßnahmen der Instandhaltung bzw. die dafür nötigen Arbeiten können in der Luftfahrt entweder am Luftfahrzeug selbst oder an ausgebauten Komponenten durchgeführt werden. Wesentlich sind die Prüfung bzw. Kontrolle mit denen der Zustand und die Funktionstüchtigkeit eines Luftfahrzeuges festgestellt werden. Auf diesen Bereich entfällt der größte Teil der Instandhaltungsarbeiten [Hüt02].

Die Prüfung bzw. Kontrolle wird grundlegend in folgende Elemente unterschieden [Hüt02]:

- Die **Sichtkontrolle** ist eine Überprüfung ohne den Gebrauch von Hilfsmitteln. Sie gibt einen Überblick über den Zustand des Bauteils, wobei nur das Äußere bzw. Sichtbare kontrolliert wird. Offensichtliche Mängel und Schäden sind Blitzschlagspuren und Hagelschäden, Kratzer und Beulen sowie sichtbare Risse und Korrosion.
- Bei der **Zustandskontrolle** bzw. **Detailkontrolle** findet eine Untersuchung eines Teiles im eingebauten Zustand mit technischen Hilfsmitteln statt. Bei den technischen Hilfsmitteln handelt es sich um Spiegel oder Vergrößerungsgläser, magnetische oder chemische Rissprüfverfahren, Röntgenstrahlen oder Ultraschall. Letztere Verfahren werden oftmals auch als Detailkontrolle bzw. *detailed inspection* bezeichnet.
- Die **Detailkontrolle eines Bauteils** oder Gerätes ist eine Zustandskontrolle nach Ausbau und Zerlegung. Diese Detailkontrollen können nur mit der entsprechenden Lizenz bearbeitet werden und werden nicht am oder im Flugzeug direkt durchgeführt sondern in einer dafür ausgerüsteten Werkstatt.

Werden bei diesen Kontrollen Probleme oder Fehler augenscheinlich, muss entsprechend der Ausführungen im Abschnitt „nicht planbare Instandhaltung“ verfahren werden. Um langfristige Bodenzeiten von Flugzeugen zu vermeiden, sind in Flugzeugen wenn möglich schnell austauschbare Komponenten, sogenannte *Line Replaceable Units LRU*, verwendet. Ein Wechsel ist schnell durchführbar und das Luftfahrzeug daher unmittelbar wieder einsatzfähig. Während dessen wird das ausgebaute Teil repariert bzw. überholt und für den nächsten Einbau im Lager aufbewahrt.

1.3.2 Arten der Flugzeuginstandhaltung

Planbare Instandhaltung

Die planbare Instandhaltung von Verkehrsflugzeugen, auch *Scheduled Maintenance*, muss hohen Sicherheitsanforderungen genügen und ist stark reglementiert. Halter von Flugzeugen, zu denen bspw. Luftverkehrsgesellschaften zählen, müssen bei der jeweiligen Luftfahrtbehörde ihres Landes in Europa auf Grundlage der JAR-OPS1-Vorschriften (*Joint Aviation Requirements*) [JAR07] ein Instandhaltungsprogramm vorlegen. In Deutschland muss dieses Instandhaltungsprogramm, auch als *Maintenance Schedule* bezeichnet, vom

Luftfahrtbundesamt LBA genehmigt werden. Der *Maintenance Schedule* wird individuell auf die LVG zugeschnitten, muss jedoch den Bedingungen des vom Flugzeughersteller herausgegebenen Instandhaltungsplanungshandbuchs, dem *Maintenance Planning Document MPD* genügen. Dieses Dokument wird vom Hersteller in Kooperation mit den Luftverkehrsbehörden und den Erstkunden während der Flugzeugentwicklung innerhalb des Expertenkommites *Maintenance Review Board MRB* [Bei05] erstellt. Der *Maintenance Schedule* wird für jeden Flugzeugtypen individuell erstellt und umfasst sowohl die einzelnen notwendigen Wartungsarbeiten als auch die einzuhaltenden maximalen Intervallzeiten zwischen der Durchführung dieser Arbeiten. Als Intervallzeit ist hier die Zeit zwischen den jeweiligen Arbeiten zu verstehen. Diese wird in Flugstunden (Flight Hours FH) bzw. Kalendertagen gemesssen.

Einzelne Instandhaltungsarbeiten werden bei den meisten Flugzeugtypen aggregiert in regelmäßigen Checks durchgeführt. Je nach Flugzeugmuster bzw. Instandhaltungsprogramm unterscheiden sich die Intervallzeiten der einzelnen Checks. Zusätzlich zu den geplanten Wartungsarbeiten während dieser Checks können dabei auch Reparaturarbeiten und Arbeiten der Verbesserung durchgeführt werden. Letztere werden als *Modifications* bezeichnet. Es werden zwei Arten von planbarer Instandhaltung unterschieden, **Line Maintenance** und **Base Maintenance**. Alle unten aufgeführten Ereignisse bis einschließlich des A-Checks werden der *Line Maintenance* zugeordnet, C-Check, Cabin Refurbishment, Intermediate Layover IL-Check und D-Checks zählen zur *Base Maintenance* [Sch04]. Der IL- und D-Check sind eigentlich Überholungsereignisse, werden aber dennoch zu den *Base Maintenance*-Ereignisse gezählt. Bis auf den Intermediate Layover, haben die Buchstaben dabei keine inhaltliche Bedeutung. Vielmehr sind diese der Reihenfolge nach gewachsen. Bei heutigen Verkehrsflugzeugen findet der B-Check, der zeitlich und vom Umfang her zwischen dem A- und dem C-Check lag, keine Anwendung mehr. Somit ist die Lücke zwischen A-, C- und D-Checks rein historisch begründet.

Im Folgenden werden kurz die wesentlichen Checks beschrieben [Kin04, AC199, Sch04]:

Daily Check Der Daily Check wird auch als Ramp Check bezeichnet. Hierbei werden täglich bzw. spätestens alle 48 Stunden Funktionstests und Sichtkontrollen am Flugzeug durchgeführt. Dazu zählen unter anderem Überprüfen des Reifendrucks sowie Öl- und Hydraulikflüssigkeitsstandes. Die Erweiterung des Intervalls auf 48 Stunden erfolgt in einigen LVGen mit Genehmigung der jeweiligen Luftfahrtbehörde um unter Einhaltung der Sicherheit Kosten zu reduzieren.

Weekly Check Während des Weekly oder Service Checks erfolgen Sicht- und Zustandskontrollen sowie Reinigungsarbeiten im Umfang mehrerer Arbeitsstunden am Flugzeug. Das Intervall des Weekly Check beträgt sieben Tage, wird jedoch bei einigen LVG mit Genehmigung der Behörden auf acht oder neun Tage erweitert.

A-Check Der A-Check beinhaltet alle niedrigeren Checks und wird in einer Pause während des Flugbetriebs durchgeführt. Bei der Kurzstreckenflotte wird der A-Check in einer Nachtschicht erledigt. Da wenige Fluggäste nachts auf Kurzstrecken reisen würden und

des teilweisen Nachtflugverbots, erfolgen keine Nachtflüge von Kurzstreckenflugzeugen. Durch die Ausführung von A-Checks entsteht somit kein Verlust an Flugzeit. Langstreckenflugzeuge, die nicht über Nacht am Boden stehen, erhalten je nach Notwendigkeit und verfügbaren Kapazitäten ihre A-Checks zwischen zwei Flügen. Während des Checks werden Systeme, die für den Flugbetrieb von primärer Bedeutung sind überprüft. Das Intervall des A-Checks beträgt ca. 500 FH. Bei Kurzstreckenflugzeugen beträgt dies ca. zehn Wochen, bei Langstreckenflugzeugen ca. fünf Wochen.

C-Check Der C-Check ist je nach Typ des Luftfahrzeuges bzw. Instandhaltungsprogramm nach ca. 15 bis 22 Monaten fällig. Bei diesem Check werden einzelne Komponenten des Luftfahrzeuges zur gründlichen Inspektion von Struktur und Systemen freigelegt und gegebenenfalls ausgebaut. Teilweise erfolgt zudem eine Demontage der Strukturverkleidungen für detaillierte Überprüfungen. Im C-Check ist der A-Check mit eingeschlossen. Der Arbeitsumfang beträgt zwischen drei und neun Tage.

IL-Check Beim Intermediate Layover handelt es sich um eine Art Zwischenliegezeit, in der spezielle Untersuchungen am Rumpf sowie an der Struktur, auch in Bezug auf das Erkennen bzw. Vermeiden von Korrosion, vorgenommen werden. Eventuell kommen, abhängig vom Zustand des Luftfahrzeuges, zusätzliche Arbeiten, wie Lackieren und Polieren hinzu. Weiterhin kann ein Cabin Refurbishment mit inbegriffen sein. Zudem werden sämtliche Systeme überprüft. Das Intermediate Layover wird bereits zur Überholung gezählt und als Teilüberholung bezeichnet. Die Liegezeit beträgt zwei bis drei Wochen und wird nur bei einigen Flugzeugtypen durchgeführt.

D-Check Ein D-Check stellt das größte Überholungsereignis dar. Er beinhaltet alle zuvor genannten Instandhaltungsereignisse, ein intensives Cabin Refurbishment sowie meist das Lackieren. Das Flugzeug wird meist vollständig entlackt, die gesamte Kabinenausrüstung wird entfernt, an nahezu allen Stellen erfolgt eine Strukturfreilegung um eingehende Untersuchung auf Korrosion und Rißbildung durchzuführen. Eine solche Überholung erfolgt in einem Intervall von fünf bis sechs Jahren und erfordert eine Liegezeit von ca. vier bis sechs Wochen.

Entwicklung der planbaren Instandhaltung

Mit Aufkommen der größtenteils nur im Kurz- und Mittelstreckensegment operierenden *Low Cost Airlines* etablierte sich seitens der LVG die Forderung, die tägliche Bodenzeit in der Nacht für Wartungsarbeiten zu nutzen anstelle eine dafür teilweise mehrtägige Bodenzeit wie bisher einzuplanen. Diese Forderung ist ausschließlich kostenmotiviert und führt in jüngster Vergangenheit dazu, dass die Wartungsarbeiten in einigen LVG weg von einem reinen Check-System hin zu einer kontinuierlich verteilten Wartung, so genannter *Continuous Maintenance*, umgestellt werden [Gra06, Sch05a]. Die vorgegebenen maximalen Intervalllängen dürfen davon nicht beeinträchtigt werden. Teilweise führt dies zu „Verlust“ von nutzbarer Intervallzeit, mit dem eine längere Operationszeit des Flugzeugs erkauft wird.

Nicht planbare Instandhaltung

Sowohl im Flugbetrieb als auch während der Durchführung von Checks können zusätzlich weitere Instandhaltungsarbeiten anfallen die vorher nicht planbar sind. Diese werden als *Unscheduled Maintenance* bezeichnet. Im Flugbetrieb kann dies durch Befunde der Mechaniker oder Meldungen durch die Besatzung des vorhergehenden Fluges erfolgen. Von der Cockpitbesatzung festgestellte Probleme oder Fehler werden im *Technical Log Book* festgehalten, Beanstandungen in der Kabine im *Cabin Log Book*. Während der Durchführung von Checkarbeiten können zusätzliche Arbeiten durch Freilegung von Teilsystemen oder genauere Inspektionen festgestellt werden.

Generell können diese Arbeiten zum Beispiel den Austausch defekter Teilkomponenten, Behebung kleinerer Störungen, Überprüfung von Fehlermeldungen und diverse Reparaturen beinhalten. Die Ursachen können allgemein als Fehler bezeichnet werden. Nicht alle Probleme müssen sofort behoben werden. Teilweise ist das Flugzeug weiterhin einsatzbereit, u.U. muss die Besatzung mit Einschränkungen beim Flugbetrieb rechnen. Ob ein Problem zu einem weiteren Einsatz befähigt, ist in der so genannten *Minimum Equipment List MEL* festgehalten. Diese ist auf die LVG ähnlich dem *Maintenance Schedule* zugeschnitten, darf dabei jedoch nicht die Forderungen des Herstellers aus der *Master Minimum Equipment List MMEL* unterschreiten.

Fehler, die die Sicherheit des Flugzeuges beeinträchtigen müssen hingegen vor dem nächsten Start behoben werden. Durch den Fehlerauftritt und die damit verbundene Reparatur während des Flugbetriebs wird ein zusätzlicher Arbeitskräfte- und Zeitbedarf verursacht. Wird der Fehler nicht rechtzeitig behoben kommt es zu technisch bedingten Verspätungen.

Im Rahmen von *Base Maintenance*-Ereignissen kann der Umfang der ungeplanten Arbeiten erheblichen Mehraufwand verursachen und den technischen Verspätungen gleich, zu Verzögerungen der Fertigstellung des gesamten Checks führen.

1.3.3 ATA-Standard in der Luftfahrt

Die Vereinheitlichung von Instandhaltungsunterlagen war für die Air Transport Association of America ATA ausschlaggebend, die so genannten *ATA Specifications* oder auch ATA-Codes einzuführen. Unter dieser Standardisierung ist jedes Flugzeugsystem weltweit unter dem gleichen ATA-Code zu finden. Die Unterteilung der Codes ermöglicht zu dem eine detaillierte Beschreibung eines Teilsystems. Weltweit können für unterschiedliche Flugzeugtypen Mechaniker und Ingenieure sowie Konstrukteure durch diese Standardisierung ihre Arbeit erleichtern. Die Struktur der ATA-Codes soll in der folgenden Darstellung ersichtlich werden.

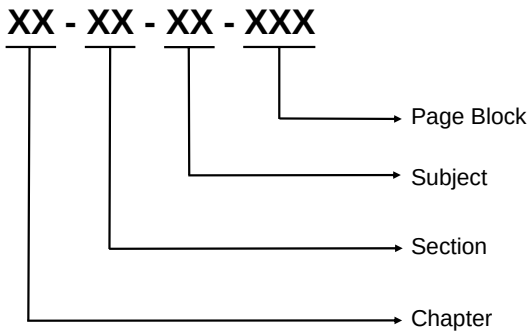

Abbildung 1.1: Aufbau der ATA-Codes nach [Kin04]

Kinnison [Kin04] führt zur Illustration folgendes Beispiel an:

- 52 Doors
- 52-11 Passenger Door
- 52-11-02 Passenger Door Handle
- 52-11-02-401 R/I (Removal/Installation) Procedure for Passenger Door Handles

Aus der Vielzahl von Codes, die auch jene für die Durchführung von Instandhaltungschecks oder Taxieren enthalten, werden in der folgenden Tabelle ausschließlich solche angegeben, die richtige Flugzeugsysteme beschreiben:

Tabelle 1.1: Auswahl von ATA-Codes

ATA	System	ATA	System
21	Air Conditioning	49	Auxiliary Power Unit
22	Autoflight	51	Structures
23	Communications	52	Doors
24	Electrical Power	53	Fuselage
25	Equipment/Furnishing	54	Nacelle/Pylons
26	Fire Protection	55	Stabilizer
27	Flight Controls	56	Windows
28	Fuel	57	Wings
29	Hydraulics	71	Power Plant
30	Ice/Rain Protection	72	Engine
31	Indicating/Recording	73	Engine/Fuel Control
32	Landing Gear	74	Engine Ignition
33	Lights	75	Engine Air
34	Navigation	76	Engine Controls
35	Oxygen	77	Engine Indicating
36	Pneumatics	78	Exhaust
37	Vacuum	79	Oil
38	Water Waste	80	Starting

Kapitel 2

Stand der Forschung

2.1 Modellierung des Fehlerauftritts an Flugzeugen

Im Folgenden werden die Arbeiten aus der Luftfahrtinstandhaltung thematisch gruppiert dargestellt. Aufgeführt sind solche Ansätze, die ähnliche Ziele verfolgen wie die vorliegende Arbeit bzw. richtungsweisende Ergebnisse liefern. Dabei wird die Problematik zweigeteilt betrachtet. Zum einen werden Arbeiten dargestellt, die das Thema Fehlermodellierung an Flugzeugen betrachten. Zum anderen wird untersucht, wie in bisherigen Ansätzen die Thematik der Arbeitskräfteplanung für das vorliegende Problem untersucht wurde.

2.1.1 Quantitative Prädiktion von Fehlern

In der Arbeit von Luxhoj et al. [LWS97] werden von der FAA gespeicherte Fälle des Auftretens technischer Probleme an Flugzeugen, so genannter *Service Difficulty Reports (SDR)*, untersucht. Ziel ist eine Prognose der zu erwartenden Anzahl solcher SDR, um mögliche Trends frühzeitig zu erkennen bzw. die gesetzlich geforderten Rückmeldungen über SDR durch die Luftverkehrsgesellschaften auf ihre Verlässlichkeit hin zu überprüfen. Es werden zwei Ansätze verglichen. Ein klassischer Regressionsansatz wird ebenso wie ein neuronales Netz zur Prognose erarbeitet. Dabei werden drei Prognosemodelle vorgestellt. Zum einen wird ein Modell für die Gesamtanzahl, eines für korrosionsbezogene und eines für rissbedingte SDR erstellt. Die Untersuchung betrachtet eine homogene Flotte von DC-9 Flugzeugen unterschiedlichen Alters. Der Prädiktionshorizont beträgt ein Jahr. Da einzelne Flugzeuge eine zu große Streuung der Daten zeigen, werden bzgl. Alter, Flugstunden und Anzahl der Landungen Flugzeuggruppen gebildet, deren Durchschnittswerte der Variablen die Daten glätten. Die Gruppierung ermöglicht, eine wesentlich bessere Prognose auf Basis eines repräsentativen Flugzeuges. Beide verwendeten Verfahren zeigen Ergebnisse mit hoher Varianzaufklärung von 80 % bis über 95 %. Die Prädiktionsgenauigkeit ist bei zwei Modellen bei Verwendung neuronaler Netze geringfügig besser. Das dritte Modell (Prognose von Korrosionsfällen) kann durch Regression besser modelliert werden.

Eine Weiterentwicklung dieser Arbeit wird von Nordmann und Luxhoj [NL00] präsentiert. Die sehr grobe Gruppierung auf die Fälle Gesamtfehleranzahlen bzw. korrosions- oder rissbedingter SDR soll dabei verfeinert werden. Als sinnvolle Systemebene werden ATA-Systeme betrachtet. Nordmann und Luxhoj [NL00] kommen zu dem Schluss, dass bei der Aufgliederung auf ATA-Ebene die Anzahl der SDR-Fälle pro Flugzeug beträchtlich sinkt, wodurch die Prädizierbarkeit schwieriger wird. Schließlich werden die ATA-Systeme mit der höchsten Anzahl von SDR-Fällen gewählt und mit neuronalen Netzen modelliert. Dabei kommen die Systeme ATA 33 (Lights), ATA 52 (Doors), ATA 53 (Fuselage) und ATA 57 (Wings) zur Betrachtung. Die Anzahl der SDR wird in die drei Gruppen „hoch“,

„mittel“ und „niedrig“ gegliedert. Die Klassifikationsgenauigkeit („hoch“, „mittel“, „niedrig“) der einzelnen neuronalen Netze variiert stark zwischen Modellbildung und Validierung. Sie liegt in der Modellbildung im Wesentlichen zwischen 70 % und 90 %. Geringere Klassifikationsraten werden in der Validierung erzielt, was auf die beschränkte Größe der Stichprobe zurückgeführt wird.

Beiden Arbeiten ist gemein, dass der Versuch, Fehlerauftritte zu prädizieren, vor allem mit einer eingeschränkten Anzahl von Variablen, auf Flugzeugebene schwierig ist und generell einige Vereinfachungen verlangt. Im Gegensatz zur vorliegenden Arbeit werden hier jedoch SDR betrachtet, die eine wesentlich geringere Auftrittsrate haben, als Ereignisse der täglichen Flugzeuginstandhaltung. Die Arbeiten von Luxhoj et al. [LWS97] und Nordmann und Luxhoj [NL00] stellen für die vorliegende Untersuchung hilfreiche Vorüberlegungen zum Umgang mit den Daten dar, können jedoch nicht direkt auf das vorliegende Problem übertragen werden.

Neben diesen Arbeiten ist auch bei Zion [Zio01] das Ziel eine quantitative Prognose. Auf einer jährlichen Basis werden mittels Weibull-Regression die zu erwartenden Rissbildungen und Korrosionsfälle an der C-130 Flotte der US Air Force untersucht. Wie bereits in Luxhoj et al. [LWS97] bleibt das Hauptinteresse auf Alterungserscheinungen der Struktur beschränkt, das Ziel ist die frühzeitige Erkennung notwendiger Maßnahmen und die Abschätzung der Einsetzbarkeit der C-130 Flotte in der Zukunft. Eine Anwendung für Kurzfristprognosen ist nicht vorgesehen. Die direkte Übertragung der Ergebnisse für die Anwendung auf die in dieser Arbeit betrachteten Fehler ist ebenfalls nicht möglich.

2.1.2 Prädiktion zur Vermeidung von Fehlern

Létourneau et al. [LFM99] entwickeln ein Modell zur Prädiktion möglicher Ausfälle von Komponenten, deren Kenntnis zur einer vor dem Ausfall durchzuführenden Auswechslung der Komponenten genutzt werden soll. Dabei werden Klassifikationsmodelle unter Verwendung zahlreicher Parameter, die aus der betriebsbegleitenden Beobachtung der Komponenten (*Condition Monitoring*) stammen, gebildet. Die Modelle werden zur rechtzeitigen Trenderkennung (bspw. Temperaturanstieg, Druckabfall) verwendet um vor dem Ausfall kostenintensiver Komponenten einen Wechsel dieser zu ermöglichen. Die Arbeit wird am Beispiel der Triebwerke von 34 Airbus A320 Flugzeugen durchgeführt. Zur Klassifikation werden ein Entscheidungsbaum mit C4.5 Algorithmus und ein Ein-Nächster-Nachbar-Algorithmus verwendet. Die Ergebnisse an 16 Komponenten zeigen unterschiedlich gute Klassifikationsraten, keinem der Algorithmen ist der Vorzug zu gewähren.

Die Arbeit zeigt zum einen, dass für detaillierte Prognosen zum Systemausfall umfangreiche Parameter notwendig sind und zum anderen dass eine Anwendung nur für Systeme mit großer Prarameterabnahme durchführbar ist. Eine direkte Verwendung mit der zu erwartenden Datenlage der vorliegenden Problemstellung ist nicht möglich.

Die Datenauswertung von *Condition Monitoring*-Parametern findet sich u.a. auch im AIRMAN Projekt von Airbus Industries [FC01] und der Arbeit von Skormin et al. [SGP02] wieder.

Im Gegensatz zur vorliegenden Arbeit besteht bei den genannten Ansätzen des *Condition Monitoring* und der Modellierung dieser Daten der wesentliche Unterschied in der Motivation: Zum einen soll ein Ausfall durch rechtzeitige Trenderkennung verhindert werden [LFM99, SGP02]. Zum anderen muss der Fehler erst auftreten [FC01] um über einen Downlink an die Instandhaltungsbasis die notwendigen Arbeiten planen zu können. Beide Motivation treffen auf die vorliegende Arbeit nicht zu, da die zu modellierenden Ereignisse als unverhinderliche Ereignisse des Eintritts von Arbeitsaufwand betrachtet werden. Zudem ist die Prognose vor Auftritt der Ereignisse wünschenswert. Wenn auch der Trend zur weitläufigen Parameteraufzeichnung besteht [FC01, Fli02], so ist nicht in allen Systemen ein *Condition Monitoring* möglich, so dass die Anwendbarkeit auf die vorliegende Arbeit in dieser Form nicht gegeben ist.

Wu et al. [WLDL04] stellen in ihrer Arbeit einen Ansatz zur Reduzierung von Instandhaltungskosten ungeplanter Arbeiten vor. Dabei wird auf das Konzept der Maintenance Free Operation eingegangen, dem Verhindern des Aufrtitts von Fehlern durch entsprechende Redundanzen. Die Prädiktion und der Umgang mit unabdingbar auftretenden Arbeiten wird ebenfalls nicht berücksichtigt.

2.1.3 Modellierung technisch verursachter Verspätungen

Ein weiterer Ansatz mit Regressionsmodellen wird von Bineid und Fielding [BF03] zur Prädiktion der Abflugzuverlässigkeit geliefert. Hierbei wird die Zuverlässigkeit, mit der ein Flugzeug den Flugsteig ohne Verspätung (innerhalb von 15 min. nach geplanter Abflugzeit) verlässt in Abhängigkeit von technisch bedingten Ursachen gesetzt. Bineid und Fielding [BF03] erarbeiten für Kurz- und Langstreckenflugzeuge getrennt, Regressionsmodelle zur Bestimmung der je ATA-System verursachten Verspätungsrate. Die Arbeit zielt vor allem auf eine Anwendung in der Entwicklungsphase von Flugzeugen ab. Es werden wenige Variablen, die vor allem nicht aus dem direkten Flugbetrieb kommen, sondern Dimensionen des Flugzeugs enthalten, verwendet. Eben hier ist der Unterschied zur vorliegenden Arbeit zu finden. Zudem werden grundsätzlich Verspätungsraten verschiedener Typen auf jährlicher Basis modelliert. Eine Übertragung zur Prognose von Fehlerauftritten ist aufgrund des Prognosehorizonts, der Unabhängigkeit der Eingangsvariablen vom aktuellen Flugbetrieb (Länge der Flüge, Alter der Flugzeuge etc.) und der Konzentration auf Verspätungen anstelle auftretender Fehler nicht möglich.

Hugues et al. [HCC02] stellen ebenfalls einen Ansatz zur Abflugzuverlässigkeit vor. Ihr Ziel ist es, so früh wie möglich während des Entwicklungsprozesses die spätere Zuverlässigkeit eines Flugzeuges bestimmen zu können. Dabei werden auf Flugzeugsystemebene Zustände definiert, die entweder einen rechtzeitigen Einsatz ermöglichen oder aber eine Verspätung verursachen. Methodische Grundlage sind Markovprozesse, deren Übergangsraten empirisch ermittelter Werte aktueller Flugzeuge sind. Die Arbeit ist noch in der Entwicklung, wobei erste Ergebnisse eine noch nicht vollständig validierte Genauigkeit über 80 % ergeben haben.

Mit den letzt genannten Arbeit gemein ist die Ursache der Verspätung die in technischen Probleme aufgrund stochastischer Instandhaltungsereignisse zu finden ist. Da jedoch

eine Betrachtung für den Vorentwurf von Flugzeugen im Gegensatz zu einer Prognose im Flugbetrieb entwickelt wird, lassen sich die Ergebnisse nicht für den vorliegenden Fall anwenden.

2.1.4 Qualitative Prädikiton von Fehlern

Eine der ersten Arbeiten, die sich mit Fehlern an Flugzeugen und deren Untersuchung beschäftigt, ist die von Proschan [Pro00]. Fehler am Air Conditioning System von 13 Flugzeugen gleichen Typs werden bzgl. ihrer Ausfallcharakteristik in Form von Fehlerauftritten analysiert. Ziel ist die generelle Frage nach dem Typ der Verteilung der Ausfallzeiten. An dieser Arbeit wird von Ascher [Asc04] kritisiert, dass nicht vollständig korrekt über die kumulierten Flugzeugdaten geschlossen wird. Es wird jedoch vor allem bei dieser ersten bekannten Arbeit der Fehlermodellierung an Flugzeugen nicht weiter über die Anwendbarkeit der Ergebnisse zur Fehlerprädiktion nachgedacht. Die Daten von Proschan [Pro00] werden noch heute oft als eine der wenigen veröffentlichten Quellen von Fehlerdaten an Flugzeugen zitiert.

Maclean et al. [MRLR05] untersuchen qualitativ den technischen Zustand mechanischer Systeme an alternden Flugzeugen. Die Alterung eines Flugzeugs führt zu einer Zunahme der Fehler, die wenn eine kritische Grenze erreicht ist, zu technisch bedingten außer planmäßigen Landungen führen können. Diese sind ebenfalls wie bei Luxhoj et al. [LWS97] aus den Daten der SDR gewonnen. Die Untersuchung führt unter anderem zu dem Ergebnis, dass das Alter signifikant zu einem Anstieg der Fehlerrate führt und Überholungsereignisse nicht zu einer Verbesserung des Flugzeugzustandes auf einen „So gut wie neu“ - Zustand führt. Die Fehlerrate sinkt jedoch nach den Überholungsereignissen auf ein besseres Niveau als vor der Überholung, wobei die erste Überholung im Gegensatz zu folgenden zu einer größeren Verbesserung führt. Die qualitativen Ergebnisse bieten für die vorliegende Arbeit wichtige Grundlagen - eine Übertragung zur quantitativen Prädiktion wie im hier vorliegenden Fall ist nicht möglich, da die SDR-Fälle nicht direkt mit den stochastischen täglich auftretenden Arbeiten vergleichbar sind.

Qi et al. [QLS01] stellen die Ergebnisse einer umfangreichen Datenanalyse militärischer Flugzeuge vor und konkludieren dies in der löffelförmigen *spoon-shaped curve*, die das Verhältnis von Mannstunden (Man Hour MH) pro Flugstunde über das Alter darstellt. Die Kenntnis des altersabhängigen Verhaltens eines Flugzeuges kann zum einen helfen, die Instandhaltungskosten abzuschätzen und zum anderen Herstellern ermöglichen, ihr Design zur Verringerung der Instandhaltungskosten anzupassen. Die Arbeit zeigt einen Weg, die hier vorliegende Problematik anzugehen ohne jedoch explizit auf ungeplante Instandhaltungsereignisse und deren MH-Bedarf einzugehen. Eine Erweiterung stellen Qi et al. [QLS03] vor. Auch hier steht die qualitative Aussage über das Instandhaltungsverhalten in Abhängigkeit des Alters exemplarisch an einigen Militärjets im Mittelpunkt. Die quantitative Prädiktion mit ungeplanten Instandhaltungsereignissen und die dafür notwendige Arbeitskräfteplanung bleibt weiterhin unberücksichtigt.

2.2 Arbeitskräfteplanung in der Flugzeuginstandhaltung

Während die oben aufgeführten Arbeiten generell den Fehlerauftritt oder dessen Vermeidung fokussieren, beschäftigen sich diverse Arbeiten direkt mit der Arbeitskräfteplanung. Die Differenzierung beider deutet dabei schon auf einen wesentlichen Unterschied hin. Der durch Fehlerauftritt verursachte Arbeitskräftebedarf wird dabei nicht immer berücksichtigt bzw. in die Ausführung von geplanten Instandhaltungsereignissen mit eingerechnet. Dijkstra et al. [DKvS91] und Dijkstra et al. [DKv$^+$94] stellen ein Modell zur verbesserten Arbeitskräfteplanung der KLM-Instandhaltung vor. Ziel ist es, ein Werkzeug zu entwickeln, um strategische Kosten- und Personalplanung unter Berücksichtigung verschiedener Flugzeugtypen und Mechanikerlizenzen zu ermöglichen. Die anfallenden Arbeiten werden stets als bekannt nach Instandhaltungsprogramm betrachtet. Ungeplante Ereignisse finden keinen Einfluss, da die operative Arbeitskräfteplanung in kurzen Zeithorizonten nicht berücksichtigt werden soll. Eben diese Einschränkungen verhindern eine Verwendung des vorgestellten Ansatzes für das vorliegende Problem.

Eine weitere Arbeit zur Arbeitskräfteplanung wird von Yan et al. [YYC04] vorgelegt. Im Gegensatz zu Dijkstra et al. [DKvS91, DKv$^+$94] wird hier die Kurzfristplanung berücksichtig, bei der Arbeitskräfte zur Durchführung der Line Maintenance Checks in ausreichender Zahl vorgehalten werden müssen. Auch hier wird zur Aufstellung des Optimierungsproblems ausschließlich auf die Betrachtung geplanter Arbeiten hingewiesen. Ungeplante Arbeiten finden bei Yan et al. [YYC04] wie bei Dijekstra et al. [DKvS91, DKv$^+$94] und Siriam und Haghani [SH03] ebenfalls keine Berücksichtigung. Eine Übertragung des Ansatzes zur Lösung des Problem ist somit nicht möglich.

Einen Ansatz zur Verbesserung der Arbeitskräfteplanung für die Line Maintenance des Continenal Airlines Sützpunkt in Newark stellen Bazargan-Lari et al. [BLGY03] vor. Sie berücksichtigen auf Tagesebene unterschiedliche Flugzeugtypen und verbessern die Zuordnung in den einzelnen Arbeitsschichten. Während die geplanten Arbeiten nach Instandhaltungsprogramm mit jeweiligem Arbeitskräftebedarf einzeln aufgeführt werden, ist die Berücksichtigung von ungeplanten Arbeiten trotz des stochastischen Ansatzes nicht erkennbar, vielmehr werden Standardbearbeitungszeiten angenommen, so dass die direkte Anwendbarkeit auf die vorliegende Problematik, bei der vor allem dieser stochastische Arbeitsaufwand variiert, auch mit diesem Ansatz nicht möglich ist.

Bereits 1967 veröffentlichte Kiviat [Kiv67] einen Ansatz zur Planung von Arbeitskräften die für ungeplante Arbeiten in der US Air Force benötigt werden. Die Arbeit soll die Möglichkeiten des Einsatzes statistischer Daten in Kombination mit den zur damaligen Zeit aufkommenden Computern demonstrieren und die Potentiale aufzeigen, die sich aus einer solchen verbesserten Planung ergeben. Kiviat untersucht für verschiedene Mechanikerklassen die benötigte Anzahl für Arbeiten, die im Anschluss an eine Mission anfallen. Wesentlich ist dabei eine exakte Datenaufzeichnung und eine sehr umfangreiche Bearbeitungszeit von mehreren Stunden nach einer Missionen. So lassen sich aus den aufgezeichneten Daten die benötigten Arbeitskräfte für jene Stunden nach dem betreffenden Einsatz auslesen. Kiviat [Kiv67] unterstellt zur Bearbeitung Standardbearbeitungszeiten aus den beobachteten realen Daten ohne weitere Berücksichtigung temporärer Einflüsse

wie alternde Flugzeuge. Als Ergebnis können Wahrscheinlichkeiten für den Einsatz einer genauen Anzahl von Mechanikern in den jeweiligen Stunden nach Ende einer Mission angegeben werden. Die sich ergebende Verteilung kann für den untersuchten Flugzeugtyp (Bomber, Kampfflugzeug etc.) und die jeweilige Mechanikerart standardmäßig angenommen werden. Ihre zeitliche Überlagerung bei Betrachtung einer gesamten Schicht ermöglicht die Planung der Arbeitskräfte für mehrere Flugzeuge in einem Schichtzeitraum. Unter Annahme einer Poissonverteilung der Arbeitskräfte kann zusätzlich eine Absicherung für Abweichung von diesem Standardbearbeitungszeiten bestimmt werden. Kiviat [Kiv67] bezeichnet dabei diese heute als Konfidenzintervalle bekannten Sicherheitszuschläge als „Level of Protection“.

Die Arbeit zeigt, dass der Wunsch nach Vorausplanung des Arbeitskräftebedarfs in der Flugzeuginstandhaltung (wie auch in anderen Domänen) nicht neu ist und dass der unabdingbare Weg über die statistische Analyse von aufgezeichneten Daten führt.

Im Gegensatz zur vorliegenden Arbeit bezieht sich der Ansatz von Kiviat [Kiv67] sowohl auf eine andere Generation von Flugzeugen als auch auf eine andere Einsatzart. Bei dieser militärischen Anwendung liegen mehrstündige ungeplante Arbeiten von bis zu zehn Stunden vor, die sich wesentlich von dem Operationsprofil in der hier vorliegenden Zivilluftfahrt unterscheiden. Zudem ist die Datenaufzeichung bei der vorliegenden Problematik nicht so minutiös, dass eine Umsetzung des von Kiviat [Kiv67] vorgeschlagenen Vorgehens möglich ist.

Neben diesem der vorliegenden Arbeit ähnlichen Ansatz existieren zahlreiche andere Arbeiten zur Planung von Arbeitskräften für Instandhaltungsereignisse, die entweder keine täglichen Planungshorizonte, keine Line Maintenance oder keine ungeplanten Arbeiten berücksichtigen [BBG90, Mor81, vDK+02].

2.3 Handlungsbedarf

Die vorhandenen Arbeiten geben hilfreiche Ansatzpunkte sowie Vorüberlegungen und vor allem Aufschluss darüber, dass eine Studie wie die vorliegende ihre Berechtigung hat.

Die dargestellten Arbeiten stellen die wesentlichen Untersuchungen des Fehlerauftritts und der Arbeitskräfteplanung in der Flugzeuginstandhaltung dar. Der Fokus liegt bei der quantitativen Prädiktion vornehmlich auf der Prognose von Sicherheitsrisiken bei Überschreiten kritischer Werte wie bei Luxoij et al. [LWS97], Nordmann und Luxhoj und [NL00] und Zion [Zio01] anstelle der Abschätzung zur Planung von Arbeitsaufwänden. Maclean et al. [MRLR05] konzentrieren sich auf qualitative Aussagen über den technischen Zustand und Letourneau et al. [LFM99] untersuchen die Prädiktion an Komponenten mit hoher Paramterrückmeldung. Dijekstra et al. [DKvS91, DKv+94] bzw. Bazargan et al. [BLGY03] gehen nicht weiter auf ungeplante Instandhaltungsereignisse bei der Arbeitskräfteplanung ein. Eine Arbeit mit dem hier beabsichtigten Hintergrund konnte nach Recherche des Autors nicht gefunden werden, ebenso nicht solche in denen eine entsprechende Untersuchung aus plausiblen Gründen verworfen werden musste. Es ist zu vermuten, dass dies vor allem an den für eine solche Arbeit notwendigen Daten liegt. Aus der Industrie, die über die entsprechenden Daten verfügt sind keine veröffentlichten Ansätze bekannt.

Hersteller von Flugzeugen, die Zugang zu den benötigten Daten haben, versuchen eher den Auftritt von Fehlern zu minimieren. Arbeiten gehen hier meist in die Richtung des Nachweises einer dem Kunden (also der Luftverkehrsgesellschaft) versprochenen Zuverlässigkeit [HCC02]. Wissenschaftliche Untersuchung haben meist das Problem, ausreichend Daten über Fehler an Flugzeugen zu erhalten [BF03].

Kapitel 3

Systemmodell

3.1 Abstraktion des Systems Flugzeuginstandhaltung - Line Maintenance

In diesem Kapitel wird das System Flugzeuginstandhaltung soweit abstrahiert, dass die Bildung eines Systemmodells erfolgen kann. Dieses ist Grundlage für die Modellierung und Prognose der Fehler und der daraus resultierenden Arbeitskräfteplanung. Zudem müssen die notwendigen Mechanikerlizenzen zur Behebung der einzelnen Fehler berücksichtigt werden. Im Anschluß daran wird ein Kostenmodell entwickelt, das die direkte Planung der Arbeitskräfte abbildet und zur Bewertung des erarbeiteten Modells einen Vergleich mit dem heutigen System ermöglicht.

3.1.1 Fehlerauftritt im Flugbetrieb

In dieser Arbeit werden ausschließlich ungeplante Instandhaltungsereignisse betrachtet, die während des Flugbetriebs also zwischen den Flügen oder nachts anfallen und vor dem nächsten Flug einer Klärung unterzogen werden müssen.

Ungeplante Instandhaltungsarbeiten sollen hier als durch den Auftritt von Fehlern oder Fehlermeldungen verursacht, verstanden werden. Fehler und Fehlermeldungen können während des Fluges auftreten und entweder von der Besatzung wahrgenommen werden oder nur von der Bordelektronik detektiert werden. Letzteres würde zu Fehlermeldungen im *Central Maintenance Computer CMC* führen, die im Anschluss an den Flug von den Mechanikern ausgelesen werden. Probleme die von der Besatzung wahrgenommen werden und deren Ursache nicht genau bekannt ist, werden im Logbuch vermerkt. Hier finden sich ebenso Fehler, die während des Fluges im Cockpit angezeigt werden. Fehlermeldungen müssen stets überprüft werden, wodurch ein Arbeitsaufwand entsteht, der wiederum Arbeitskräfte erfordert. Ist kein Fehler ermittelbar wird das Flugzeug überprüft wieder bereitgestellt. Ist ein Fehler ermittelbar wird dieser weiter bearbeitet. Eine weitere Möglichkeit des Auftritts von Fehlern ergibt sich bei der Durchführung von geplanten Arbeiten, wie sie als kleinere Checks vor allem in der Nacht erfolgen. Es wird in dieser Arbeit nicht unterschieden, ob die aufgetretenden Fehler unabhängig sind oder sich ihr Eintreten gegenseitig bedingt, da ausschließlich das Eintreten eines arbeitverursachenden Ereignisses von Interesse ist. Die unterschiedlichen Wege zur Fehlermeldung bzw. Fehlerauftritt führen stets zur Notwendigkeit der Klärung bzw. Bearbeitung und damit zu einem Bedarf an Arbeitskraft.

Ist ein Fehler aufgetreten bzw. eine Fehlermeldung verifziert worden, erfolgt die Bewertung des Fehlers. Dabei werden zwei Klassen unterschieden, die die Dringlichkeit der Behebung berücksichtigen [Sch04, Kin04, SPC00]:

- Klasse I: Fehler, die vor dem nächsten Einsatz behoben werden müssen,
- Klasse II: Fehler, deren Nichtbehebung die Lufttüchtigkeit nicht beeinträchtig und die gemäß *Minimum Equipment List MEL* zu einem weiteren Einsatz befähigen. Diese werden auch als zurückgestellte Beanstandungen bezeichnet, da ihre Behebung auf einen Zeitraum in der Zukunft zurückgestellt wird.

Die Frist zur Behebung der Arbeiten, die durch einen Fehler der Klasse II verursacht werden, sind in der *MEL* festgelegt und abhängig von der Bedeutung des betroffenen Systems oder Teilsystems für den Flugbetrieb bzw. den Passagierkomfort [Sch05a]. Sicherheitsrelevante Ereignisse sind stets Ereignisse der Klasse I.

In dieser Arbeit sollen ausschließlich Fehler der Klasse I betrachtet werden, die nicht zurückgestellt werden können, deren Bearbeitung also unabdingbar ist und noch vor dem nächsten Flug zu einem ungeplanten Bedarf an Arbeitskraft führt. Arbeiten, die zurückstellbar sind, haben nach Feststellung den Status von planbaren Arbeiten, und können für eine der nächsten Schichten vorgeplant werden.

3.1.2 Prognose des Arbeitsaufwands durch Prognose der Fehler

Das Modell zur Prognose des notwendigen Arbeitsaufwandes ist zweigeteilt. Zunächst wird die zu erwartende Anzahl der Fehler prognostiziert. Im Anschluss wird diese Anzahl der Fehler in eine für ihre Bearbeitung notwendige Mannstundenzahl Man Hours MH umgerechnet. Die Stochastik eines solchen Fehlerauftritts wird stets dazu führen, dass die exakte Bearbeitungszeit nicht prognostiziert werden kann. Zudem werden in der heutigen Flugzeuginstandhaltung die Bearbeitungszeiten der einzelnen Fehler nicht so exakt dokumentiert, dass für ein solches Modell ausreichend reliable Informationen zur Verfügung stehen. Daher wird für die Bearbeitung eines jeden Fehlers eine mittlere Bearbeitungszeit t_d (*time demand*) in MH unterstellt.
Die Zweiteilung des Modells hat den Vorteil, dass der technische Zustand des Flugzeuges, repräsentiert durch den Fehlerauftritt, unverfälscht modelliert werden kann. Eine erst daran anschließende Belegung der Fehleranzahl mit Bearbeitungszeit kann individuell variiert werden. Wird festgestellt, dass sich die angenommene Bearbeitungszeit t_d mit der Zeit verändert (höhere Komplexität oder aber Verbesserung der Verfahren), kann das Modell ohne Probleme durch Anpassung der mittleren Bearbeitungszeit aktualisiert werden. Das Modell zur Fehlerprognose bleibt davon unberücksichtigt.

Nach Rückspräche mit Experten aus der Instandhaltung soll im Folgenden die mittlere Bearbeitungszeit je Fehler mit $t_d = 0,5$ MH unterstellt werden [Sch04].

3.1.3 Betrachtung von Nachtschichten

Bei der Prognose des Arbeitskräftebedarfs werden ausschließlich Nachtschichten modelliert. Hier haben bei einer großen Fluggesellschaft, für deren Flotte ein solches Modell

gedacht ist, bis zu 20 Flugzeuge gleichzeitig eine Bodenzeit [Sch04]. Die Prognosegenauigkeit wird bei mehreren Flugzeugen genauer, da sich nach dem Gesetz der großen Zahlen Über- und Unterschätzung mitteln. Im Gegensatz dazu ist eine Prognose des Arbeitsaufwands für kleine Anzahlen von Flugzeugen mit einer hohen Unsicherheit behaftet [LWS97, WF06]. Aus diesem Grund wird von einer Arbeitskräfteplanung für die Tagschicht abgesehen, da hier stets nur wenige Flugzeuge zur gleichen Zeit eine Bodenzeit haben. Während der Nachtschicht mit einer höheren Anzahl von Flugzeugen und einer längeren Bodenzeit liegt diese Problematik nicht vor. Ein Großteil der Arbeiten fällt zudem erst während der Nacht an, da erst hier während der geplanten Checkarbeiten Fehler augenscheinlich werden. Aus diesem Grund wird im hier vorgestellten Modell angenommen, dass alle Fehler ausschließlich in der Nacht auftreten und bearbeitet werden.

Um einen monetären Vergleich einer modellbasierten Arbeitskräfteplanung mit einem heute üblichen System der fixen Arbeitskräfteplanung durchzuführen, sollen für verschiedene Teilflottengrößen Nachtschichten mit unterschiedlichen Flugzeuganzahlen berechnet werden. Unter den oben aufgeführten Randbedingungen werden dafür 10, 15 und 20 Flugzeuge gewählt.

3.1.4 Notwendige Qualifikation zur Bearbeitung

Die in der Line Maintenance anfallenden Arbeiten können von drei verschiedenen Mechanikerarten ausgeführt werden. Dabei werden folgende Lizenzen berücksichtigt [Sch04]:

- Avionik (Avionik und Elektrik),
- Triebwerk,
- Zelle und Systeme (für die restlichen Flugzeugsysteme).

Zum Aufgabengebiet des Avionikers bzw. Elektrikers wird zusätzlich die Beleuchtung des Flugzeuges gezählt. Dieses Aufgabengebiet kann teilweise auch von den Zelle-System-Mechanikern übernommen werden. In dieser Abstraktionsstufe soll die Trennung jedoch wie beschrieben erfolgen. Bei der Zusammenfassung aller Lizenzen wie in [BLGY03], würde die prognostizierte Anzahl von Arbeitskräften unrealistisch sein, da nicht alle Arbeiten von allen Mechanikern ausgeführt werden können. Ein Vergleich mit dem heutigen System würde dadurch verfälscht.

Der Arbeitsbedarf für die einzelnen Mechanikergruppen wird anteilig an der prognostizierten Gesamtfehleranzahl ermittelt. Dazu werden die Verteilungen der Anteile der Fehler einzelner Mechanikerklassen an der Gesamtfehleranzahl betrachtet. Um eine ausreichende Sicherheit vorzuhalten, wird das 95 %-Quantil der jeweiligen Verteilung benutzt. Damit wird erreicht, dass durchschnittlich nur in fünf von 100 Prognosefällen die Anzahl der Fehler für Lizenz X unterschätzt wird.

Beispielsweise ergibt sich bei einer prognostizierten Gesamtfehleranzahl f_{prog} für einen Tag und einem gegebenen 95 %-Quantil der Triebwerksfehler an allen Fehlern q_{TW95} eine prognostizierte Fehleranzahl für Triebwerksfehler von $f_{TW} = q_{TW95} \cdot f_{prog}$. Die Quantile

der Lizenzverteilungen werden aus den vorliegenden Daten ermittelt. Die prognostizierte Gesamtfehleranzahl wird ohne Sicherheit als Planungsgrundwert angenommen. Eine Berücksichtigung von Konfidenzintervallen wird durch den Sicherheitsaufschlag mittels 95 %-Quantil ersetzt. Die Ermittlung auf Basis eines mittleren Anteils von Lizenz X-Fehlern an allen würde zu häufig zur Überschätzung der Fehleranzahlen führen.

Zudem entsteht durch die Umrechnung der Fehler bzw. MH in Mechanikeranzahlen durch die notwendigerweise erfolgende Aufrundung eine zusätzliche Sicherheit. Beträgt bspw. die Prognose für die Lizenzklasse X 19 MH, so ergeben sich bei einer Nachtschicht von acht Stunden 2,375 benötigte Mechaniker, wodurch drei Mechaniker eingesetzt werden würden. Mit drei Mechanikern können jedoch in acht Stunden 24 MH geleistet werden. Damit werden bereits fünf MH mehr vorgehalten als prognostiziert. Diese unabdingbare Überschätzung sorgt für eine Sicherheit und Genauigkeit der Modellprognose, die so bei einer reinen Fehlerprognose nicht vorliegt.

Bei einigen Flugzeugsystemen könnte es zu jahreszeitlichen Schwankungen des Arbeitsbedarfs durch erhöhtes Fehleraufkommen führen (z.B. Fahrwerk, Klimaanlage etc.). Sind diese Schwankungen von großem Ausmaß, würde die Verwendung eines 95 %-Quantils temporär zur Überschätzung des notwendigen Bedarfs und damit zur Vorhaltung von Überkapazitäten führen. In diesem Fall wird der betreffende Fehleranteil über eine je nach Jahreszeit aufgeteilte Verteilung oder einen gleitenden Durchschnitt ermittelt.

3.2 Kostenmodell bei prognosebasierter Arbeitskräfteplanung

Mit der prognostizierten Anzahl der Gesamtfehler f_{prog} und der sich daraus ergebenen Prognose für Fehler der einzelnen Mechanikerklassen kann mit einer mittleren Bearbeitungszeit t_d die Bestimmung des notwendigen MH-Bedarfs für eine Nachtschicht erfolgen:

$$\mathrm{MH}_{progTW} = q_{TW95} \cdot f_{prog} \cdot t_d \tag{3.1}$$

$$\mathrm{MH}_{progAV} = q_{AV95} \cdot f_{prog} \cdot t_d \tag{3.2}$$

$$\mathrm{MH}_{progZS} = q_{ZS95} \cdot f_{prog} \cdot t_d \tag{3.3}$$

Dabei bedeutet ZS die Verantwortlichkeit für Flugzeugzelle und -systeme, AV die der Avionik während TW die Zuständigkeit für Triebwerke angibt. Bei einer Nachtschicht der Länge $t_{Schicht}$ lassen sich die dem Bedarf entsprechenden Mechanikeranzahlen n_{prog} bestimmen. Weichen diese von ganzen Zahlen ab, erfolgt eine Aufrundung auf die nächst höhere ganze Zahl. Im Folgenden wird exemplarisch für die Mechanikerklasse X die weitere Berechnung dargestellt.

$$n_{progX} = \frac{q_{X95} \cdot f_{prog} \cdot t_d}{t_{Schicht}} = \frac{\mathrm{MH}_{progX}}{t_{Schicht}} \tag{3.4}$$

Daraus ergeben sich mit den Kosten pro MH von c_{MH} die anfallenden Kosten für das eingesetzte Personal. Trotz der mit Sicherheit behafteten Bestimmung der Mechanikeranteile, kann es dazu kommen, dass die vorgehaltenen Arbeitskräfte nicht ausreichen. Dafür werden zusätzliche Reservekräften der einzelnen Lizenzarten, die während

der Nachtschicht eine Rufbereitschaft haben, bereitgestellt. Die hierfür anfallenden Kosten betragen pro Mechaniker und Stunde $c_{Reserve}$. Im Einsatzfall erhöhen sich die Kosten ebenfalls auf c_{MH}.

Für den Einsatz der Reservearbeitskräfte werden folgende Annahmen getroffen:

- der Arbeitsaufwand wird zeitlich gleichverteilt abgearbeitet
- Reserverarbeitskräfte haben bei Alarmierung eine Stunde Zeit, die Arbeit anzutreten ihre dann folgende aktive Einsatzdauer beträgt $t_{Reserve}$
- nach $t_{Schicht} - (t_{Reserve} + 1)$ Stunden kann der wirklich auftretende Arbeitsaufwand abgeschätzt werden; wenn nötig wird eine Alarmierung der Reservearbeitskräfte eingeleitet (bei einer Nachtschicht von acht Stunden Länge ist eine Reservezeit von vier Stunden eine realistische Annahme [Sch04])
- ist am Schichtende die Arbeit noch nicht erledigt, bleiben die vorhandenen Arbeitskräfte bis zur Fertigstellung vor Ort

Der wirklich auftretende Arbeitsaufwand je Mechanikerklasse soll mit MH_{realX} bezeichnet werden. Unter den oben getroffenen Annahmen lässt sich folglich abschätzen, ob der Einsatz der Reservekräfte notwendig ist. Dazu wird ermittelt, ob in der Zeit $t_{Reserve}$ (z.B. zweite Schichthälfte) ausreichend Arbeitskräfte vorhanden sind. Die für den in dieser Zeit anfallenden Arbeitsaufwand benötigten Mechaniker werden je Mechanikerklasse mit n_{RestX} bezeichnet.

$$n_{RestX} = \frac{\mathrm{MH}_{realX} - (t_{Schicht} - t_{Reserve}) \cdot n_{progX}}{t_{Reserve}} \tag{3.5}$$

Wenn dieser Wert unter der prognostierzierten Arbeitskräfteanzahl n_{progX} liegt, reichen die vorgehaltenen Arbeitskräfte aus. Andernfalls kommt es zum Einsatz einer notwendigen Anzahl von Reservekräften. Reserveskräfte, die nach Alarmierung weiterhin nicht eingesetzt werden, bekommen den Index *ReserveStandby*. Jene, die eingesetzt werden, heißen *ReserveEinsatz*. Die täglichen Schichtkosten die für Mechanikerklasse X unter Bereitstellung und möglichem Einsatz von Reservekräften anfallen, betragen somit:

$$\begin{aligned} c_{SchichtX} = \; & n_{progX} \cdot t_{Schicht} \cdot c_{MH} \\ & + n_{ReserveEinsatzX} \cdot ((t_{Schicht} - t_{Reserve}) \cdot c_{Reserve} + t_{Reserve} \cdot c_{\mathrm{MH}}) \\ & + n_{ReserveStandbyX} \cdot t_{Schicht} \cdot c_{Reserve} \end{aligned} \tag{3.6}$$

Wurde der wirklich auftretende Arbeitsaufwand bei Alarmierung der Reservekräfte unterschätzt oder nicht so viele Reserverkräfte wie notwendig vorgehalten, kann die Arbeit nicht rechtzeitig abgeschlossen werden. Dadurch tritt eine verspätete Bereitstellung ein. Die Verspätung, gemessen in Minuten, ergibt sich aus dem verbleibenden Arbeitsaufwand und den vorhandenen Arbeitskräften jeder Mechanikerklasse:

$$\mathrm{MH}_{delayX} = \mathrm{MH}_{realX} - (n_{progX} \cdot t_{Schicht} + n_{ReserveEinsatzX} \cdot t_{Reserve}) \tag{3.7}$$

$$t_{delayX} = \frac{\mathrm{MH}_{delayX}}{n_{progX} + n_{ReserveEinsatzX}} \tag{3.8}$$

Bei einer monetären Bewertung einer Verspätungsminute mit $c_{delayMinute}$ entstehen zusätzliche Kosten von:

$$c_{delayX} = t_{delayX} \cdot (c_{delayMinute}/60 + (n_{progX} + n_{ReserveEinsatzX}) \cdot c_{\mathrm{MH}}) \tag{3.9}$$

Die maximal anfallenden Kosten pro tägliche Nachtschicht betragen damit:

$$c_{Schicht} = c_{SchichtTW} + c_{delayTW} + c_{SchichtAV} + c_{delayAV} + c_{SchichtZS} + c_{delayZS} \tag{3.10}$$

Die anfallenden Kosten können durch die Variation der vorzuhaltenen Reservekräfte beliebig manipuliert werden. Damit ändert sich auch die Wahrscheinlichkeit einer Verspätung. Bei Vorhaltung von drei Reservekräften kann ein unerwartet hoher Arbeitsaufwand besser abgearbeitet werden, als mit einer einzigen Reservekraft. Bei der Ermittlung der vorzuhaltenen Reservekräfte dient diese Verspätungswahrscheinlichkeit als Maß für die Reliabilität des Instandhaltungsunternehmens. Zwar können Verspätungen mit $c_{delayMinute}$ ebenso mit Kosten belegt werden, der Verlust an Ansehen darf dabei nicht unterschätzt werden. Um hier eine vertraglich vereinbarte Pünktlichkeit zu gewährleisten, ist eine Modellanwendung mit verschiedenen Anzahlen von Reservekräften durch wiederholte Zufallsdurchläufe zu überprüfen. Dazu werden für die Zufallsauswahl von 10, 15 oder 20 Flugzeuge Modellprognosen für jeden Tag erstellt. Die wiederholte Zufallsauswahl von Flugzeugen stellt dabei die Unabhängigkeit von einer einzelnen Stichprobe sicher. Aus der Häufigkeit einer Verspätungssituation unter all diesen Prognosen erhält man einen Schätzer für die Verspätungswahrscheinlichkeit.

Nach Ermittlung einer geeigneten Anzahl von Reservekräften, können im Anschluß für einen beliebigen Zeitraum die anfallenden Kosten bei Anwendung einer modellbasierten Arbeitskräfteplanung mit den Kosten im realen System verglichen werden. Somit lässt sich bestimmen, welchen monetären Mehrwert eine modellbasierte Arbeitskräfteplanung z.B. pro Jahr hat. Damit kann eine Einsparung pro Flugzeug bzw. für die gesamte Flotte eines Kunden ermittelt werden.

3.3 Modell zur Prognose der Gesamtfehleranzahl

Grundlage des Kostenmodells ist die Abschätzung der Gesamtfehleranzahl f_{prog} für die jeweils betrachtete Anzahl von Flugzeugen. Im Kapitel vier werden nach Einführung in den Modellbegriff geeignete Methoden abgeleitet, um ein zuverlässiges Prognosemodell für die Gesamtfehleranzahl zu erstellen.

Grundlage für ein solches Modell sind Daten, die sich aus der Dokumentation eines Instandhaltungsbetriebs ergeben. Diese Daten müssen nach EASA Part 145 [EAS03] aufgezeichnet werden, um jederzeit den technischen Zustand eines Flugzeuges nachweisen zu können.

Folgende Daten stehen in heutigen Instandhaltungsunternehmen zur Verfügung [Kin04, Sch05a, Sch04]:

- Flugzeugtyp,
- Anzahl der geflogenen Flugstunden je Tag,
- Zeitpunkte des Auftritts Instandhaltungsereignissen,
- ATA-Code dieser Ereignisse,
- Dringlichkeit der Bearbeitung,
- Dauer der Bearbeitung,
- Alter in Flugstunden FH, FC, und Kalenderzeit,
- Zeitpunkte und Arten von Checkarbeiten,
- Informationen über (unplanmäßigen) Austausch von Komponenten,
- durchgeführte Flüge.

Die Berücksichtigung dieser Beschränktheit der zur Verfügung stehenden Daten ist bei der Modellierung unabdingbar.

Kapitel 4

Modellierungsmethoden

4.1 Modellbegriff und Modellklassifikationen

4.1.1 Zum Begriff des Modells

Der Begriff *Modell* ist so vielfältig wie das Modell in seinem Nutzen und seiner Bedeutung selbst, die bisweilen zu philosophischen Betrachtungen führt [Hoe76, Mah05]. Unter einem Modell werden u.a. Nachbauten realer Systeme wie bspw. ein Flugzeugmodell im Maßstab 1:x verstanden. Modelle können aus dem Alltag übertragene Konstrukte wie Metaphern sein, die den Umgang mit z.B. Computern erleichtern sollen, wie der Papierkorb als Repräsentant für Datenlöschung. Flussdiagramme zur Darstellung von Verfahren sind ebenso Modelle, nämlich jene des abgebildeten Prozesses, die dem Nutzer helfen sollen, sich relativ im Prozess zu orientieren um bspw. Vorgängertätigkeiten und Nachfolgeaktivitäten zu identifizieren. In den Natur- und Ingenieurwissenschaften haben Modelle oftmals die Form mathematischer Gleichungen, mit denen Zustände oder Ausprägungen eines realen zu untersuchenden Objektes ermitteln werden sollen. So ist die Gleichung $F = ma$ aus Newtons zweitem Axiom ebenfalls ein Modell der Realität, mit der sich das Verhalten eines massebehafteten Körpers unter Krafteinwirkung bzw. Beschleunigung beschreiben lässt (Annahme ist hier die Konstanz der Masse, sonst müsste das zweite Axiom allgemeiner als Impulsänderung formuliert werden).

Ohne Beschränkung der Allgemeinheit und Anspruch auf eine Definition kann man versuchen, den Begriff des Modells bzw. die Modellbildung nach Peschel [Pes76] zu deuten:

„Die generelle Zielsetzung der Modellbildung [und damit des Modells] besteht in der Nachahmung wesentlicher Erscheinungen an realen Objekten oder Prozessen. Diese Erscheinungen müssen in geeigneter Weise fassbar gemacht werden. Der Charakter eines Modells hängt wesentlich davon ab, für welche Anwendung das Modell erarbeitet werden soll.“([Pes76], S. 1)

Ein reales System bzw. Objekt ist oftmals von hoher Komplexität. Unter dem Fokus der Anwendung des Modells gilt es, diese Komplexität zur Filterung der „wesentlichen Erscheinungen“ [Pes76] oder nach Page et al. [PLH91] auf die „problemrelevante Eigenschaft[en]“ zu reduzieren. Dadurch erhält man ein abstraktes Modell [Sch85] oder auch konzeptuelles Modell [PLH91] bzw. Modellkonzept [LB90] dieser Realität.
In der Literatur findet sich hierzu eine sehr treffende Beschreibung:

„Das abstrakte Modell ist über Abstraktion und Idealisierung aus dem realen System

hervorgegangen. Das abstrakte Modell enthält daher viel weniger Einflussgrößen und wird sich aus diesem Grund unterschiedlich verhalten.“([Sch85], S. 20)

Gelingt mit der mathematischen Umsetzung die Bildung eines Modells so gut, dass diese Unterschiedlichkeit bzgl. der modellierten Erscheinung gegenüber der Realität vernachlässigbar klein und damit hinnehmbar ist, und kann gezeigt werden, dass dieses Modell Gültigkeit besitzt sowie reproduzierbare Ergebnisse liefert, dann ist die Modellbildung erfolgreich. Das betreffende Modell ist eine geeignete „Nachahmung“ [Hoe76] des realen Systems. Dadurch gilt jedoch nicht, dass dieses Modell die einzige Abbildung der Realität ist. Ist die Modellbildung erfolgreich im o.g. Sinne, gibt es keine offensichtlichen Gründe, dieses Modell nicht zu akzeptieren. Es kann jedoch eine Vielzahl von anderen Modellen geben, die das Objekt des Interesses bzgl. einer zu untersuchenden Erscheinung, abbilden können [Sta07]. Aufgabe des Modellierers ist es an dieser Stelle, das Modell zu finden, dass am geeignetsten scheint. Also jenes, das aus einer Mischung von objektiven und subjektiven Kriterien das für den beabsichtigten Zweck anwendbarste Modell ist. Objektive Kriterien können z.B. die Prognosegenauigkeit sein, während subjektive Kriterien beispielsweise in der flexiblen Anwendbarkeit im späteren Einsatz oder Nachvollziehbarkeit ihren Ausdruck finden.

Der Prozess der Modellbildung ist folglich ein sehr komplexer Vorgang, der sich im Wesentlichen im Raum zwischen:

- Anwendung des Modells,
- verfügbaren Daten über das reale System,
- Umsetzbarkeit durch eine Modellierungsmethode,
- Reproduzierbarkeit und Genauigkeit und
- Akzeptanz durch spätere Nutzer

bewegt.

4.1.2 Modellklassifikationen

Modelle lasen sich in Anlehnung an Page et al. [PLH91] grundsätzlich bzgl. folgender Aspekte differenzieren:

- Verwendungszweck,
- Zustandsübergänge,
- Abbildungsmedium,
- Untersuchungsmethode.

Der **Verwendungszweck** eines Modells kann weiter gegliedert werden in [PLH91]:

- Erklärung
- Prognose
- Gestaltung
- Optimierung

Vor allem bei Erklärungsmodellen muss die Abbildung möglichst detailliert erfolgen, um alle wesentlichen Aspekte die zur Erklärung von Systemzuständen beitragen können, zu erfassen. Eben diese Detaillierung ist bei Prognosemodellen nicht erforderlich. Ziel ist es, einen Zustand oder die Ausprägung eines Systemparameters vorauszusagen. Der Detaillierungsgrad des Modells reicht nicht immer aus, um auch den Anforderungen eines Erklärungsmodells zu genügen. Hinsichtlich der Prognoseabsicht genügt teilweise ein einfaches Modell, so dieses reproduzierbar gute Ergebnisse liefert. Prognosemodelle geben an, **wie** der Zustand in der Zukunft ist, ohne unbedingt zu erklären **warum** dieser Zustand eintritt. Bei der Anwendung eines Prognosemodells muss dies stets Berücksichtigung finden. Ein Gestaltungsmodell muss über die Detaillierung verfügen, mit der die beabsichtigten Zustände oder Systeme zielführend erreicht werden können. Ähnliches gilt bei der Optimierung bei der unter Kenntnis der die Zielgröße beeinflussenden Größen (meist als Nebenbedingungen formuliert), das Modell vollständig spezifiziert wird.

Bei den **Zustandsübergängen** unterscheidet man grundlegend statische, dynamische und bei diesen jeweils kontinuierliche gegenüber diskreten Modellen. Page et al. [PLH91] stellen dies übersichtlich wie folgt zusammen:

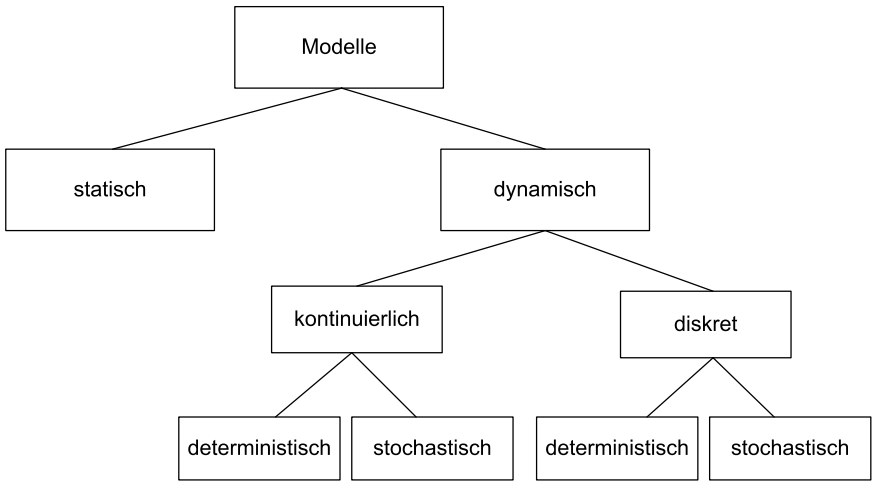

Abbildung 4.1: Arten der Zustandsübergänge nach [PLH91]

Statische Modelle sind unabhängig von der Zeit. Sie beschreiben Zusammenhänge, bei denen die Variablen keine zeitliche Änderung erfahren. Bei dynamischen Modelle ändern sich die Variablen mit der Zeit. Diskrete Modelle haben sprunghafe Übergänge während

kontinuierliche Modelle Zustandsübergänge haben, die sich mit kontinuierlichen Parametern beschreiben lassen. Klassifikationsmodelle zur Prognose von Systemzuständen (z.B. „Fehler“ oder „kein Fehler“) sind diskret.

Ein Modell zur Prognose der Schneefallhöhe in cm ist hingegen kontinuierlich. Kontinuierliche Größen können unter Verlust von Informationen diskretisiert werden. Die Prognose der Schneefallhöhe in den Klasse „niedrig“, „mittel“ und „hoch“ wäre ein diskretes Modell.

Bei stochastischen Modellen erfolgt der Zustandsübergang zufällig und kann durch Zufallsvariablen beschrieben werden, während deterministische Modelle auf funktional beschreibbare Zusammenhänge beruhen, bei denen die „Reaktion auf eine bestimmte Eingabe, ausgehend von einem bestimmten Zustand, eindeutig festgelegt ist“ ([PLH91], S. 6).

Das **Abbildungsmedium** beinhaltet die bereits oben angeführte Unterschiedlichkeit der Ausprägung des Modells in den Formen materiell, informal (verbal, grafisch-deskriptiv) und formal (mathematisch und grafisch-mathematisch) [PLH91].

Die **Untersuchungsmethode** unterscheidet das Vorgehen bei der Erstellung eines formalen Modells. Es werden analytische und nichtanalytische Modelle unterschieden. Bei analytischen Modellen lässt sich der zu untersuchende Aspekt ausschließlich mit Systemkenntnissen geschlossen mathematisch formulieren. Daten des realen Systems werden erst benötigt, um die Korrektheit des Modells zu überprüfen.

Die zweite, häufiger auftretende Art von Modellen, sind solche, bei denen Daten benötigt werden, um das Modell vollständig zu spezifizieren. Eine analytische Beschreibung ist nicht möglich, da nicht alle Aspekte bekannt bzw. nicht formal beschreibbar sind. Page et al. [PLH91] sprechen bei diesen Modellen von Simulationsmodellen. Gerade vor dem Hintergrund der Anwendung von statistischen Modellen, die nicht den analytischen Modellen zugeordnet werden können, scheint die Bezeichnung als Simulationsmodell nicht passend gewählt. Eine bessere Bezeichnung sind empirische Modelle [MR99]. Nur wenige Systeme haben eine so einfache und klare Struktur, dass sie analytisch modelliert werden können. Ein Großteil der Modelle, die in den Natur- oder Ingenieurwissenschaften Anwendung finden sind daher empirische Modelle, von denen statistische Modelle der häufigste Vertreter sind. Neben statistischen Modellen treten in den letzten Jahrzehnten immer stärker die Modelle des *Data Mining* auf. Bei diesen, auch als *Black Box*-Modellen bezeichneten liegen im Gegensatz zu den analytische Modelle, die auch als *White Box*-Modelle bezeichnet werden [KC05], keine Kenntnisse über funktionale Zusammenhänge zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen vor. Aus diesem Umstand ist der Begriff des „Schwarzen Kasten“ entstanden, der zwischen Eingang und Ausgang sitzt und für den Anwender undurchschaubar zu arbeiten scheint. Neuronale Netze sind ein bekannter Vertreter dieser Klasse von Modellen. Ein oftmals vorgebrachter Kritikpunkt ist, dass die Nachvollziehbarkeit dieser Modelle eben aus Gründen des *Black Box*-Charakters unbefriedigend ist.

Statistische Modelle hingegen sind das Resultat eines Modellierungsprozesses mit statistischen Verfahren. Diese sind mathematische Werkzeuge, mit denen ein abstraktes Modell mathematisch beschrieben werden kann (vorausgesetzt es gibt ein geeignetes statis-

tisches Verfahren). Der Modellierer kann mit seinem Wissen über das System oder aus Voruntersuchungen der Daten ein geeignetes statistisches Verfahren wählen und die darin enthaltenen Parameter mit Hilfe der Daten bestimmen.

Liegen bei einem Prognosemodell beispielsweise lineare Zusammenhänge zwischen den Variablen vor, können Gewichte, so genannten Regressionskoeffizienten, ermittelt werden, mit denen die einzelnen Variablen als gewichtete Summe, die zu prognostizierende Variable beschreiben. In einem anderen Beispiel kann bei einem zu modellierenden Warteschlangensystem, die Verteilung der Ankunftszeiten als aus der Klasse der Poissonverteilungen mit dem zunächst unbekannten Parameter λ (Ankunftsrate) angenommen werden.

Hierin liegt der wesentliche Unterschied zu analytischen Modellen. Ohne vorhandene Daten können weder die Gewichte des ersten Beispiels noch der Parameter λ des zweiten Beispiels bestimmt werden. Statistische Modelle sind ohne Daten nicht vollständig spezifizierbar. Im Gegensatz zu den *Black Box*-Modellen erfordern statistische Modelle darüberhinaus Vorkenntnisse über die Systemstruktur und können zumindest teilweise vom Anwender nachvollzogen werden. Damit nehmen statistische Modelle einen Platz zwischen *White Box*- und *Black Box*-Modellen ein, so dass auch von *Grey Box*-Modellen gesprochen wird [DS05]. Einige Autoren wiederum ordnen die statistischen Modelle den *Black Box*-Verfahren zu, da auch bei ihnen keine analytische Formulierung und damit vollständige Transparenz der Systemzusammenhänge vorliegt. Diese Uneinigkeit zeigt sehr gut, wie schwierig es ist, die einzelnen Modellarten zu differenzieren.

Wenn man eine Kategorisierung der Untersuchungsmethode vornehmen will, wäre die Einteilung in **analytische Modelle** und **empirische Modelle** am besten geeignet. *Black Box*- Modelle wären eine Teilklasse der empirischen Modelle ebenso wie die Mischform der *Grey Box*-Modelle. Ein weiterer Vertreter der empirischen Modelle sind die bei Schmidt [Sch85] angeführten Simulationsmodelle.

4.2 Prozess der Modellbildung

Als erster Schritt im Prozess der Modellierung bzw. Modellbildung muss das Ziel, also die „wesentliche Erscheinung“ [Pes76] des betreffenden Objekts das es zu untersuchen gilt, definiert werden. Daraus lässt sich der Verwendungszweck des Modells ableiten.

Unter Vereinfachungen und Idealisierungen, die helfen ausschließlich den beabsichtigten Zweck aus dem realen System zu isolieren, kann ein abstraktes Modell abgeleitet werden. Dieses gilt es mathematisch zu beschreiben, also formal umzusetzen. Mit der Kenntnis über das formulierte Ziel und das vorliegende System erfolgt die Entscheidung, ob es sich um ein analytisch beschreibbares Problem handelt oder ob eine empirische Modellierung erfolgen muss.

Aus dem formulierten Problem und den zugänglichen Daten, lässt sich das vorhandene Datenniveau ableiten. Diskrete Daten erfordern andere mathematische Umsetzungen als kontinuierliche. Die Feststellung bzw. Anpassung der Datenart ist essentiell für die

Umsetzung des abstrakten Modells. Ist das Ziel ein Prognosemodell, dass den Absatz eines Produktes prognostizieren soll, ist ein kontinuierliches Datenniveau wünschenswert. Andernfalls könnten Absatzprognosen nur in Klassen bspw. „viel“, „mittel“ und „wenig“ oder „0-20 Produkte“, „21-40 Produkte“ etc. angegeben werden. Für die Klassenzugehörigkeit würden in diesem Fall mit einem diskreten Prognosemodell Wahrscheinlichkeiten ermittelt werden. Je nach gewünschter Genauigkeit, könnte das Ziel auf diesem Wege nur unbefriedigend erreicht werden. Ein kontinuierliches Prognosemodell wäre zu bevorzugen.

Die Identifikation einer geeigneten Methode zur mathematischen Formulierung des abstrakten Modells stellt neben der Abstraktion selbst die zweite wesentliche und teilweise schwierige Aufgabe im Modellierungsprozess dar. Im häufigsten Falle der empirischen Modelle ist der nächste Schritt die Umsetzung des mathematischen Modells. Entweder durch Anwendung geeigneter Algorithmen oder die „Anpassung“ einer allgemein formulierten Methode an die Daten, die das reale System bzgl. der gewünschten Eigenschaft beschreiben. Lugner und Bub [LB90] und Page et al. [PLH91] sprechen in diesem Zusammenhang von der Erstellung eines „Computer-Modells“. Im Falle der statistischen Modelle wäre dies der Schritt der Parameterbestimmung und Formulierung sowie Implementierung eines Algorithmus zur Berechnung der Modellausgaben.

Im Anschluss folgt der für die Modellbildung elementare Schritt der Überprüfung der Modellgültigkeit und Modellvalidität, letzterer wird auch als Validierung bezeichnet. Bei analytischen Modellen muss anhand realer Daten überprüft werden, ob die Annahmen die zur Ableitung des mathematischen Modells geführt haben, richtig waren. Bei empirischen Modellen, vor allem bei statistischen Modellen erfolgt die Überprüfung ob Annahmen der Modellklasse verletzt werden oder nicht. Bei Prognosemodellen zählen hierzu u.a. die Ermittlung der Verteilung der Abweichungen von Modellprognosen und realen Werten, der so genannten Residuen. Ein gültiges und gutes Modell sollte keine Schwankungen in den Residuen aufzeigen, die angeben, dass in einigen Bereichen der Eingangsvariablen die Modellgenauigkeit systematisch besser oder schlechter ist als in anderen. Bei anderen statistischen Modellen muss überprüft werden, ob die zuvor unterstellte Verteilungsklasse überhaupt zu den Daten passt, oder ob diese zuvor getroffene, wenn auch begründete Auswahl falsch war.

Nach Bestehen dieser Überprüfung erfolgt die Anwendung des Modells auf bisher unbekannte Daten, die Validierungs- oder Testdaten. Diese sind solche, die im Prozess der Erstellung des mathematischen Modells nicht involviert waren. Auf diesem Weg kann überprüft werden, ob das Modell ausschließlich auf Trainingsdaten aus der „Anpassungsphase“ passt oder ob auch eine Verallgemeinerung auf neue Daten möglich ist. Ein gültiges und allgemein verwendbares Modell sollte mit den Trainingsdaten und den Validierungsdaten ähnliche Genauigkeiten erzielen und zu sinnvollen Ergebnissen führen.

Mit der erfolgreichen Validierung ist das Modell fertig spezifiziert und überprüft. Eine fehlgeschlagene Validierung erfordert erneut eine Überprüfung bzw. Überarbeitung der Formulierung des abstrakten Modells bzw. der Auswahl der mathematischen Umsetzung.

Ein übliches Vorgehen bei der Modellbildung ist die Aufteilung der vorliegenden Daten

in einen Trainingsdatensatz und einen Validierungsdatensatz. Es sollte versucht werden, die Daten so zu teilen, dass zwei Drittel als Trainingsdaten und ein Drittel als Validierungsdaten verwendet werden. Der Vorteil liegt darin, dass nach der Modellbildung nicht erneut Daten aufgezeichnet werden müssen, um einen Validierung durchzuführen.
Abbildung 4.2 zeigt den Prozess der Modellbildung nach Lugner und Bub [LB90].

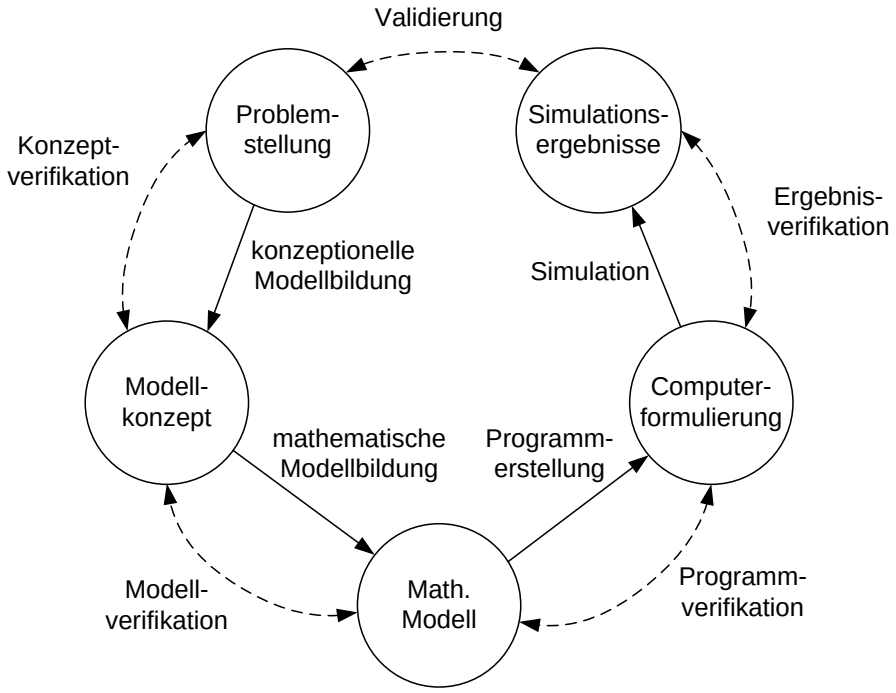

Abbildung 4.2: Prozess der Modellbildung nach [LB90]

Die allgemein gefasste Bezeichnung der „Programmerstellung“ ist als der Prozess der Modellumsetzung zu verstehen, die Simulation ist folglich der Schritt der Modellanwendung.

4.3 Bewertung von Modellen

4.3.1 Objektive Auswahlkriterien

Werden mehrere mathematische Modelle entwickelt, die den gleichen Aspekt des realen Systems abbilden, muss der Modellierer entscheiden, welchem Modell der Vorzug zu geben ist. Rein mathematisch stehen dafür objektive Verfahren zu Verfügung. Es werden vor allem die Genauigkeit bzw. Passform des Modells gemessen und verglichen, wobei Passform meint, dass ein Modell besser zu den Daten passt, also ein wahrscheinlicheres ist, als ein anderes. Hierfür stehen Vergleichsmaße wie das *Akaike Information Criterion AIC* oder das *Bayesian Information Criterion BIC* bereit [Koc00, Lin04].

Ebenso interessiert vor allem bei Prognosemodellen, die Genauigkeit der Prognose im Vergleich zu den wirklichen Werten des realen Systems. Hier ist die Fehlerquadratsumme *Sum of Squared Error SSE*, bei der größere Abweichungen stärker gewichtet werden bzw.

deren Mittelwert, der *Mean Squared Error MSE* ein häufig verwendetes Maß [Koc00, SS94]:

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2 \tag{4.1}$$

y ist der reale Wert und $\hat{y}$ der Prognosewert.

Andere Maße wie die jeweilige Abweichung bezogen auf den Prognosewert *Magnitude of error relative to the estimate MER* oder die Abweichung bezogen auf den realen Wert *Magnitude of relative error MRE* finden ebenfalls Anwendung [MSS05].

Diese werden wie folgt ermittelt [MSS05]:

$$\mathrm{MER} = \frac{|\, y - \hat{y}|}{\hat{y}} \tag{4.2}$$

$$\mathrm{MRE} = \frac{|\, y - \hat{y}|}{y} \tag{4.3}$$

In dieser Arbeit, sollen neben dem allseits bekannten MSE der MER als objektives Auswahlkriterium verwendet werden. Die Bevorzugung des MER gegenüber dem MRE soll an einem simplen Beispiel verdeutlicht werden:

Eine Modellprognose laute $\hat{y} = 10$ Fehler, eingetreten sind $y = 15$ womit sich eine Abweichung von $|\, 15 - 10| = 5$ ergibt. Die Prognosefehler MER und MRE lauten:

$$\mathrm{MER} = \frac{5}{10} = \frac{1}{2} \tag{4.4}$$

$$\mathrm{MRE} = \frac{5}{15} = \frac{1}{3} \tag{4.5}$$

Der MER gibt an, dass die Aussage einen Fehler von 50 % hat, während die Aussage beim MRE einen Fehler von 33 % hat. Die Aussage „Es treten zehn Ereignisse ein“ kann also mit 50 % oder aber mit 33 % Fehler behaftet sein. Im ersten Fall ist anzunehmen, dass das reale Ereignis fünf oder 15 ist, bei der Vorraussage mit 33 % Fehler wäre dies 6,7 bzw. 13,3. Treten bei der Prognose „Es treten zehn Ereignisse ein“ in Wirklichkeit 15 Fehler auf, ist es ohne Kenntnisse der Bestimmung des MRE nicht nachvollziehbar wieso der Prognosefehler bei 33 % liegt. Um einer solchen Verfälschung bei einer ingenieurmäßigen Interpretation der Vorhersagegüte vorzubeugen, wird im Folgenden zur Bewertung der Modellgüte der Prognosefehler als MER bevorzugt.

Es gibt noch weitere Auswahlkriterien und Fehlerdefinitionen. Entscheidend ist, dass die Auswahlmetrik nachvollziehbar ist und beim Vergleich mehrerer Modelle nicht variiert.

Unter diesen objektiven Kriterien ist die Wahl des Modells mit der besseren Passform, bzw. den niedrigeren Prognosefehlern zu bevorzugen.

4.3.2 Subjektive Auswahlkriterien

Neben den **objektiven Kriterien** sind Aspekte der Anwendbarkeit, der Erweiterbarkeit und der Akzeptanz von Bedeutung. Diese sollen als **subjektive Kriterien** bezeichnet werden. Ein Modell, dass objektiv das bessere ist, jedoch sehr kompliziert anzuwenden ist und bei den späteren Nutzern keine Akzeptanz findet, verfehlt aus dieser Sicht sein Ziel.

Ebenso sind die Grenzen eines Modells und seine Erweiterbarkeit von Bedeutung. Wird ein empirisches Modell mit Daten erstellt, die eine begrenzte Bandbreite (z.B. Altersspanne der Objekte, Spanne auftretender Kräfte etc.) haben, ist eine spätere Verwendung von Daten, die innerhalb dieser Bandbreite liegen als Interpolation zulässig. Eine Verwendung von Daten außerhalb dieser Bandbreite führt zu einer Extrapolation und damit zum Verlassen des Modellbereichs. Die Ergebnisse können weiterhin korrekt sein, doch gibt es darüber keinen gesicherten Befund. In diesem Fall werden die Modellgrenzen überschritten. Unterschiedliche Modelle können verschiedene Modellgrenzen haben, die ebenfalls als subjektives Auswahlkriterium beachtet werden müssen. Erreicht die Anwendung eines Modells die Modellgrenzen, weil bspw. die Objekte älter werden und dies ein wesentlicher Einflussfaktor ist oder sich die Struktur der untersuchten Eigenschaft eines Systems ändert, ist das Modell nicht mehr gesichert anwendbar ist und muss überarbeitet werden. Je nach Art des Modells und der vorhandenen Daten kann dieser Prozess sehr aufwendig sein. Möglicherweise kann der Modellanwender diese Erweiterung nicht selbst durchführen.

Diese Aspekte müssen neben den objektiven Kriterien bei der Wahl eines geeigneten Modells berücksichtigt werden. Generell sollte versucht werden, die Modellkomplexität so gering wie möglich zu halten. Dieses Ziel geht auf William of Occam zurück und ist auch als *Occam's Razor* bekannt [Koc00]:

„Ohne Notwendigkeit sind die Begriffe nicht zu vervielfältigen“ (zitiert nach Kockelkorn [Koc00], S. 161).

Alle Kriterien bei der Modellwahl vollständig zu erfüllen ist meist nicht möglich [FHT96]. Entscheidener Faktor bei der Wahl ist das Ziel der Modellierung. Wie stark die einzelnen Kriterien:

- Nachvollziehbarkeit,
- Erweiterbarkeit,
- Komplexität,
- Einfachheit in der Anwendung und
- Akzeptanz bei der Zielgruppe

dabei zu gewichten sind, kann eine ebenso schwierige Tätigkeit wie die Modellerstellung selbst sein. Hier hilft dem Modellierer vor allem das Fachwissen aus dem die Problemstellung entstammt.

4.4 Ableitung geeigneter Modellierungsmethoden

4.4.1 Einordnung der vorliegenden Problemstellung

Verwendungszweck

Das Ziel dieser Arbeit ist ein zuverlässiges Prognosemodell für die täglich zu erwartende Fehleranzahl für Teilflotten in der Nachtschicht. Im Systemmodell (Kapitel drei) wurde das reale System *tägliche Flugzeuginstandhaltung* bereits soweit abstrahiert, dass der Arbeitskräftebedarf auf eine täglich zu erwartende Gesamtfehleranzahl f_{prog} zurückgeführt werden kann.

Unter Beachtung dieser Zielsetzung und den zuvor diskutierten Klassifzierungsmerkmalen wird in diesem Abschnitt das vorliegende Problem eingeordnet und eine geeignete Modellierungsmethode sowie mathematische Umsetzung abgeleitet.

Untersuchungsmethode und Zustandsübergänge

Das Fehleraufkommen an Flugzeugen ist komplex und von vielen unbekannten und zufälligen Erscheinungen geprägt, dass ein analytischer Ansatz nicht realisiert werden kann. Das Modell ist folglich als empirisches Modell aus Daten über das Fehleraufkommen abzuleiten.

Bei der Modellerierung bzw. der Wahl einer geeigneten mathematischen Umsetzung muss folgende Tatsache berücksichtigt werden: In der täglichen Flugzeuginstandhaltung kommt es jeden Tag zum Eintreten mehrer Fehler bzw. Fehlermeldungen. Vor allem bei der gleichzeitigen Berücksichtigung von mehreren Flugzeugen entsteht dadurch stets Arbeitsaufwand.
Die Fragestellung, die dieser Arbeit zugrunde liegt ist deshalb nicht, ob ein Fehler eintritt oder wie groß die Wahrscheinlichkeit eines Eintritts ist, sondern wieviele Fehler täglich auftreten.

Der beschränkte Umfang an Fehlerinformation einzelner Komponenten, der in dieser Domäne zu erwarten ist, wird es nicht ermöglichen, einen Fehlerbaum o.ä. zu erstellen, bei dem der Eintritt eines Fehlers also das Ereignisses „Flugzeug muss bearbeitet werden“ aus dem technischen Verhalten einzelner Komponenten abgeleitet werden kann.

Ebenso ungeeignet ist ein Ansatz, wie er bei einer ersten flüchtigen Betrachtung der Problemstellung aus der Zuverlässigkeitstheorie als Modell mit Zustandsübergängen abgleitet werden könnte. Bei diesem, zum Beispiel einem Markov-Modell, würde über die mittlere Zeit zwischen dem Fehlerauftritt (*Mean Time Between Failure MTBF*) bzw. der mittleren Zeit einer Reparatur (*Mean Time To Repair MTTR*) eine Wahrscheinlichkeit berechnet werden, ob das System zu einem bestimmten Zeitpunkt in einem operablen Zustand ist oder ob ein Fehler vorliegt und das System eine sogenannnte Downtime hat.

An dieser Stelle wird ersichtlich, dass aus der o.g. Tatsache definitiven täglichen Fehlerauftritts, ein solcher Modellansatz für das vorliegende Problem nicht zielführend ist.

Für das vorliegende Problem kann demnach nur ein statistischer oder *Black Box*-Ansatz Anwendung finden. Zudem gibt der spätere Verwendungszweck der Arbeitskräfteplanung eine Einschränkung des Datenniveaus vor. Es ist ein kontinuierliches Modell anzustreben, das einen Prognosewert, in Form einer direkten Fehleranzahl liefert.

Die Art der Daten und ihre Aufzeichnung ermöglichen die Bildung eines kontinuierlichen Modells. Das Alter der Flugzeuge in geflogenen Flugstunden und die jeweiligen Flugstunden pro Tag werden in der Flugzeuginstandhaltung bzw. im Flugbetrieb kontinuierlich aufgezeichnet. Fehlerauftritte werden ebenfalls dokumentiert und können in beliebiger Form kumuliert werden. Ein kontinuierliches Datenniveau ist sichergestellt.

Die Verwendung eines diskreten Modells ist hingegen nicht zu bevorzugen, könnte jedoch als Alternativweg zum Vergleich mit einem kontinuierlichen Modell herangezogen werden.

Ein weiteres Auswahlkriterium für ein Modell zur Fehlerprognose ist eine nachvollziehbare Struktur. Die spätere Anwendung erfolgt in einer Domäne, in der Ingenieure und Techniker arbeiten. Ein sehr abstrakter Ansatz würde schwerer Akzeptanz finden als ein nachvollziehbares Modell. Existieren statistische Verfahren für das vorliegende Problem, sollte diesen der Vorzug vor reinen *Black Box*-Ansätzen gewährt werden.

Im Folgenden werden nun verschiedene mathematische Formulierungen für eine mögliche Umsetzung vorgestellt und bzgl. ihrer Eignung diskutiert.

4.4.2 Mathematische Formulierung

Zeitreihenanalyse

Zeitreihen bestehen aus fortlaufend in regelmäßigen Abständen aufgezeichneten Daten. Monatliche Ölpreise können genauso als Zeitreihe interpretiert werden wie die Temperaturen in der Hochdruck-Verdichterstufe eines Triebwerkes, die regelmäßig gemessen werden. Bortz [BN02] schreibt: „Ausprägungen einer Variablen, die in gleichen Zeitabständen wiederholt gemessen werden, bilden eine Zeitreihe“. Ein solches Signal kann sowohl binär, kategorial als auch kontinuierlich sein [Lin04].

Bei der Untersuchung solcher Signale, wird versucht, die Zeitreihe in ihre Grundbestandteile zu zerlegen. Unterschieden werden folgende [SS94]:

$$\text{Reihe} = \text{Trend} + \text{Konjunktur} + \text{Saison} + \text{Rest} \tag{4.6}$$

Diese Komponenten können in Anlehnung an Schlittgen und Streitberg [SS94] sowie Chattfield [Cha91] wie folgt interpretiert werden:

- der **Trend** gibt ein langfristiges systematisches Steigen oder Sinken der Zeitreihe an

- die **Konjunktur** stellt die nicht notwendigerweise regelmäßigen Schwankungen der Zeitreihe dar, die sich auch nach einer Trendbereinigung noch erkennen lassen
- die **Saison** ist jene Komponente, die in regelmäßigen Abständen systematisch schwankend erfolgt
- der **Rest**, sind die Einflüsse, die sich zum einen nicht in eine der anderen Kategorien einordnen lassen und zum anderen außer durch Zufall nicht erklären lassen.

.

Ziel der Zeitreihenanalyse ist es zum einen zu ermitteln, welche der o.g. Komponenten vorliegen. Zum anderen gilt es jene die vorliegen, mathematisch zu beschreiben.

Wesentliches Hilfsmittel bei der mathematischen Beschreibung einer Zeitreihe ist die Korrelation zwischen den so genannten Lags, den Zeitfenstern, die die Schrittweite der einzelnen Messwerte angeben [SS94, Han83, LC84]. Da diese Korrelation nicht wie bei multivariaten Verfahren zwischen mehreren Variablen gemessen wird, sondern mit sich selbst, nur zu anderen Zeitpunkten, wird auch von einer Autokorrelation gesprochen. Ist ein Zeitreihenwert mit seinem Vorgänger und sonst mit keinem weiteren korreliert, liegt eine Autokorrelation erster Ordnung vor. Bei einer Korrelation zwischen einem Wert und seinem Vorvorgänger hat die Autokorrelation zweite Ordnung. Zusammen mit der Autokorrelation wird oftmals die partielle Autokorrelation untersucht. Diese gibt ebenfalls die Korrelation zwischen den Lags an, hier jedoch unter Bereinigung des Einflusses jener Lags, die dazwischen liegen. Die Struktur der beiden dazugehörigen Autokorrelationsfunktion (ACF) und partiellen Autokorrelationsfunktion (PACF) gibt Aufschluss über den vorliegenden Prozess.

Um zu vermeiden, dass die Korrelation zwischen zwei Lags durch z.B. verfälschte Ausprägung der Zeitreihenwerte bei vorhandenem Trend verzerrt wird, müssen Zeitreihen vor der Untersuchung der ACF und PACF trendbereinigt werden. Dazu wird die Reihe differenziert, also jeweils die Differenz zwischen einem Wert und seinem Vorgänger gebildet [SS94, Cha91].

Es werden autoregressive Modelle (AR):

$$X_t = \sum_{i=1}^{p} \beta_i X_{t-i} + \epsilon_t \tag{4.7}$$

und moving average Modelle (MA):

$$X_t = \epsilon_t - \sum_{i=1}^{q} \beta_i \epsilon_{t-i} \tag{4.8}$$

unterschieden. X_t ist der reale Zeitreihenwert zum Zeitpunkt t, p und q geben die Ordnung des AR(p)- bzw. MA(q)-Modells an. β_i sind die zu ermittelnden Gewichte mit denen der Prognosewert $\hat{X}_t$ bestimmt wird. Jede Schätzung hat einen Schätzfehler ϵ_t, dessen Erwartungswert Null ist. Folglich unterscheiden sich der Prognosewert der Zeitreihe

und ihr Schätzwert um ϵ_t.

Bei AR-Modellen werden zukünftige Werte als gewichtete Summe vorheriger Zeitreihenwerte unter Beachtung der Korrelation zwischen den Werten ermittelt. Die vorherigen Zeitreihenwerte werden ähnlich einem Regressionsansatz als erklärende Variablen verwendet und entsprechend ihres Einflusses gewichtet [KF02]. MA-Modelle werden als gewichtetes Mittel der letzten q Zufallsschocks ϵ berechnet [SS94, Cha91]. Zufallsschocks repräsentieren die Abweichung zwischen prognostiziertem und real aufgetretenem Wert, also dem Residuum, und sind außer durch Zufall nicht erklärbar. Man spricht hier auch von „Weißem Rauschen“ [SS94]. Beide Ansätze können als gemischte Modelle, so genannte *AR(I)MA (Autoregressive (Integrated) Moving Average)*-Modelle, einem häufigen Vertreter von Zeitreihenmodellen kombiniert werden. Dabei ermöglichen ARIMA-Modelle im Gegensatz zu ARMA modellen eine automatische Bearbeitung trendbehafteter Zeitreihen. Diese wurden erstmals von Box und Jenkins in den sechziger Jahren des letzten Jahrhunderts vorgeschlagen [SS94, Cha91]. Die notwendigen Anteile von autoregressiven und moving average-Komponenten ergeben sich aus den Korrelationsfunktionen des jeweiligen Signals [Han83].

Ein weiteres Verfahren, Zeitreihen zu modellieren ist die exponentielle Glättung. Diese ist die Erweiterung des Modells der gleitenden Durchschnitte, bei dem ein neuer Wert der Zeitreihe aus den letzten n Werte hervor geht. Bei der exponentiellen Glättung werden aktuellere Werte höher gewichtet als ältere. Der Einfluss fällt dabei mit der Länge der zurückliegenden Werte exponentiell ab. Ohne Berücksichtigung eines Trends in der Zeitreihe lässt sich diese wie folgt darstellen:

$$X_t = \gamma \cdot X_{t-1} + (1 - \gamma) \cdot \hat{X}_{t-1} + \epsilon_t \tag{4.9}$$

Der Schätzwert $\hat{X}_{t-1}$ des vorherigen Zeitreihenwertes ist rekursiv im jeweils vorhergehenden Wert enthalten. Mit einem Parameter γ zwischen 0 und 1 ergibt sich für weit zurückliegende Werte der Zeitreihe eine nur noch geringe Gewichtung. Liegen Trends oder saisonale Schwankungen vor, müssen diese zusätzlich berücksichtigt werden, damit die Zeitreihe nicht zu spät reagiert [Han83]. Hierfür können erweiterte Filter wie der von Holt-Winters verwendet werden [LC84].

Im Gegensatz zu anderen Modellen wird bei einer Zeitreihe zur Prognose zukünftiger Werte stets der Modellbereich verlassen. Solche Prognosen werden auch als *ex-ante Prognosen* bezeichnet [Cha91]. Im Gegensatz dazu spricht man bei Prognosen innerhalb des Modellbereichs von *ex-post Prognosen* [Cha91]. Letzteres wäre der Fall, wenn ein zurückgehaltener Teil der Daten, die vergleichbar mit jenen der Modellbildung sind, zur Prognose im selben Zeitbereich der Modellbildung verwendet werden würde. Eine zukünftige Verwendung für Zeitpunkte ausserhalb des Modellbereichs wäre in diesem Fall noch nicht bestätigt.

Im vorliegenden Fall ermöglicht die Datenaufzeichnung von Fehlern pro Tag die tägliche Ermittlung der Fehlerrate der Flotte, die als kontinuierlich gemessenes Signal inter-

pretiert werden kann. Mit einem univariaten Zeitreihenmodell zur Prognose der Fehlerrate für einen Folgetag könnte die Fehleranzahl unter Kenntnis der zu fliegenden Flugstunden direkt ermittelt werden.

ZÄHLPROZESSE

Das Eintreten von Ereignissen zu bestimmten Zeitpunkten in der Zeit wird in der Literatur als **stochastischer Zählprozess** interpretiert [CM77]. Zählprozesse sind spezielle stochastische Prozesse $N(t)$ mit dem Zustandsraum $Z = 0, 1, ...$ und den Eigenschaften [Bei97]:

- $N(s) = N(t)$ für $s = t$
- Für $s < t$ ist der Zuwachs $N(t) - N(s)$ gleich der zufälligen Anzahl der Ereignisse des interessierenden Typs, die im Intervall $(s, t]$ eintreten.

Anwendung finden solche Zählprozesse in vielen Bereichen, bspw. der Bestimmung der Anzahl von ankommenden Personen an Abfertigungsschaltern oder Anzahl von Störungen eines technischen Systems [Bei97]. Charakterisiert werden Zählprozesse durch die so genannte Intensität λ [Bei97]. Diese gibt die Zuwachsrate des Zählprozesses an. Die Anzahl von ankommenden Personen pro Zeit wäre die Intensität des Zählprozesses „Personen am Abfertigungsschalter".

Die Intensität kann entweder konstant für alle Werte von t sein oder eine Funktion von t, hierbei spricht man von einer Intensitätfunktion $\lambda(t)$. Bei der mathematischen Formulierung von Zählprozessen finden hauptsächlich Poisson-Prozesse Anwendung [CM77]. Die Bezeichnung folgt aus der Tatsache, dass bei konstanter Intensität die Anzahl der Zuwächse einer Poissonverteilung folgt. Derartige Zählprozesse werden als homogener Poisson-Prozess bezeichnet. Voraussetzung hierbei ist neben einer konstanten Intensität, dass $N(t) = 0$ ist und die Zuwächse unabhängig sind [Bei97].

Im Gegensatz dazu spricht man von einem **inhomogenen Poisson-Prozess** oder **nichthomogenen Poisson-Prozess NHPP**, wenn eine veränderliche Intensitätsfunktion den Zuwachs des Zählprozesses charakterisiert. Darüber hinaus wird bei einem NHPP gefordert, dass je Messeinheit t nur ein Ereignis eintreten kann und in infinitesimal kleinen Intervallen h die Anzahl der Ereignisse gleich $\lambda(t)h$ ist [Bei97]. In größeren als diesen infinitesimalen Zeitbereichen wird die Anzahl der Ereignisse als Integral über der Zeit ermitteln.

NHPP eignen sich zur mathematischen Beschreibung von Reparaturen technischer Systeme, wobei $N(t)$ die Anzahl der Reparaturereignisse ist und die Intensitätsfunktion im englischen auch *ROCOF (Rate of OCcurence Of Failures)* oder *Failure Rate* die Fehlerrate des Prozesses beschreibt [AP94, AF84]. Diese bildet damit ein wesentliches Element der Zuverlässigkeitstheorie, die sich mit der Beschreibung des zeitlichen Verhaltens technischer Systeme sowie dem Nachweis von technischer Zuverlässigkeit von Komponenten und Systemen befasst [Ger00].

Die Schwierigkeit bei der mathematischen Darstellung eines Systems auf diesem Weg liegt darin, eine geeignete Intensitätsfunktion zu identifizieren, mit der eine Modellierung möglich ist. Zur Beschreibung der *ROCOF* ist die aus der Weibullverteilung abgeleitete Fehlerrate, die so genannte *Power Law*-Rate am besten geeignet [Cro74, Cro90, AF84, AP94]:

$$\lambda(t) = \alpha\beta t^{\beta-1} \tag{4.10}$$

Werden Fehler bzw. Ausfälle oder Schäden sofort bemerkt und erfordert die Aufgabenerfüllung die Behebung dieser, so spricht man von Reparatur oder auch Havariereparatur [Bei97]. Dabei wird der Ausfall bzw. Schaden behoben, so dass das System, Subsystem oder die Komponente wieder funktionstüchtig ist. Es muss davon ausgegangen werden, dass der technische Zustand des gesamten Systems durch die Reparatur des den Ausfall oder Schaden verursachenden Elements nicht besser als vor der Reparatur ist [Bei97]. Im Gegensatz zur Reparatur kann ein System durch Überholung oder Austausch in einen Zustand versetzt werden, der dem bei Auslieferung entspricht. Dies wird auch als Erneuerung bezeichnet [Bei97]. Der entsprechende Prozess wäre ein Erneuerungsprozess [CM77].

Der Ausfall der Lichtmaschine eines PKW setzt bspw. die Funktionstüchtigkeit der Lichtanlage außer Kraft. Bei der Reparatur würde durch den Austausch der Lichtmaschine gegen eine neue die Lichtanlage wieder funktionstüchtig sein, die komplette Lichtanlage oder aber der PKW selbst jedoch nicht erneuert werden.

Erfolgt eine Reparatur als Behebung des Schadens der zum Systemausfall führte, so spricht man auch von einer minimalen Reparatur [Bei97], wenn die Ausfallrate des Systems nach der Reparatur gleich der vor der Reparatur ist.

Ist die Reparaturdauer im Vergleich zur Laufzeit eines Systems sehr gering, kann man vereinfacht von einer kontinuierlichen Funktion des Systems ausgehen, und die Reparaturen als unmittelbar erfolgend betrachten [AP94].

In der Zuverlässigkeitstheorie wird der technischen Zustand eines Systems nach Ausfall und Reparatur grundlegend wie folgt differenziert [Bei97, Ger00]:

- so gut wie neu - *good as new* bzw.
- so schlecht wie vorher - *bad as old*.

.

Nach dieser idealen Theorie wird ein System bis es zu einer Überholung kommt, stets durch minimale Reparatur instand gesetzt. Nachdem Überholungsereignis wird der Zyklus von neuem begonnen. In der Realität ist eine komplette Erneuerung oft nicht vorzufinden.

Wird das System lediglich besser als vorher, erreicht es also einen Zustand zwischen den beiden o.g., spricht man auch von „teilweiser Erneuerung“ (*partial renewal*) [Ger00].

In 4.3 sind die Fehlerratenverläufe bei Erneuerung bzw. teilweiser Erneuerung beispielhaft dargestellt.

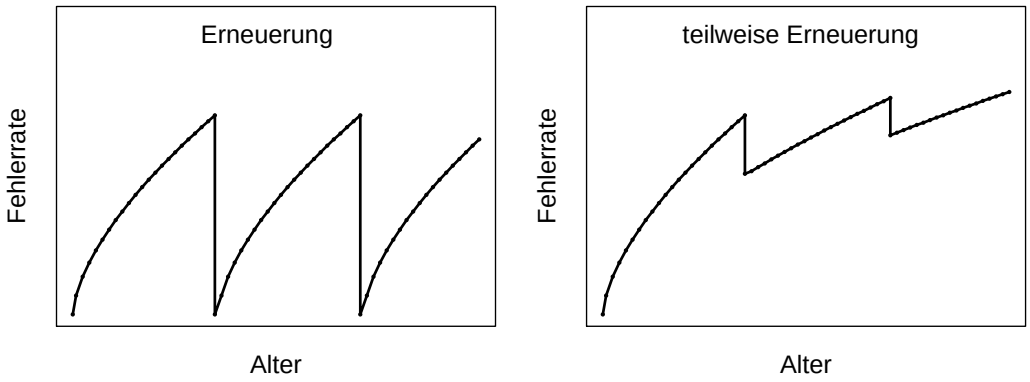

Abbildung 4.3: Fehlerratenverlauf bei Erneuerung und bei teilweiser Erneuerung

Es ist bei einem komplexen technischen System wie einem Flugzeug nicht davon auszugehen, dass eine vollständige Erneuerung eintritt. Vor diesem Hintergrund kann die oben bereits angesprochene Verwendung eines NHPP mit *Power Law*-Intensitätsfunktion nach Choy et al. [CELL96] in Erweiterung von Ascher [AF84] auch aus folgender Gliederung abgeleitet werden:

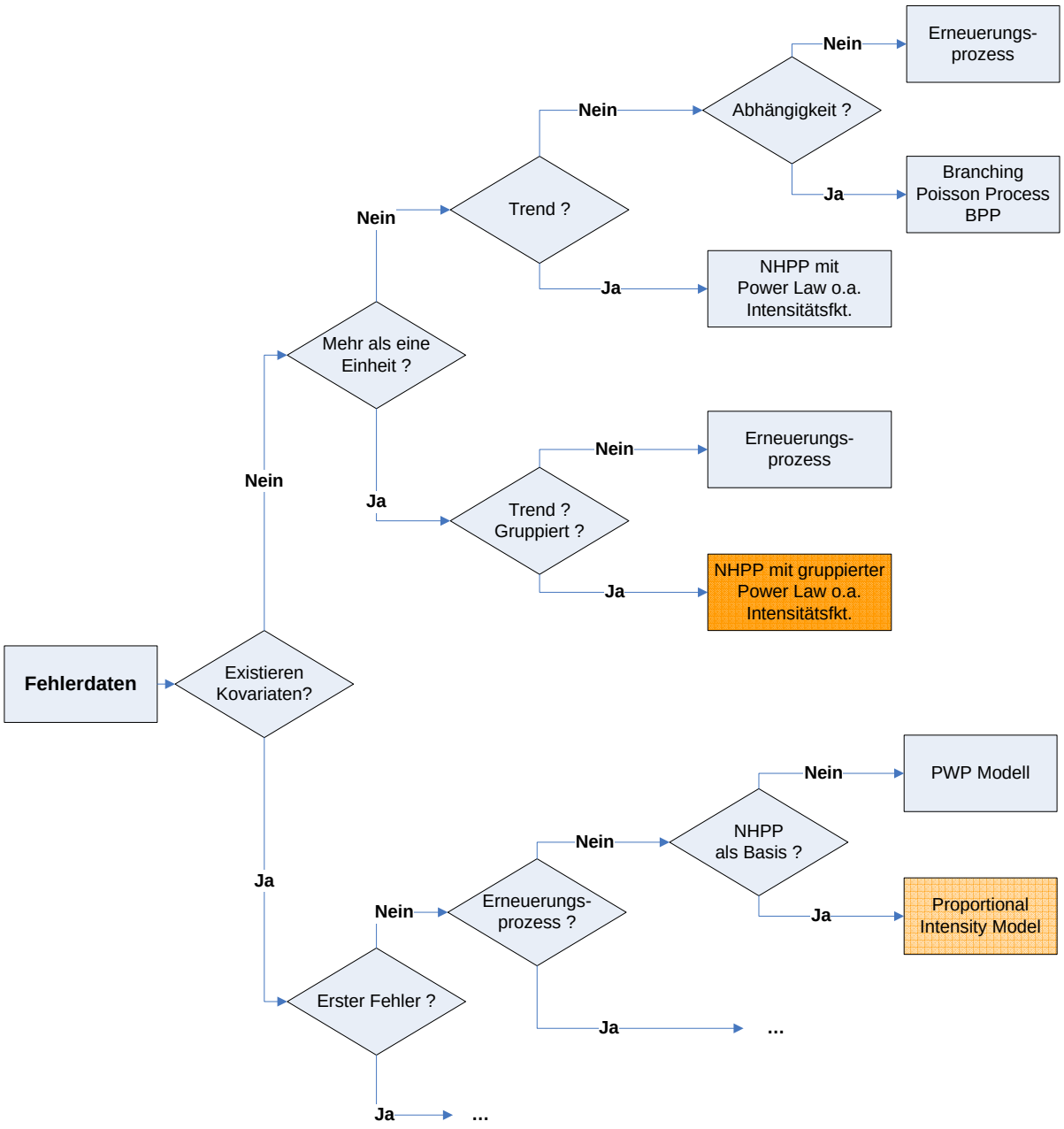

Abbildung 4.4: Ableitung der Modellierungsmethode der Fehlerdaten nach [CELL96]

Demzufolge ist ein NHPP für den vorliegenden Fall eine geeignete Methode, den Prozess des Fehlerauftritts zu beschreiben. Bei der Verwendung einer *Power Law*- Intensitätsfunktion muss vor der Modellierung nicht entschieden werden, ob ein trendbehafteter Prozess vorliegt, oder ob die Fehlerrate konstant bleibt. Bei der Paramtrisierung der Intensitätsfunktion gibt der Formparameter β darüber Auskunft, ob ein Trend vorliegt oder nicht. Im Falle $\beta = 1$ liegt eine konstante Fehlerrate vor, anderfalls existiert im Prozess ein Trend [AF84].

Es ist bereits erkennbar, dass die Fehlerrate $\lambda(t)$ nach vollständiger Spezifizierung ausschließlich von der Zeit t abhängt. Dies gibt das Grundverhalten eines Prozesses über der

Zeit an. Dies hat zur Folge, dass bei der Anwendung des Modells bereits weit vor dem jeweiligen Zeitpunkt t die Anzahl der auftretenden Fehler berechnet werden kann. Es können in dem Ansatz keine weiteren Informationen berücksichtigt werden, wie kurzfristiges Fehlerverhalten der Flugzeuge, das in dem Ansatz der Zeitreihenanalyse zu einer sehr guten Anpassung an zufälligen Änderungen führen kann.

Um zu der Zeit noch weitere Variablen in dem Modell zu berücksichtigen, gibt es in der Abbildung 4.4 die Möglichkeit die Intensitätsfunktion um so genannte Kovariaten zu erweitern. Diese sind zusätzliche Variablen, die helfen, die Varianz in den Daten besser aufzuklären. Der Ansatz der Erweiterung reparierbarer Systeme um Kovariaten, ist aus der Betrachtung von nicht reparierbaren Systemen, also jenen die nach dem Ausfall nicht mehr verwendet werden können, mit Kovariateneinfluss entstanden. Dies geht auf Cox zurück, der 1972 das Modell der *proportional hazard* entwickelt hat [AF84, Law87, JLR06]. Kovariaten sind nur sinnvoll, wenn mehrere technisch gleiche bzw. vergleichbare Einheiten gemeinsam betrachtet werden [Law87]. Sie erfassen oftmals die äußeren Bedingungen in denen sich ein System befindet [Law00], wie z.B. Temperaturunterschiede oder Einsatzlasten, die unter den betrachteten Einheiten variieren. Es wird angenommen, dass die Einheiten sich technisch gleich verhalten, also die gleiche Form der Intensitätsfunktion haben, sich jedoch in ihrer Lage ändern. Somit hätten gleich alte Einheiten unterschiedliche Fehlerraten wenn sie unterschiedliche Kovariatenausprägungen haben.

Das Problem bei der Anwendung solcher Kovariaten für den vorliegenden Fall liegt darin, dass keine unterschiedlichen Umwelt- oder Einsatzbedingungen vorliegen. Andere Merkmale, mit denen sich die Flugzeuge, obgleich von gleichem Typ, generell unterscheiden sind nicht bekannt. Die einzigen Kovariaten, die als zusätzliche Informationen verwendet werden könnten, sind jene, die Auskunft über den technischen Zustand in den kurz- oder langfristigen Vergangenheit angeben (Fehleranzahl in den letzten sieben oder 60 Tagen - siehe Kapitel fünf). Bei diesen liegt jedoch eine Zeitveränderlichkeit vor. Es kann nicht mehr von fixen Kovariaten ausgegangen werden, die für jede Einheit über die gesamte Beobachtungszeit gleich bleiben. Der Einsatz von zeitveränderlichen Kovariaten für vollständig parametrische Intensitätsfunktionen in der Zuverlässigkeitstheorie ist noch nicht vollständig erfasst [Law00] und teilweise kompliziert zu modellieren [Law87]. Vor allem das Aufstellen der Maximum Likelihood-Schätzfunktion ist für diese Art von Intensitätsfunkitonen mit großen Schwierigkeiten behaftet. Halbparametrische Ansätze mit Kovariaten können hingegen problemlos spezifiziert werden [LS91, AAD$^+$01]. Hierbei wird jedoch lediglich der Kovariateneinfluss ermittelt, eine Verwendung zur Prognose ist nur mit parametrischen Intensitätsfunktionen möglich [New93].

Vor diesem Hintergrund wird auf die Verwendung von Kovariaten für das vorliegende Problem verzichtet.

Bei Verwendung eines Modellansatzes des nichthomogenen Poisson-Prozesses könnte das Fehleraufkommen jedes Flugzeugsystems einzeln durch eine eigene Intensitätsfunktion beschrieben werden, mit der sich die Fehleranzahl je ATA-System in beliebigen Zeitintervallen bestimmen läßt. Eine Prognose der Gesamtfehleranzahl f_{prog} wird als Summe der einzelnen Fehlerprognosen jedes ATA-Systems ermittelt. Die Abbildung der einzelnen Systeme ist im Gegensatz zum vorher vorgestellten Verfahren der Zeitreihenanalyse not-

wendig, da die Bedingung nur einzeln eintretender Ereignisse je Zeitpunkt stark verletzt würde, würde die Gesamtfehleranzahl betrachtet werden. Pro Zeiteinheit treten über alle Systeme kumuliert oftmals mehrere Fehler gleichzeitig auf. Dies ergibt sich aus der Art der Datenaufzeichnung, bei der nicht die exakten Zeitpunkte des Fehlerauftritts notiert werden sondern jene, an denen in der Nacht, der Fehler behoben wird. Dadurch haben mehrere Fehler den gleichen „Zeitpunkt“ des Auftritts.

Regression

Ein klassischer statistischer Ansatz, der kontinuierliche Prognosen ermöglicht ist die Regression [BEPW03, Bor99, FHT96]. Regression ist ein einfaches, gut fundiertes und gegen teilweise Verletzung der Anwendungsvoraussetzungen robustes Verfahren, das einfach nachvollziehbar ist. Eine Implementierung ist über gängige Statistik-Software gegeben. Die Überprüfung auf Gültigkeit von Regressionsmodellen ist in der Literatur vollständig diskutiert. Luxhoj et al. [LWS97] verweisen bei der Prognose von SDR an Verkehrsflugzeugen aus gleichen Gründen auf diese Methode (siehe Kapitel zwei).

Die einfachste Form der Regression ist jene unter Verwendung nur einer unabhängigen Variablen zur linearen Bestimmung der abhängigen:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon \tag{4.11}$$

Der unweigerliche Fehler bei der Prognose von y durch die Schätzung $\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x$ wird mit ϵ bezeichnet und heißt Residuum. Die Forderung an die Residuen ist eine Normalverteiltheit bei einem Erwartungswert von Null sowie keinerlei systematische Zusammenhänge wie Trend oder Autokorrelation.

Die Erweiterung des einfachen linearen Regressionsmodells zur multiplen linearen Regression führt zu folgender allgemeiner dargestellten Regressionsgleichung:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \beta_i x_i + \epsilon \tag{4.12}$$

Nach Voruntersuchungen oder mit Vorkenntnissen über die Struktur des zu untersuchenden Objekts können entweder lineare oder höherdimensionale Zusammenhänge zwischen den unabhängigen Variablen (Regressoren) und der abhängigen Variablen (Zielvariablen) angenommen werden.

Das Prinzip der Regression ist die Varianzaufklärung einer Zufallsvariablen y durch (eine) möglichst geeignete Variable(n). Das angewendete Verfahren ist die Minimierung der quadrierten Abweichungen zwischen Prognosewert und empirischem Wert über alle betrachteten Punkte. Dies ist auch als Methode der kleinsten (Fehler)Quadrate bekannt [SS94] und kann wie folgt formuliert werden [BEPW03]:

$$\sum_{i=1}^{n} \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^{n} \left(\hat{y} - (\sum_{i=1}^{n} \beta_i x_i) \right)^2 \rightarrow \min! \tag{4.13}$$

Ein wichtiges Gütemaß eines Regressionsmodells ist folglich die Varianzaufklärung R^2. Diese gibt das Verhältnis von aufgeklärter Streuung zu Gesamtstreuung der abhängigen Variable an. Die Varianzaufklärung liegt zwischen Null und eins. Ein Wert Nahe Null deutet auf geringe Varianzaufklärung hin, $R^2 = 1$ würe hingegen eine perfekte Varianzaufklärung bedeuten. R wird auch als multipler Korrelationskoeffizient bezeichnet und gibt den Grad des Zusammenhangs zwischen den realen Werten der Zufallsvariablen y und der durch das Prognosemodell ermittelbaren Prognose $\hat{y}$ an. [BEPW03, Bor99]. Die Unsicherheit einer Prognose kann über Konfidenzintervalle relativiert werden. Konfidenzintervalle sind jene Bereiche, in denen der prognostizierte Wert mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit (meist 95 %) liegt [SS94, Koc00]. Die Breite dieser Intervalle ergibt sich aus dem Prognosefehler, der sich wiederum aus der nicht aufgeklärten Varianz und somit aus der Güte der Daten bzw. der Stichprobe ableitet.

Ein Kritikpunkt bei der Verwendung eines Regressionsansatzes zur Lösung des vorliegenden Problems ist vorzubringen. Regression ist vornehmlich zur Verwendung für Querschnittsdaten geeignet [BN02]. Also für statische Modelle, bei denen von n Untersuchungsobjekten jeweils ein Datensatz vorliegt.

Bei der Modellierung von Gesamtfehleranzahlen an Flugzeugen wird auf Daten über Fehlerauftritte zurückgegriffen, die über einen längeren Zeitraum aufgezeichnet werden. Es werden je Flugzeuge tägliche Messungen durchgeführt, so dass eine Mischung aus Quer- und Längsschnittdaten vorliegt [BN02]. Die Variablen sind möglicherweise zeitlich korreliert. Obgleich es für zeitlich korrelierte Daten Probleme in der Anwendung von Regressionsverfahren geben kann, ist eine Anwendung möglich, wenn die Anforderungen der Regressionsverfahren wie die Forderung nach weitestgehender Kollinearität der Regressoren sowie heterogene nicht autokorrelierte Residuenstruktur gegeben ist [Cha91, Han83, LC84, KF02].

Unter den diskutierten Vor- und Nachteilen, bietet sich ein Ansatz mit multipler Regression zur Umsetzung der Fehlerprognose an. Die Voraussetzungen der Regression erfordern keine Einzelbetrachtung jedes ATA-Systems. Vielmehr sollte die Anzahl der Fälle, hier tägliche Gesamtfehler, groß genug sein, wodurch eine Betrachtung einzelner ATA-Systeme von Nachteil wäre. Je mehr Regressoren verwendet werden, desto mehr Fälle sollten vorliegen [Bor99, BEPW03]. Die Kritikpunkte bei der Anwendung auf zeitlich korrelierte Daten müssen in der Modellprüfung untersucht werden.

Klassifikationsmodelle

Klassifikationsmodelle sind diskrete Modelle, mit denen Prognosen als Wahrscheinlichkeiten einer Klassenzugehörigkeit erstellt werden. Hier liegt der Unterschied zu kontinuierlichen Prognosemodellen. Bei Klassifikationsmodellen werden die Eingangsvariablen, die

die Zugehörigkeit zu einer bestimmten Klasse charakterisieren über oftmals nichtlineare Funktionen von einander getrennt. Es stehen dafür verschiedene Lernalgorithmen zur Verfügung (k-nächste Nachbarn, Diskriminanzfunktionen, neuronale Netze, C4.5 Algorithmus etc.) [HTF01].

Der Verwendungszweck des geplanten Modells führt zu dem Problem, dass mit einem Klassifikationsmodell kein direkter Prognosewert ausgegeben wird, mit dem eine Planung der Arbeitskräfte vorgenommen werden kann. Ausgaben eines Klassifikationsmodells sind von geringerem Nutzen bei der Arbeitskräfteplanung. Die fiktive Aussage „mit 45 % Wahrscheinlichkeit ist die Anzahl der erwarteten Fehler in der Klasse „20 bis 30 Fehler“ sind schwierig zu bewerten. Hinzu kommt, dass jedes Klassifikationsmodell wie auch jedes Prognosemodelle mit einem Fehler behaftet ist, also nicht vollständig korrekt prognostiziert.

Es ist ersichtlich, dass die Verwendung von Klassifikationsmodellen wenig erfolgversprechend ist und hier ausschließlich als zweite Wahl gegenüber den kontinuierlichen Prognosemodellen betrachtet werden soll. Wird eine Anwendung angestrebt muss das Problem der diskreten Prognose gelöst werden, wobei eine Möglichkeit darin besteht, die diskreten Prognosen in einen kontinuierlichen Wert zu überführen. Eine solche Überführung kann nur näherungsweise erfolgen, da keine Information hinzugefügt werden kann. Die einzige Möglichkeit einen kontinuierlichen Prognosewert abzuleiten besteht in der Nutzung, der durch das diskrete Prognosemodell erstellten Wahrscheinlichkeit der Klassenzugehörigkeit $p(i)$. Diese kann zusammen mit dem Mittelwerten der jeweiligen Klasse $\overline{x}_i$ als gewichtete Summe zu einem kontinuierlichen Prognosewert führen:

$$f_{\text{prog}} = \sum_{i=1}^{\text{FK}} p(i) \cdot \overline{x}_i \tag{4.14}$$

FK ist die Anzahl der vorhandenen Fehlerklassen. Dieses Verfahren ist eher von ingenieurmäßigem als mathematischem Vorgehen motiviert und sollte ausschließlich als Versuch angesehen werden, ein diskretes Prognosemodell anwenden zu können. Mit dieser Umwandlung diskreter Prognosen kann versucht werden, ein Klassifikationsmodell als Alternativweg zu den oben diskutierten kontinuierlichen Modellen abzuleiten.

Neuronale Netze

Ein häufiger Vertreter der Klassifikations- und Black Box-Modelle sind neuronale Netze [HTF01]. Diese modellieren die Trennfunktion ohne Kenntnis von funktionalen Zusammenhängen, wie bspw. bei einem Regressionsmodell. Neuronale Netze arbeiten auf Basis von Gewichten zwischen den Eingangs- und Ausgangsvariablen sowie dazwischenliegenden versteckten Knoten, den so genannten Neuronen [BH03]. Die Gewichte werden bzgl. einer zu definieren Nebenbedingung minimiert, wobei diese meist eine Fehlerfunktion ist. Die Minimierung des Fehlers zur Bestimmung von Gewichten ist dabei ähnlich dem Verfahren der minimalen Fehlerquadrate, mit dem die Regressionskoeffizienten bestimmt werden. Der Unterschied zu klassisch statistischen Ansätzen liegt jedoch darin, dass zum einen

die Gewichte ohne unterstellte funktionale Zusammenhänge angepasst werden und zum anderen teilweise mehrere versteckte Schichten von Neuronen verwendet werden. Dadurch ist eine große Anpassung des Modells an die untersuchten Daten möglich. Abbildung 4.5 zeigt ein exemplarisches neuronales Netz mit mehreren versteckten Schichten.

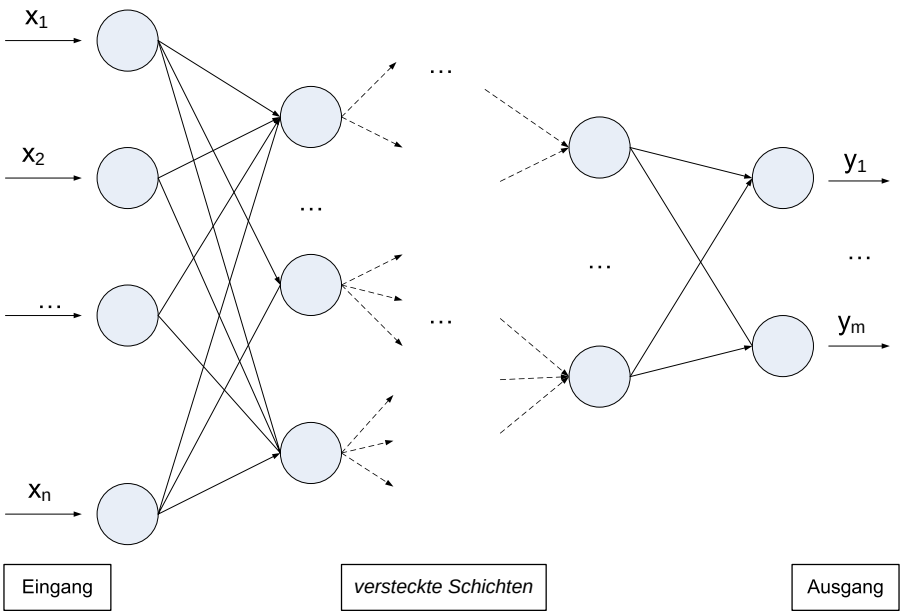

Abbildung 4.5: neuronales Netz Beispiel nach [DHS00]

Damit sind jedoch auch Nachteile verbunden: Das Entwickeln eines neuronalen Netzes kann sehr zeitintensiv sein [LWS97]. Zum anderen besteht durch die gute Anpassung der Netze die Gefahr einer zu starken Anpassung an die Trainingsdaten, was auch als *Overfitting* bezeichnet wird [HTF01, Mit97]. Hinzu kommt, dass neuronale Netze durch die Vielschichtigkeit sehr schwer bis gar nicht nachvollziehbar sind. Luxhoj et al. [LWS97] belegen, dass bei der Prognose von SDR der Entwicklungsaufwand für neuronale Netzen wesentlich höher bei nur marginaler wenn überhaupt vorhandener Verbesserung der Prognosegenauigkeit als bei Verwendung von multipler Regression ist. Sie konnten nicht zeigen, dass eine Verwendung von neuronalen Netzen grundsätzlich höhere Genauigkeiten erzielt. Die Unterschiede in den Schätzfehlern waren bei Luxhoj et al. [LWS97] in Training und Validierung teilweise stark schwankend, was auf eine Überanpassung an die Trainingsdaten hindeutet.

Mit den genannten Nachteilen, vor allem dem Entwicklungsaufwand und der späteren Nachvollziehbarkeit in einem Unternehmen der Flugzeuginstandhaltung sind neuronale Netze weniger Erfolg versprechend und werden als Alternativweg zur kontinuierlichen Modellierung nicht weiter verfolgt.

Bayes-Netze

Als ein Klassifikationsverfahren, dass dem Anspruch der Nachvollziehbarkeit bei geringer Gefahr der Überanpassung genügt, finden in den letzten Jahrzehnten zunehmend Bayes-Netze Anwendung [Jen01, Mit97]. Bayes-Netze beruhen auf dem Grundsatz von Bayes über die bedingte Wahrscheinlichkeit und ermöglichen Schließen unter Unsicherheit durch aus Daten gelernten Wahrschenlichkeitverteilungen [Jen01].

Ein Bayes-Netz ist ein azyklischer Graph, bei dem die Knoten Zufallsvariablen sind und Kanten Abhängigkeiten angeben. Knoten zwischen denen keine Kanten existieren, sind unabhängige Variablen. Jedem Knoten A ist in Abhängigkeit seiner Elternknoten $pa(A) = B_1, ..., B_n$ eine Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(A|B_1, ..., B_n) = P(A|pa(A))$ zugeordnet. Variablen ohne Vorgänger werden durch ihre A priori-Wahrscheinlichkeit bestimmt, die aus Daten gelernt ist oder aus Vorwissen über den Sachverhalt angenommen wird. Daraus ergibt sich für die im Netz enthaltene Menge von Variablen $X = X_1, ..., X_n$ die gemeinsame Verteilung [Bor04]:

$$P(X) = \prod_{i=1}^{n} P(X_i|pa(X_i)) \tag{4.15}$$

Bayes-Netze können verwendet werden, um Systeme gemäß ihrer (kausalen) Struktur graphisch zu repräsentieren. Wissen über den Zustand einer Variable, kann genutzt werden, das Wissen einer anderen Variable zu konkretisieren [Jen01]. Über die Wahrscheinlichkeiten einzelner Zustände bzw. die bedingten Wahrscheinlichkeiten ihres Eintritts kann der Zustand anderer Variablen konkretisiert werden. Bayes-Netze können grundlegend drei unterschiedliche Übertragungsstrukturen aufweisen [Jen01].

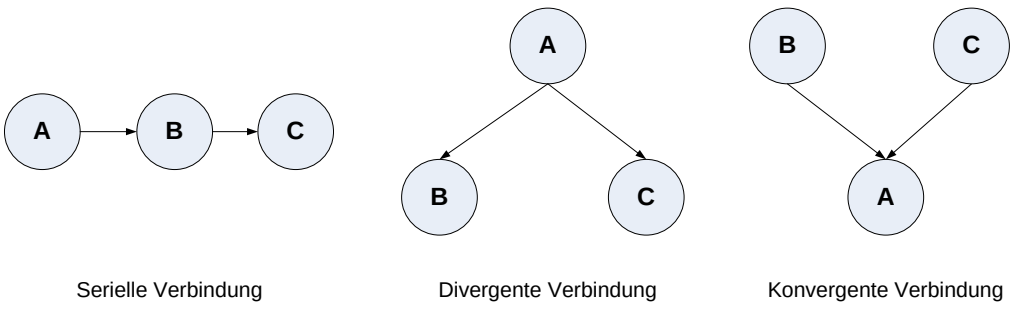

Abbildung 4.6: Strukturen von Bayes-Netzen

In der Systemstruktur eines Bayes-Netz wird Wissen über Zustände ermittelt bzw. vorgegeben. Das Wissen um einen Zustand wird als Evidenz bezeichnet [Jen01]. Liegt Wissen über einen Zustand vor, so nennt man diesen instanziert und die Evidenz harte Evidenz. Andernfalls spricht man weicher Evidenz [Jen01, Bor04].

Die einzelnen Netzstrukturen haben folgende Eigenschaften:

- In der **seriellen Struktur** haben alle Knoten Einfluss auf einander. Evidenz über A ermöglicht das Treffen einer Aussage über Knoten C und umgekehrt. Harte Evidenz über B unterbricht die Kette [Bor04].
- In einer **divergenten Struktur** kann das Wissen über B das Wissen über A konkretisieren und somit auch über C. Besteht harte Evidenz über A, hilft das Wissen über B nicht, C zu weiter zu konkretisieren [Jen01].
- In der **konvergenten Verbindung** sind B und C unabhängig. Wissen kann nur über A übermittelt werden. Wissen über A und einen seiner Elternknoten, einer Ursache für A, ergibt Wissen über die anderen Elternknoten B [Jen01].

Je nach Interesse kann Wissen über Zustände einer oder mehrerer Variablen unter der Bedingung einer oder mehrerer anderer Variablen ermittelt werden. Bayes-Netze haben somit auch einen erklärenden Charakter [Jen01], mit dem Auswirkungen von Systemzuständen (z.B. durch Entscheidungen) getroffen werden können.

Mit Kenntnis der Netzstruktur kann die Wahrscheinlichkeit einer Variablenausprägung bei teilweiser oder auch vollständiger Kenntnis der anderen Variablen berechnet werden. Im Folgenden wird ein viel zitiertes Beispiel gegeben um die Funktion von Bayes-Netzen zu verdeutlichen:

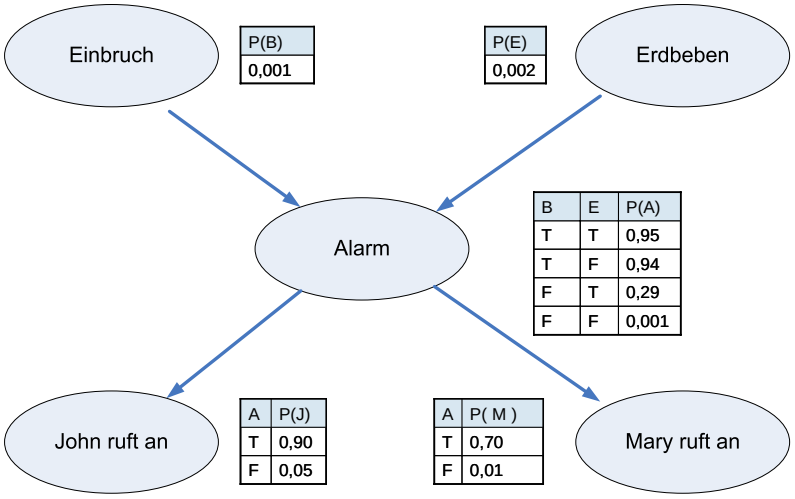

Abbildung 4.7: Bayes-Netz Beispiel nach [RN03]

Z.B. ist die Wahrscheinlichkeit, dass John und Mary anrufen, weil ein Alarm bei Erdbeben ist, ohne dass eingebrochen wird:

$$\begin{aligned} P(\neg B \wedge E \wedge A \wedge J \wedge M) &= P(\neg B) \cdot P(E) \cdot P(A|\neg B \wedge E) \cdot P(J|A) \cdot P(M|A) \\ &= 0,999 \cdot 0,002 \cdot 0,29 \cdot 0,9 \cdot 0,7 = 0,000365 \end{aligned} \tag{4.16}$$

Bayes-Netze können von beliebiger Größe und Detailtiefe sein, solange Informationen über die Wahrscheinlichkeitsverteilung der einzelnen Knoten vorliegt. Das Lernen der Wahrscheinlichkeiten aus vorhandenen Daten ermöglichen Softwarepakete wie z.B. BaysiaLab. Die Netztopologie kann von diesen selbständig aus den vorhandenen Variablen erlernt werden. Dies ist ähnlich der selbständigen Ermittlung der wichtigsten Variablen in einem Regressionsmodell über Stepwise Regression [BEPW03] wenn keine Vorkenntnisse über das Problem vorliegen, mit denen eine eigene Netzstruktur abgeleitet werden kann. Die eigenständige Ableitung der zu verwendenden Variablen sollte stets erste Wahl bei der Erstellung eines Modells sein [Bor99].

Die Anwendung von Bayes-Netzen ermöglicht die Bildung eines Klassifikationsmodells, das eine einfache nachvollziehbare Struktur aufweist und schnell erlernbar ist. Vor allem die Nachvollziehbarkeit ist von großem Vorteil. Bayes-Netze können zudem einfach überarbeitet werden und neue Daten zur Aktualisierung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen aufnehmen. Somit bieten sich Bayes-Netze als Alternative zu einem kontinuierlichen Prognosemodell an und sollen als vierter Modellansatz zur Fehlermodellierung herangezogen werden.

Kapitel 5

Datenlage und Variablendiskussion

5.1 Datenlage der Untersuchung

5.1.1 Herkunft und Umfang

Es wurden für das vorliegende Forschungsvorhaben von der Luftfahrtindustrie Daten über Fehlerauftritte an Flugzeugen zur Verfügung gestellt. Die Daten entstammen einem großen Unternehmen der Luftfahrtinstandhaltung und enthalten Informationen von 67 Flugzeugen, eines modernen Kurz- und Mittelstreckenflugzeugs. Alle Flugzeuge werden von einer LVG betrieben. Das heißt, sie haben ein gleiches Instandhaltungsprogramm nach EASA [EAS03].

Die zur Verfügung gestellten Daten umfassen eine Aufzeichnungsperiode von drei aufeinander folgenden Jahren (2002 bis 2004) und sind innerhalb dieser vollständig dokumentiert. Somit ist sichergestellt, dass die Fehlerdaten den technischen Zustand der Flugzeuge lückenlos repräsentieren.

Der Einsatz der Flugzeuge erfolgt repräsentativ für europäische Fluggesellschaften mit Linienflug-Profil. Die Einsatzart in Flugstunden pro Flugbewegung entspricht in etwa der Auslegungseinsatzlänge des Herstellers. Ein repräsentativer Einsatz und entsprechendes Instandhaltungsprogramm für große Fluggesellschaften unter kontinentalem Klima kann angenommen werden. Damit können die Schlussfolgerungen aus dieser Arbeit in Rahmen der getroffenen Annahmen auf äquivalente Flugzeuge mit vergleichbarem Operationsprofil verallgemeinert werden. Weitere Verallgemeinerungen auf andere Einsatzgebiete müssten zuvor überprüft werden. Die Anwendung auf andere Flugzeugtypen ist nur methodisch möglich. Ein für einen speziellen Typen spezifiziertes Modell kann nicht direkt für einen anderen Flugzeugtypen verwendet werden.

Es ist schwierig Daten aus der Luftfahrtindustrie zu erhalten. Insbesondere ist die Herausgabe von Informationen über Fehlerauftritte an Verkehrsflugzeugen nahezu unmöglich. Anfragen auf der Luftfahrtmesse Le Bourget 2005 in Paris sowie im deutschen Raum ergaben, dass von acht angesprochen Luftfahrtunternehmen nur ein einziges Daten im benötigten Umfang zur Verfügung stellen wollte. Unter diesen Bedingungen ist die vorhandene Datenlage von besonderem Wert.

Gemessen an den in Europa operierenden Flugzeugen, von LVG, die in der A*ssociation of European Airlines AEA* (Vereinigung der größten 30 LVG in Europa) vertreten sind, liegt für diese Untersuchung eine durchaus repräsentative Anzahl von Flugzeugen vor. Der Anteil der Flugzeuge an denen der AEA-Flotte beträgt für den untersuchten Typ 10 % [AEA05].

5.1.2 Datenarten

Die Daten, die während des Flugbetriebes aufgezeichnet werden, enthalten je Flugzeug folgende Informationen:

- Anzahl der geflogenen Flugstunden je Tag,
- Zeitpunkte des Auftritts von Instandhaltungsereignissen,
- ATA-Code dieser Ereignisse,
- Dringlichkeit der Bearbeitung,
- Bearbeitungszeit,
- Alter in Flugstunden FH, FC, und Kalenderzeit,
- Zeitpunkte und Arten von Checkarbeiten,
- durchgeführte Flüge und angeflogene Ziele.

Diese Daten repräsentieren die in der Flugzeuginstandhaltung gesammelten Daten [Kin04]. Informationen über den unplanmäßigen Austausch von Komponenten sowie über Verspätungen konnten für diese Untersuchung nicht bereitgestellt werden. Freitext, der eine genaue Fehlerbeschreibung beinhaltet, steht ebenfalls nicht zur Verfügung. Parameteraufzeichnung wie beim Condition Monitoring der Triebwerke erfolgt an nur ausgewählten Komponenten des Flugzeuges und liegt ebenfalls nicht vor.

5.1.3 Datenqualität

Die Anzahl der Flugzeuge, für die Daten verfügbar sind und die lückenlose Dokumentation der Fehlerauftritte über mehrere Jahre ist von besonders großer Bedeutung. Vor dem Hintergrund der Schwierigkeit Daten über Fehlerauftritte an Flugzeugen zu erhalten [BF03], ist die vorhandene Stichprobe von großem wissenschaftlichen Nutzen. Im Vergleich zu anderen Untersuchungen von Meclean et al. [MRLR05] bzw. Luxhoj et al. [LWS97] ist der Längsschnitt der Beobachtung mit drei Jahren kürzer. Hier könnte möglicherweise ein Nachteil liegen, wenn es um die Identifikation von Zyklen in den Daten geht. Jedoch lassen sich durch die große Altersvarianz bei den Flugzeugen des untersuchten Flugzeugtypen auch bei einem kürzeren Beobachtungsintervall deutliche Aussagen über den Alterseinfluss treffen. Somit ist die Qualität der Stichprobe als hoch einzustufen. Die Anzahl der Flugzeuge gleichen Typs ermöglicht zudem Aussagen, die als repräsentativ anzusehen sind.

5.2 VERFÜGBARE VARIABLEN ZUR MODELLIERUNG

5.2.1 Auswahl modellierter ATA-Systeme

Die notwendigen Arbeitskräfte können nur sinnvoll geplant werden, wenn der Fehlerauftritt und damit die Arbeitslast vollständig modelliert werden. Die Modelle sollten daher

so viele Fehlerarten wie möglich abbilden. Ein Ausschluss von Fehlerarten muss dennoch erfolgen, wenn entweder die Anzahl der Fehler sehr gering ist oder offensichtlich eine fehlerhafte Aufzeichnung der Daten vorliegt. Letzteres liegt für die Systeme ATA 28 (Treibstoff) und ATA 52 (Türen) vor. In einigen Zeitbereichen ist die Fehleranzahl unrealistisch hoch. Diese Abweichungen konnten auch nach Rücksprache mit Experten nicht begründet werden. Zur Vermeidung einer verfälschten Modellierung wird an dieser Stelle der Ausschluss solcher Fehler von der Modellbildung gewählt.

Bei einer sehr geringen Anzahl von Fehlern erfolgt, wenn möglich, eine thematische Gruppierung. So werden die Systeme

- ATA 51 (Struktur),
- ATA 53 (Rumpf),
- ATA 54 (Triebwerksaufhängung),
- ATA 55 (Stabilizer) und
- ATA 57 (Flügel),

zum neuen System ATA 51* (zur besseren Darstellung wird hier kein längerer Name verwendet) zusammengefasst. Die Charakteristik dieser Fehler, die alle Elemente der Außenhaut bzw. Struktur sind, ist hier vornehmlicher Gruppierungsgrund.

Die Systeme ATA 22 (Autoflight) und ATA 34 (Navigation) werden zum neuen System ATA 22* zusammengefasst.

Bei den Triebwerkselementen erfolgt ebenfalls eine Gruppierung der Fehlerarten zur Fehlerart ATA 71* (gesamtes Triebwerk). Hierin enthalten sind folgende Systeme:

- ATA 71 (Power Plant),
- ATA 72 (Engine),
- ATA 73 (Engine and Fuel Control),
- ATA 74 (Engine Ignition),
- ATA 75 (Engine Bleed Air),
- ATA 76 (Engine Controls),
- ATA 77 (Engine Indicating),
- ATA 78 (Exhaust),
- ATA 79 (Oil) und
- ATA 80 (Starting).

Diese Zusammenfassung ist üblich und wird auch in der Arbeit von Bineid und Fielding [BF03] durchgeführt. In der Airbus Firmenzeitschrift FAST [SG05] werden die hier als ATA 71* bezeichneten Fehler ebenfalls als Komplex *Propulsion System* bezeichnet.
Mit den restlichen Flugzeugsystemen für die ausreichend Fehlerauftritte vorliegen, werden in dieser Arbeit folgende 14 Fehlerarten modelliert:

Tabelle 5.1: Zur Modellierung verwendete ATA-Systeme

ATA	System
21	Klimaanlage
22*	Autoflight und Navigation
23	Kommunikation
24	Elektrik
25	Kabinenausrüstung
27	Flugsteuerung
29	Hydraulik
32	Fahrwerk
33	Beleuchtung
36	Pneumatik
38	Wasser
49	APU
51*	Struktur
71*	Triebwerk

Der Anteil dieser an den gesamt auftretenden Fehlern liegt zwischen 89 und 97 % (Median und Mittelwert betragen 93 %). Die nicht modellierbaren verbleibenden Fehlerarten werden bei der endgültigen Bestimmung der notwendigen Arbeitskräfte über die Verteilung dieses Verhältnisses ergänzt.

5.2.2 Klimatischer Einfluss der Heimatbasis

Einfluss auf alle Fehlerarten

Flugzeuge, die vornehmlich von einer Heimatbasis aus operieren, sind den dort herrschenden klimatischen Bedingungen ausgesetzt. Darunter sollen hier Temperatur und Witterung verstanden werden. Schnee oder große Hitze könnten sich auf einzelne Flugzeugsysteme wie Fahrwerk, Triebwerke oder Klimaanlage auswirken und die Fehlerrate beeinflussen. Bei den Bedingungen, die unter kontinentalem Klima mit regelmäßigen Jahreszeiten herrschen, kann davon ausgegangen werden, dass die Temperatur ein ausreichender Indikator für das auftreten von Witterungserscheinungen ist. Aus diesem Grund wird die Temperatur an der Heimatbasis für jeden Tag des Beobachtungszeitraums zur Darstellung des klimatischen Einflußes verwendet.

Zur besseren Vergleichbarkeit wird diese wie folgt diskretisiert:

- unter 0 °C,
- 0 bis einschließlich 10 °C,

- 11 bis einschließlich 20 ℃,
- über 20 ℃.

Die notwendigen Temperaturdaten entstammen öffentlich zugänglichen Quellen im Internet. Zur Glättung der Daten werden die drei vorhandenen Jahre zu einem neuen Jahr zusammengefasst. Dabei werden die Temperaturen und Fehlerraten für kalendarisch gleiche Tage gemittelt. Die Verteilungen der Fehlerraten für jede der Temperaturklassen zeigt 5.1:

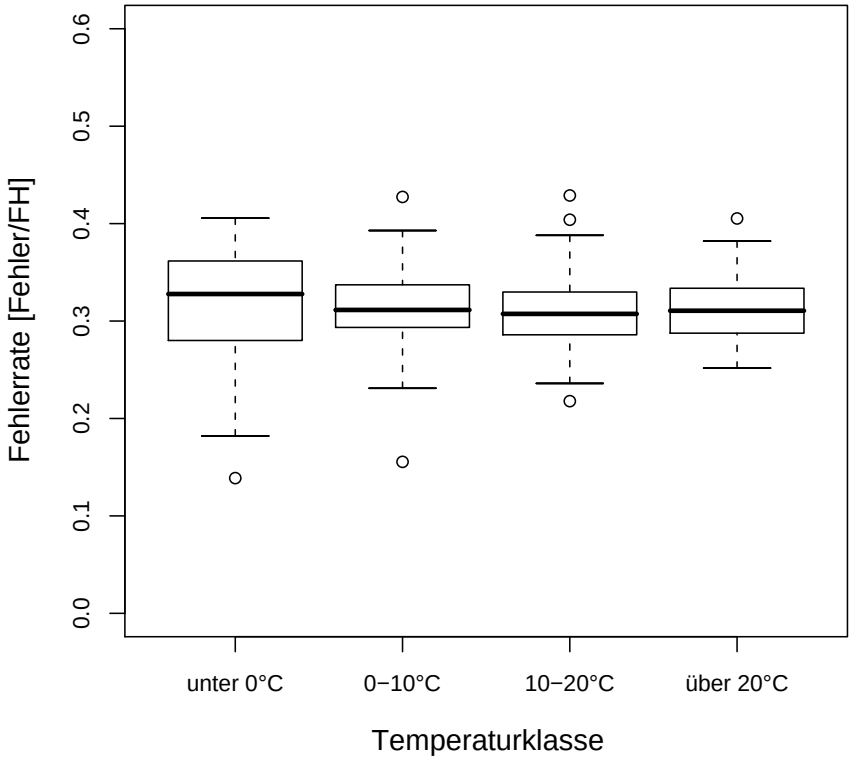

Abbildung 5.1: Verteilung der Fehlerraten aller Fehler je Temperaturklasse

Die Fehlerrate für Temperaturbereiche unter Null Grad Celsius liegt leicht höher. Die Mediane unterscheiden sich geringfügig. Die Verteilung der anderen drei Temperaturklassen sind nicht unterschiedlich. Die Durchführung eines Kruskall-Wallis Signifikanztest mit einer idealen Stichprobengröße nach [Bor99] ergibt keine signifikanten Unterschiede. Bei der Modellierung der Fehleranzahl aller Fehlerarten muss demnach nicht zwischen den Jahreszeiten bzw. Temperaturen unterschieden werden.

Einfluss auf einzelne Fehlerarten

Im Folgenden soll untersucht werden, ob sich die klimatischen Bedingungen an der Heimatbasis auf einzelne Flugzeugsysteme auswirken. Die oben gezeigte Unabhängigkeit der Gesamtfehlerrate von klimatischem Einfluß lässt sich nicht direkt auf die einzelnen Feh-

lerarten übertragen. Unterschiedliche Abhängigkeiten einzelner Fehlerarten könnten sich gegenseitig aufheben und so die oben gezeigte Unabhängigkeit verursachen.

Eine Untersuchung der klimatischen Abhängigkeiten der Fehlerrate einzelner Flugzeugsysteme ist dennoch notwendig, um die Arbeitslast der unterschiedlichen Mechanikertypen zu bestimmen. Beispielsweise kann eine erhöhte Fehlerrate im System X im Winter durch eine geringere Fehlerrate des Systems Y im Winter ausgeglichen werden, wenn sowohl X als auch Y vom gleichen Mechaniker bearbeitet werden. Fällt nur System X in den Lizenzbereich des z.B. Zelle-Systeme-Mechanikers und Y in den des Avionikers, muss der klimatische Einfluß beachtet werden. Von Interesse sind dabei systematisch mit der Temperatur steigende oder fallende Fehlerraten, die einen sehr großen Unterschied aufweisen und sachlogisch erklärbar sind. Temporäre Veränderungen der Fehlerraten aus nicht bekannten Gründen, führen zwar zu einer bspw. höheren Fehlerrate können aber nicht direkt und systematisch auf die klimatischen Bedingungen zurückgeführt werden.

Systeme, bei denen ein klimatischer Einfluß zu erwarten wäre sind folgende:

- Air Condtitioning/Pneumatik,
- Fahrwerk,
- Wasserversorgung,
- Triebwerke/APU.

In der folgenden Tabelle ist zusammengefaßt, welche Fehlerarten signifikant durch klimatische Bedingungen beeinflußt werden. Die jeweiligen Boxplots befinden sich im Anhang.

Tabelle 5.2: klimatischer Einfluss auf einzelne ATA-Systeme

ATA	systematische signifikante klimatische Abhängigkeit
21	nein
22*	nein
23	nein
24	nein
25	nein
27	nein
29	nein
32	steigend mit der Temperatur
33	sinkend mit der Temperatur
36	geringfügig höher unter 0 ℃
38	geringfügig höher unter 0 ℃
49	geringfügig höher über 20 ℃
51*	nein
71*	geringfügig höher über 20 ℃

Im Temperaturbereich unter Null Grad liegen mit 16 Messzeitpunkten sehr wenige Daten vor. Dies kann zu nicht repräsentativen Abweichungen führen, so dass die Interpretation mit Vorsicht zu betrachten ist. Bei diesen sehr geringen Temperaturen zeigen sowohl

das ATA 36 (Pneumatiksystem) als auch ATA 38 (Wasserversorgung) eine leicht erhöhte Fehlerrate. Tendenziell bestätigt das die Hypothese eines klimatischen Einflusses auf diese Systeme. Die Systeme ATA 49 (APU) und ATA 71* (Triebwerke) zeigen ähnliches Verhalten im Temperaturbereich über 20 Grad. Hier liegen mit 46 Messwerten ausreichend viele vor, um von einem wirklich vorhandenen signifikanten, wenn auch geringen Unterschied ausgehen zu können. Diese Erhöhung bei sehr heißen Betriebsbedingungen ist ebenfalls nachvollziehbar, dennoch ist die Änderung nur von geringer Größe.

Von großer Bedeutung ist der Temperatureinfluß auf die Systeme Fahrwerk und Beleuchtung. Hier liegt ein systematischer und großer Anstieg bzw. Abfall der Fehlerraten vor. Beim Fahrwerk ist dies über die höhere Belastung bei heißen Betriebsbedingungen zu erklären, während die Beleuchtung weniger von der Temperatur als von der damit jahreszeitlich bedingten Dunkelheit und dadurch erhöhten Nutzung beeinträchtigt wird. Bei der Untersuchung der Gesamtfehlerrate gleichen sich diese beiden Haupteffekte aus. Zur Bestimmung der Arbeitslast der einzelnen Mechanikertypen müssen diese Effekte jedoch Berücksichtigung finden, da sie von zwei verschiedenen Mechanikerklassen (siehe Systemmodell) bearbeitet werden. Zudem sind die Unterschiede in den Fehlerraten sehr groß.

Die Fehlerrate der beiden Systeme Fahrwerk und Beleuchtung wird in der folgenden Abbildung dargestellt.

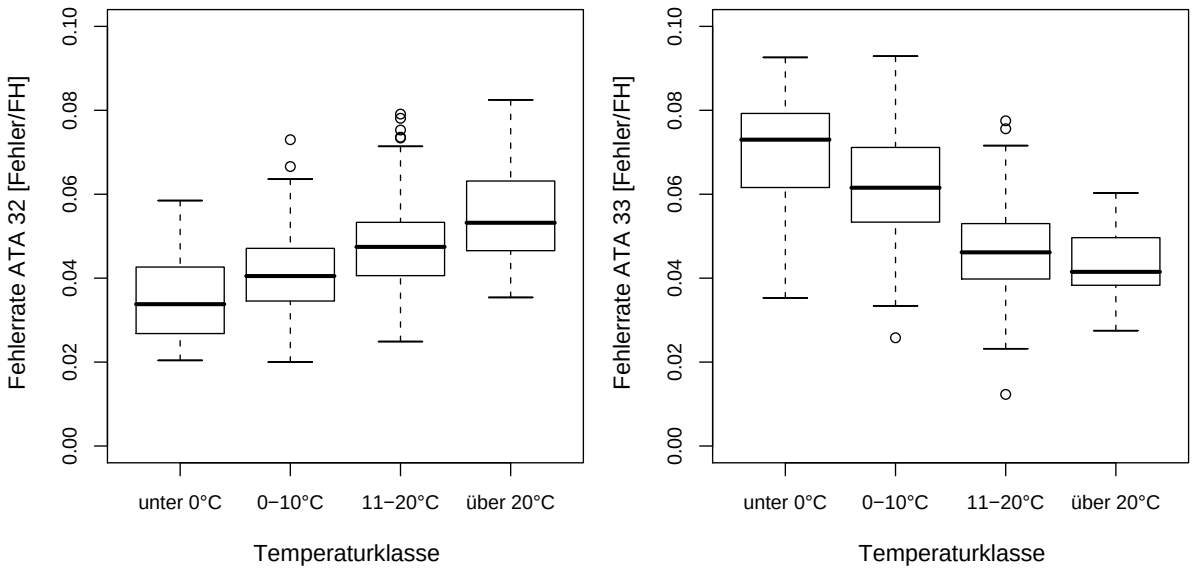

Abbildung 5.2: klimatischer Einfluß auf ATA 32 (Fahrwerk) und ATA 33 (Licht)

Der klimatische Einfluss auf die Fehlerrate der anderen Systeme, wenn auch signifikant, ist sehr gering. Nach Kostenmodell wird mit dem 95%-Quantil des Anteils der einzelnen Mechanikerarten ausreichend Sicherheit vorgehalten, dass auch geringfügig höherer Bedarf abgedeckt wird ohne in großen Teilen des Jahres Überkapazitäten zu verursachen. Eine gesonderte Berücksichtigung des klimatischen Einflusses ist somit außer beim Fahrwerk und der Beleuchtung nicht notwendig.

5.2.3 Klimatischer Einfluss der Anflugziele

Luftverkehrsgesellschaften versuchen mit steigender Erfahrung, ihr Instandhaltungsprogramm den Einsatzbedingungen ihrer Flotte anzupassen. Mit Einsatzbedingungen sind hier das Klima an der Heimatbasis wie auch die Einsatzart des Flugzeuges gemeint. Flugzeuge, die häufig in Regionen fliegen, die z.B. von großer Kälte geprägt sind, sind anders zu behandeln als jene, die vornehmlich in Wüstenregionen eingesetzt werden. Die klimatischen Einflüsse an der Heimatbasis wurden bereits oben diskutiert. Die Auswirkung der angeflogenen Ziele ist als Indikator der Einsatzart anzusehen. Generell kann von einer Beeinflussung ausgegangen werden. Bei der hier betrachteten Kurz- und Mittelstreckenflotte ist jedoch ein Einfluss durch die klimatischen Bedingungen am Zielflughafen auszuschließen. Zum einen kann dies über die nur beschränkte Reichweite [AWS01] und damit geringe klimatische Unterschiedlichkeit gegenüber der Heimatbasis begründet werden. Zum anderen werden die einzelnen Flugzeuge auf der Kurz- und Mittelstrecke sehr heterogen eingesetzt. Für eine Untersuchung von Langstreckenflugzeugen, müsste an dieser Stelle geprüft werden, inwiefern einzelne Flugzeuge unterschiedliche Klimaregionen anfliegen und somit möglicherweise ein unterschiedliches Fehlerverhalten zeigen.

5.2.4 Flugstunden

Die geflogenen Flugstunden FH hängen direkt mit dem Auftreten von Fehlern zusammen, da nicht fliegende Flugzeuge trivialerweise auch keine durch den Flugbetrieb eintretenden Fehler erfahren können. Flugstunden sind je Flug dokumentiert, so dass eine direkte Zuordnung eines aufgetretenen Fehlers zu einer Flugstundenzahl möglich ist.

Der Zusammenhang zwischen der Anzahl der Fehler und der geflogenen FH je Prognosezeitraum kann am besten über die Betrachtung der Korrelation geprüft werden. Auf täglicher Basis streuen die Daten sehr stark ($\mu_{FH} = 6,38$ / $\sigma_{FH} = 2,90$ und $\mu_{Fehler} = 2,02$ / $\sigma_{Fehler} = 2,11$). Einen besseren Eindruck erhält man bei der Betrachtung der wöchentlich kumulierten Fehleranzahlen und FH (Abbildung 5.3). Die Korrelation beträgt $r = 0,24$. Damit gibt es einen schwachen Zusammenhang. Zusammen mit Luxhoj et al. [LWS97] bestätigt dies die Relevanz der FH als Einflußfaktor auf die Fehleranzahl.

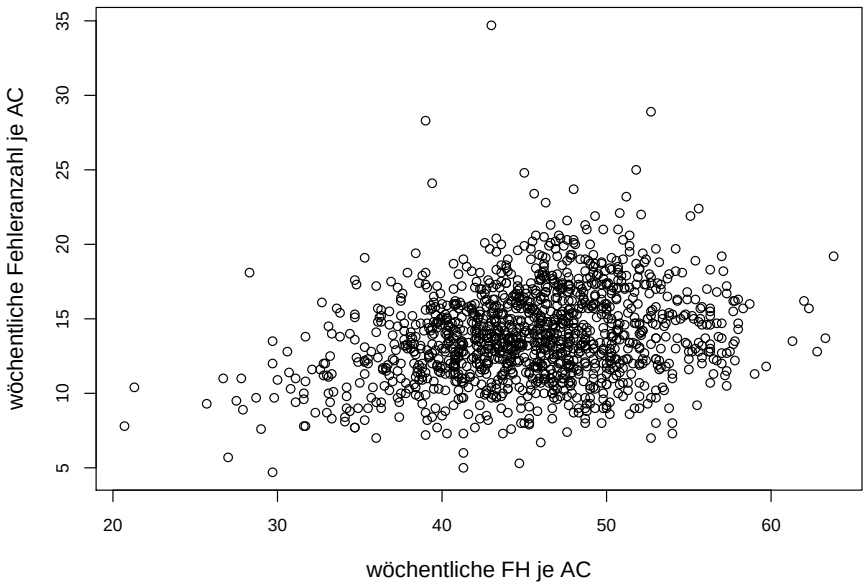

Abbildung 5.3: Zusammenhang wöchentlich kumulierter Fehler und FH

5.2.5 Alter

Das Alter des Flugzeuges kann sowohl in Kalenderzeit als auch in FH gemessen werden. Daraus ergeben sich Zeitpunkte für planmäßige Instandhaltungsarbeiten. Flugzeuge, die nicht im Betrieb sind (z.B. aus wirtschaftlichen Gründen vorübergehend stillgelegt) werden nach Kalenderzeit einem Instandhaltungsprogramm unterzogen, da hier keine FH kumuliert werden. Im Flugbetrieb ist die Kalenderzeit von geringerer Bedeutung. Sowohl Experten als auch Untersuchungen der Literatur [Pro00, MRLR05, Kin04, Sch04] bestätigen die Annahme, dass bei Flugzeugen im aktiven Flugbetrieb das Alter am besten in gesamt geflogenen FH anzugeben ist. Es wird auch von „Total FH“ gesprochen, also der der gesamt geflogenen FH.

Die Korrelation zwischen Alter und dem technischen Zustand des Flugzeuges repräsentiert durch die Fehlerrate (Fehler pro FH) führt bei einer auf einer ebenfalls auf eine Woche kumulierten Betrachtung zu einem Wert von r=0,52. Abbildung 5.4 zeigt die Bedeutung dieser Variablen. Bei einer auf drei Tage kumulierten Betrachtung liegt die Korrelation bei 0,39.

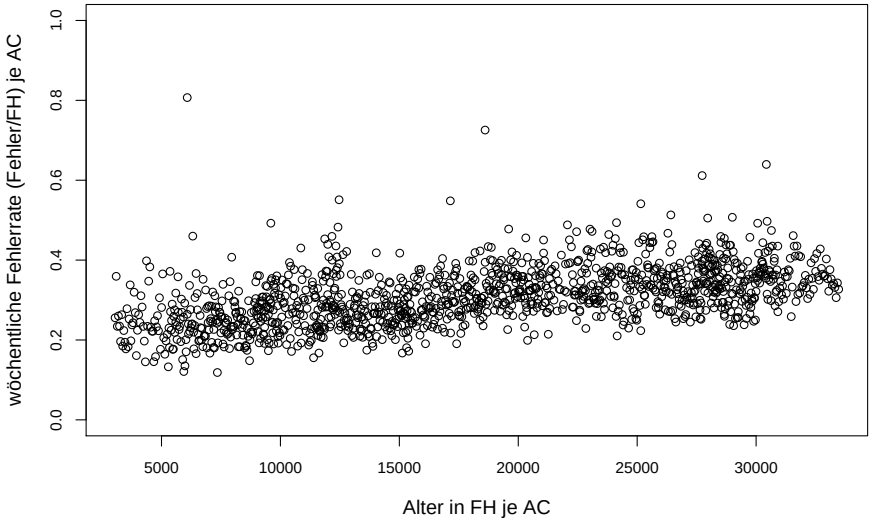

Abbildung 5.4: Zusammenhang wöchentlich kumulierter Fehlerrate und Alter

5.2.6 Instandhaltungschecks

Bereinigung der Daten

Für eine Modellierung der im Flugbetrieb auftretenden Fehler ist es wichtig, ausschließlich solche zu betrachten, die auch während des Flugbetriebs aufgetreten sind. Ereignisse, die während Checkarbeiten der Base Maintenance eintreten, werden durch Freilegung von Teilsystemen oder sehr detaillierte Kontrollen gefunden (s. Kapitel eins). Hier befindet sich das Flugzeug nicht mehr im Flugbetrieb, verstärkte Fehlerauftritte im Check würden zum einen zur Verzerrung der Daten führen und zum anderen nicht den technischen Zustand zwischen den Checks, also im Betrieb, repräsentieren. Aus diesem Grund werden Fehler, die während der Base Maintenance Checkarbeiten auftreten aus den Daten bereinigt.

Einfluss von Instandhaltungschecks auf die Fehlerrate

Die Durchführung von Instandhaltungschecks könnte den technischen Zustand eines Flugzeuges derart verändern, dass im Anschluß eine wesentlich geringere Fehlerrate vorliegt als vor dem Check. Dies wiederum müsste bei der Modellierung berücksichtigt werden. Im Folgenden soll überprüft werden, ob eine signifikante und vor allem große Verbesserung des technischen Zustands vorliegt. Kleinere Verbesserungen würden zu keiner großen Änderung des Modells führen.

Arbeiten der Line Maintenance, also alle Checkarbeiten bis einschließlich des A-Checks können aufgrund ihres Arbeitsumfanges als Erneuerungszeitpunkte bzw. Punkte teilweiser Erneuerung ausgeschlossen werden. C-, IL- und D-Checks sind hingegen potentielle Punkte teilweiser Erneuerung (siehe Kapitel eins „planbare Instandhaltung“) [Sch05b].
Für das NHPP-Modell werden die Flugzeugsysteme einzeln betrachtet, während für die

anderen Modelle die Gesamtfehlerrate untersucht wird. Zur Ermittlung einer Verbesserung wird vor und nach dem Check die Fehlerrate innerhalb eines Zeitraums von drei Monaten bzw. 90 Tagen ermittelt und verglichen. Ein Zeitraum von 90 Tagen ist lang genug, um zum einen bei weniger fehleranfälligen Systemen eine von Null verschiedene Fehlerrate zu erhalten und zum anderen einen, wenn vorhanden, starken Verbesserungseffekt zu offenbaren [Sch05b]. Eine schwache wenn auch signifikante Verbesserung ist zwar generell als Verbesserung des Systems zu deuten, wenn der Effekt jedoch nach kurzer Zeit (z.B. einem halben Jahr) bereits wieder aufgehoben ist, ist diese Verbesserung gemessen an der Lebensdauer des Flugzeuges nicht von entscheidenem Einfluss auf das Fehlerverhalten. Eine wirkliche Verbesserung sollte auch nach 90 Tagen noch bestand haben.

Nach einem IL- und D-Check fallen teilweise Nacharbeiten an, die sich aus der partiellen Demontage des hochkomplexen Systems Flugzeug ergeben. Diese Nacharbeiten sind nicht repräsentativ für den wahren technischen Zustand des Flugzeuges nach der Überholung und würden zu einer Verfälschung der Fehlerrate nach den IL- und D-Checks führen. Nach 30 Tagen kann davon ausgegangen werden, dass sämtliche Arbeiten, die sich aus der Überholung ergeben, erledigt sind [Sch05b, Sch04]. Zur Berücksichtigung dieser Nachbearbeitungszeit, wird deswegen der Beginn des Betrachtungszeitraums nach IL- und D-Checks um 30 Tage nach hinten verschoben. Bei C-Checks ist dies nicht anzunehmen [Sch04], hier erfolgt die Betrachtung der Fehlerrate direkt nach dem Check. Abbildung 5.5 stellt das Vorgehen bei der Untersuchung des Checkeinflusses dar.

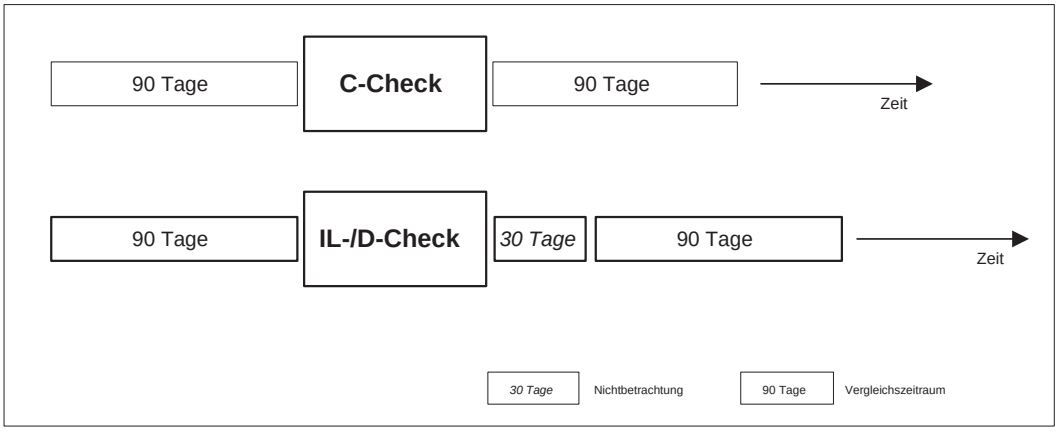

Abbildung 5.5: Untersuchung der Fehlerrate vor und nach Checks

Die Verteilungen der Fehlerraten vor und nach dem Check werden je System mit einem Wilcoxon-Test auf signifikante Unterschiedlichkeit hin geprüft. Ein statistischer Signifikanztest ist stets mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit versehen, die besagt, dass der Unterschied zufällig auftreten kann. Fehlt eine sachlogische Begründung für eine Verbesserung eines Systems durch einen Check, muss von einer statistisch zufälligen Begebenheit ausgegangen werden. In diesem Fall wird die Verbesserung, da nicht erklärbar, nicht zur besseren Beschreibung des Fehlerverhaltens des betreffenden ATA-Systems herangezogen.

Zur Untersuchung stehen Daten von 120 C-Checks, 31 IL-Checks und 15 D-Checks zur Verfügung. Über die Intervalllänge des C-Checks ergibt sich ein mehrmalige Berücksichtigung einiger Flugzeuge während des Beobachtungszeitraums. IL- und D-Checks werden

maximal einmal pro Flugzeug betrachtet. Es handelt sich bei den Checks jeweils nur um solche, bei denen kein höherer Check zeitgleich durchgeführt wird. Somit bedeutet die Angabe C-Check, dass weder ein IL- noch D-Check durchgeführt wurde. Andernfalls könnten technische Verbesserungen nicht auf den jeweiligen Check zurückgeführt werden.

Je weniger Daten vorhanden sind (siehe D-Check), desto stärker muss ein Effekt der Verbesserung sein, damit von einem signifikanten Verhalten ausgegangen werden kann. Die teilweise größeren Variationen der Verteilungen im Vergleich zu den C-Checks dürfen an dieser Stelle nicht fehlinterpretiert werden. Genauso können minimale Unterschiede, die signifikant sind vernachlässigt werden.

Zunächst wird auf die Gesamtfehlerrate und der Einfluss der einzelnen Checks eingegangen. Bei der Untersuchung der C-Checks in Abbildung fällt zunächst eine leicht geringere Fehlerrate auf, die sich jedoch nach einigen Monaten wieder nivelliert. Aufgrund des nur geringen signifikanten Unterschiedes des 90-Tage-Intervalls wird der darüber hinausgehende Verlauf ebenfalls betrachtet.

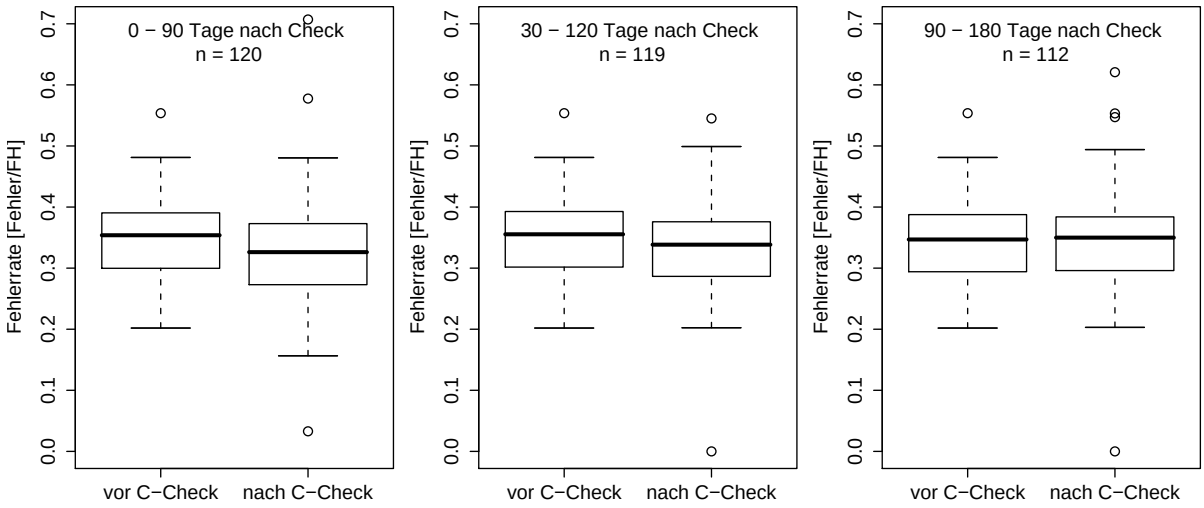

Abbildung 5.6: Verlauf der Gesamtfehlerrate vor und nach C-Checks

Die Gesamtfehlerrate verbessert sich nach einem C-Check nur kurzfristig und leicht. Nach 90 Tagen sind die Fehlerraten bereits wieder auf einem Niveau wie vor dem Check. Die Testgrößen und der p-Wert (Irrtumswahrscheinlichkeit bei Verwerfung der Nullhypothese „Die Verteilungen sind unterschiedlich“) sind unter Angabe der untersuchten Checks im Folgenden angegeben: 0-90 Tage nach C-Check ($V(120) = 4906,5$ / $p = 0,001$), 30-120 Tage nach C-Check ($V(119) = 4444,5$ / $p = 0,020$) und 90-180 Tage nach C-Check ($V(112) = 3071,5$ / $p = 0,790$). Eine nachhaltige, große und signifikante Verbesserung, die bei der Modellierung der Fehlerraten Berücksichtigung finden müßte, kann bei den C-Checks nicht ermittelt werden. Somit werden C-Checks bei der Modellierung nicht berücksichtigt.

Nachfolgend werden die Fehlerraten vor und nach IL- und D-Checks dargstellt.

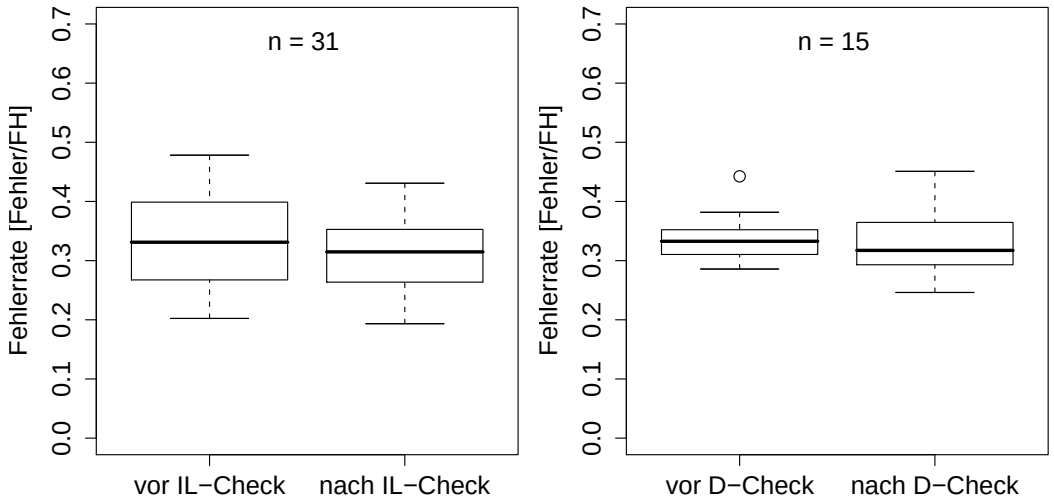

Abbildung 5.7: Verlauf der Gesamtfehlerrate vor und nach IL- und D-Checks

Diese beiden Checks führen ebenfalls nicht zu einer deutlichen signifikanten Verbesserung der Gesamtfehlerrate IL-Check ($V(31) = 345$ / $p = 0,058$) und D-Check ($V(15) = 76$ / $p = 0,389$). Ebenso wie bei den C-Checks darf daraus nicht geschlossen werden, dass die Durchführung von Checks überflüssig ist, da sie zu keiner Verbesserung der Fehlerrate der hier betrachteten Fehlerarten führt. Vielmehr wird der technische Zustand des Flugzeuges bewahrt. Insbesondere dienen IL- und D-Checks der Untersuchung von Systemgruppen und Regionen, die so im Flugbetrieb nicht zugänglich sind. Diese vorbeugende Instandhaltung darf aufgrund der Untersuchungsergebnisse an dieser Stelle keineswegs in Frage gestellt werden.

Für die weitere Modellierung der Gesamtfehleranzahl, folgt aus dieser Untersuchung, dass eine zusätzliche Betrachtung des Check-Einflusses nicht notwendig ist.

Nach der Gesamtfehlerrate wird im Folgenden auf die Fehlerrate der einzelnen Flugzeugsysteme eingegangen. In den folgenden Abbildungen werden die Boxplots einiger Flugzeugsysteme für den C-, IL- und D-Check exemplarisch dargestellt. Die Aufteilung der Flugzeugsysteme erfolgt aus Darstellungsgründen nach der Höhe der Fehlerraten, nicht nach der Reihenfolge. Die restlichen Boxplots befinden sich im Anhang.

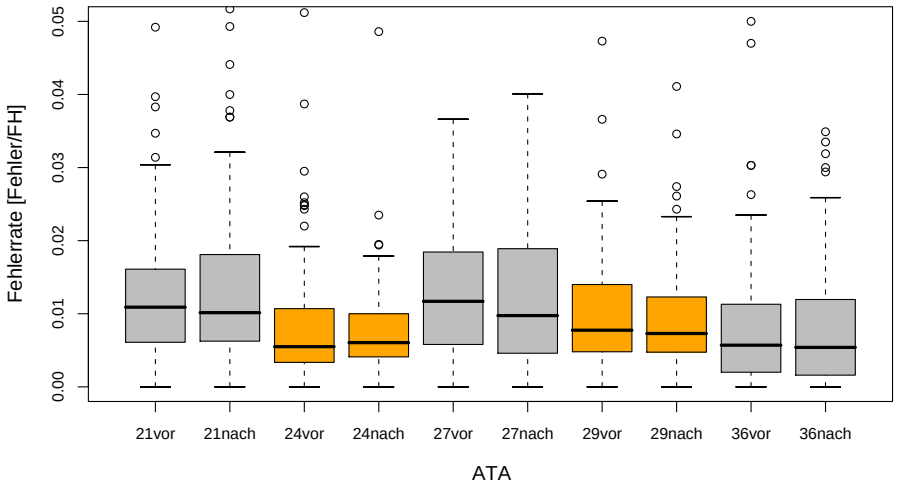

Abbildung 5.8: Fehlerrate einiger ATA vor und nach C-Checks

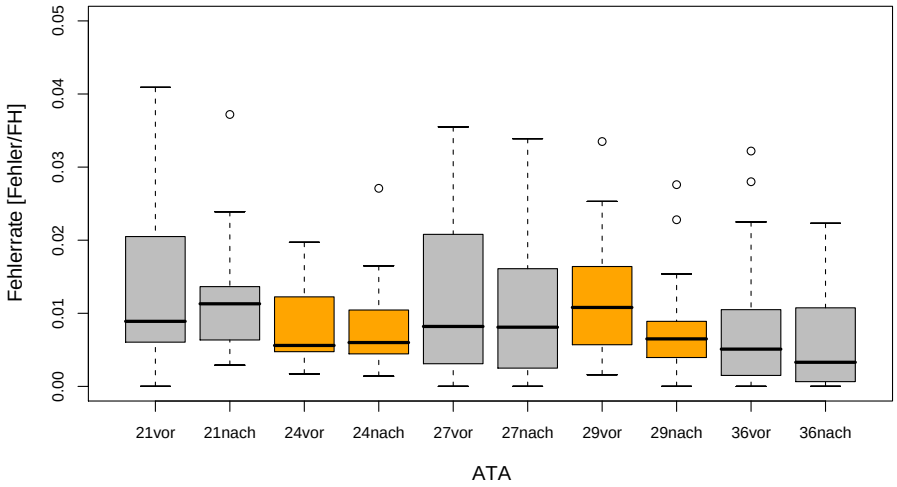

Abbildung 5.9: Fehlerrate einiger ATA vor und nach IL-Checks

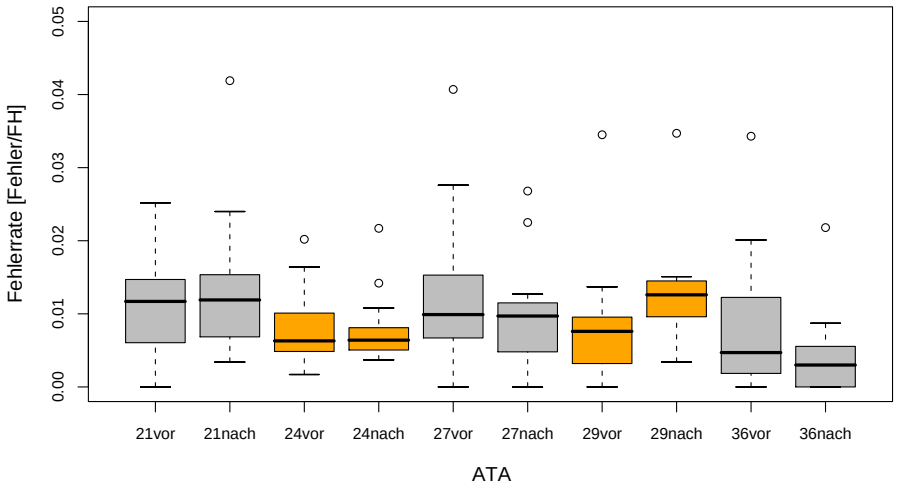

Abbildung 5.10: Fehlerrate einiger ATA vor und nach D-Checks

Beim C-Check treten bei einigen Systeme geringfügige Verbesserungen der Fehlerraten auf. Die Betrachtung der empirischen Fehlerrate über die Lebenszeit offenbart hier keine Sprünge wie in Abbildung 4.3. An dieser Stelle kann, die Modellierung durchgehend ohne teilweise Verbesserung bei C-Checks durchgeführt werden. Dies wird zudem durch die nach kurzer Zeit einsetzende Nivellierung der Verbesserung (s.o.) unterstützt.

Nach IL-Checks treten bei drei Flugzeugsystemen (Hydraulik, Fahrwerk und Triebwerke) leichte Verbesserungen auf. Nach den D-Checks sind die Fehlerraten auf den ersten Blick bei zwei Systemen (ATA 22 und ATA 36) niedriger. Diese Verbesserungen sind nicht signifikant ATA 22 ($V(15) = 94$ / $p = 0,055$) und ATA 36 ($V(15) = 84$ / $p = 0,188$), so dass hier von einer zufälligen Begebenheit ausgegangen werden muß. Gleiches trifft für die Triebwerksfehlerrate nach IL-Checks $V(31) = 312$ / $p = 0,839$) zu.

Die Änderung der Fehlerrate des Hydrauliksystems und die des Fahrwerks sind hingegen statistisch signifikant (Hydraulik ($V(31) = 404$ / $p = 0,0016$) und Fahrwerk ($V(31) = 366,5$ / $p = 0,021$)). Ob diese Änderung so groß ist, dass über die normale Streuung hinaus die Fehlerrate bei IL-Checks einen Sprung erfährt, sollte wie bei den C-Checks zudem durch Betrachtung der empirischen Fehlerrate über das Alter verifiziert werden. Hierbei fällt auf, dass die Fehlerrate des Hydrauliksystems ATA 29 uneindeutige Schwankungen erfährt, bei denen teilweise nach D-Checks sogar eine Erhöhung stattfindet. Dies ist sachlogisch nicht erklärbar. Eine Erklärung über einen klimatischen Einfluss, der fälschlicherweise den Checks zugeordnet wird, muss mangels Eindeutigkeit ebenfalls verworfen werden, da die Checks zum einen über das ganze Jahr verteilt stattfinden und zum anderen keine systematisch Erhöhung der Fehlerrate mit den Temperaturen vorliegt. Lediglich in einem Temperaturbereich (10-20°C) ist die Fehlerrate wesentlich höher. Die vorliegende Uneindeutigkeit kann nicht erklärt werden und beruht möglicherweise auf einer fehlerhaften Datenaufzeichnung. Bei der empirischen Fehlerrate des Systems Fahrwerks ATA 32 ist ebenfalls keine Sprungänderung zu ermitteln, die eine deutliche systematische Verbesserung der Fehlerrate wie in Abbildung 4.3 begründen würde. Die reinen IL-Check, die hier untersucht werden liegen bei ca. 14000 FH und 30000 FH, D-Checks bei ca. 20000 FH.

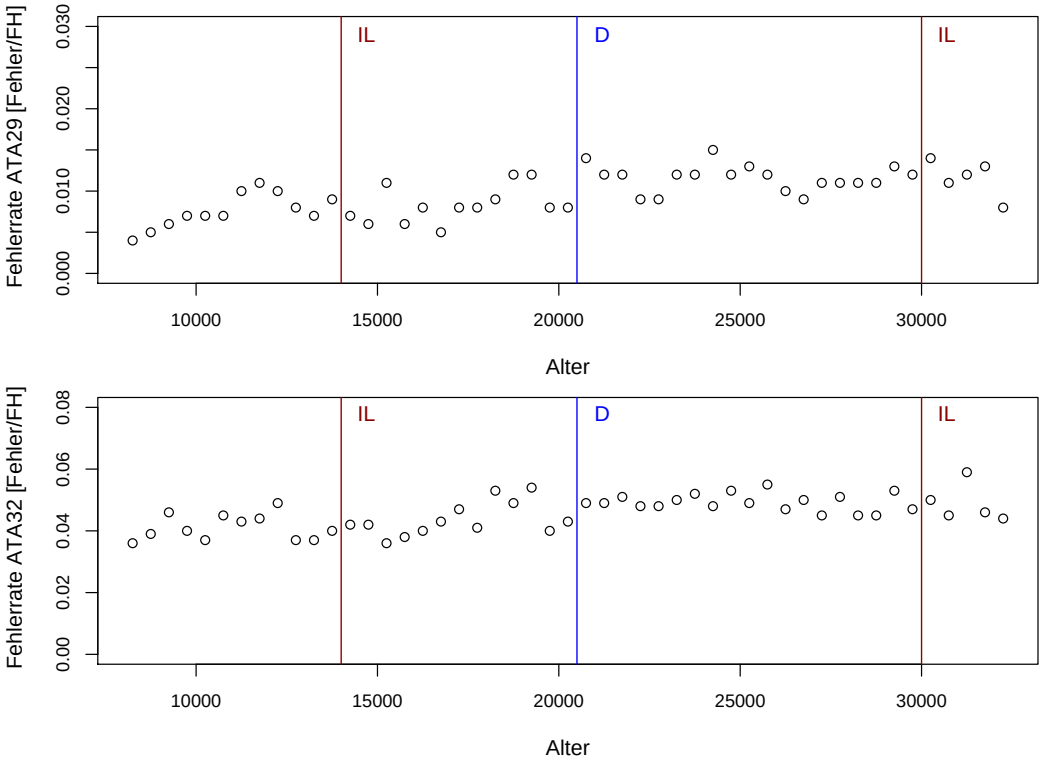

Abbildung 5.11: Empirische Fehlerrate ATA 29 und ATA 32

Da es keine großen systematischen Sprünge zu Checkzeitpunkten gibt, werden im Folgenden die Fehlerrate der beiden Systeme ATA 29 und ATA 32 durchgehend ohne Punkte teilweiser Erneuerung modelliert. Statistisch sind die Fehlerraten beider Systeme nach den genannten Checks zwar signifikant niedriger, doch ist diese Änderung so klein, dass sie im Vergleich zu der Streuung der empirischen Fehlerraten nicht systematisch erkennbar ist und eine Vernachlässigung zu keinem Fehler führt.

FAZIT

Die Fehlerrate einzelner Systeme sowie aller Fehler zusammen wird von keinem der untersuchten Checks deutlich verbessert. Geringfügige Verbesserungen treten teilweise ein, führen aber nicht zu großen Sprüngen der Fehlerrate, die die Annahme einer teilweisen Erneuerung nach Gertsbakh [Ger00] rechtfertigen würden.

Im weiteren Verlauf dieser Untersuchung wird die Fehlerrate einzelner Systeme durchgehend mit dem Lebensalter modelliert. Bei der Modellierung der Gesamtfehleranzahl in den Modellen der Regression, Bayes-Netze und Zeitreihenanalyse werden die Instandhaltungschecks ebenfalls ohne Einfluss behandelt.

5.2.7 Anzahl von Fehlern in der Vergangenheit

Als Repräsentant des individuellen technischen Zustandes steht in den Daten als einziges der technische Zustand in der Vergangenheit zur Verfügung. Nordmann und Luxhoj [NL00]

haben bei ihrer Arbeit zur Prädiktion für zukünftige SDR-Anzahlen auf SDR-Anzahlen vergangener Monate zurückgegriffen. Dies eignet sich besonders um Einflüsse zu berücksichtigen, die temporär auftreten, deren Ursachen jedoch mit den vorhandenen Daten nicht erklärbar sind. Bei der Wahl des geeigneten Zeithorizontes ist die Streuung der Daten von Wichtigkeit. Da die Fehleranzahl in Zeitbereichen von einem oder zwei Tagen stark variiert (s.o.), wird als Repräsentant des kurzfristigen technischen Verhaltens die Anzahl der Fehler der letzten Woche gewählt. Dieser Zeithorizont ist kurz genug um die notwendige Aktualität zu berücksichtigen ohne zu stark zu verrauschen ($\mu = 14,17/\sigma = 6,94$). Bei der zur Verfügung stehenden Vielzahl von Zeitbereichen, muss hier vor allem auf sachlogischer Basis eine Wahl getroffen werden. Die Orientierung an kalendarischen Horizonten ist nach Überzeugung des Verfassers dabei plausibel. Zur Darstellung des Langzeitverhaltens werden zwei Monate, also 60 Tage, gewählt. Ein Monat könnte ebenfalls ein geeigneter Zeithorizont sein, jedoch ergeben empirische Analysen, dass die Korrelationen zwischen der Fehleranzahl in den letzten 60 Tagen und der Fehleranzahl in den nächsten 7 Tagen ($r = 0,56$) geringfügig größer ist als die der Fehleranzahl der letzten 30 Tage zu der Fehleranzahl der nächsten 7 Tage ($r = 0,54$).

In Abbildung 5.12 sind die Fehleranzahl der letzten Woche sowie der letzten zwei Monate als Prädiktor der Fehleranzahl der nächsten Woche dargestellt, wobei die Zusammenhänge bei der Betrachtung der Fehlerraten anstelle der Fehleranzahlen unverändert bleiben (Fehlerrate letzte siebe Tage: $r = 0,38$ und Fehlerrate letzte 60 Tag: $r = 0,54$).

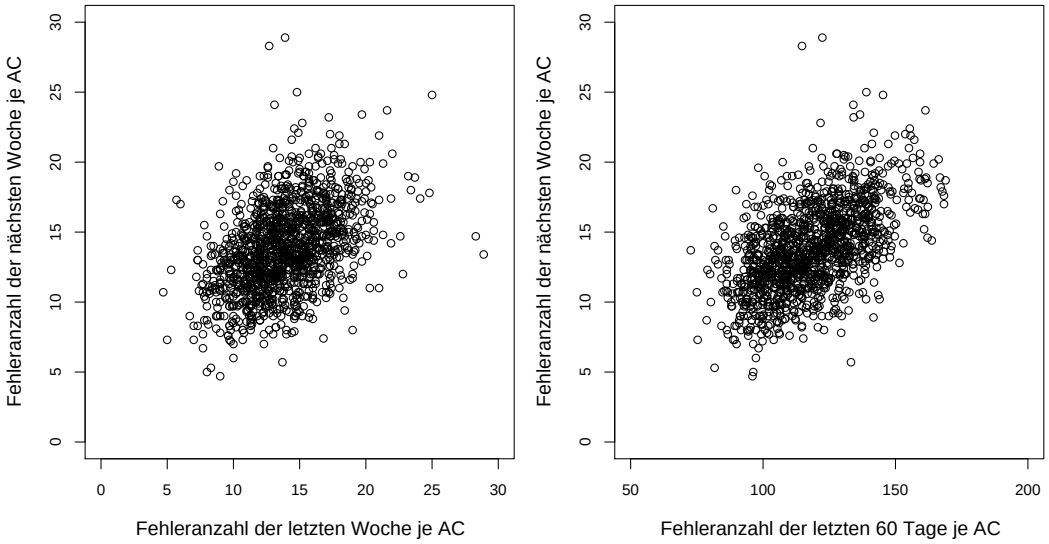

Abbildung 5.12: Fehleranzahl der letzten 7 und 60 Tage als Repräsentant des technischen Zustands

Die Korrelationen betragen:

- Fehler der letzten 7 Tage $r = 0,42$
- Fehler der letzten 60 Tage $r = 0,56$

5.2.8 Angefallene Man Hour in der Vergangenheit

Ein weiterer Indikator für den technischen Zustand eines Flugzeugs könnten die in der Vergangenheit angefallen Man Hour sein. Während im vorhergehenden Abschnitt ausschließlich jene Fehler untersucht wurden, die modelliert werden sollen, könnten auch jene Fehler die zurückgestellt werden, einen Einfluss haben. Diese Fehler haben unterschiedliche Bearbeitungszeiten und benötigen teilweise mehrere Man Hour. Die benötigten Man Hour sind zwar teilweise durch die erschwerte Zugänglichkeit eines Systems oder einer Komponente begründet, spiegeln aber größtenteils die Schwere einiger Arbeiten wieder und damit den technischen Zustand des Flugzeugs. Aus diesem Grund werden wie bei den Fehlern in der Vergangenheit hier die insgesamt angefallenen Man Hour in den oben gewählten Intervallen 7 und 60 Tage und ihr Zusammenhang mit den Fehlern in den nächsten Tagen untersucht. Wie bereits bei der Fehlerbetrachtung wird auch hier zur Darstellung der Zeitbereich einer Woche gewählt da auf Tagesbasis eine qualitative Information schwer ableitbar ist. Die angenommene Bearbeitungszeit für alle normalen Fehler beträgt $t_d = 0,5$. Benötigte Bearbeitungszeiten für zurückgestellte Fehler werden den archivierten Daten entnommen.

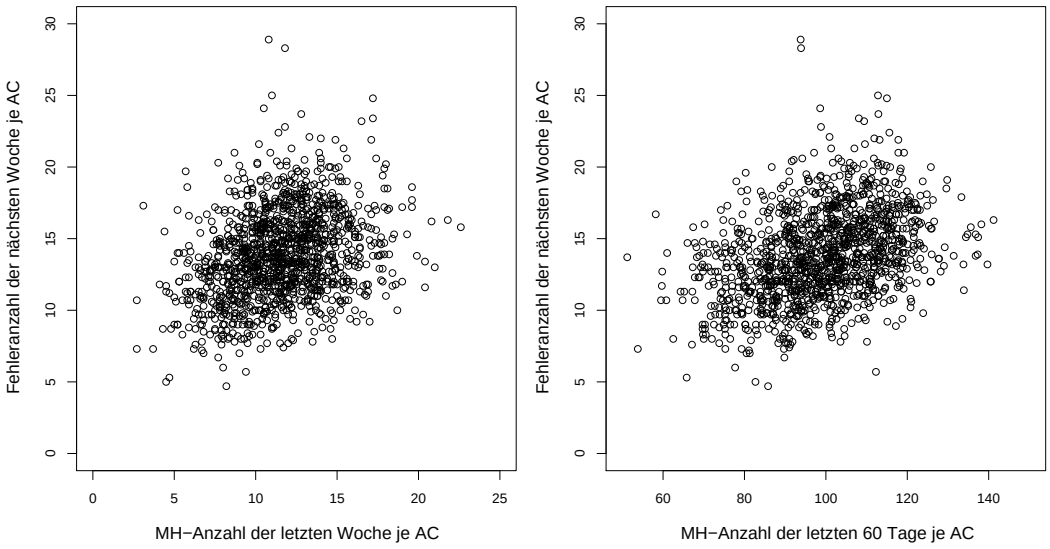

Abbildung 5.13: MH-Anzahl der letzten 7 und 60 Tage als Repräsentant des technischen Zustands

Es ist augescheinlich, dass die Korrelationen geringer sind als bei der Betrachtung der sofort zu behebenden Fehler.

Die Korrelationen betragen:

- MH der letzten 7 Tage $r = 0,29$
- MH der letzten 60 Tage $r = 0,35$

Bei Betrachtung der MH-Rate der letzten 7 und 60 Tage und der Fehlerrate der nächsten 7 Tage, ergibt sich eine etwas höhere Korrelation:

- MH-Rate der letzten 7 Tage $r = 0,32$

- MH-Rate der letzten 60 Tage $r = 0,44$

Die Korrelationen sind bei absoluten MH-Anzahlen als auch bei der relativierten Betrachtung geringer als bei der Betrachtung der Fehler (oder Fehlerrate) in den jeweiligen Zeitbereichen, so dass den höher korrelierten Variablen „Fehler der letzten 7 Tage“ und „Fehler der letzten 60 Tagen“ der Vorzug gewährt wird.

Kapitel 6

Modellerstellung

6.1 Zeitreihenanalyse

6.1.1 Untersuchung der Korrelationsfunktionen

Eine Untersuchung der ACF und der PACF erfolgt ausschließlich für Trainingsflugzeuge, die von ca. 60 % der vorhandenen Flugzeuge gebildet werden. Eine Modellierung als Zeitreihe hat automatisch zur Folge, dass der Modellbereich verlassen wird, wenn das Modell zur Prognose zukünftiger Werte verwendet wird [Cha91]. Gelingt die Bildung eines Modells, das auch mit unbekannten Flugzeugen in unbekannten Zeitbereichen gute Ergebnisse erzielt, ist das Modell valide. Aus diesem Grund wird zusätzlich zu der Wahl der Trainingsflugzeuge, der Zeitbereich zur Modellbildung auf drei Viertel der Daten beschränkt. Die drei Jahre verfügen insgesamt über 1096 Tage, von denen die ersten 750 zur Modellbildung verwendet werden. Die verbleibenden Tage dienen der Validierung.

Der zu untersuchende Prozess der Fehlerrate wird in Abbildung dargestellt:

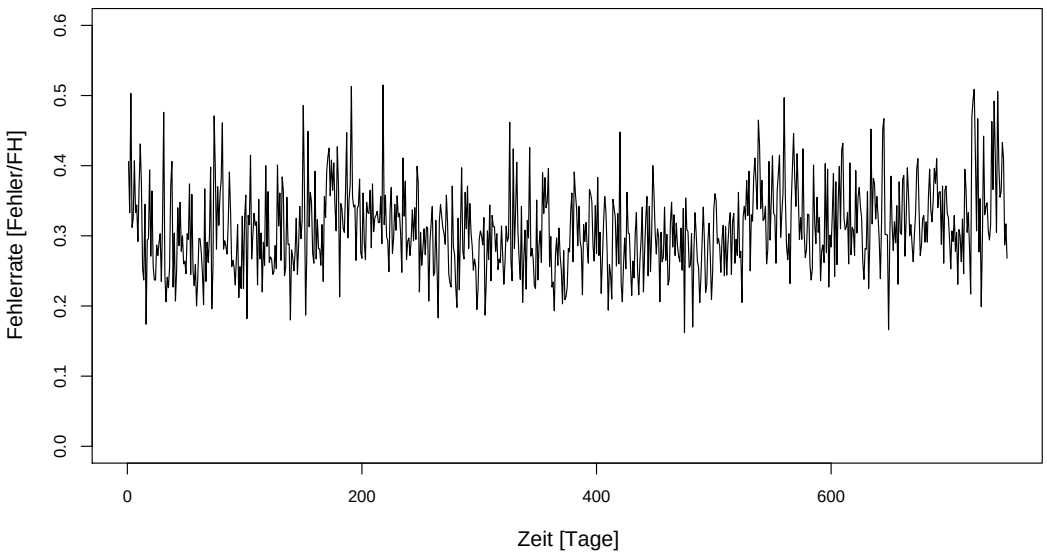

Abbildung 6.1: Verlauf des stochastischen Prozesses Gesamtfehlerrate der Trainingsflugzeuge

Voraussetzung zur Identifikation des vorliegenden Prozesses über die ACF und PACF ist ein stationärer Prozess [Han83]. Dafür wird eine Trendbereinigung durch Differenzieren durchgeführt. Wenn nur ein geringer Trend in den Daten vorliegt, erfolgt ebenfalls eine Trendbereinigung um sicher zu gehen, dass die Korrelogramme korrekt wiedergegeben werden.

Die Korrelogramme sind folgender Abbildung zu entnehmen:

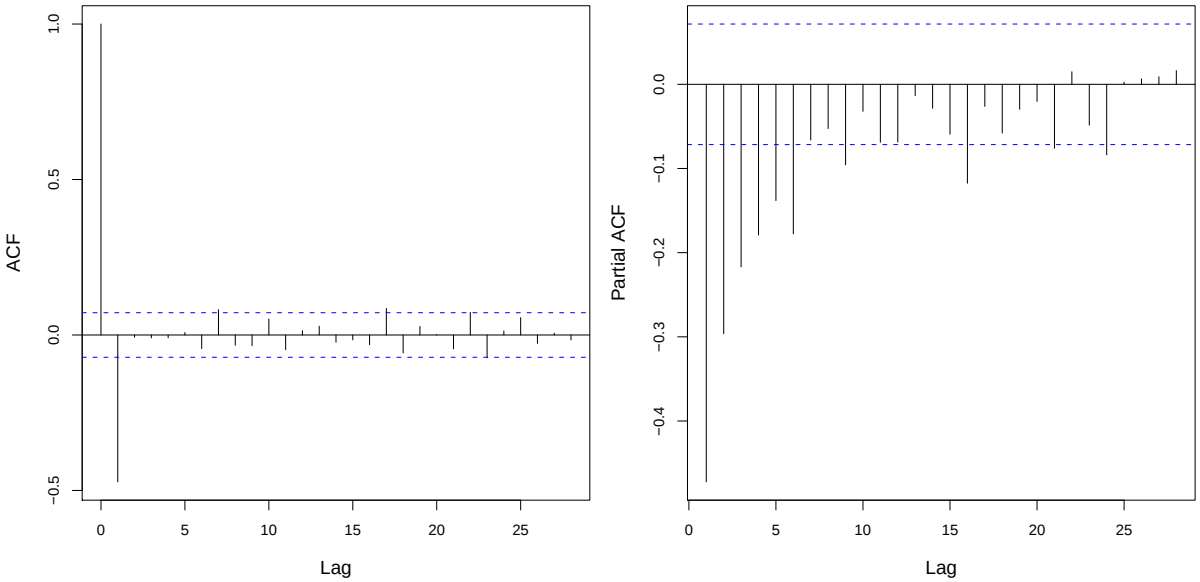

Abbildung 6.2: Korrelogramme zur Identifikation der Zeitreihenart

Die Form der Korrelationsfunktionen offenbart, dass der hier vorherrschende Prozess ein MA(1)-Prozess ist [Han83, LC84]. Die ACF hat nur eine signifikante Korrelation bei Lag eins und die PACF fällt gedämpft auf Null zurück [Han83, LC84].

6.1.2 Ableitung eines geeigneten Modells

Ein stationärer MA(1)-Prozess ohne saisonale Schwankungen kann auch als einfaches Modell der exponentiellen Glättung (*simple exponential smoothing SES*) interpretiert werden [Cha91].

Ein MA(1)-Prozess lässt sich über einen ARIMA (0,1,1)-Prozess parametrisieren. Ein solcher Prozess hat keinen AR-Anteil, eine Trendbereinigung (*I - Integrated* als Umkehrung der Differenzierung) und einen MA-Anteil. Die Gleichheit des MA(1)-Prozesses mit einem Modell der exponentiellen Glättung soll an dieser Stelle genutzt werden, um den vorliegenden Prozesse anstelle mit einem ARIMA-Modell bevorzugt über einen Filter der exponentiellen Glättung zu parametrisieren. Ein sehr häufig verwendeter und flexibel auf Trends und Saisonschwankungen erweiterbarer Filter ist jener von Holt-Winters [SS94, Cha91]. Mit einem Holt-Winters-Filter kann auf einfachem Wege untersucht werden, ob die Berücksichtigung einer Trendkomponente das Modell verbessert, oder ob eine Modellierung ohne Trend besser zur Fehlerratenmodellierung geeignet ist. Zudem ermöglicht der Holt-Winters-Filter die Erfassung von saisonalen Schwankungen. Jahreszeitliche Schwankungen sind die einzigen sachlogisch ableitbaren Saisonzyklen die auf die Fehlerraten wirken könnten. Da diese nach Kapitel fünf jedoch auszuschließen sind, ist ein Saisonzyklus in den Daten nicht enthalten. Folglich kann der Prozess über einen Holt-Winters-Filters ohne Saisonzyklen modelliert werden.

Zur Überprüfung des Einflusses einer Trendberücksichtigung wird ein Modell ohne Trend und ein Modell mit Trend erstellt. Der Trend in der Zeitreihe ist von sehr geringem

Ausmaß. Ein Vergleich der beiden Modelle muss im Anschluss offenbaren, ob eine Trendberücksichtigung das Prognoseergebnis verbessert oder ob aufgrund der Geringfügigkeit auf eine Trendkomponente verzichtet werden kann.

Das trendbehaftete Modell kann wie folgt formuliert werden [Cha91]:

$$X_{t+h} = a(t) + h \cdot b(t) + \epsilon_{t+h} \tag{6.1}$$

$$a(t) = \gamma \cdot X_t + (1-\gamma) \cdot (a(t-1) + b(t-1)) \tag{6.2}$$

$$b(t) = \delta \cdot (a(t) - a(t-1)) + (1-\delta) \cdot b(t-1) \tag{6.3}$$

Dabei sind $a(t)$ der Rauschfilter und $b(t)$ der Trendfilter. h stammt vom Begriff des (Planungs-)**H**orizont, $t+h$ steht für einen Zeitpunkt in der Zukunft, für den eine Prognose getätigt wird. δ und γ sind die Paramter der jeweiligen Filter.

Wird keine Trendkomponente berücksichtigt, vereinfacht sich das Modell zu:

$$X_{t+h} = \gamma \cdot X_t + (1-\gamma) \cdot \hat{X}_t + \epsilon_t \tag{6.4}$$

6.1.3 Parametrisierung des Holt-Winters-Modells

Die Modelle mit und ohne Trendberücksichtigung werden mit der Statistik-Software R [R D05] erstellt. Welches Modell den geringeren Prognosefehler hat und damit bevorzugt werden sollte, wird über den MSE im Modellbereich, also die ersten 750 Tage, ermittelt.

Der MSE beträgt beim:

- Holt-Winters-Filter mit Trendbetrachtung $4,310^{-3}$ (SSE 3,37)
- Holt-Winters-Filter ohne Trendbetrachtung $3,510^{-3}$ (SSE 2,62)

Obgleich ein geringer Trend in den Daten vorhanden ist, hat ein Holt-Winters-Modell mit Trendkomponente einen um ca. 20 % höheren MSE als ein Modell ohne Trendkomponente. Somit wird das Modell ohne Berücksichtigung eines Trends bevorzugt. Die Aktualität des Filters durch stärkere Gewichtung der letzten Werte kann den geringen Trend ohne Verzögerung gut modellieren. Das Zeitreihenmodell zur Ermittlung der täglich prognostizierten Fehlerrate $f_{rate-prog}$ kann zusammen mit den Flugstunden für AC Flugzeuge kann folglich auf ein einfaches exponentielles Glättungsmodell zurückgeführt werden. Mit den täglich zu fliegenden Flugstunden FH_i je Flugzeug, die zum Zeitpunkt der Prognose über den Einsatzplan der Flugzeuge bekannt sind und der real aufgetretenen Fehlerrate des Vortages $f_{rate-real_t-1}$, ergibt sich die Fehlerprognose f_{prog} zu:

$$f_{prog} = (\gamma \cdot f_{rate-real_t-1} + (1-\gamma) \cdot f_{rate-prog_t-1}) \cdot \sum_{i=1}^{\mathrm{AC}} \mathrm{FH}_i \tag{6.5}$$

Über einen Optimierungsalgorithmus kann γ zu $\gamma = 0,0985$ bestimmt werden. In Abbildung 6.3 sind sowohl der zu modellierende Prozess als auch die ex-post und ex-ante Prognose dargestellt.

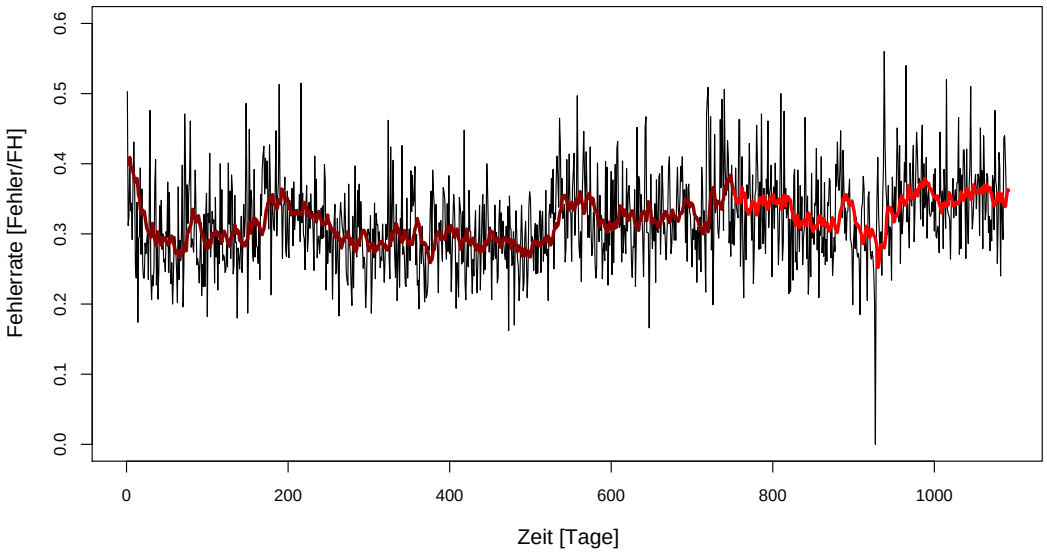

Abbildung 6.3: Fehlerrate mit Holt-Winters-Modell (ex-post und ex-ante Prognose)

Es ist gut erkennbar, wie der Holt-Winters-Filter die Schwankungen der Fehlerrate modelliert. In Abbildung 6.3 sind die ex-post Prognose dunkelrot und die ex-ante Prognose rot dargestellt. Auch im Validierungsbereich, in dem eine Extrapolation erfolgt, wird die Fehlerrate ohne Probleme modelliert.

Die Residuen dieses Modells zur Bestimmung der Fehlerrate zeigen über der Zeit aufgetragen keine Heteroskedastizität. Die Normalverteilungsforderung kann über einen Q-Q-Plot überprüft werden. Ob die Residuen autokorreliert sind wird zum Abschluss über die ACF überprüft. Die zur Untersuchung der Residuen notwendigen Diagramme sind in Abbildung 6.5 zusammengestellt.

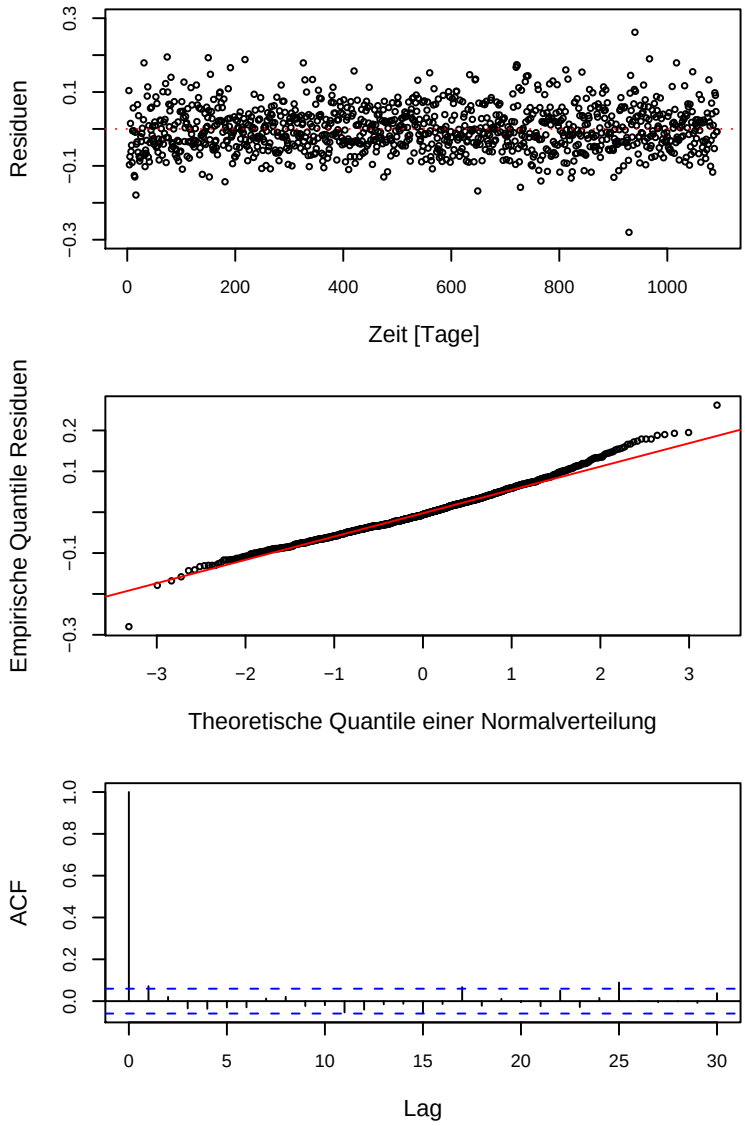

Abbildung 6.4: Residuenbetrachtung Holt-Winters-Filter für Fehlerrate

Aus dem Residuenplot über der Zeit ist erkennbar, dass keine Heteroskedastizität vorliegt. Die Residuen erfahren keine systematische Änderung mit der Zeit. Der Mittelwert der Residuen scheint aufgrund der Lage um die Nullline augenscheinlich Null zu sein. Der Q-Q-Plot offenbart eine Normalverteilung, der Mittelwert ist Null ($\mu = 0,00$). Die wichtigste Frage nach der Korrelationsstruktur der Residuen, kann über das Diagramm der ACF untersucht werden. Außer bei Lag Null (Korrelation mit sich selbst) sind keine Lags signifikant korreliert, die Residuen sind folglich nicht autokorreliert.

Bei der Prognose der täglichen Gesamtfehler, ergibt sich die folgende Residuenstruktur:

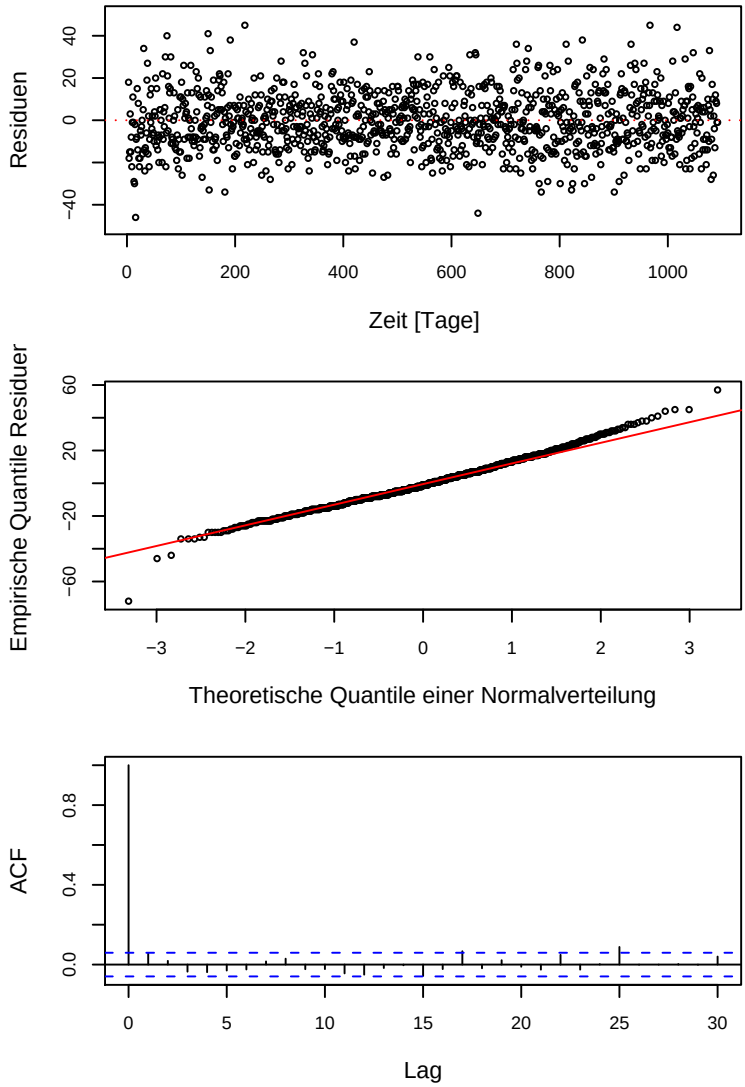

Abbildung 6.5: Residuenbetrachtung Holt-Winters-Filter für tägliche Fehlerprognose

Auch diese Residuen zeigen keine Heteroskedastizität, und Autokorrelation. Die Normalverteilungsannahme ist ebenfalls gerechtfertigt, der Mittelwert liegt bei einer gemeinsamen tägliche Prognose aller Trainingsflugzeuge bei $\mu = -0,42$.

Damit ist die Untersuchung der Residuenstruktur erfolgreichen abgeschlossen. Das Modell kann zur Abbildung der Fehlerrate verwendet werden. Die Verallgemeinerbarkeit auf unbekannte Daten wird im nächsten Abschnitt mit den Validierungsflugzeugen überprüft.

6.1.4 Validierung

Zur Validierung wird mit dem Modell die tägliche Anzahl der Fehler für die drei exemplarischen Flottengrößen einer Nachtschicht 10, 15 und 20 Flugzeuge prognostiziert. Für

diese Teilflottengrößen kann durch wiederholte Zufallsauswahl ein Schätzwert für die Genauigkeit einer Modellgüte bestimmt werden. Durch die wiederholte zufällige Auswahl einer bestimmten Anzahl von Flugzeugen wird versucht, eine Stichprobenunabhängigkeit innerhalb der Auswahl aus den Daten zu erreichen. Für jede Zufallsauswahl und für jeden Tag der drei Jahre wird die Gesamtfehleranzahl als Modellprognosen mit den wirklich aufgetretenen Fehlern verglichen und täglich der MER ermittelt. Zur Vermeidung einer zu großen Datenmenge wird die Anzahl der Wiederholungen auf 40 gesetzt. Dieser Wert ermöglicht eine ausreichende Anzahl von Zufallsziehungen und erzeugt ca. 50000, mit denen die Verteilung der täglichen Prognosefehler MER angegeben werden kann. Der Vergleich der Verteilungen der MER zwischen Trainings- und Validierungsflugzeugen offenbart die Güte des Modells bei Anwendung auf unbekannte Daten. Eine unveränderte Verteilung für Validierungsflugzeuge signalisiert eine erfolgreiche Modellierung, da auch mit unbekannten Flugzeugen gleiche Ergebnisse erzeugt werden konnten.

Als weitere Vergleichskriterien gegenüber anderen Modellen werden zusätzlich der:

- MSE
- Mittelwert des MER (MMER)
- Median des MER

ermittelt und in Tabelle 6.4 zusammengestellt.

Die Verteilung der Prognosefehler MER ist in Abbildung 6.6 dargestellt.

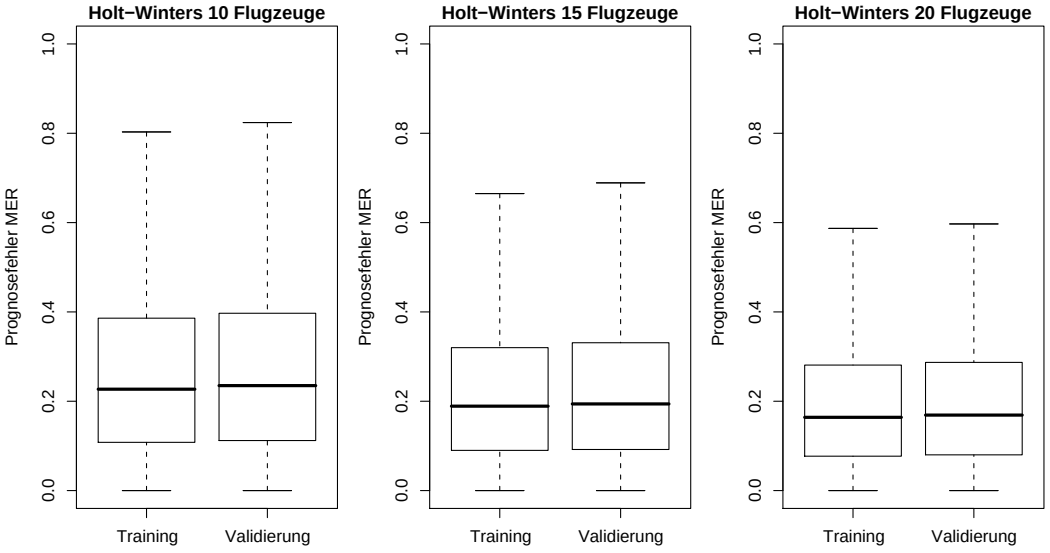

Abbildung 6.6: Verteilung der Prognosefehler des Holt-Winters-Modells für Trainings- und Validierungsflugzeuge

Die Verteilung der Prognosefehler zeigt deutlich, dass ein Zeitreihenmodell auch bei unbekannten Flugzeugen reproduzierbare Ergebnisse liefert.

Nach der Sicherstellung der Generalisierbarkeit auf unbekannte Flugzeuge kann das Modell verwendet werden. Die Modellgüte als Prognosefehler wird in der nächsten Tabelle zusammengestellt.

Tabelle 6.1: Übersicht MSE, Mittelwert und Median des Zeitreihenmodell

AC	MSE	Mittelwert MER	Median MER
10	50,1	29,0 %	23,5 %
15	74,7	24,0 %	19,5 %
20	101,7	21,0 %	17,0 %

Tabelle 6.4 kann entnommen werden, dass für 15 Flugzeuge der mittlere Prognosefehler MER 24 % beträgt. Das bedeutet, dass die mittlere Modellgenauigkeit bei der Prognose von f_{prog} bei über 75 % liegt.

Zur Veranschaulichung der Modellgüte sind in der folgenden Abbildung exemplarisch für eine Zufallsauswahl von 15 Flugzeugen der Validierungsflugzeuge die empirischen Gesamtfehler und die modellierten Gesamtfehler dargestellt. Dies soll lediglich einen optischen Eindruck vermitteln, wie gut das Modell mit unbekannten Daten arbeitet. Andere Zufallsauswahlen von 15 Flugzeugen aus den Validierungsflugzeugen ergeben den gleichen Eindruck, so dass hier keine Verfälschung durch eine besonders gut passende Stichprobe vorliegt.

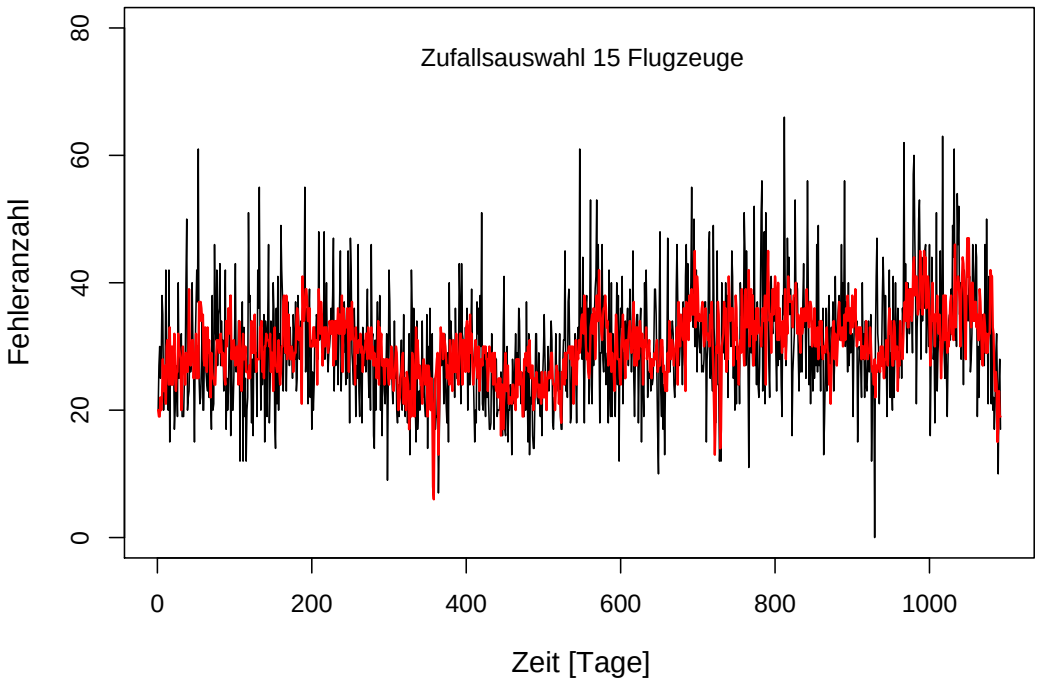

Abbildung 6.7: Empirische und modellierte Gesamtfehleranzahl für 15 zufällige Validierungsflugzeuge

6.2 Nichthomogener Poisson-Prozess

6.2.1 Vorbereitung der Daten

Beim Modellansatz des nichthomogenen Poisson-Prozesses wird jede der Fehlerarten einzeln betrachtet. Ziel ist die Modellierung der Fehlerrate über die Lebensdauer des Flugzeuges für jedes Flugzeugsystem. Um ein gegen individuelle Ausreißer robustes Modell zu erhalten, werden während der Modellbildung jeder Fehlerart alle Flugzeuge gemeinsam betrachtet. Dadurch wird die Fehlerrate eines durchschnittlichen Flugzeuges des Typ X ermittelt. Als Ergebnis des Modellierungsprozesses ist für die ausgewählten Flugzeugsysteme, jeweils ein typischer Verlauf der Fehlerrate über der Lebenszeit verfügbar. Die Abschätzung der zu erwartenden Fehler f_{prog} für eine Teilflotte ergibt sich als Summe der Fehler je Flugzeugsystem n_{ATA}, aufsummiert über die Anzahl der Flugzeuge n_{AC}.

$$f_{prog} = \sum_{j=1}^{n_{AC}} \sum_{i=1}^{n_{ATA}} \int_{FH_{Anfang}(j)}^{FH_{Ende}(j)} \lambda_i(x)dx \tag{6.6}$$

Der Schätzwert der Fehleranzahl f_{prog} wird somit als eine Summe mehrere NHPP modelliert. Das Alter der Flugzeuge zu Beginn FH_{Anfang} und am Ende FH_{Ende} des betrachteten Zeitraums der Prognose wird dabei als Integrationsgrenze verwendet. Bei der Bestimmung des Fehleraufkommens für eine Nachtschicht ist FH_{Anfang} das Alter zu Beginn des Tages und FH_{Ende} jenes, wenn das Flugzeug seinen letzten Flug an diesem Tag beendet.

Die Robustheit der Intensitätsfunktion lässt sich bei gemeinsamer Betrachtung vergleichbarer Systeme gegen individuelle Ausreißer verbessern, so dass die Qualität eines NHPP-Modells bei gemeinsamer Betrachtung mehrerer Systeme (hier: mehrere Flugzeuge) an Genauigkeit gewinnt [AF84]. Um sinnvolle Aussagen zu erreichen, können jedoch nur Systeme vergleichbarer Bauart und mit gleichem Instandhaltungsprogramm in einer gemeinsamen Betrachtung zusammengeführt werden [Cro90]. Die hier untersuchte homogene Flotte hat im betrachteten Zeitraum ein Alter von 2500 FH bis 35000 FH. In den Randbereichen vor 8500 FH und nach 32000 FH sind pro Alter nicht so viele Flugzeuge in der Stichprobe wie im dazwischenliegenden Altersbereich enthalten. Um durch die erhöhte Streuung in den Randbereichen eine Modellierung der Intensitätsfunktion nicht zu verzerren, werden die Daten nachträglich zensiert. Ziel ist, dass mindestens zehn Flugzeuge pro Alter vorhanden sind. Zensieren der Daten führt zu einer nachträglichen Beschneidung, bei der Daten über Fehlerauftritte vor bzw. nach einem bestimmten Zeitpunkt (hier vor 8500 FH bzw. nach 32000 FH) gelöscht werden. Abbildung 6.8 veranschaulicht die Anzahl der je Alter vorhandenen Flugzeuge.

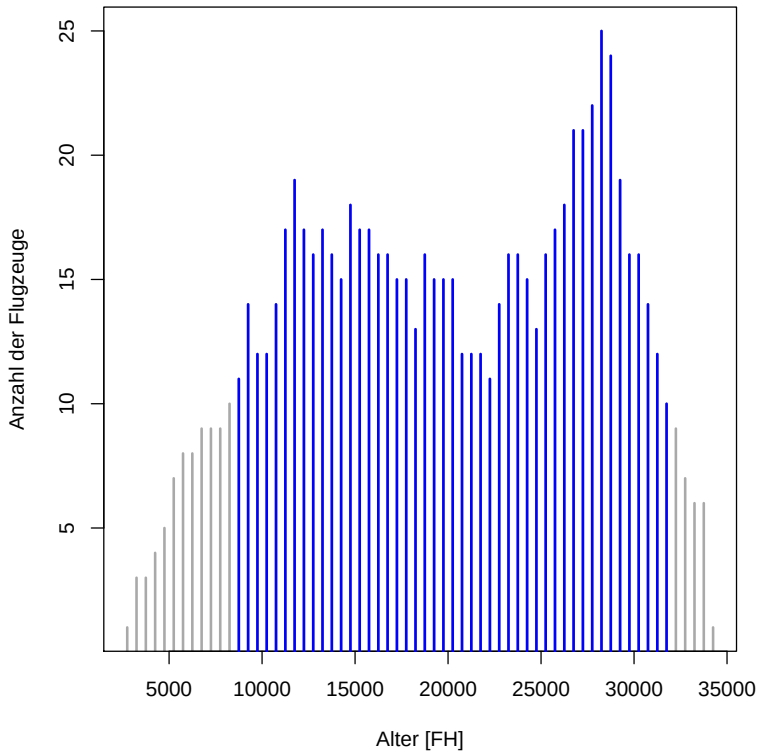

Abbildung 6.8: Anzahl der Flugzeuge je Alter

Bei der Betrachtung des Fehlerverhaltens über der Lebensdauer der Flugzeuge wird aufgrund der großen Altersunterschiede der Flugzeuge eine Modellierung über ca. 24000 FH ermöglicht. Während die Stichprobe einen Umfang von nur drei Jahren hat, sind damit Aussagen über das Fehlerverhalten über einen Altersbereich von fast zehn Jahren möglich. Eine Anwendung außerhalb dieses Modellbereichs ist mit Vorsicht zu betrachten.

6.2.2 Parametrisierung

Die Fehlerrate soll nach Kapitel vier als *Power Law*-Intensitätsfunktion modelliert werden:

$$\lambda(t) = \alpha\beta t^{\beta-1} \tag{6.7}$$

Die beiden Parameter α und β werden dabei über das Maximum Likelihood-Verfahren geschätzt. Zu den Daten der Stichprobe wird unter Annahme der unterstellten Funktion jener Parametervektor ermittelt, der am besten zu den Daten passt und damit zur größten Likelihood führt. Dies entspricht genau dem Parametervektor, bei dem die zughörige Likelihood-Funktion ihr Maximum hat. Die Maximum Likelihood-Funktion für zensierte Daten lässt sich allgemein darstellen als [Ger00]:

$$L = \prod_{i=1}^{n} f(t_i;\gamma)[1 - F(t_z)]^z \tag{6.8}$$

n ist die Anzahl der Beobachtungen bei denen zum Zeitpunkt t_i das Ereignis, hier der Fehler, auftrat und z die Anzahl der zensierten Zeitpunkte, an denen also kein Fehler auftrat, die dazu gehörigen Zeitpunkte sind t_z. Dies sind die Punkte an denen die Datenaufzeichnung beginnt bzw. endet. $f(t_i;\gamma)$ ist die Verteilungsdichte der unterstellten Verteilung mit dem Parametervektor γ den es zu schätzen gilt. Eine Likelihoodschätzung ist nur möglich, wenn eine Verteilung unterstellt wird. Ob diese Annahme gerechtfertigt ist, muss anschließend mit einem Anpassungstest überprüft werden. An den Zeitpunkten der Zensierung, also jenen an denen die Datenaufzeichung beginnt bzw. endet, tritt kein Fehler auf. Zu diesen Zeitpunkten findet anstelle dessen ein Überleben statt. In der Likelihood-Funktion geht dies über die Zuverlässigkeit $R(T_z) = 1 - F(t_z)$ zu diesen Zeitpunkten mit der unterstellten Verteilung ein. [Ger00, BR01]

Die Intensitätsfunktion soll über das Alter der Flugzeuge gemessen in FH seit Auslieferung ermittelt werden. Daraus ergibt sich, dass alle Zeitpunkte t_i und t_z in FH gemessen werden. Der Zensierungszeitpunkt des Anfangs der Datenaufzeichung wird im Folgenden mit t_a bezeichnet, das Ende der Datenaufzeichnung ist t_e.

Mit den eingeführten Bezeichnungen, der Erweiterung der bei Basu und Rigdon [BR01] bzw. Crow [Cro90] gegebenen Formulierung des Betrachtungszeitraums 0 bis t_e auf t_a bis t_e und unter Verwendung der Weibullverteilung zur Beschreibung der Verteilung der Auftrittszeiten der Fehler, erhält man folgende Likelihood-Funktion:

$$L = \frac{R(t_e)}{R(t_a)} \prod_{i=1}^{n} \lambda(t_i) = e^{-\alpha t_e^{\beta} + \alpha t_a^{\beta}} \beta^n \alpha^n \prod_{i=1}^{n} t_i^{\beta-1} \tag{6.9}$$

Die Likelihood-Funktion in der obigen Form beschreibt den Fehlerauftritt an einem Flugzeug und kann durch Produktbildung in eine Likelihood-Funktion zur zeitgleichen Betrachtung von k Flugzeugen überführt werden. Die Bestimmung der Parameter erfolgt über eine Maximumsuche der Likelihood-Funktion. Zu diesem Zweck wird häufig die Log-Likehood-Funktion verwendet, die ihr Maximum an der gleichen Stelle wie die Likelihood-Funktion hat [AP94]. Im vorliegenden Fall für k betrachtete Flugzeuge lautet die resultierende Log-Likehood-Funktion:

$$l = lnL = \sum_{i=1}^{k} \left(-\alpha t_e^{\beta} + \alpha t_a^{\beta} + nln\beta + nln\alpha + (\beta - 1) \sum_{i=1}^{n} lnt_i \right) \tag{6.10}$$

Das Maximum der Log-Likelihood-Funktion je ATA-System für die $k = 37$ Trainingsflugzeuge ergibt die Parameter α und β der jeweiligen Intensitätsfunkiton. Die Maximumsuche erfolgt mit einem Optimierungsalgorithmus implementiert in der Statistik-Software R.

Zur Veranschaulichung der Güte der Schätzer ist die NHPP-Intensitätsfunktion (Fehlerrate) in der folgenden Abbildung über die empirischen Werte dargestellt. Beispielhaft wird die Fehlerrate des Systems ATA 21 (Air Conditioning) dargestellt. Die empirischen Werte der Fehlerrate werden aus den Durchschnittswerten aller zum jeweiligen Alter vorhandenen Trainingsflugzeuge gebildet. Diese Durchschnittswerte werden jeweils pro 500

FH gebildet, so dass der Wert für das Alter 12250 FH jenen Durchschnitt zwischen 12000 FH und 12500 FH repräsentiert.

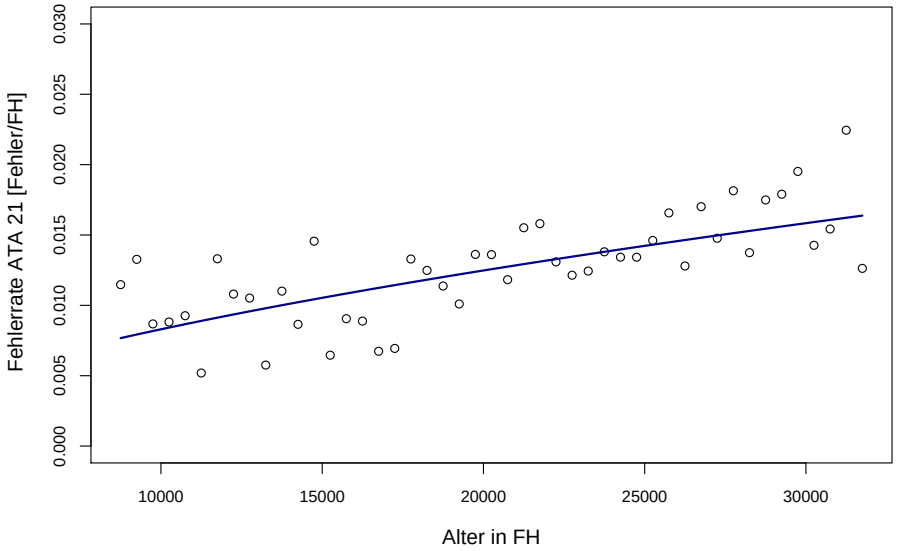

Abbildung 6.9: Empirische Fehlerrate und NHPP-Modell für ATA 21

Für die anderen Flugzeugsysteme soll die Zusammenstellung der Parameter in der nächsten Tabelle dienen.

Tabelle 6.2: Parameter der NHPP-Fehlerraten

ATA	α	β
21	$3{,}61\ 10^{-5}$	1,540
22*	$3{,}87\ 10^{-2}$	0,922
23	$3{,}25\ 10^{-5}$	1,604
24	$1{,}86\ 10^{-3}$	1,130
25	$3{,}4\ 10^{-2}$	1,073
27	$8{,}44\ 10^{-7}$	1,906
29	$1\ 10^{-4}$	1,425
32	$4{,}9\ 10^{-3}$	1,205
33	$5{,}9\ 10^{-4}$	1,420
36	$2{,}5\ 10^{-4}$	1,320
38	$1{,}8\ 10^{-3}$	1,160
49	$4{,}4\ 10^{-3}$	1,055
51*	$1{,}97\ 10^{-4}$	1,391
71*	$3{,}5\ 10^{-3}$	1,180

6.2.3 Anpassungstest

Beim Maximum Likelihood Schätzverfahren muss eine Verteilungsannahme getroffen werden. Nur so lässt sich die jeweilige Likelihood-Funktion aufstellen (s.o). Als Ergebnis der

Schätzung erhält man den Parametervektor mit den geschätzten Parametern, die die Likelihood der Daten unter der Verteilungsannahme maximieren [Koc01]. Ob diese zuvor getroffene Verteilungsannahme gerechtfertigt ist, die Verteilung die Daten auch wirklich beschreibt, also ein zutreffendes Modell der Daten ist, muss über einen Signifikanztest festgestellt werden.

- Die Nullhypothese lautet hierbei: "Die parametrisierte Verteilung beschreibt die Daten. Sie ist ein mögliches Modell."
- Die Alternativhypothese lautet: "Die parametrisierte Verteilung beschreibt die Daten nicht und kann daher nicht als mögliches Modell akzeptiert werden."

Hier soll der Chi-Quadrat Anpassungstest mit einem Signifikanzniveau von 5 % verwendet werden [Cro74], bei dem die Teststatistik mit der tabellierten Chi-Quadrat-Verteilung verglichen wird. Ist die Teststatistik kleiner als der tabellierte kritsche Wert zum Niveau von 5 % wird die Nullhypothese nicht verworfen.
Im Gegensatz zu einem herkömmlichen Signifikanztest, bei dem die gewünschte zu beweisende Hypothese die Alternativhypothese ist, wird bei einem Anpassungstest auf die Beibehaltung der Nullhypothese spekuliert. Kann die Nullhypotese nicht verworfen werden, ist dies kein Beweis dafür, dass das NHPP-Modell das korrekte Modell für die Daten ist, es kann lediglich nicht gezeigt werden, dass es kein geeignetes ist [RB00].

In Tabelle 6.3 sind die Teststatistiken der einzelnen Fehlerratenmodelle angegeben. Der kritische Wert für das 5 %-Niveau beträgt 3,84.

Tabelle 6.3: Teststatistiken des Anpassungstests

ATA	Teststatistik
21	1,991
22*	0,961
23	0,722
24	1,048
25	3,448
27	2,454
29	3,083
32	2,349
33	1,907
36	0,209
38	0,623
49	0,423
51*	0,765
71*	2,589

Für jedes der ATA-Systeme kann die Nullhypothese nicht verworfen werden. Daraus folgt, dass die oben parametrisierten Intensitätsfunktionen für die modellierten Flugzeuge zwischen 8500 FH und 32000 FH zulässige Modelle sind.

Zusätzlich muss die Residuenstruktur untersucht werden. Bei der Anwendung des NHPP-Modells für die tägliche Gesamtfehlerberechnung der Trainingsflugzeuge ergibt sich folgendes Ergebnis der Untersuchung auf Heteroskedastizität, Normalverteilung und Autokorrelation:

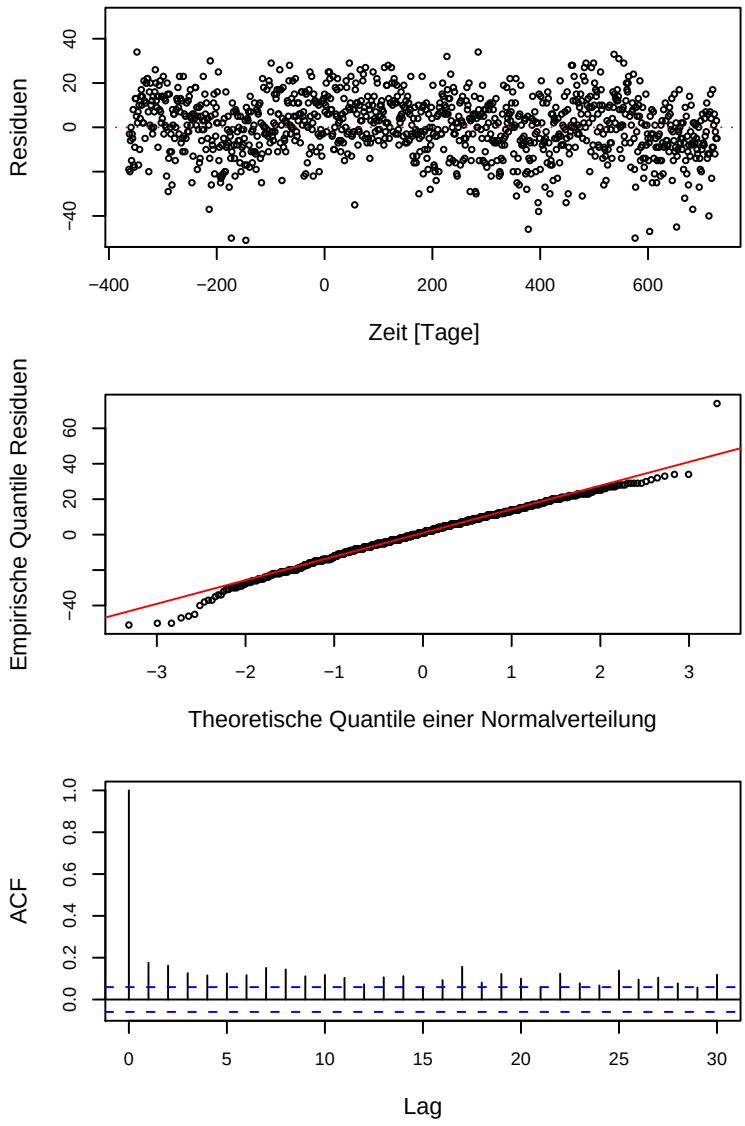

Abbildung 6.10: Residuenbetrachtung NHPP-Modell

In einigen Zeitbereichen unterschätzt das Modell, während in anderen eine leichter Überschätzung vorliegt. Es liegt eine leichte Heteroskedastziztät vor. Dies geht auch aus der schwachen Autokorrelation der Residuen hervor, die im Korrelogramm der ACF erkennbar ist. Die Normalverteilung kann aus dem Q-Q-Plot bestätigt werden. Der Mittelwert ist nahezu Null und beträgt bei einer gemeinsamen tägliche Prognose aller Trainingsflugzeuge $\mu = 0,63$. Der Residuenstruktur ist zu entnehmen, dass das Modell nicht in allen Bereichen gleichbleibend korrekt prädiziert. Eine Anwendung sollte eher als Alternativlösung angesehen werden, die eine gute Näherung bietet, wenn kein anderer Lösungsweg

möglich ist.

Obgleich der leichten Heteroskedastizität wird im nächsten Abschnitt die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse mit unbekannte Flugzeugen geprüft.

6.2.4 Validierung

Mit den Trainingsflugzeugen konnte im vorgehenden Abschnitt für jedes Flugzeugsystem ein NHPP-Modell formuliert und parametrisiert werden. Anhand der Validierungsflugzeuge werden die Modelle nun auf ihre Anwendbarkeit auf unbekannte Flugzeuge gleichen Typs und Alters hin geprüft. Zu diesem Zweck werden wie bereits im Zeitreihenmodell für 40 Zufallsziehungen von 10, 15 und 20 Trainings- und Validierungsflugzeugen die Verteilung der Prognosefehler verglichen sowie die MSE ermittelt.

Abbildung 6.11 zeigt die Verteilungen der Prognosefehler. Ein geringer Anteil von ca. 2 % der Prognosefehler liegt höher als 100 %. Diese sind oberhalb als Ausreisser aus der Darstellung entfernt.

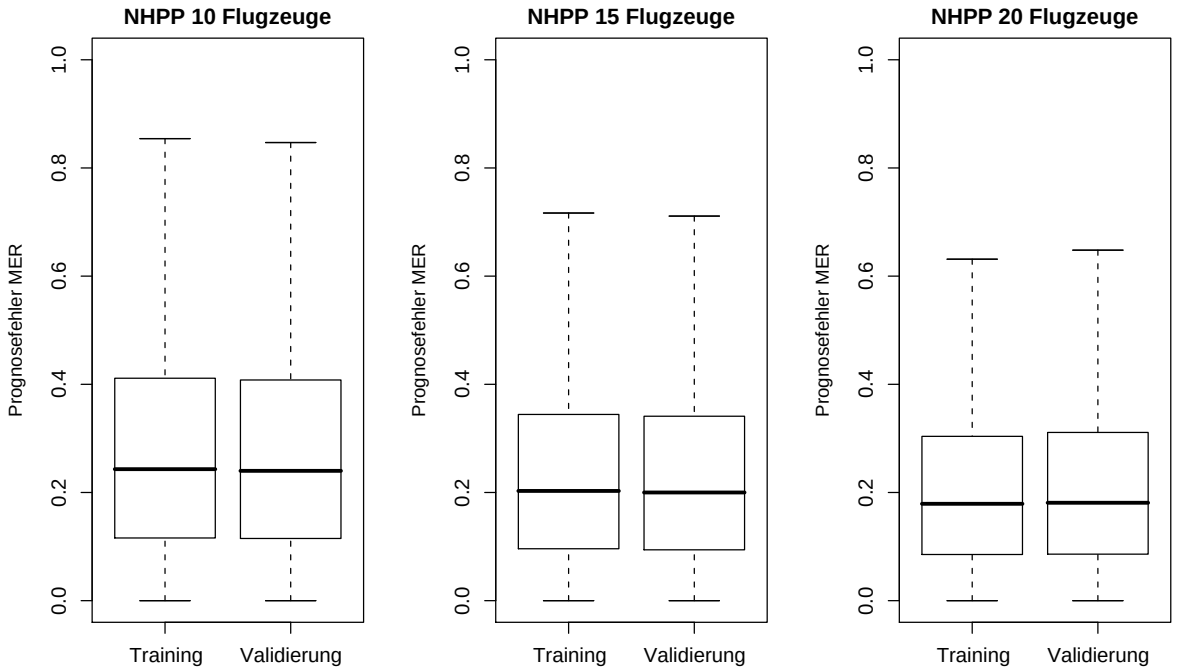

Abbildung 6.11: Verteilung der Prognosefehler des NHPP-Modells für Trainings- und Validierungsflugzeuge

Die Verteilungen der Prognosefehler sind bei allen gewählten Flugzeuganzahlen für Trainings- und Validierungsflugzeuge gleich. Eine Anwendung der NHPP-Modelle zur Bestimmung der Gesamtfehleranzahl einer Nachtschicht ist demnach für Flugzeuge gleichen Typs und Altersbereichs anwendbar da das Modell bei unbekannten Daten nicht schlechtere Ergebnisse liefert als an den Trainingsdaten. Obgleich beachtet werden muss, dass

nicht in allen Zeitbereichen eine vollständige Homoskedastizität der Residuen vorliegt.

Bei der Ermittlung des MSE muss beachtet werden, dass nur Flugzeuge im Alter zwischen 8500 und 32000 FH in der Modellbildung berücksichtigt wurden. Dadurch sind die Modelle nicht direkt mit den anderen vergleichbar, da in diesen alle Alter berücksichtigt werden und bei weniger betrachteten Fehlern der MSE geringer ist. Extrapoliert man das NHPP-Modell auf alle Alter, kann man die Ergebnisse besser vergleichen, geht jedoch einen möglichen Fehler durch Extrapolation ein.

Tabelle 6.4: Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER des NHPP-Modell Alter 8500 bis 32000 FH

AC	MSE	Mittelwert MER	Median MER
10	48,2	30,1 %	24,0 %
15	73,5	24,7 %	20,0 %
20	94,0	22,4 %	18,1 %

Tabelle 6.5: Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER des NHPP-Modell alle Alter

AC	MSE	Mittelwert MER	Median MER
10	50,6	29,5 %	23,4 %
15	74,4	24,0 %	19,4 %
20	103,8	21,0 %	17,0 %

Abbildung 6.12 veranschaulicht repräsentativ für eine Zufallsauswahl von 15 Flugzeugen den grafischen Verlauf der empirischen und modellierten Gesamtfehleranzahlen.

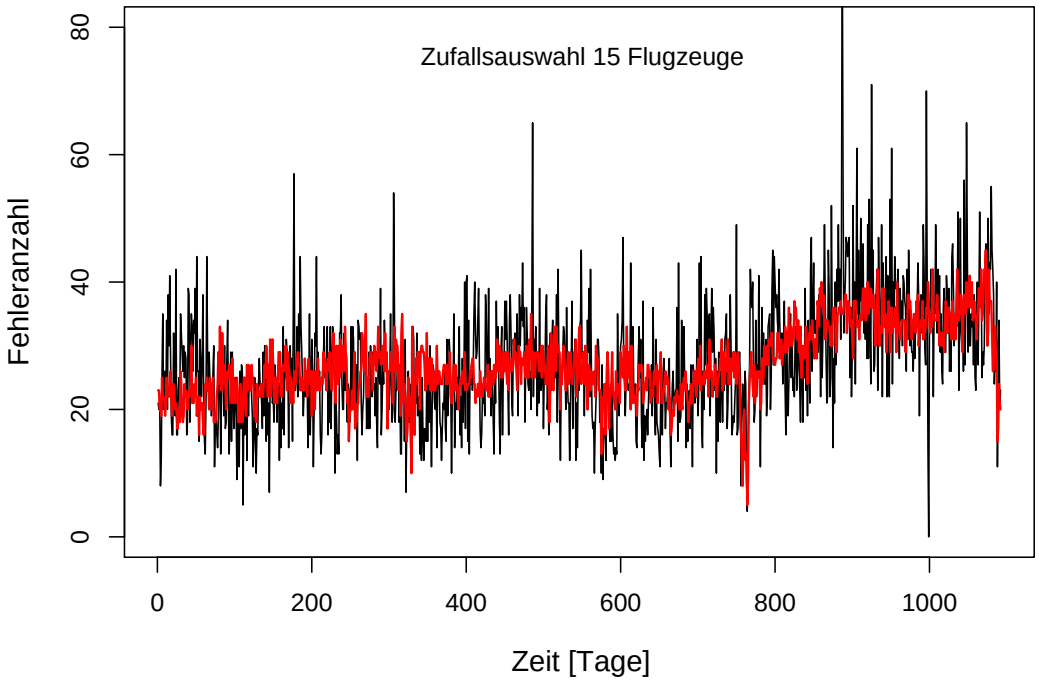

Abbildung 6.12: Empirische und modellierte Gesamtfehleranzahl für 15 zufällige Validierungsflugzeuge

6.3 Regressionsmodell

6.3.1 Vorbereitung der Daten

Erste Ansätze bei der Abschätzung von Fehlern an Flugzeugen wie in Bineid und Fielding [BF03], Luxhoj et al. [LWS97] und Wagner und Fricke [WF05] offenbaren die große Streuung in den Daten, da reale Fehlerauftritte an Einzelflugzeugen vielen nicht erklärbaren Einflüssen unterliegen. Die tägliche Fehleranzahl auf Einzelflugzeugebene hat einen Mittelwert von $\mu = 2,02$ bei einer Standardabweichung von $\sigma = 2,11$. Luxhoj et al. [LWS97] untersuchen SDR-Fälle mit geringerer Auftrittshäuftigkeit und begegnen dem Problem der Streuung durch so genannte Korhortenbildung gleichaltriger Flugzeuge „age cohorts“ [LWS97]. Flugzeuge die in einem Altersbereich von ca. 4000 FH liegen, werden als gleich alt betrachtet. Da sie vom gleichen Typ sind und ein gleiches Einatzprofil haben, wird unterstellt, sie seien folglich technisch gleich. Unterschiedliche Anzahlen von SDR-Auftritten bei diesen gleichen Flugzeuggruppen in gleichen Zeiträumen unterliegen in Ermangelung weiterer Systemkenntnisse demzufolge dem Zufall. Zur Modellierung muss diese zufällige Schwankung herausgefiltert werden um die systematisch ableitbare Varianz in den Daten durch die verwendeten Variablen erklären zu können. Dies wird erreicht, in dem die relevanten Variablen in den jeweiligen Alterskohorten gemittelt werden.

Erste Voruntersuchungen bei der Verringerung des Prognosehorizonts zur Abschätzung von Fehlern an Flugzeugen von einem Jahr auf geringere Zeitbereiche ergaben, dass bereits eine Prognose auf Monatsebene ohne eine der Kohortenbildung ähnliche Glättung der Daten nicht auskommt [Wag05]. Bei der Modellierung der Fehlerauftritte für eine

Nachtschicht ist eine solche Glättung mithin unumgänglich.

Die Homogenität der Flugzeuge im hier untersuchten Fall kann genutzt werden, um nach Luxhoj et al. [LWS97] zu glätten. Die 67 Flugzeuge werden dabei zu neun so genannten *Metaflugzeugen* gruppiert. Die Gruppierungsgröße Alter wird in Abständen von ca. 2500 FH (jährliches Flugaufkommen) gewählt.

Regressionsmodelle mit dieser Glättung führen zu verwendbaren Schätzungen für Prognosehorizonte auf Monats-, Wochen- und drei-Tage-Ebene [Wag06]. Eine weitere Reduktion auf eine tägliche Prognoseebene führt zu einer zu großen Streuung der Daten, eine Modellierung mit einem Regressionsmodell ist nicht mehr möglich. Als Lösung dieses Problems werden zwei Modelle, eine drei-Tages-Prognose und ein sieben-Tage-Modell gebildet. Für diese Tage lassen sich jedoch nur mit größerer Ungenauigkeit Prognosen erstellen. Zudem ist nicht die Prognose für mehrere Tage sondern für einen Tag Ziel der vorliegenden Arbeit. Um beiden Problemen zu begegnen wird unter Kenntnis des Fehleraufkommens für drei bzw. sieben Tage und der in diesem Zeitraum kumulierten FH eine Fehlerrate für eben diese nächsten n Tagen ermittelt. Diese wiederum wird genutzt, um mit Kenntnis der am Prognosetag zu erbringenden FH die Fehleranzahl dieses Tages abzuleiten.

Je größer der Zeithorizont ist (sieben statt drei Tage), desto unsicherer ist die abgeleitete Prognose für einen Einzeltag, da neben den FH weitere unbekannte Einflussfaktoren auftreten. Welcher der beiden Modellansätze zu bevorzugen ist, muss in einem Modellvergleich ermittelt werden.

Bei der Bildung eines Regressionsmodells muss bereits berücksichtigt werden, für wie viele Flugzeuge eine Anwendung erfolgen soll. Das Ergebnis einer Regression ist die Fehleranzahl, die quantitativ prädiziert wird. Die Regressionsgewichte, die die einzelnen Eingangsvariablen gewichten, sind abhängig von der Anzahl der Variablenausprägungen, die wiederum von der Flugzeuganzahl abhängt. Somit kann ein spezifiertes Modell nicht für beliebige Flottengrößen verwendet werden. Die Gewährleistung eines späteren flexiblen Einsatzes für unterschiedliche Flugzeuganzahlen würde für jede mögliche Flottengröße ein eigenes Modell erfordern.

Zur Realisierung einer flexiblen Einsatzart wird im Folgenden das Regressionsmodell für einzelne Metaflugzeuge gebildet. Für jedes Flugzeug, das am Tage der Prognose Teil der Arbeitsumfanges in der Nachtschicht ist, wird über dieses Modell eine Prognosen erstellt. Die Einzelprognosen werden im Anschluss summiert und führen so zu der gewünschten Prognose f_{prog} für die Nachtschicht.

Damit lässt sich der Prognosewert für die Fehleranzahl f_{prog_t} in der Nachtschicht eines Tages t wie folgt zusammenfassen:

$$f_{prog_t} = \sum_{j=1}^{n_{AC}} \frac{prog_{regNj}}{\mathrm{FH}_{Nj}} \mathrm{FH}_{tj} \tag{6.11}$$

Hierbei ist $prog_{regNj}$ der Prognosewert für ein Flugzeug j bei Verwendung eines Regressionsmodells für N Tage (hier entweder drei oder sieben), FH_{Nj} die Flugstundenanzahl

des Flugzeugs j in den N Tagen der Prognose und FH_{tj} die Flugstundenanzahl des Flugzeugs j am Tag t. n_{AC} ist die Anzahl der Flugzeuge in der betrachteten Nachtschicht für die eine gemeinsame Prognose erstellt werden soll.

6.3.2 Drei-Tage-Modell

Zu Beginn der Modellierung müssen die möglichen Regressoren zur Erklärung der Zielvariable gefunden werden. In der Variablendiskussion (s.o.) wurden bereits Variablen aus den Daten abgeleitet, die zur Verfügung stehen. Andere Informationen über die Flugzeuge und die Zeitpunkte des Fehlerauftritts liegen nicht vor. Zur Modellierung werden die Daten der vorhandenen drei Jahre jeweils in aufeinander folgende drei-Tage-Intervalle unterteilt. Für den ersten Tag des jeweiligen Intervalls werden die Ausprägungen der einzelnen Variablen verwendet.

Es werden Regressionsmodelle unter Verwendung folgender Variablen gebildet:

- Alter,
- FH im Prognosezeitraum,
- Fehler der letzten 7 Tagen,
- Fehler der letzten 60 Tagen.

Ob alle Variablen oder nur einige verwendet werden, ergibt sich aus der Überprüfung der Modelle mit Hilfe des *Bayesian Information Criterion BIC*. Das Modell mit dem niedrigsten *BIC*-Wert ist jenes, dass am geeignetsten ist, dessen Variablenwahl also am wahrscheinlichsten einem wahren Modell entspricht, also jenem unter Kenntnis der wahren Verteilung [HTF01]. Ein Vergleich ist nur zulässig, wenn es sich um gleiche Datensätze handelt.

Das Modell bei dem alle vier Variablen enthalten sind, hat den geringsten *BIC*-Wert und wird an dieser Stelle als das geeignetste gewählt.

Die resultierenden Regressionskoeffizienten des drei-Tages-Modells sind in Tabelle 6.6 angegeben. Der als Intercept angegebene Regressionskoeffizient ist das absolute Glied β_0 des Regressionsmodells. Die unterschiedlichen Dimensionen der Regressionskoeffizienten ergeben sich aus den Einheiten der Eingangsvariablen und deuten nicht auf eine stärkere Gewichtung der betreffenden Variable hin. Desweitern sind in Tabelle 6.6 der Vollständigkeit halber die Standardfehler bei der Schätzung der Regressionskoeffizienten angegeben.

Tabelle 6.6: Parameter des drei-Tage-Regressionsmodells

Variable	Regressionskoeffizient	Standardfehler
Alter	3,025 10^{-5}	4,996 10^{-6}
FH im Prognosezeitraum	1,093 10^{-1}	1,330 10^{-2}
Fehler der letzten 7 Tage	8,713 10^{-2}	1,586 10^{-2}
Fehler der letzten 60 Tage	2,159 10^{-2}	3,140 10^{-3}
Intercept	-4,797 10^{-1}	3,136 10^{-1}

Die korrigierte Varianzaufklärung beträgt $R^2 = 0,25$. Dieser Wert ist als klein einzuschätzen, denn nur ein Viertel der Varianz der Fehleranzahl kann durch die Regressoren aufgeklärt werden. Es muss beachtet werden, dass das Modell für einzelne $Metaflugzeuge$ und einen Prognosehorizont von drei Tage gilt. In dieser sehr geringen Zeitspanne ist die Streuung sehr groß ($\mu = 6,07$ und $\sigma = 4,05$). An dieser Stelle wird ersichtlich, dass die oben hergeleitete Aufsummierung für alle betrachteten Flugzeuge unabdingbar ist um verwertbare Ergebnisse zu erhalten.

Zur Überprüfung der Korreliertheit der Regressoren, die ein wesentlicher Schwachpunkt einer Regression für das vorliegende Problem ist, wird der *Varianz-Inflations-Factor VIF* überprüft [BEPW03, Koc00]. Dieser ist ein Maß für die Kollinearität der Variablen. Werte unter zehn deuten auf eine geringe Kollinearität hin, wodurch eine Akzeptanz des Modells gewährleistet wäre [MR99].

Tabelle 6.7: VIF-Werte der Regressoren

Variable	VIF
Alter	1,789
FH im Prognosezeitraum	1,305
Fehler der letzten 7 Tage	1,886
Fehler der letzten 60 Tage	2,438

Zur Überprüfung der Modellakzeptanz wird zudem der Residuenplot dargestellt. Der Erwartungswert der Residuen ist Null, die Normalverteilungsannahme kann mittels Q-Q-Plots als gerechtfertigt angenommen werden. Heteroskedastizität liegt nicht vor.

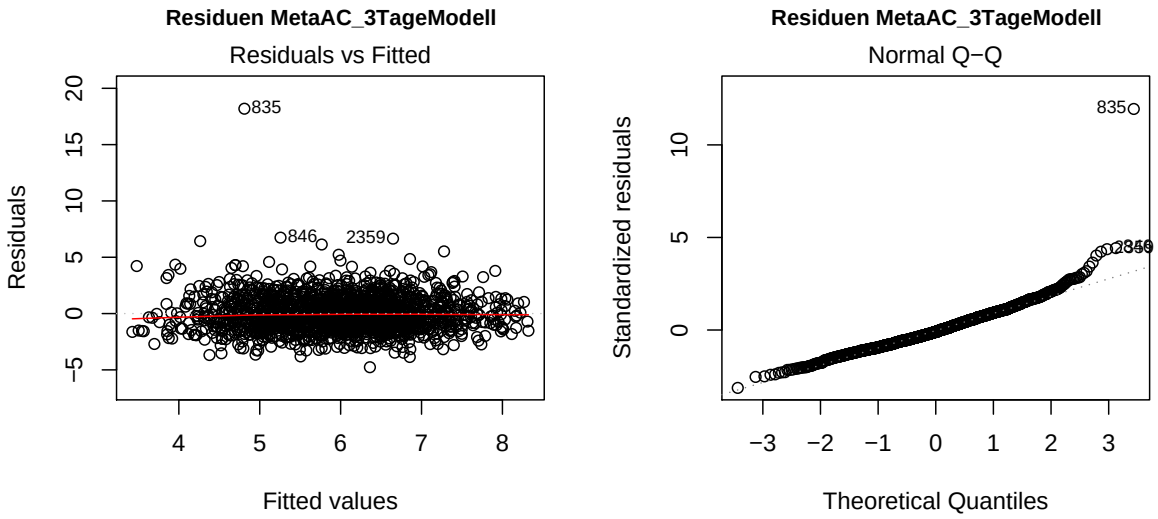

Abbildung 6.13: Residuenplot des drei-Tage-Regressionsmodells

Die oben untersuchten Residuen sind jene des drei-Tages Modells. Die Ermittlung der täglichen Fehler auf Basis der drei-Tages-Prognose erfolgt über die Gewichtung mittels der täglichen Flugstunden. Die Residuen bei einer täglichen Fehlerprognose sind in Abbildung 6.14 dargestellt.

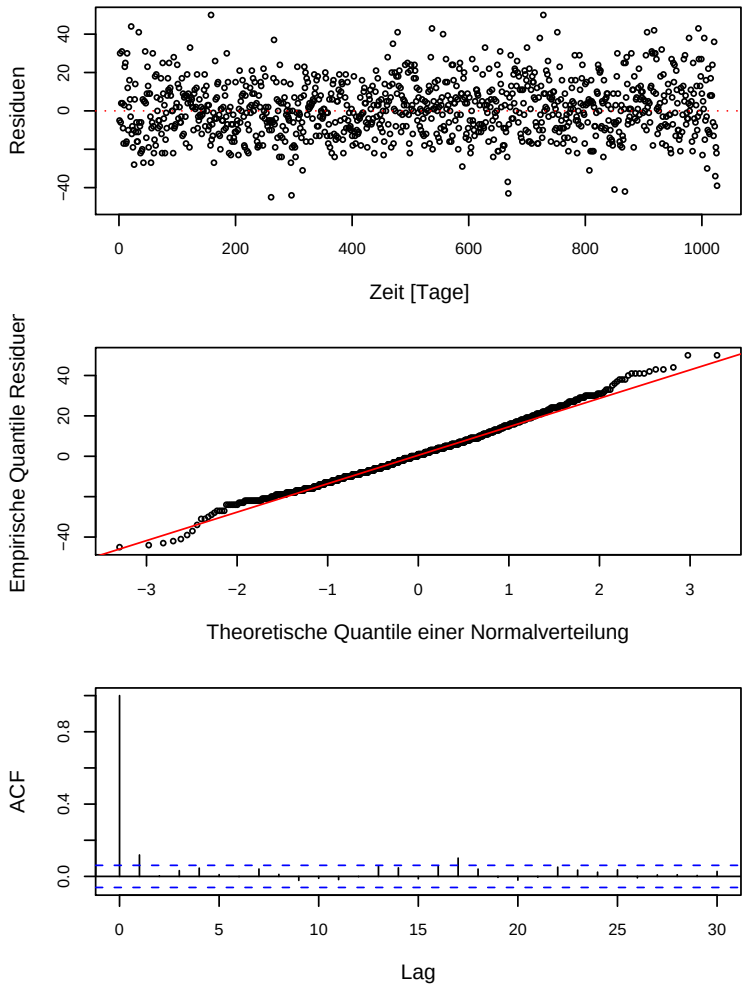

Abbildung 6.14: Residuenbetrachtung tägliche Prognose mit drei-Tage Regression

Auch diese Residuen zeigen keine Heteroskedastzität, die Normalverteilungsannahme ist ebenfalls gerechtfertigt. Der Mittelwert der Residuen liegt bei $\mu = 1,10$. Dieser liegt etwas höher als bei den anderen Modellen.

VALIDIERUNG

Zur Überprüfung, ob das oben gebildete Regressionsmodell auch auf unbekannte Daten anwendbar ist, wird in diesem Abschnitt für die Validierungsflugzeuge im Zeitraum der drei Jahre eine Prognose mit dem drei-Tage-Modell erstellt. Aus der Güte des Modells bei der Erstellung mit den Trainingsdaten konnten 95 %-Konfidenzintervalle gebildet werden, die bei der Prognose für Validierungsflugzeuge verwendet werden um zu überprüfen, ob auch hier die Prognosen (im Mittel) zu 95 % innerhalb dieser Konfidenzintervalle liegen. Ist dies der Fall spricht an dieser Stelle nichts dafür, dass das Modell nicht auch auf unbekannte Daten mit gleicher Genauigkeit angewendet werden kann, da eine gleiche Modellgüte gegeben ist. Die 95 %-Konfidenzintervalle werden aus dem Standardprognosefehler der Trainingsdaten erstellt und betragen hier $\pm 2,989$. Der Mittelwert der Fehleranzahl

beträgt $\mu = 6,07$ (s.o).

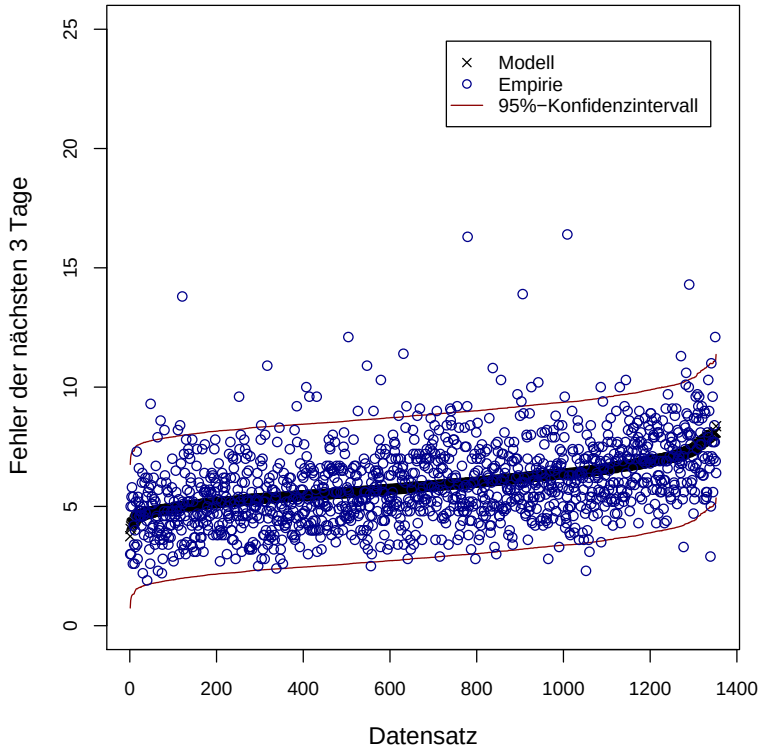

Abbildung 6.15: Validierung des drei-Tage-Modells

In der Abbildung 6.15 entspricht jeder Datensatz einem drei-Tage-Intervall eines *Metaflugzeuges* in den drei Jahren in denen Daten vorliegen. Zu jedem Datensatz gehört ein Empiriewert, der die wirklich aufgetretene Fehleranzahl angibt, ein Prognosewert und eine obere und untere Konfidenzintervallgrenze. Die Datensätze sind nach dem Prognosewert steigend sortiert. Dies hat lediglich Gründe der Übersichtlichkeit. Ersichtlich ist, dass nur wenige empirische Werte außerhalb des Konfidenzbereichs liegen. Die Prognose ist demnach auch auf unbekannte Daten anwendbar.

6.3.3 Sieben-Tage-Modell

Es werden die gleichen Variablen wie bereits im drei-Tage-Modell verwendet. Zum einen sind diese die geeignetsten und zum anderen kann nur so ein objektiver Vergleich erfolgen.

Die Modellierung erfolgt wie im drei-Tage-Modell. Regressoren und Zielvariable werden hier auf Wochenebene aggregiert. Die Varianzaufklärung beträgt aufgrund des größeren Prognoseintervalls $R^2 = 0,37$. Die Regressionskoeffizienten und ihre Standardfehler betragen:

Tabelle 6.8: Parameter des sieben-Tage-Regressionsmodells

Variable	Regressionskoeffizient	Standardfehler
Alter	8,177 10^{-5}	1.357 10^{-5}
FH im Prognosezeitraum	1,323 10^{-1}	1,796 10^{-2}
Fehler der letzten 7 Tage	1,064 10^{-1}	4,010 10^{-2}
Fehler der letzten 60 Tage	5,588 10^{-2}	8,138 10^{-3}
Intercept	-0,1665 10^{-1}	8,744 10^{-1}

Die Überprüfung auf Kollinearität ergibt die in Tabelle 6.9 angegebenen VIF-Werte, die auf eine geringe Kollinearität deuten.

Tabelle 6.9: VIF-Werte der Regressoren

Variable	VIF
Alter	1,998
FH im Prognosezeitraum	1,464
Fehler der letzten 7 Tage	1,867
Fehler der letzten 60 Tage	2,508

Die Normalverteilungsannahme ist auch hier gerechtfertigt; die Residuenplots zeigen weder eine Abweichung von der Normalverteilung noch Heteroskedastizität.

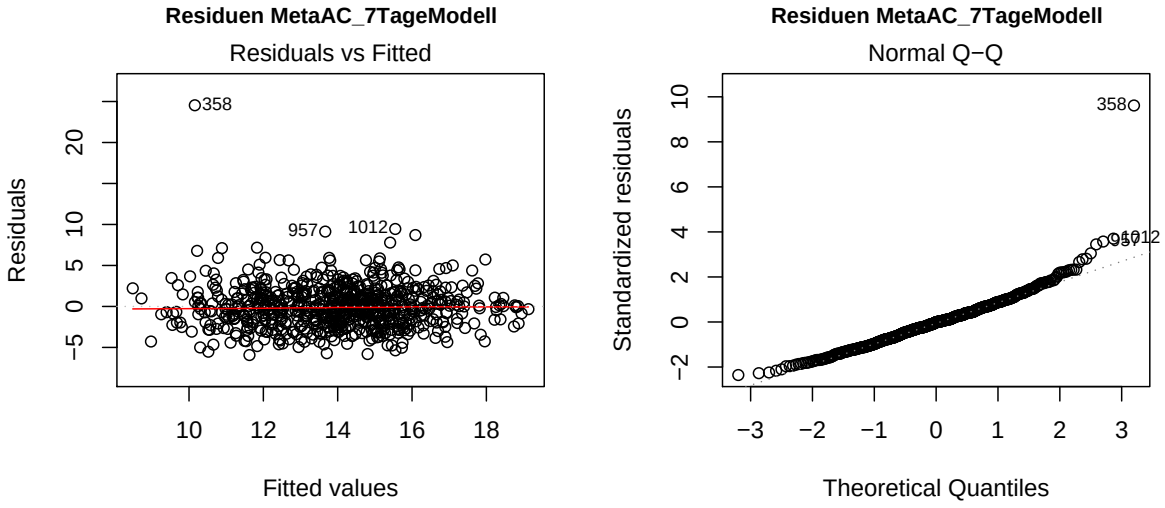

Abbildung 6.16: Residuenplot des sieben-Tage-Regressionsmodells

Auch hier sollen die Residuen der täglichen Fehlerprognose untersucht werden, um die eigentliche Modellanwendung zu bestätigen.

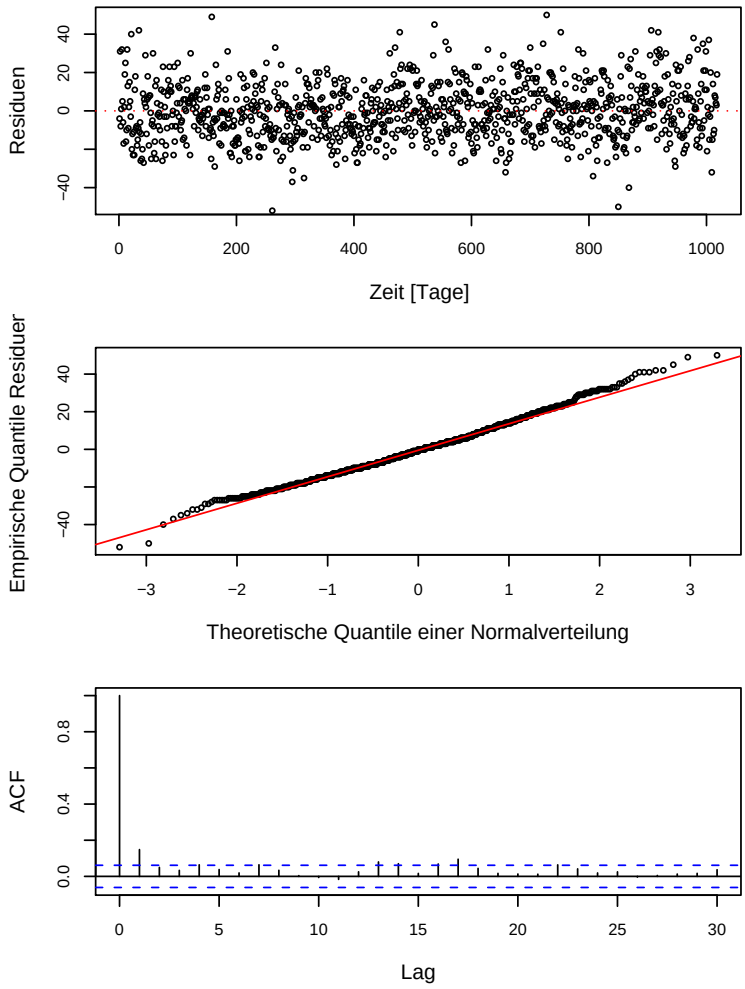

Abbildung 6.17: Residuenbetrachtung tägliche Prognose mit sieben-Tage Regression

Die Residuen zeigen keine Heteroskedstizität, sind normalverteilt mit Mittelwert $\mu = -0,08$ und sind nicht autokorreliert.

Validierung

Zur Validierung werden ebenfalls die 95 %-Konfidenzintervallen aus den Trainingsdaten verwendet um die Güte der Modellprognose für die Validierungsdaten zu überprüfen. Diese betragen $\pm = 5,020$ bei einem Mittelwert der sieben-Tage-Prognose von $\mu = 14,17$.

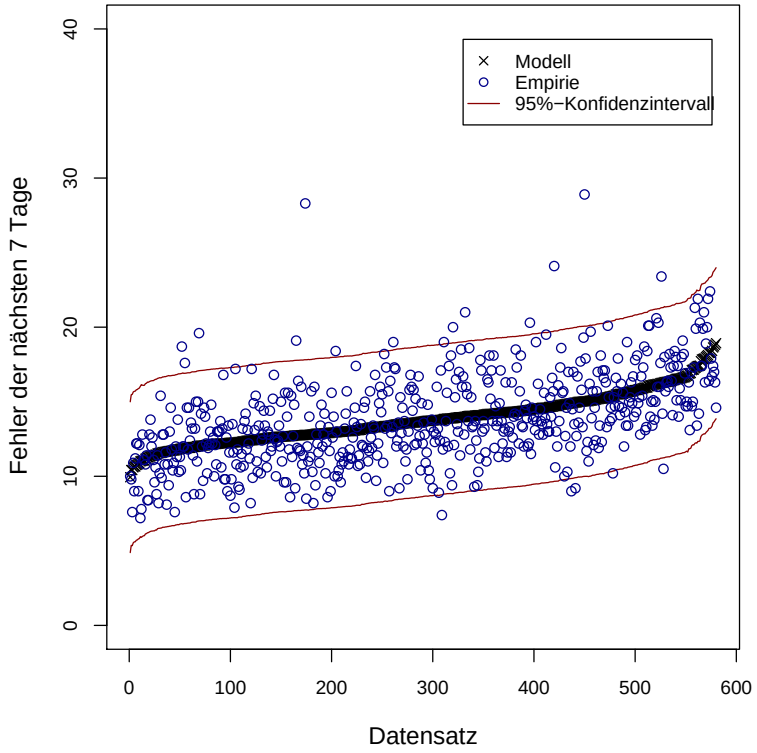

Abbildung 6.18: Validierung des sieben-Tage-Modells

Gut erkennbar ist auch hier, dass nur wenige empirische Werte außerhalb des Bereichs, der durch die Konfidenzintervalle aufgespannt wird, liegen. Unbekannte Daten prognostiziert das Modell ebenfalls zufrieden stellend, wodurch die Verallgemeinerbarkeit gezeigt werden kann. Da die die Daten in aneinander grenzende sieben-Tage-Intervalle aufgeteilt wurden ist die Anzahl der Datensätze um den Faktor 2,3 geringer als im drei-Tage-Modell. Zudem sind die Konfidenzintervalle schmaler, da durch das größeres Prognoseintervall von sieben Tagen die Varianzaufklärung und damit die Prognosegenauigkeit steigen.

6.3.4 Modellvergleich

Obgleich das sieben-Tage-Modell für eine Prognose in einem sieben-Tage-Intervall bessere Varianzaufklärung liefert als das drei-Tage-Modell in seinem Modellierungsbereich, kann keine direkte Ableitung des besseren Modells erfolgen. Zu diesem Zweck müssen beide Modelle wie geplant für eine tägliche Prognose verwendet werden. Es werden erneut 40 Zufallsziehungen für 10, 15 und 20 Flugzeuge durchgeführt und die Verteilung der Prognosefehler ermittelt. Zudem wird der MSE berechnet.

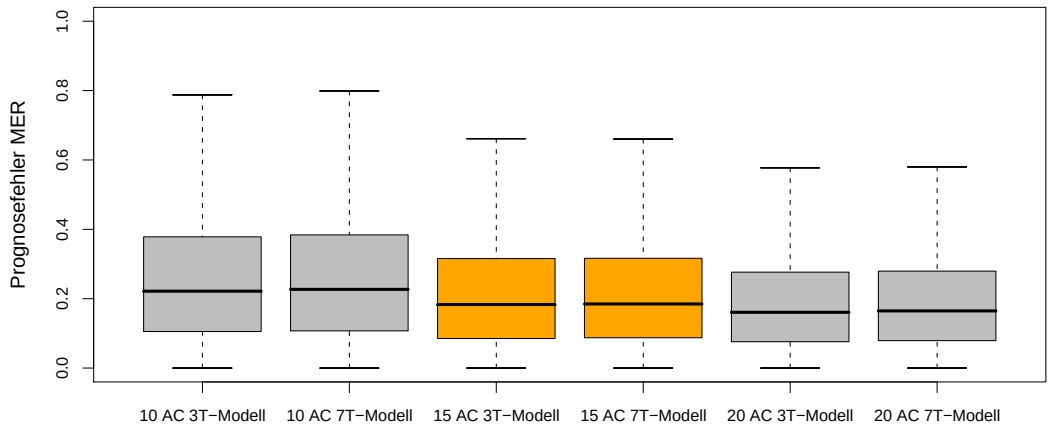

Abbildung 6.19: Veteilung der Prognosefehler MER für 10, 15 und 20 Flugzeuge bei Anwendung 3- und 7-Tage-Modell

Augenscheinliche Unterschiede in der Verteilung der Schätzfehler sind nicht erkennbar. Die eingeführten Vergleichsmaße werden in Tabelle 6.10 und Tabelle 6.11 zusammengestellt.

Tabelle 6.10: Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER des drei-Tage Regressionsmodell

AC	MSE	Mittelwert MER	Median MER
10	47,8	27,8 %	22,2 %
15	70,8	22,8 %	18,3 %
20	98,7	20,0 %	16,1 %

Tabelle 6.11: Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER sieben-Tage Regressionsmodell

AC	MSE	Mittelwert MER	Median MER
10	48,7	28,0 %	22,7 %
15	74,0	23,0 %	18,5 %
20	101,7	21,0 %	16,5 %

Sowohl der Mittelwert und Median des MER als auch der MSE sind beim drei-Tage-Modell geringfügig niedriger. Das bedeutet, das eine Prognose wie später beabsichtigt, mit dem drei-Tage-Ansatz geeigneter ist. Als Konsequenz dessen, wird das sieben-Tage-Modelle an dieser Stelle verworfen und fortan das drei-Tage-Modelle als das *Regressionsmodell* bezeichnet.

Zur Veranschaulichung der Modellgüte wird auch hier exemplarisch für eine Zufallsauswahl von 15 Flugzeugen der Validierungsflugzeuge die empirischen Gesamtfehleranzahl und die modellierte Gesamtfehleranzahl dargestellt.

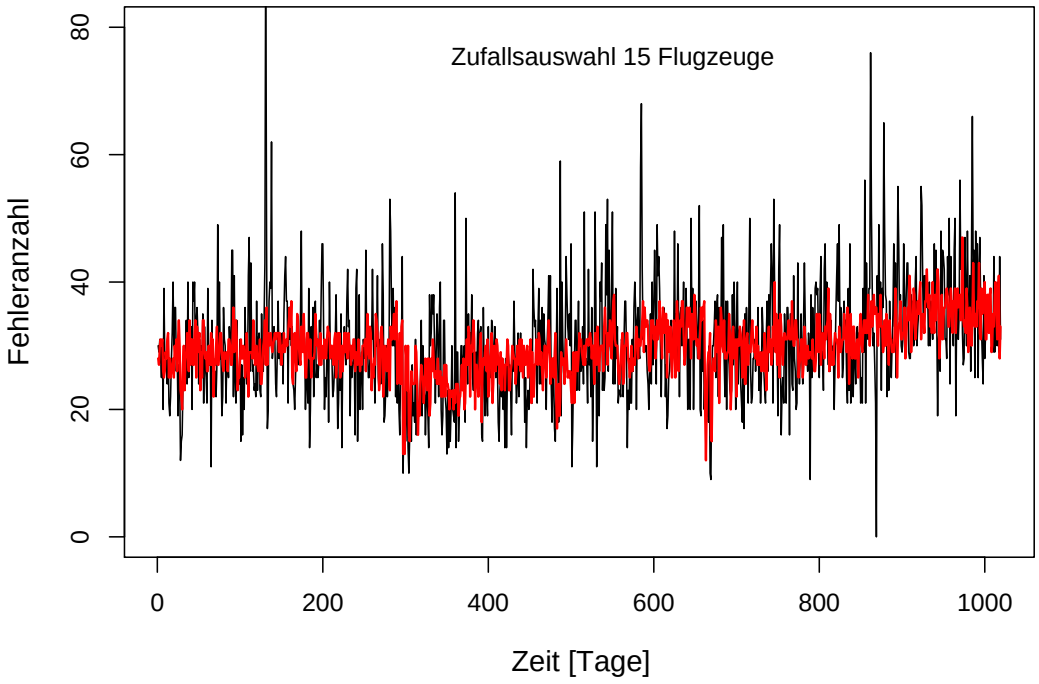

Abbildung 6.20: Empirische und modellierte Gesamtfehleranzahl für 15 zufällige Validierungsflugzeuge

6.4 Bayes-Netz

6.4.1 Ableitung der Netzstruktur

Bei der hier geplanten Verwendung eines Bayes-Netzes kann aufgrund des Modellzwecks im Gegensatz zur herkömmlichen Verwendung eines Bayes-Netzes eine Einteilung der Variablen in unabhängige und eine abhängige erfolgen. Zudem ist das Wissen über die Variablen mit harter Evidenz nicht über mehrere Ebenen von Elternknoten vernetzt, sondern direkt vorhanden. Für das vorliegende Problem ergibt sich folglich die Struktur einer konvergenten Verbindung.

Nach der Ableitung einer geeigneten Netzstruktur müssen die Variablen diskretisiert werden. Wie in Kapitel fünf diskutiert, werden folgende Variablen für ein Modell in Betracht gezogen:

- Alter,
- FH im Prognosezeitraum,
- Fehler der letzten 7 Tagen,
- Fehler der letzten 60 Tagen.

.

Das Zusammenfassen zu *Metaflugzeugen*, in denen die Variablen durch Mittelwertbildung geglättet werden, ist aufgrund der Diskretisierung nicht notwendig. Ebenso haben

Voruntersuchungen gezeigt, dass die Modellierung auf drei-Tagesebene wie in der Regression zu weniger guten Ergebnissen führt, bevorzugt wird eine direkte tägliche Modellierung. Zur Diskretisierung wurden mehrere Klassenanzahlen untersucht, die besten Resultate ergeben sich bei der Einteilung in zehn Diskretisierungsklassen. Bei der Anzahl der täglichen Flugstunden und der Fehleranzahl wird zusätzlich eine elfte Klasse mit Null hinzugefügt.

Bei der Diskretisierung muss beachtet werden, dass eine zu geringe Anzahl von Klassen eine Differenzierung der einzelnen Fehlerauftritte erschwert, bspw. ist die Klasse „10-20“ Fehler sehr grob und ein Nutzen zur Planung schwierig. Andererseits wird die Anzahl der vorhandenen Fälle bei zu feiner Diskretisierung immer geringer. Dies hat zur Folge, dass viele Klassenkombinationen nicht in den Fällen vorhanden sind und somit keine Wahrscheinlichkeitsverteilung gelernt werden kann.

Vor diesem Hintergrund kann bei einer Diskretisierung einer kontinuierlichen Datenstruktur wie im vorliegenden Fall, nicht sichergestellt werden, eine optimale Bayes-Netz-Struktur zu ermitteln. Das resultierende Netz ermöglicht lediglich eine heuristische Lösung durch Iteration.

Die Verwendung der Variable FH und Alter ist unabdingbar, da sie wie bereits in den anderen Modellen gezeigt wesentlichen Einfluss auf das Fehleraufkommen haben. Ohne weitere zusätzliche Informationen führen diese alleine zu keinen sinnvollen Ergebnissen. Die Verwendung weiterer Variablen, die den aktuellen Zustand der Flugzeuge wiedergeben, ist ebenso auch hier als sinnvoll anzusehen. Im Folgenden werden zwei Modelle verfolgt. Eines mit Berücksichtigung der Fehleranzahl in den letzten sieben Tagen und eine weitere mit Berücksichtigung der Fehleranzahl der letzten sieben und 60 Tage. Dabei soll das erste als *Modell 1* und das letzte als *Modell 2* bezeichnet werden.

Exemplarisch ist in Abbildung 6.21 die Variante mit allen vier Variablen dargestellt. Der Umgebung BayesiaLab, in der die Bayes-Netze erstellt werden, ist der gezeigte Screenshot entnommen. Neben der konvergenten Netzstruktur sind die Klasseneinteilungen und die aus den Daten gelernten Verteilungen abgebildet.

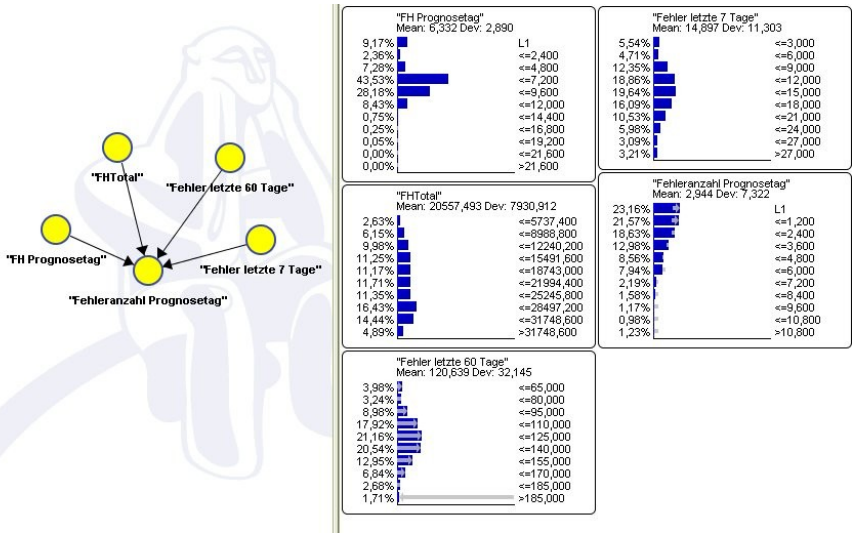

Abbildung 6.21: Struktur des Bayes-Netzes - Screenshot BaysiaLab

6.4.2 Modellbildung

Die Netzstruktur ist durch Vorwissen s.o. selbst erstellt. Aus den Trainingsdaten werden unter Vorgabe der Diskretisierungsklassen die Wahrscheinlichkeiten der Klassenzugehörigkeit gelernt. Aus den einzelnen Wahrscheinlichkeitsverteilungen ergibt sich die Wahrscheinlichkeitsverteilung des gesamten Netzes, die in Form einer Wahrscheinlichkeitstabelle in einem Algorithmus implementiert wird, der für die jeweiligen Datensätze automatisch die Klassenzugehörigkeit und den daraus resultierenden kontinuierlichen Prognosewert errechnet.

Zur Bestimmung der täglichen Fehleranzahlen ergibt sich folgendes Modell:

$$f_{\text{prog}} = \sum_{i=1}^{\text{AC}} \sum_{j=1}^{10} p_i(j) \cdot \overline{f}_j \tag{6.12}$$

Dabei ist AC die Anzahl der Flugzeuge je Nachtschicht, $\overline{f}_j$ der Mittelwert der Fehlerklasse j (es werden hier 10 Fehlerklassen differenziert) und $p_i(j)$ ist die aus dem Bayes-Netz errechnete Eintrittswahrscheinlichkeit der Fehlerklasse j für Flugzeug i.

Die Residuenstruktur von *Modell 1* und *Modell 2* bei Anwendung auf Trainingsflugzeuge werden in den Abbildung 6.22 und Abbildung 6.23 dargestellt:

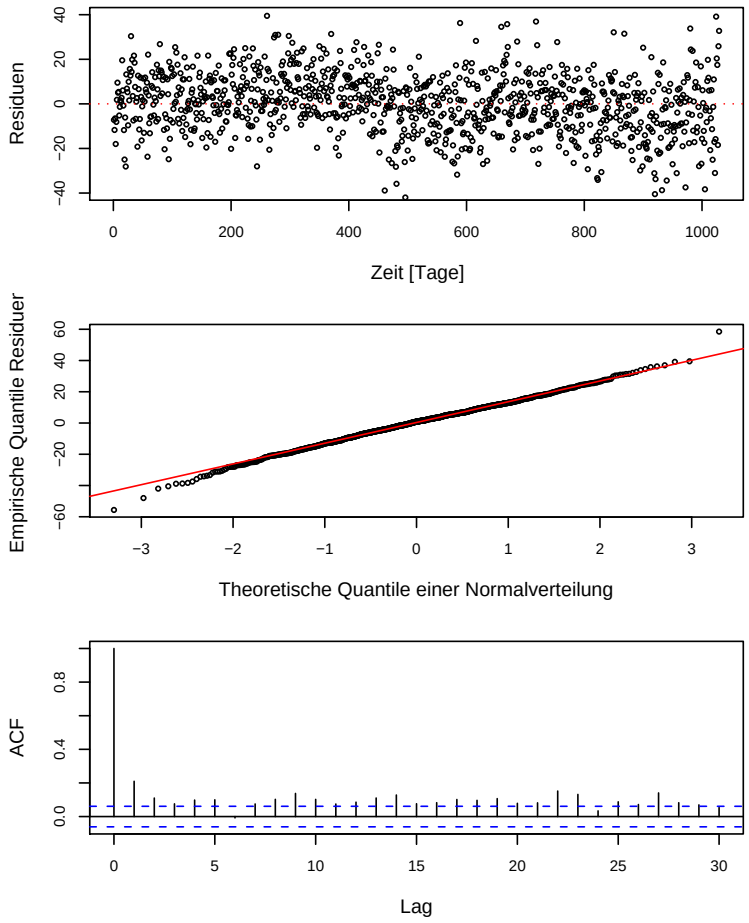

Abbildung 6.22: Residuenstruktur Bayes-Netz *Modell 1*

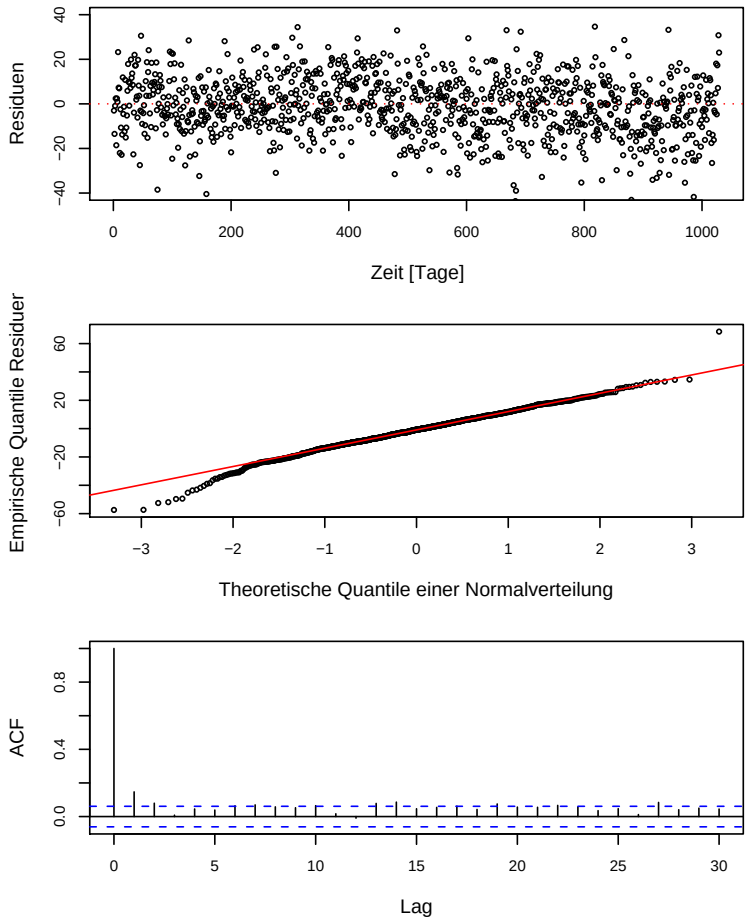

Abbildung 6.23: Residuenstruktur Bayes-Netz mit *Modell 2*

Es ist deutlich erkennbar, dass die Residuen nicht vollständig zufällig über der Zeit verteilt sind. In einigen Bereichen prognostizieren die Modelle genauer als in anderen. Die Residuen sind annähernd normal verteilt, wobei der Mittelwert bei *Modell 1* bei $\mu = -1,29$ liegt und bei *Modell 2* bei $\mu = 0,03$ liegt. Die Residuen des Modells 1 zeigen eine leichte Autokorrelation. Der MSE beträgt bei:

- *Modell 1*: MSE = 199,7
- *Modell 2*: MSE = 193,1.

Das *Modell 2* hat einen geringeren MSE und unkorrelierte Residuen mit einem Mittelwert von fast Null. Die Verwendung der beiden Variablen „Fehler in den letzten 7 Tagen“ und „Fehler in den letzten 60 Tagen“ sind folglich geeigneter für eine tägliche Prognose. Als Konsequenz wird das *Modell 1* verworfen und das *Modell 2* im weiteren Verlauf als Bayes-Netz bezeichnet. Wie bei dem NHPP-Modell muss auch hier beachtet werden, dass das Modell nicht in allen Bereich gleich gut prognostiziert. Es sollte ebenfalls zweite Wahl bleiben.

6.4.3 Validierung

Auch wenn keine vollständidge Homoskedastizität vorliegt, wird im Folgenden überprüft, wie das Bayes-Netzes unbekannte Daten prognostiziert. Dazu erfolgt auch hier eine Anwendung auf Zufallsziehungen unterschiedlicher Flugzeuganzahlen der Validierungsflugzeuge und der Vergleich der Verteilungen der Prognosefehler MER.

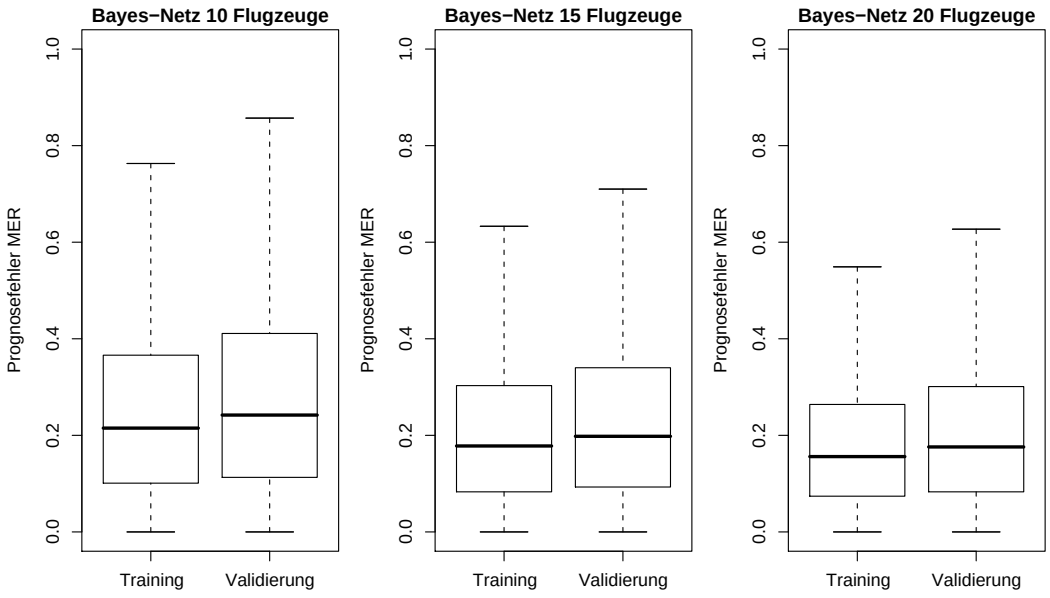

Abbildung 6.24: Validierung des Bayes-Netzes

Im Gegensatz zu den anderen Modellen muss beim Bayes-Netz festgestellt werden, dass die Verteilung der Prognosefehler bei den Valdierungsflugzeugen zu etwas schlechteren Werten tendiert. Dies könnte ein Indiz dafür sein, dass die Modellanpassung etwas zu gut ist und eine Reproduzierbarkeit nicht in gleichem Maße möglich ist.

Die MSE und Mittelwerte bzw. Mediane des MER sind in Tabelle 6.12 angegeben.

Tabelle 6.12: Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER Bayes-Netz

AC	MSE	Mittelwert MER	Median MER
10	54,8	29,2 %	24,2 %
15	84,6	24,1 %	19,8 %
20	116,7	21,3 %	17,6 %

Eine Reproduzierbarkeit der Modellergebnisse ist nicht mit gleicher Güte wie in der Modellbildung sichergestellt und die Residuen sind nicht in allen Bereichen vollständig frei von Heteroskedastizität. Zusammen mit der Schwierigkeit des Umweges eine kontinuierliche Prognose über ein Klassifkationsmodell zu erstellen unterstützen die Ergebnisse die These, dass der Ansatz über ein Bayes-Netz für das vorliegende Problem ungeeigneter ist.

Kapitel 7

Ergebnisse

7.1 Diskussion der einzelnen Modelle

Nach der Erstellung der einzelnen Modelle werden in diesem Abschnitt die jeweiligen Ansätze diskutiert. Dies geschieht vor dem Hintergrund der eingeführten subjektiven und objektiven Auswahlkriterien mit dem Fokus des Ziels der Modellanwendung und ihren Einsatzbedingungen. Abschließend gilt es eine Empfehlung des zu bevorzugenden Modells abzuleiten.

Die Auswahlkriterien werden nach Kapitel vier wie folgt zusammengefasst:

- Residuenstruktur
- MSE
- MER
- Reproduzierbarkeit der Ergebnisse
- Modellgültigkeit
- Modellgrenzen
- Nachvollziehbarkeit
- Komplexität
- Erweiterbarkeit
- Modellakzeptanz durch Nutzer

Am Ende der Diskussion werden alle Auswahlkriterien in Tabelle 7.1 zur Übersicht zusammengestellt.

7.1.1 Zeitreihe

Der Ansatz der Zeitreihe ist bei der Untersuchung eines stochastischen Prozesses wie hier der Fehlerrate aus methodischen Gesichtspunkten zu bevorzugen. Es kann gezeigt werden, dass eine Saison- sowie Trendbetrachtung nicht erforderlich ist, um die Zeitreihe korrekt abzubilden. Die Modellierung als exponentielle Glättung ist nachvollziehbar aus der ACF und PACF abgeleitet und führt zu einer Residuenstruktur die weder Heteroskedastizität

noch Autokorreliertheit aufzeigt. Die Residuen sind normalverteilt und haben einen Mittelwert nahe Null.

Das Modell ist sehr einfach nachvollziehbar und erfüllt damit die Forderung nach Einfachheit. Eine Akzeptanz beim Nutzer „Techniker“ und „Ingenieur“ in der Flugzeuginstandhaltung ist gegeben, da eine Interpretation als „gemittelte Fehlerrate“ der Flugzeuge sehr gut nachvollziehbar ist. Die Erweiterung bzw. Anpassung des Parameters γ zur Aktualisierung des Modells ist durch einen Ingenieur im laufenden Betrieb möglich. Die notwendigen Daten sind einfach aufzubereiten: eine kostenlose Statistik-Software wie R ist problemlos erhältlich. Die Anwendung des Modells zur Prognose zukünftiger Werte führt methodenbedingt zum Verlassen des Modellbereichs. Akzeptable Ergebnisse konnten auch ausserhalb des Modellbereichs nachgewiesen werden. Im Betrieb muss sich zeigen, nach welcher Zeit eine Aktualisierung des Modells durchzuführen ist. Möglicherweise ändert eine Aktualisierung das Ergebnis der Arbeitskräfteplanung nur marginal und kann vor diesem Hintergrund vernachlässigt werden.

7.1.2 Nichthomogener Poisson-Prozess

Das NHPP-Modell ist methodisch aus der Zuverlässigkeitstheorie abgeleitet. Die verwendete Intensitätsfunktion ist in der Literatur für das vorliegende Problem „technisches Systems unter Alterung“ am häufigsten verwendet, sehr gut diskutiert und nachvollziehbar abgeleitet.

Unter Beachtung der in der Literatur angemerkten Voraussetzungen werden die Flugzeuge zu einem durchschnittlichen Flugzeug gruppiert und gemeinsam modelliert. Die Modellierung der Fehlerrate erfolgt über eine Likelihood-Schätzung und muss aufwendig programmiert werden. Die Datenaufbereitung ist umfangreicher als im Modell der Zeitreihenanalyse. Die Modellbildung ist ebenfalls umfangreicher, da für jedes ATA-System eine eigene Fehlerrate modelliert werden muss.

Die Reproduzierbarkeit konnte anhand der Prognosefehlerverteilung nachgewiesen werden. Durch Summierung für mehrere ATA-Systeme und mehrere Flugzeuge mitteln sich Unter- und Überschätzungen heraus.

Die Residuen zeigen in einigen Bereichen Heteroskedastizität. Dieses Problem könnte durch die Berücksichtigung einer zeitabhängigen Kovariate gelöst werden. Die Ursache der teilweisen Unter- bzw. Überschätzung liegt in Schwankungen der Fehlerrate, die nicht durch das Alter und die Nutzung der Flugzeuge erklärbar sind. Bei der NHPP-Verwendung fehlt folglich eine Komponente zur Erklärung dieser stochastischen Einflüsse. Anhand des Aufwands der Modellerstellung und der Schwierigkeit einer Erweiterung eines parametrischen Ansatzes um zeitabhängige Kovariaten wurde hier von einer solchen Verwendung abgesehen. Eine zeitabhängige Kovariate würde zudem die Modellkomplexität weiter erhöhen.

Das Modell hat einen Modellbereich, der nur für eine Anwendung auf Flugzeuge im Alter zwischen 8500 FH und 32000 FH zulässig ist.

Zum Vergleich des MSE, MMER und des Median der MER wurde das Modell auf den nahen Altersbereich der anderen Modelle extrapoliert, um einen direkten Vergleich mit den anderen Modellen zu ermöglichen. Andernfalls wäre eine Vergleichbarkeit nicht möglich gewesen, da in den anderen Modellen keine Beschränkung des Alters vorgenommen wurde. Andererseits ist die Extrapolation ebenfalls ein nicht gesichertes Vorgehen und erschwert eine Vergleichbarkeit. Die Verwendung der MSE und MER Werte des Modellbereichs würde die Güte des Modells jedoch gegenüber den anderen Modellen verzerren. Ein Vergleich aufgrund dieser objektiven Vergleichskriterien ist somit möglicherweise ungenau.

Die Modellakzeptanz bei den beabsichtigten Nutzern ist durch die Berechnung der Fehler als Summe der Fehler einzelner ATA-Systeme nachvollziehbar und als gut einzuschätzen, obgleich nicht im gleichen Maße intuitiv wie die Berechnung über das Zeitreihenmodell.

7.1.3 Regression

Methodisch wird der Regressionsansatz eher untypisch verwendet und vor dem Hintergrund einer möglichen Korreliertheit der Daten ist ein Ansatz mit Vorsicht zu betrachten. Hinzu kommt, dass die Berechnung der Fehleranzahl der nächsten drei Tage und eine den FH äquivalente Skalierung auf den Folgetag eine sehr praxisorientierte Anwendung dieses statistischen Verfahrens ist. Die Genauigkeit des ursprünglichen drei-Tage-Modells ist mit einer Varianzaufklärung von $R^2 = 0,25$ eher gering. Die Anwendung auf mehrere Flugzeuge gleichzeitig verbessert die Genauigkeit hingegen und ermöglicht sinnvolle Ergebnisse.

Es kann gezeigt werden, dass die Variablen nicht übermäßig mit einander korreliert sind und somit keine Kollinearität vorliegt. Die Residuenstruktur erfüllt die Anforderung der Homoskedastizität und Normalverteiltheit. Die Residuen haben einen Mittelwert von nahe Null. Es liegt keine Autokorreliertheit vor.

Der Ansatz einer Verwendung der Variablen FH, Alter und „Fehler in den letzten 7 Tagen“ ist ähnlich dem Zeitreihenmodell. Die Variable „Fehler in den letzten 60 Tagen“ ermöglicht im Gegensatz zum Zeitreihenmodell eine zusätzliche Betrachtung des länger zurück liegenden technischen Zustands. Das Regressionsmodell führt teilweise zu besseren Ergebnissen als die Zeitreihe. Eine Reproduzierbarkeit der Ergebnisse ist gesichert.

Im Gegensatz zum Zeitreihenmodell ist die Anwendung außerhalb der Modellgrenzen nicht methodenbedingt obligatorisch. Die uneingeschränkte Anwendbarkeit durch lineare Extrapolation müsste an älteren oder neueren Flugzeugen gezeigt werden. Bei Erreichen des Alters der Trainingsflugzeuge, wäre ordnungsgemäß eine Überarbeitung des Modells notwendig. Die Aktualisierung des Modells erfolgt über die Anpassung der Regressionskoeffizienten. Die Datenaufbereitung ist aufgrund der notwendigen Glättung über den Ansatz der Metaflugzeuge aufwendiger. Die Modellierung mit R könnte durch einen Ingenieur erfolgen, wobei der Schwierigkeitsgrad wesentlich höher als bei einem Zeitreihenmodell ist.

Die Verwendung gut interpretierbarer Regressoren und deren gewichtete Summe sind gut nachvollziehbar, wenn auch nicht so leicht wie beim Zeitreihenmodell. Die Akzeptanz

beim späteren Nutzer ist als etwas geringer als beim Zeitreihenmodell einzuschätzen.

7.1.4 Bayes-Netz

Die Verwendung eines Klassifikators zur kontinuierlichen Prognose ist anwendungsorientiert motiviert und in dieser Form methodisch selten verwendet. Obgleich im Bayes-Netz Variablen verwendet werden, die den aktuellen technischen Zustand der Flugzeuge berücksichtigen („Fehler letzte 7 Tage“ und „Fehler letzte 60 Tage“), unter- und überschätzt das Modell in einigen Zeitbereichen. Die Residuen sind dadurch nicht vollständig frei von Heteroskedastizität, die Normalverteilungsforderung ist hingegen erfüllt. Eine Autokorrelation liegt ebenfalls nicht vor. Das Bayes-Netz sollte wie das NHPP-Modell als zweite Wahl betrachtet werden, eine uneingeschränkte Anwendbarkeit ist generell nicht gesichert.

Im Gegensatz zum Regressions- und NHPP-Modell kann eine Interpolation ebenso wie eine Extrapolation nicht problemlos durchgeführt werden. Liegen für eine Variablenkombination keine Fälle in den Trainingsdaten vor, ist die Ermittlung einer Wahrscheinlichkeit der Klassenzugehörigkeit nicht möglich bzw. die Wahrscheinlichkeit Null. Bei den genannten anderen Modellen wird ein Interpolations- oder Extrapolationswert aus den entsprechenden Eingangswerten numerisch berechnet, unabhängig davon, ob bereits eine exakt solche Kombination existiert oder nicht.

Die Erweiterbarkeit des Bayes-Netzes ist schwieriger. Das Einlesen der Daten ist zwar einfach, die Übertragung der Wahrscheinlichkeitstabelle in einen Prognosealgorithmus ist hingegen aufwendiger. Die Interpretation des Bayes-Netzes als eine Wahrscheinlichkeitstabelle, die neue Fälle mit der Wahrscheinlichkeit vergleichbarer Fälle in der Vergangenheit belegt, ist nachvollziehbar und sollte zu einer guten Modellakzeptanz führen. Der Grad der Akzeptanz durch das Verständnis des Modells ist auch hier niedriger als der des Zeitreihenmodells.

7.1.5 Fazit

In Tabelle 7.1 werden die Auswahlkriterien für jedes Modell bewertet. Während die objektiven Kriterien problemlos anzugeben sind, werden die subjektiven Kriterien verbal formuliert. Es wird versucht, Kriterien wie Nachvollziehbarkeit, Erweiterbarkeit und Modellakzeptanz mit dem Verständnis eines Ingenieurs und späteren Anwenders des Modells zu bewerten.

Tabelle 7.1: Vergleich der einzelnen Modelle

Kriterium	Zeitreihe	NHPP	Regression	Bayes-Netz
MSE 10 AC	50,1	50,6	47,8	54,8
MSE 15 AC	74,7	74,4	70,8	84,6
MSE 20 AC	101,7	103,8	98,7	116,7
MMER 10 AC	29,0 %	29,5 %	28,0 %	29,2 %
MMER 15 AC	24,0 %	24,0 %	22,8 %	24,1 %
MMER 20 AC	21,0 %	21,0 %	21,0 %	21,3 %
Median MER 10 AC	23,5 %	23,4 %	22,7 %	24,2 %
Median MER 15 AC	19,5 %	19,5 %	18,3 %	19,8 %
Median MER 20 AC	17,0 %	17,0 %	16,5 %	17,6 %
Güte der Residuenstruktur	gut	schlecht	gut	mittel
Güte der Reproduzierbarkeit	gut	mittel	gut	schlecht
Nachvollziehbarkeit	gut	mittel	gut	mittel
Komplexität	niedrig	hoch	mittel	hoch
Erweiterbarkeit	einfach	schwierig	mittel	schwierig
Modellakzeptanz	gut	mittel	gut	mittel
Modellgültigkeit	ja	teilweise	ja	teilweise

Es ist deutlich zu erkennen, dass das NHPP-Modell und das Bayes-Netz die schlechtesten Modelle sind. Die MSE sind am größten, die Residuenstruktur teilweise nicht akzeptabel. Die Komplexität der Modelle ist hoch, zusätzlich prognostizieren sie schlechter. Eine Erweiterbarkeit ist ebenfalls schwierig.

Das Regressionsmodell führt bei allen objektiven Kennzahlen zu den besten Ergebnissen. Die Residuenstruktur ermöglicht einen validen Einsatz. Die Nachvollziehbarkeit des Ansatzes ist als einfach zu bewerten. Die Komplexität ist etwas höher als beim Zeitreihenmodell. Das Zeitreihenmodell hat hingegen etwas schlechtere MSE-Werte als das Regressionsmodell, zeichnet sich jedoch durch seine minimale Komplexität (ein Parameter) und die sehr gute Nachvollziehbarkeit aus.

Mit den vorgebrachten Argumenten ist ersichtlich, dass eine Entscheidung für eines der beiden letztgenannten Modelle schwierig ist. Zudem muss beachtet werden, dass bei der Parameterbestimmung der Modelle stets ein gewisser Schätzfehler für die Parameter existiert. Bei der Nähe der Prognosefehler ist nicht auszuschließen, dass die objektive Güte der beiden Ansätze gleich ist. Aufgrund der uneingeschränkten methodischen Ableitbarkeit wäre das Zeitreihenmodell zu bevorzugen.

Im Folgenden werden vorerst beide Modell zur Bestimmung der täglichen Arbeitskräfte herangezogen und überprüft, mit welchem Modell unter sonst gleich bleibenden Bedingungen die größeren Einsparungen möglich sind.

7.2 Kostenersparnis bei modellbasierter Arbeitskräfteprognose

Sowohl mit dem Zeitreihenmodell als auch mit dem Regressionsansatz ist es möglich, eine zuverlässige Prognose des täglichen Fehleraukommens f_{prog} zu erstellen, wobei die Anwendbarkeit des Regressionsmodells außerhalb des Modellierungsbereichs nicht gesichert ist. Zuverlässig bedeutet, dass die täglich zu erwartende Fehleranzahl je nach Flottengröße in der Nacht mit einer mittleren Genauigkeit von ca. 70-80 % prognostiziert werden kann. Mit der Forderung nach einer solchen Prognose schloss das Kapitel drei „Systemmodell". Hier soll das Systemmodell wieder aufgegriffen werden, um die anfallenden Kosten bei einer modellbasierten Arbeitskräfteplanung zu ermitteln.

7.2.1 Anforderungen an die Zuverlässigkeit der Bereitstellung

Wesentlicher Unterschied bei der Anwendung einer modellbasierten Arbeitskräfteplanung im Gegensatz zum heutigen System mit fixer Planung ist das Vorhalten von Reservekräften (siehe Kapitel drei). Die Kosten für einen Personaleinsatz können durch entsprechende Verringerung der Reservekräfte verkleinert werden. Hier ist jedoch eine Grenze gesetzt, da dem Kunden gegenüber eine Bereitstellungszuverlässigkeit garantiert wird. Dies bedeutet, dass am Ende der Nachtschicht und damit zu Beginn des täglichen Flugbetriebs die Wahrscheinlichkeit einer verspäteten Rückgabe einen vertraglich vereinbarten Wert nicht überschreiten darf. Die tägliche Zuverlässigkeit gemessen in Verspätungen zwischen 15 und 60 Minuten darf nicht kleiner als 99,5 % sein [Sch04]. Verspätungen bis 15 Minuten können größtenteils beim Taxieren und Beladen des Flugzeuges kompensiert werden. Über diesen Zielwert der Verspätungswahrscheinlichkeit von 0,5 % läßt sich die vorzuhaltende Anzahl der Reservekräfte ermitteln. Unter Beachtung dieser Nebenbedingung können die jährlichen Kosten ermittelt werden.

Es werden bei der Kostenberechnung jene Zufallsziehungen aus der Ermittlung der Verteilung der MER verwendet. Für die 40 zufälligen Ziehungen von 10, 15 bzw. 20 Validierungsflugzeugen werden jeweils für drei Jahre täglich die Arbeitskräfte auf Basis der Modellprognose f_{prog} ermittelt. Damit ist eine Schätzung der jährlichen Kosten bei Verwendung einer Modellprognose möglich. Ebenfalls lässt sich ein Schätzwert für die Wahrscheinlichkeit einer Verspätung aus der Häufigkeit eben solcher Verspätungen berechnen. Diese werden aus den nach Prognose bereitgestellten Arbeitskräften und den real aufgetretenen Fehlern ermittelt. Reichen die geplanten Arbeitskräfte inklusive der vorgehaltenen Reserve in der jeweiligen Nachtschicht nicht aus um die auftretenden Fehler zu bearbeiten, kommt es zu einer Verspätung. Die Differenz aus den vorgehaltenen MH und den benötigten läßt zudem eine Quantifizierung der Verspätung zu.

7.2.2 Mechanikeranteile

Die Variablendiskussion in Kapitel fünf ergab eine Schwankung der Fehlerrate für die Systeme ATA 32 (Fahrwerk) und ATA 33 (Licht) in Abhängigkeit mit der Jahreszeit. In der Betrachtung der Gesamtfehlerrate führte dies zu keinem signifikanten Unterschied, da sich beide Fehlerraten nahezu entgegengesetzt mit der Jahreszeit verhalten. Nach Systemmo-

dell werden die Fehler des Systems ATA 32 von anderen Mechanikern behoben als jene des Systems ATA 33. Somit wirkt sich eine Schwankung der Fehlerrate auf die Anzahl der notwendigen Arbeitskräfte aus. Wären beide Systeme im Verantwortungsbereich der selben Mechaniker, wären die jahreszeitlichen Schwankungen ohne Auswirkungen auf die Arbeitskräfteplanung.

Anstelle der Verwendung eines 95 %-Quantils (siehe Systemmodell) ist unter diesen Voraussetzungen die Modellierung des jeweiligen ATA-Anteils an der Gesamtfehleranzahl durch eine exponentielle Glättung geeigneter. Würde ein 95 %-Quantil verwendet, würden in einigen Bereichen des Jahres zu viele Arbeitskräfte vorgehalten. In Abbildung 7.1 ist dieser Zusammenhang idealisiert dargestellt.

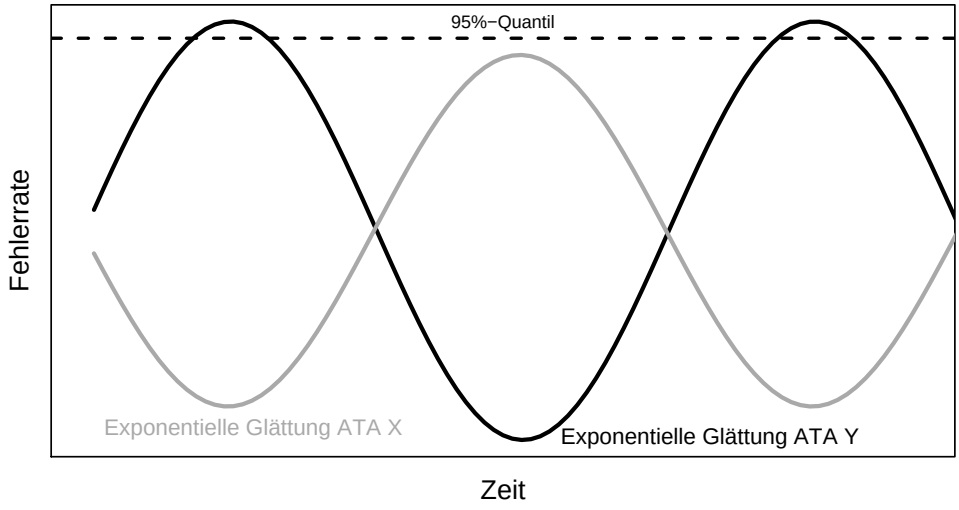

Abbildung 7.1: Antizyklisches Verhalten der Fehlerraten verschiedener Mechaniker

Es wird ersichtlich, dass die Verwendung eines 95 %-Quantils zur Abschätzung des benötigten Anteils in diesem Fall ungeeigneter ist. Ebenso wird deutlich, dass nur die Schätzung eines ATA-Anteils notwendig ist, und sich der Anteil des anderen Systems aus der Differenz ergibt. Bei der Anwendung in anderen Instandhaltungsbereichen müsste dies zuvor geprüft werden. Liegen dort keine antizyklischen Schwankungen vor, ist die Verwendung eines 95 %-Quantils, wie im Systemmodell beschrieben, zur Sicherstellung ausreichender Arbeitskräfte am besten geeignet.

Die Berechnung des jeweiligen Anteils für ATA 32 und ATA 33 erfolgt ohne Sicherheit. Zum einen wird durch die exponentielle Glättung bereits eine sehr genaue Schätzung ermöglicht und zum anderen werden die notwendigen Arbeitskräfte durch Aufrundung auf ganze Mechanikerzahlen (Kapitel drei) automatisch mit einer Sicherheit versehen. Aus diesem Grund wird auf eine weitere Sicherheit verzichtet.

7.2.3 Vergleichbarkeit der Modellprognose mit heutigem System

In einer typischen Nachtschicht im heutigen System der fixen Arbeitskräfteplanung werden ca. zwei Mechaniker pro Flugzeug vorgehalten [Sch04, AC199]. Diese sind für die Bearbeitung der geplanten Instandhaltung sowie der hier modellierten ungeplanten Arbeiten (*NR - Non Routine*) zuständig. Das Verhältnis dieser ungeplanten Arbeiten an allen durchzuführenden Arbeiten wird auf ca. 40-50 % geschätzt [Sch04]. Der exakte NR-Anteil ist nicht bekannt, hierzu müsste die Qualität der Datenaufzeichnung sprich Arbeitszeiterfassung weiter verfeinert werden. Um dennoch einen Überblick über die möglichen Einsparungen bei einer Modellanwendung zu erhalten, werden die Kosten unter Variation des NR-Anteils ermittelt und entsprechend dargestellt. Es werden die Werte für 10, 20, 30, 40 und 50 % verglichen. Ein höherer Anteil für ungeplante Arbeiten ist unrealistisch [Sch04]. Die Kosten bei einem NR-Anteil von 10 bzw. 20 % werden ebenfalls als unrealistisch eingeschätzt, ermöglichen hier jedoch eine Einschätzung des Modellnutzens für den Fall, dass die Annahme von 40 bis 50 % zu hoch sind. Nach Einschätzung des Autors ist in der folgenden Betrachtung ein NR-Anteil von 40 % als realistischste Schätzung anzunehmen.

Für eine Vergleichbarkeit muss noch ein weiterer Aspekt geklärt werden. In der Variablendiskussion wurden nicht alle ATA-Systeme zur Modellierung gewählt. Der Anteil der hier modellierten zu den gesamt auftretenden Fehlern verteilt sich zwischen 0,89 (5 %-Quantil) und 0,97 (95 %-Quantil). Zur Vermeidung eines verfälschten Vergleichs muss von den täglich vorgehaltenen Arbeitskräften des heutigen Systems ein entsprechender Anteil subtrahiert werden. Andernfalls würde das heutige System zu schlecht bewertet, da zu viele Arbeitskräfte bereitgestellt würden. Bei Wahl des 95 %-Quantils würden nur 3 % der Arbeitskräfte herausgerechnet werden. Das heutige System wäre dadurch zu pessimistisch bewertet, da in 95 % aller Fälle zur Bearbeitung weniger Arbeitskräfte notwendig wären als vorgehalten. Zur Relativierung dieses Schätzwertes wird das 75 %-Quantil gewählt, was einem Anteil modellierter Fehler an allen ATA-Fehlern von 0,95 entspricht. Damit ist in drei Vierteln aller Fälle eine realistische Abbbildung des Verhältnisses der modellierten ATA-Systeme sichergestellt, während das fixe System nicht zu pessimistisch bewertet wird.

Die Kosten pro MH im fixen System wie auch in der Modellprognose werden mit $c_{\mathrm{MH}} = 80 €$ kalkuliert, die Kosten für einen Standby-Einsatz betragen $c_{\mathrm{Reserve}} = 1/8 \cdot c_{\mathrm{MH}}$ [Sch04]. Die Schichtlänge beträgt acht Stunden [Sch04]. Die benötigte Arbeitskraft pro Fehler beträgt $t_d = 0,5$ MH.

7.2.4 Vergleich Zeitreihenmodell und Regressionsmodell

Es sind alle Annahmen getroffen, um eine Modellprognose mit dem heutigen System vergleichen zu können. Als erstes werden die Kosten bei Anwendung einer Prognose mit Zeitreihenmodell denen des Regressionsmodells gegenübergestellt. In Abbildung 7.2 sind die jährlich möglichen Einsparungen pro Flugzeug auf Basis einer gemeinsamen Bearbeitung von 15 Flugzeugen je Nachtschicht angegeben. Bei anderen Flottengrößen treten keine qualitativen Änderungen ein. Es werden als Annahme im heutigen System zwei Mechaniker pro Flugzeug für alle Arbeiten bereitgehalten.

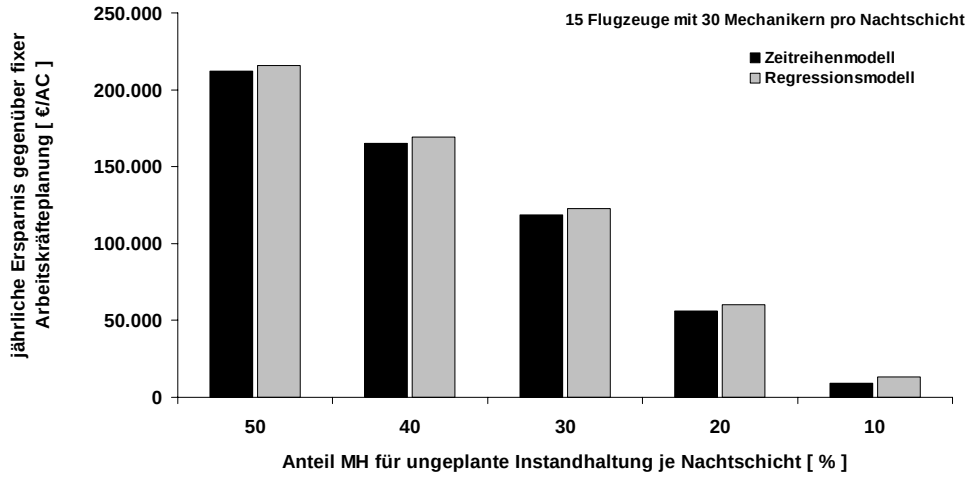

Abbildung 7.2: Vergleich jährlicher Einsparungen pro Flugzeug - Zeitreihen- und Regressionsmodell

Pro Flugzeug und Jahr liegen die Einsparungen bei Anwendung des Regressionsmodells, unabhängig vom Anteil für ungeplante Arbeiten, zwischen 3000 € und 7000 € höher als bei Verwendung des Zeitreihenmodells. Unter Beachtung der nicht gesicherten Extrapolierbarkeit des Regressionsmodells und der Geringfügigkeit der Differenz zwischen den beiden Modellen, wird im Folgenden nur noch mit dem Zeitreihenmodell gerechnet. Das Regressionsmodell würde aufgrund seiner Ähnlichkeit bei der Prognose zu vergleichbaren Ergebnissen führen, sollte aber als zweite Wahl betrachtet werden.

7.2.5 Einsparungen unter Variation der Einsatzbedingungen

In Abbildung 7.3 ist die jährliche Ersparnis pro Flugzeug bei Verwendung des Zeitreihenmodells für verschiedene Flottengrößen je Nachtschicht angegeben. Es werden dabei im bisherigen System pro Flugzeug zwei Mechaniker in der Nacht eingeplant.

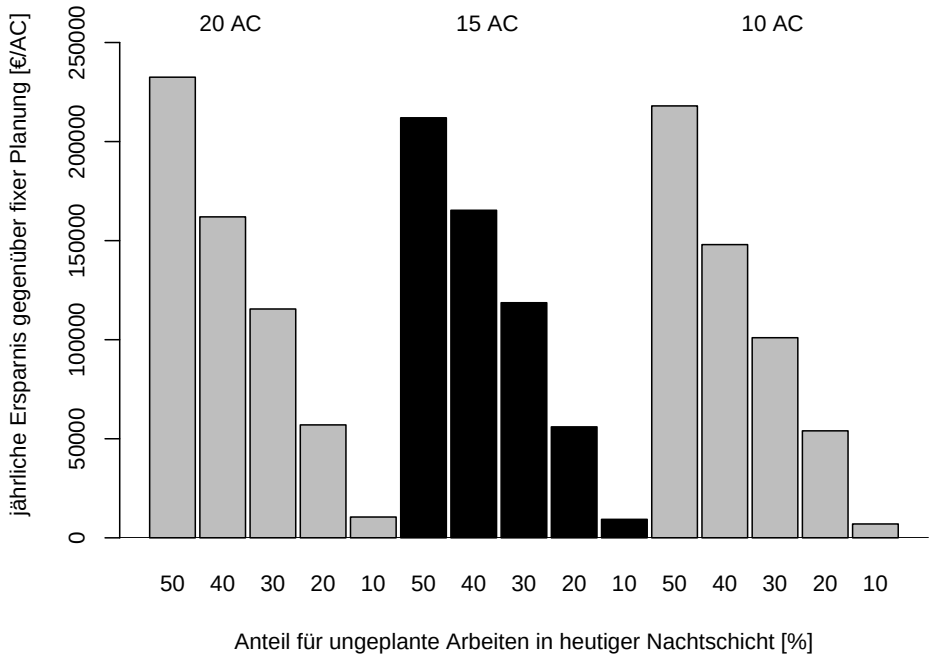

Abbildung 7.3: Ersparnis p.a. gegenüber heutigem System mit zwei Mechanikern/AC je Nachtschicht

Es wird deutlich, dass die Ersparnisse bei gleichen Anteilen ungeplanter Arbeiten, unabhängig von der Flottengröße, bei ähnlichen Werten liegen. Die Unterschiede liegen zwischen 1000 € und ca. 20000 € pro Jahr und Flugzeug.

Unterstellt man im heutigen System anstelle zwei Mechanikern pro Flugzeug eine geringere Anzahl von 1,5 Mechanikern, so lassen sich die Aussagen der Ersparnis relativieren. Vor allem bei größeren Teilflotten von über 15 Flugzeugen ist je nach Instandhaltungsstation eine solche Reduzierung realistisch [Sch04]. In dieser reduzierten Variante stehen folgende Mechanikeranzahlen pro Nacht bereit:

- 30 Mechaniker bei 20 Flugzeugen
- 22 Mechaniker bei 15 Flugzeugen
- 15 Mechaniker bei 10 Flugzeugen

Die resultierenden Einsparungen ergeben sich wie folgt:

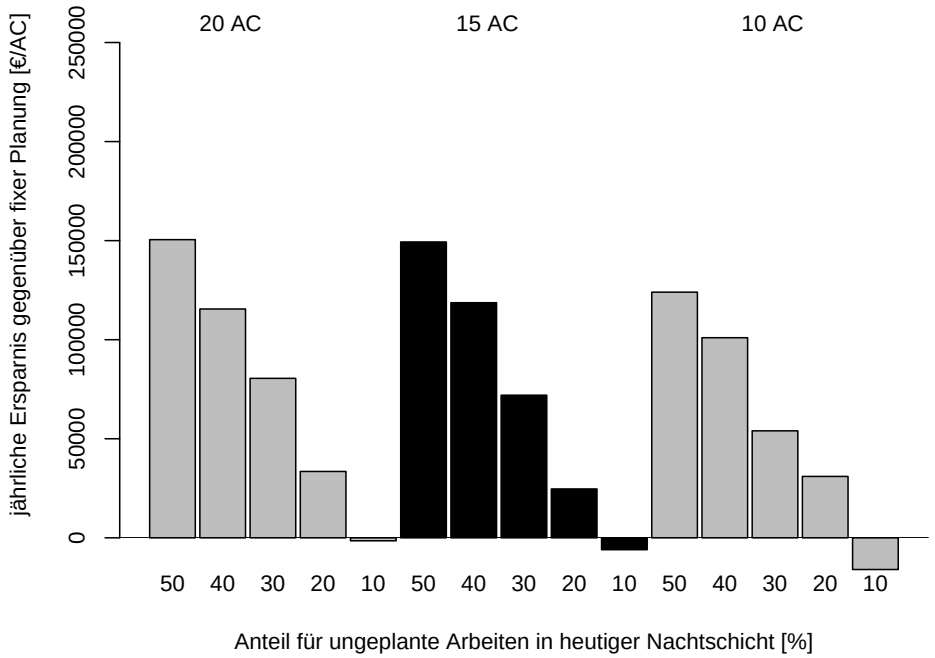

Abbildung 7.4: Ersparnis p.a. gegenüber heutigem System mit 1,5 Mechanikern/AC je Nachtschicht

Während sich bei einem NR-Anteil von 40 % und einer Mechanikerquote von zwei pro Flugzeug ca. 160.000 € pro Jahr und Flugzeug einsparen lassen, reduziert sich diese Ersparnis auf ca. 110.000 € wenn im heutigen System nur jeweils 1,5 Mechaniker pro Flugzeug und Nacht für die Durchführung der Arbeiten zur Verfügung stehen.

Bei einer fiktiven Flotte von 50 Flugzeugen eines Großkunden wären somit jährlich 5 Mio. € bzw. 8 Mio. € an Einsparungen durch eine bedarfsorientierte Arbeitskräfteplanung mit dem entwickelten Modell möglich.

In den nächsten Tabellen sind die Einsparungen und Wahrscheinlichkeiten einer Verspätung zwischen 15 und 60 min. zusammengestellt.

Die Wahrscheinlichkeit einer Verspätung und deren Höhe hängt nur von der Anzahl der vorzuhaltenen Mechaniker und der je Nachtschicht bearbeiteten Flugzeuge ab. Nach einigen Iterationen hat sich für die vorliegenden Konstellation die folgende Reserve als günstig erwiesen:

- 2 Mechaniker für Zelle-Systeme
- 1 Avioniker

Triebwerkfehler treten weniger oft auf, so dass die auf Grundlage der Modellprognose für eine vollständige Schichtlänge vorgehaltenen Arbeitskräfte für Triebwerkfehler ausreichen. Es werden keine Reservekräfte mit dieser Lizenz benötigt.

Tabelle 7.2: Wahrscheinlichkeiten für Verspätung zwischen 15 und 60 min.

AC je Nacht	P(Verspätung)	Reserve$_{ZS}$	Reserve$_{Av}$	Reserve$_{TW}$
20	0,40 %	2	1	0
15	0,24 %	2	1	0
10	0,13 %	2	1	0

Reduziert man die Reservekräfte für Zelle-System auf einen Mechaniker, hat dies folgenden Anstieg der Verspätungswahrscheinlichkeit zur Folge:

Tabelle 7.3: Wahrscheinlichkeit für Verspätungen zwischen 15 und 60 min. - verringerte Reserve

AC je Nacht	P(Verspätung)	Reserve$_{ZS}$	Reserve$_{Av}$	Reserve$_{TW}$
20	0,84 %	1	1	0
15	0,64 %	1	1	0
10	0,45 %	1	1	0

Für 15 und 20 Flugzeuge je Nachtschicht würde mit dieser Reduktion die Forderung der Bereitstellungszuverlässigkeit verletzt. Im Falle einer Flottengrösse von zehn Flugzeugen liegt die Wahrscheinlichkeit mit 0,45 % geringfügig unter der Forderung von 0,5 %. Die Kostenersparnis würde in diesem Fall 1 % betragen und nur marginal zu einer Verbesserung des Ergebnisses führen. Im Folgenden wird von einer gleichen Anzahl von Reservekräften für alle Einsatzfälle, also der ersten Reservekonstellation (s.o.) ausgegangen.

Die annähernde Gleichheit der jährlichen Einsparungen pro Flugzeug bei verschiedenen Nachtschichtgrössen ermöglicht im Folgenden die Angabe der Einsparungen pro Flugzeug ohne Angabe der Flottengrößen pro Nacht. Die geringen Schwankungen zwischen den unterschiedlichen Flottengrößen können vor dem Hintergrund des Schätzcharakters dieser Aussage zu einem Mittelwert zusammengeführt werden. Die Angaben der relativen Einsparungen geben dabei einen sehr guten Überblick über das Einsparpotential eines Instandhaltungsunternehmens. Hier gilt ebenso wie bei den absoluten Einsparungen, dass aufgrund der verschiedenen Vereinfachungen des Modells, die real erreichbare Ersparnis geringer ausfallen könnte. Die Dimensionen dieser Einsparung lassen sich dennoch ausmachen.

Tabelle 7.4: Jährliche Ersparnis bei modellbasierter Arbeitskräfteplanung

NR-Anteil	Mechaniker/AC	Ersparnis/AC	relative Einsparung
50 %	2	220.000 €	76 %
40 %	2	160.000 €	69 %
30 %	2	110.000 €	60 %
20 %	2	50.000 €	44 %
10 %	2	10.000 €	12 %
50 %	1,5	140.000 €	65 %
40 %	1,5	110.000 €	60 %
30 %	1,5	70.000 €	48 %
20 %	1,5	30.000 €	31 %
10 %	1,5	-8.000 €	-12 %

Sollte der NR-Anteil im heutigen System bei nur 20 % liegen, wären trotzdem Einsparungen von ca. 40 % durch eine modellbasierte Arbeitskräfteprognose möglich. Erst bei einem NR-Anteil von 10 % und einer Mechanikeranzahl von 1,5 pro Flugzeug würde ein System mit Modellprognose und Reservekräften im Gegensatz zum fixen Planungssystem zu Verlusten führen.

Selbst beim Vergleich einer Modellprognose mit einem fixen Planungssystem, in dem keine Mechanikerlizenzen differenziert werden, ist eine Ersparnis möglich. Dabei werden in der Modellprognose wie bisher die Lizenzen berücksichtigt. Im fixen System werden die je Nachtschicht vorhandenen MH für ungeplante Arbeiten direkt in eine Mechanikeranzahl umgerechnet, aus der die Kosten ermittelt werden. Hierbei ließen sich für die als realistisch anzunehmenden Fälle eines NR-Anteils von 40 bis 50 % die Kosten um 35 bis 60 % reduzieren.

Tabelle 7.5: Jährliche Ersparnis - heutiges System ohne Lizenztrennung

NR-Anteil	Mechaniker/AC	Ersparnis/AC	relative Einsparung
50 %	2	100.000 €	60 %
40 %	2	65.000 €	49 %
50 %	1,5	65.000 €	49 %
40 %	1,5	40.000 €	35 %

7.2.6 Reduzierung der Flugzeuge pro Nachtschicht

Die bisherigen guten Ergebnisse werden im Folgenden zu einer Prüfung der Arbeitskräfteprognose für kleinere Flotten als zehn Flugzeuge genutzt. Wird die Anzahl der je Nachtschicht bearbeiteten Flugzeuge auf fünf reduziert, ist zu vermuten, dass die Prognosegenauigkeit des Modells wesentlich schlechter wird. Für die Prognose der Fehleranzahl ist dies richtig, bei der Arbeitskräfteplanung muss hingegen folgendes bedacht werden: Durch die Reduktion der Flugzeuge geht automatisch eine Verringerung der pro Nachtschicht zu erwartenden Fehler einher. Die für diese geringere Anzahl von Fehlern notwendige Anzahl von Mechanikern führt bei einer fest vorgegebenen Schichtlänge von hier acht Stunden

dazu, dass die prognostizierten Arbeitskräfte eine wesentlich höhere Sicherheit bieten, da z.B. eine Schichtlänge von fünf Stunden ausgereicht hätte. Bei einer höheren Anzahl von Flugzeugen ist dies nicht der Fall. Für fünf Flugzeuge wird die Anzahl der Reservekräfte auf einen für Zelle-Systeme und Avionik reduziert. Es werden weiterhin keine Reservekräfte für Triebwerksarbeiten bereit gehalten.

In Tabelle 7.6 sind die jährlichen Einsparmöglichkeiten für fünf Flugzeuge angegeben. Die Wahrscheinlichkeit einer Verspätung liegt bei 0,09 %. Der Faktor 1,4 Mechaniker pro Flugzeug ergibt sich, da ein Verhältnis von 1,5 Mechanikern pro Flugzeugen zu 7,5 Mechanikern führen würde. Hier werden mit 1,4 Mechanikern pro Flugzeuge exakt sieben Mechaniker bereitgehalten. Für die NR-Anteile von 40 und 50 % ergeben sich Einsparungen pro Flugzeug. Bei geringeren Anteilen führt eine Modellanwendung bei dieser geringen Anzahl von Flugzeugen zu keinen Einsparungen.

Tabelle 7.6: Jährliche Ersparnis bei 5 Flugzeugen je Nachtschicht

AC je Nacht	Anteil NR	Mechaniker/AC	Ersparnis	relative Erparnis
5	50 %	1	30.000 €	19 %
5	40 %	1	30.000 €	19 %
5	50 %	1,4	130.000 €	46 %
5	40 %	1,4	30.000 €	19 %

Während die jährlichen Einsparungen bei 10, 15 oder 20 Flugzeugen je Nachtschicht keine große Änderung je Flottengrösse erfahren, fallen die Einsparungen bei fünf Flugzeugen sehr schnell ab und führen zu Verlusten. Werden zwischen 40 und 50 % der MH im heutigen System für ungeplante Arbeiten verwendet, kann dennoch selbst für eine geringe Anzahl an Flugzeugen eine positive Modellanwendung erfolgen. Zudem muss beachtet werden, dass die Anzahl der Mechaniker pro Flugzeug hier mit eins und 1,4 angenommen wurde. Dies eignet sich vor allem für Prognosen auf kleineren Stationen. Würden auch hier zwei Mechaniker pro Flugzeug im heutigen System eingesetzt werden, wären die Einsparungen bei 130.000 € für einen NR-Anteil von 40 % und 170.000 € bei einem NR-Anteil von 50 % pro Flugzeug.

Kapitel 8

Zusammenfassung und Ausblick

8.1 Zusammenfassung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit ist durch ein industrielles Problem aus der zivilen Luftfahrzeuginstandhaltung motiviert, das in Ansätzen in der Literatur behandelt wurde, letztlich aber in Ermangelung der Zusammenkunft der notwendigen Daten und der Möglichkeit einer wissenschaftlichen Untersuchung (nach Erkenntnis des Verfassers) in diesem Umfang noch nicht behandelt wurde.

Aufgrund von starken Schwankungen des weltweiten Luftverkehr ist der Kostendruck präsent wie nie zuvor. Nicht zuletzt der verstärkte Markteintritt und die Manifestierung von Luftverkehrsgesellschaften mit Niedrigpreispolitik, so genannte *Low Cost Airlines* bzw. eher *Low Fare Airlines* [Mei06], sorgen sowohl für Wachstum als auch für Kostendruck. Die Preispolitik dieser Luftfahrtgesellschaften lässt auch alteingesessene Marktteilnehmer neue Preismodelle entwickeln [Luf06]. Letztendlich müssen alle Unternehmen in der Luftfahrt eine Kostenreduktion anstreben. Während dies bei Luftverkehrsgesellschaften teilweise über eine Reduktion der Leistung geschieht (kein kostenloses Essen, keine Zeitungen etc.), können Unternehmen der Luftfahrtinstandhaltung ihre Leistungen nicht reduzieren. Der Leistungsumfang ist über das Instandhaltungsprogramm der Flugzeuge vorgeschrieben.

Die einzige Möglichkeit, die sich hier bietet, ist die Erbringung der Leistung kostengünstiger zu gestalten. Dies ist bereits vor vielen Jahren durch Prozessverbesserungen wie Lean Management eingeführt worden. Die Reduktion von Wegen bzw. Verbesserung von Resourcenverfügbarkeit hat zu einer Prozessverbesserung und damit Effektivitätssteigerung geführt. Instandhaltungsunternehmen der zivilen Luftfahrt haben dies ebenfalls begonnen in ihre Prozesse zu implementieren. Arbeiten, die in den Instandhaltungsprogrammen der Flugzeuge festgelegt sind, wurden zudem dahin gehend optimiert, dass die Ausnutzung von Intervallzeiten verbessert wurde, bzw. Checks in mehrere Teile aufgeteilt werden, die sukzessive über Nacht abgearbeitet werden können, anstelle über mehrere Tage zur Bodenzeit eines Flugzeuges zu führen.

Die Durchführung von ungeplanten Instandhaltungsarbeiten, die während des Flugbetriebs anfallen, kann hingegen aufgrund ihres Charakters nicht „besser“ aufgeteilt werden. Es werden zwar Systeme verwendet, die eine aktuelle Fehlermeldung an Bord zu einer Bodenstation leiten und dort bereits Vorbereitungen ermöglichen, die eine Bodenzeit des Flugzeuges minimieren helfen [FC01]. Probleme, die nicht elektronisch erfasst werden oder sogar erst in der Nachtschicht während der Durchführung geplanter Arbeiten augenscheinlich werden, sind davon ausgenommen.

Den Arbeitsaufwand eben jener Arbeiten bei der täglichen Planung der Arbeitskräf-

te vorauszuplanen, stellt auch heute noch eine große Schwierigkeit dar. Verspätungen in der Bereitstellung der Flugzeuge am Ende einer Nachtschicht können seitens der Luftverkehrsgesellschaften nicht hingenommen werden, da sie den gesamten Umlaufplan des Tages durcheinander bringen. Die direkten Kosten durch Ausfall sowie die indirekten Kosten durch Ansehensverlust der Luftverkehrsgesellschaft sind nicht hinnehmbar. Folglich werden in der Instandhaltung der Flugzeuge ausreichend Arbeitskräfte vorgesehen, um eine Verspätungssituation zu verhindern. Die Erfahrung der letzten Jahrzehnte seitens der Instandhaltung hat die Planung von Arbeitskräften bereits weitestgehend angepasst, dennoch kommt es immer wieder zu Situationen mit Überkapazitäten. Eine mathematische Lösung dieses Problems durch bedarfsgerechte Arbeitskräfteplanung ist noch nicht vorhanden.

Vor diesem Hintergrund wurde in der vorliegenden Arbeit untersucht, ob und mit welcher Güte es möglich ist, den täglichen Arbeitskräftebedarf für ungeplante Ereignisse in der Nachtschicht zu prognostizieren.

Jede Prognose, vor allem solche für kurze Zeiträume wie einen Tag, ist mit Unsicherheit behaftet. Um hier keine zu große Sicherheit vorzuhalten, basiert der vorgestellte Ansatz auf einem System mit Reservearbeitskräften, die wenn eine Prognose den Arbeitsaufwand unterschätzt hat, zum Einsatz kommen.

Als Grundlage einer Modellierung wurde in der Abstraktion des Systems „tägliche Flugzeuginstandhaltung“ abgeleitet bzw. postuliert, dass alle anfallenden Arbeiten, die vor dem nächsten Start behoben werden müssen, eine einheitliche Bearbeitungszeit haben. Dies erwächst zum einen aus der Tatsache, dass die dokumentierten Arbeitsaufwände im heutigen System Flugzeuginstandhaltung von geringerer Qualität sind. Zum anderen ist es aufgrund des stochastischen Charakters der durchzuführenden Arbeiten nicht möglich, exakte Bearbeitungszeiten zu prognostizieren.

Die eingeführte Vereinfachung einer mittleren gleichen Bearbeitungszeit für jedes Ereignis war Grundlage für die Struktur des Modellansatzes: **Arbeitsaufwand entsteht durch den Auftritt von Fehlern oder die Überprüfung von Fehlermeldungen. Somit war das Ziel die Prognose der Anzahl dieser auftretenden Fehler aus der sich im Anschluß eine Bearbeitungszeit in MH und somit eine Anzahl von Mechanikern ableiten läßt**. Der Vorteil bei der Prognose der Fehler anstelle einer direkten Modellierung des Arbeitsaufwandes, ist die Unabhängigkeit von sich ändernden Arbeitsbedingungen und Verfahren. Der „Fehler“ kann als absolute Größe betrachtet werden. Er tritt unabhängig davon auf, ob die Mechaniker eine Stunde oder durch verbesserte Verfahren nur eine halbe Stunde zur Behebung benötigen. Der technische Zustand eines Flugzeuges, der in dem Auftritt eines Fehlers seinen Ausdruck findet, ist somit unabhängig von der relativen Größe Arbeitskraft modellierbar.

Die Unmöglichkeit einer verlässlichen Prognose für einzelne Flugzeuge je Nachtschicht hat zu dem Ansatz einer täglich zu bearbeitenden Flotte geführt. Typische Größen einer solchen Flotte größerer Fluggesellschaften sind 10, 15 bzw. 20 Flugzeuge, die zeitgleich an einer Instandhaltungsstation über Nacht bearbeitet werden.

Aus der Zielsetzung des zu erstellenden Modells und der Struktur der vorliegenden Daten, ließen sich aus der Literatur mehrere Wege zur Fehlermodellierung ableiten:

- Der erste Modellansatz beschreibt die Fehlerate (Fehler pro Flugstunde) der relevanten Flotte als stochastischen Prozess in Form einer **Zeitreihe**. Die Anzahl der zu erwartenden Fehler wird dabei als Produkt der exponentiellen Glättung der Fehlerraten der jüngsten Vergangenheit und der am Tag der Prognose geleisteten Flugstunden ermittelt.

- Beim zweiten Ansatz wurde die Fehlerratenentwicklung der einzelnen Flugzeugsysteme über ihre Lebenszeit modelliert. Dieser Ansatz geht auf die Zuverlässigkeitstheorie zurück und ermöglicht über einen **nichthomogenen Poisson-Prozess** die Anzahl der zu erwartenden Fehler in einem beliebigen Zeitbereich über die Fehlerrate zu ermitteln.

- Als dritter Weg wurde aus der klassischen Statistik eine **Regression** abgeleitet, bei der die Flugzeuge durch Kenngrössen wie Alter, Flugstunden an dem Tag der Prognose, Fehlerauftritt in der letzten Vergangenheit (letzte sieben bzw. 60 Tage) charakterisiert werden. Entsprechend konnte die Anzahl der Fehler als Interpolation dieser gewichteten Eingangsgrößen ermittelt werden.

- Der letzte Modellansatz soll als Alternative zu kontinuierlichen Prognosemodellen verstanden werden. Über ein **Bayes-Netz** wurde ein Klassifikator erstellt, der für die bereits in der Regression verwendeten Eingangsgrößen Eintrittswahrscheinlichkeiten des Fehlerauftritts ausgibt.

Um die Machbarkeit der Zielsetzung unter vergleichbaren Modellbedingungen zu demonstrieren wurden alle vier Ansätze an dem selben Datensatz eines exemplarisch gewählten Flugzeugtypen erstellt. Für diesen lagen von mehr als 60 Flugzeugen innerhalb eines Zeitraums von drei Jahren lückenlos Daten über Fehlerauftritte vor.

Die Modelle zeichnen sich durch unterschiedliche Komplexität und Anwendbarkeit aus. Die Ergebnisse, die bei der Prognose der Fehleranzahl pro Nachtschicht erzielt werden konnten, lagen in ähnlichen Gütebereichen. **Der mittlere Prognosefehler lag bei einer Flottengröße von täglich 10 Flugzeugen bei 29 %, für 15 Flugzeuge bei 24 % und bei 20 Flugzeugen bei 21 %**. Die Gültigkeit der einzelnen Ansätze zeigte hingegen große Unterschiede. Bei zwei Ansätzen, dem des nichthomomgenen Poisson-Prozesses sowie dem Ansatz des Bayes-Netzes erfüllte die Residuenstruktur nicht in allen Bereichen die Anforderungen an ein allgemein gültiges Modell. Der Regressionsansatz und die Zeitreihe, die im Grunde ähnliche Struktur haben, konnten hingegen als gültige Modelle validiert werden. Insbesondere die einfache Erweiterbarkeit und die geringe Komplexität des Ansatzes, führten letztendlich zur **Wahl des Zeitreihenmodells, als am besten geeignetes Modell zu Fehlerprognose**.

Mit einem zuverlässigen und validen Modell zur Prognose der täglichen Fehleranzahl und damit Arbeitsumfänge konnten die jährlichen Kosten bei Anwendung der Modellprognosen ermittelt werden. Dabei galt es die Reservekräfte so zu bestimmen, dass eine

geforderte Wahrscheinlichkeit der verspäteten Bereitstellung der Flugzeuge nicht überschritten wird. Im Vergleich zum heutigen System mit einer fixen und teilweise überkapazitiven Arbeitskräfteplanung lassen sich mit dem entwickelten Modell, die jährlichen Instandhaltungskosten - unabhängig von der Flottengröße (10, 15 bzw. 20 Flugzeuge) - um ca. 40.000 € bis ca. 150.000 € pro Flugzeug reduzieren. Dies entspricht einer Reduzierung der Kosten um ca. 35 bis 70 %. Im ersten Fall werden im heutigen System 1,5 Mechaniker pro Nacht und Flugzeug und im letzten zwei Mechaniker pro Nacht und Flugzeug unterstellt. Diese sind für die Bearbeitung geplanter wie auch ungeplanter Arbeiten verantwortlich. In Ermangelung exakter Kenntnisse des Anteils von ungeplanten Arbeiten an allen nächtlichen Arbeiten, wurde dieser Anteil nach Rücksprache mit Experten als 40 % angenommen. Zu einer exakten Ermittlung der Ersparnis müsste dieser Anteil jedoch genau ermittelt werden, wobei zuvor die Problematik der exakten Arbeitszeiterfassung gelöst werden müsste.

In der vorliegenden Arbeit konnte zum einen gezeigt werden, dass der Arbeitsaufwand in der täglichen Flugzeuginstandhaltung mathematisch modellierbar ist. Zudem wurde mit etablierten Verfahren der statistischen Datenanalyse eine Methode zur Arbeitskräfteplanung entwickelt.

Das am besten geeignete Modell der vier hier untersuchten zeichnet sich durch seine geringe Komplexität aus und kann problemlos auf beliebige andere Flugzeugtypen und Flotten angewendet werden. Die Annahmen zu den notwendigen Mechanikerlizenzen und der mittleren Bearbeitungszeit sind individuell anpassbar und erlauben eine Anwendung auch unter veränderten Bedingungen. In diesem Fall ist lediglich eine saubere und vollständige Dokumentation vergangener Fehlerauftritte der betreffenden Flugzeuge bzw. Flotten notwendig.

Mit der bereitgestellten Methodik bestehend aus der Abstraktion des Systems „tägliche Flugzeuginstandhaltung“ und dem erstellten Prognosemodell läßt sich eine Lücke in der Literatur schließen. Eine Untersuchung dieser Art ist (nach Kenntnis des Autors)in der wissenschaftlichen Welt in Ermangelung der notwendigen umfangreichen Datensätze und in der Industrie aufgrund der nicht verfügbaren fachlichen und finanziellen Kapazitäten bisher unbearbeitet geblieben.

8.2 Ausblick

Die untersuchten Ansätze sind Ausgangslage für weitere Arbeiten zur Modellierung des Arbeitskräftebedarfs in der Luftfahrtinstandhaltung. Das Problem der fehlenden stochastischen Einflüsse im NHPP-Modell könnte durch eine Erweiterung auf zeitveränderliche Kovariaten gelöst werden. Die Motivation sollte dabei in Erstellung eines validen NHPP-Modells liegen anstelle einer weiteren Verbesserung der Prognosegenauigkeit. Die Genauigkeit des Zeitreihenmodells und die Ähnlichkeit der Ergebnisse der untersuchten Modelle lässt vermuten, dass auch mit einem überarbeiteten NHPP-Modell keine große Verbesserung der Genauigkeit zu erwarten ist. Dennoch könnte durch Verbesserung der Residuenstruktur ein solcher Ansatz ein vollständig gültiges Modell hervorbringen.

Desweiteren wäre eine Erweiterung des Zeitreihenmodells auf unterschiedliche Flug-

zeugtypen von großem Nutzen, um die tägliche Arbeitskräfteplanung auch heterogener Flotten zu ermöglichen. Der vorliegende Ansatz beschränkt sich ausschließlich auf einen Flugzeugtypen.

Um in Zukunft eine bessere Datenanalyse zu ermöglichen, ist eine Verbesserung der Datenaufzeichnung unabdingbar. Ein Modell ist immer nur so gut, wie die Daten, die zur Modellbildung untersucht werden. Eine Verbesserung der Modellgüte kann folglich nur über eine verbesserte Datenstruktur erfolgen. Hilfreich wäre zudem der Versuch, die realen Bearbeitungszeiten so gut wie möglich zu erfassen. Nur so kann eine genaue mittlere Bearbeitungszeit abgeleitet werden.

8.3 Abschlussbemerkung

Abschließend soll auf die Anwendung einer wie hier vorgestellten modellbasierten Arbeitskräfteplanung eingegangen werden. Es ist leicht ersichtlich, dass ein solches Modell verwendet werden kann, die vorhandenen Arbeitskräfte „besser“ einzusetzen. Wenn das Modell korrekt arbeitet und Anwendung finden sollte, werden für die vorliegenden Arbeiten weniger Arbeitskräfte eingesetzt als vorher. Kostenreduktion ist wie in jeder Branche ebenso auch in der Luftfahrt ein wesentliches Ziel zum Bestehen am Markt. Dennoch sollte dies nicht zur Folge haben, unter „Flexibilisierung“ der Arbeitskräfteplanung die Entlassung von Arbeitskräften, in diesem Fall Mechanikern, zu verstehen.

Vielmehr wäre es wünschenswert, wenn eine verbesserte Arbeitskräfteplanung zur Steigerung der Effektivität führen könnte, also der Ermöglichung zusätzlicher Arbeiten für eine vorhandene Anzahl von Mechanikern. Arbeitskräfte könnten für die zusätzliche Bearbeitung neuer Kundenflugzeuge eingesetzt werden, die durch ein Wachstum des Luftverkehrs zusätzlich auf den Markt kommen. Ein Einsatz in der Base Maintenance wäre ebenso möglich um durch erhöhten Personalaufwand kürzere Liegezeiten und damit eine bessere Marktposition zu ermöglichen.

Literaturverzeichnis

[AAD+01] Ansell, J. ; Archibald, T. ; Dagpunar, J. ; Thomas, L. ; P.Abell: Assessing The Maintenance in a Process Using a Semi-Parametric Approach. In: *Quality and Reliability Engineering International* 17 (2001), S. 163–167

[AC199] A320 & 737 Line Maintenance Guide. In: *Aircraft Commerce* 7 (1999), S. 32–36

[AEA05] AEA Association of European Airlines: Summary of Traffic and Airline Results. 2005. – Forschungsbericht

[AF84] Ascher, H. ; Feingold, H.: *Repairable Systems Reliabilty*. Bd. 1. Auflage. New York, USA : Dekker, 1984

[AP94] Ansell, J. ; Phillips, M.: *Practical Methods for Reliability Data Analysis*. Oxford, England : Oxford Statistical Science Series. Clarendon Press, 1994

[Asc04] Ascher, H.: Reliability Modeling via Data Analysis. In: *4th International Conference on Mathematical Methods in Reliability*, 2004

[AWS01] *Aviation Week & Space Technology Aerospace Source Book*. New York, USA : The McGraw-Hill Company, 2001

[BBG90] Bernard, D. ; Borillo, M. ; Gaume, B.: A Cognitive Temporal Model for the Planning in Aircraft Maintenance. In: *IEA/AIE '90: Proceedings of the 3rd international conference on Industrial and engineering applications of artificial intelligence and expert systems*. New York, USA : ACM Press, 1990, S. 318–324

[Bei97] Beichelt, F.: *Stochastische Prozesse für Ingenieure*. Stuttgart, Deutschland : B.G. Teubner Verlag, 1997

[Bei05] Beil, K.: *Studienarbeit: Darstellung von Instandhaltungsunternehmen in der Zivilluftfahrt gesetzliche Grundlagen, Aufgabenfelder und Schnittstellen zu Herstellerbetrieben*, Institut für Luft- und Raumfahrt, TU Berlin, Diplomarbeit, 2005

[BEPW03] Backhaus, F. ; Erichson, B. ; Plinke, W. ; Weiber, R.: *Multivariate Analysemethoden Eine anwendungsorientierte Einführung*. Bd. 10. Berlin, Heidelberg, New York : Springer Verlag, 2003

[BF03] Bineid, M. ; Fielding, J.: Development of a Civil Aircraft Dispatch Reliability Prediction Methodology. In: *Aircraft Engineering and Aerospace Technology* 75 No. 6 (2003), S. 558–594

[BH03] Berthold, M. ; Hand, D.J.: *Intelligent Data Analysis - An Introduction*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer Verlag, 2003

[BLGY03] Bazargan-Lari, M. ; Gupta, P. ; Young, S.: A Simulation Approach to Manpower Planning. In: Chick, S. (Hrsg.) ; Sànchez, P.J. (Hrsg.) ; Ferrin, D. (Hrsg.) ; Morrice, D.J. (Hrsg.): *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*, 2003

[BN02] BORTZ, J. ; N.DÖRING: *Forschungsmethoden und Evaluation*. Bd. 2. Auflage. Berlin, Heidelberg, New York : Springer Verlag, 2002

[Bor99] BORTZ, J.: *Statistik für Sozialwissenschaftler*. Bd. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg, New York : Springer Verlag, 1999

[Bor04] BORTH, M.: *Dissertation:Wissensgewinnung auf Bayes-Netz-Mengen*, Abteilung für Neuroinformatik, Fakultät für Informatik, Universität Ulm, Diss., 2004

[BR01] In: BASU, A.P. ; RIGDON, S.E.: *The Weibull Nonhomogeneous Poisson Process*. Elsevier, 2001, S. 43–68

[CELL96] CHOY, S.-Y. ; ENGLISH, J.R. ; LANDERS, T.L. ; LI, Y.: Collective Approach for Modeling Complex System Failures. In: *IEEE Annual Reliability and Maintainability Symposium*, 1996, S. 282–286

[Cha91] CHATFIELD, C.: *Time-Series Forecasting*. Boca Raton, London, New York, Washington D.C. : Chapman & Hall/CRC, 1991

[CM77] COX, D.R. ; MILLER, H.D.: *The Theory of Stochastic Processes*. Science Paperback, 1977. – Nachdruck von 1972, 1970, 1968 und 1965

[Cro74] *Kapitel* Reliability Analysis for Complex, Repairable Systems. In: CROW, L.: *Reliability and Biometry*. SIAM, Philadelphia, 1974, S. 379–410

[Cro90] CROW, L.: Evaluating the Reliability of Repairable Systems. In: *IEEE Annual Reliability and Maintainability Symposium*, 1990

[DHS00] DUDA, R.O. ; HART, P.E. ; STORK, D.G.: *Pattern Classification*. 2. Wiley Interscience, 2000

[DIN03] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E.V. BEUTH VERLAG: DIN 31051 Grundlagen der Instandhaltung. Berlin, Deutschland, Juni 2003. – Forschungsbericht

[DKv+94] DIJKSTRA, M. ; KROON, L.G. ; VAN NUNEN, J.A.E.E. ; SALOMON, M. ; VAN WASSENHOVEN, L.N.: Planning the Size and Orgnization of KLMs Aircraft Maintenance Personnel. In: *Interfaces* 24 (1994), Nr. 6, S. 47–58

[DKvS91] DIJKSTRA, M. ; KROON, L.G. ; VAN NUNEN, J.A.E.E. ; SALOMON, M.: A DSS for capacity planning of aircraft maintenance personnel. In: *International Journal of Production Economics* 23 (1991), S. 69–78

[DS05] DELFINE, L. ; SALVATORE, L.: Grey-Box Identification of Induction Motor Model for Field Oriented Control. In: *IEEE ISIE 2005*, 2005, S. 13–18

[EAS03] OFFICIAL JOURNAL OF THE EUROPEAN UNION: EASA Part 145. 2003. – Forschungsbericht. – http://www.easa.eu.int/home/maint_en.html [Stand 21.02.2006]

[FC01] FREMONT, C. ; CALLAY, C.: AIRMAN 2000 Symplifying and Optimising Aircraft Maintenance. In: *FAST Airbus Magazin* 29 (2001), S. 2–7

[FHT96] FAHRMEIER, L. ; HAMERLE, A. ; TUTZ, G.: *Multivariate statistische Verfahren*. Berlin, New York : de Gruyter, 1996

[Fli02] FLINT, P.: Troubleshooting from 25,000ft. In: *Air Transprt World* 8 (2002), S. 46–47

[Ger00] GERTSBAKH, L.: *Reliabiliy Theory-With Application to Preventive Paintenance*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer Verlag, 2000

[Gra06] GRAHAM, M.: *Vortrag: 10-Year Fleet and MRO Forecast*. 25.10.2006 in Amsterdam, MRO Europe Conference, 2006. – Manager Back Aviation Solutions

[Han83] HANSMANN, K.W.: *Kurzlehrbuch Prognoseverfahren*. Bd. 1. Auflage. Verlag Dr. Th. Gabler GmbH, 1983

[HCC02] HUGUES, E. ; CHARPENTIR, E. ; CABARBAYE, A.: Application of Markov Process to Predict Aircraft Reliability. In: *3rd European Systems Engineering Conference Toulouse*, 2002

[Hoe76] In: HOERTZ, H.: *Philosophische Probleme der Modellbildung*. Berlin, DDR : Akademie Verlag, 1976, S. 11–17

[Hüt02] HÜTTIG, G.: Skriptum zur Lehrveranstaltung Luftverkehrsbetrieb / Institut für Luft- und Raumfahrt. Technische Universität Berlin. 2002. – Forschungsbericht

[HTF01] HASTIE, T. ; TIBSHIRANI, R. ; FRIEDMAN, J. H.: *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York, NY, USA : Springer Verlag, 2001

[JAR07] JOINT AVIATION AUTHORITIES: JAR-OPS 1: Commercial Air Transportation (Aeroplanes). 2007. – Forschungsbericht. – http://www.jaa.nl/publications/section1.html [Stand 02.03.2008]

[Jen01] JENSEN, F.V.: *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer, 2001

[JLR06] JIANG, S.-T. ; LANDERS, T.L. ; RHOADS, T.R.: Proportional Intensity Models Robustness with Overhaul Intervals. In: *Quality Reliability Engineering International* 22 (2006), Nr. 3, S. 251–263

[KC05] KHAMESEE, M.B. ; CRAIG, D.G.: Controller Design Using White Box and Black Box Methods for a Magnetically Suspended Robotic System. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation*, 2005, S. 1346–1350

[KF02] KEDEM, B. ; FOKIANOS, K.: *Regression models for time series analysis*. WileyInterscience, 2002

[Kin04] KINNISON, H.: *Aviation Maintenance Management*. New York : The McGraw-Hill Company, 2004

[Kiv67] KIVIAT, P.J.: Manpower Requirements Prediction and Allocation for Unscheduled Maintenance on Aircraft / The Rand Corporation. Californien, USA, 1967. – Forschungsbericht

[Koc00] KOCKELKORN, U.: *Lineare Statistische Methoden*. Bd. 1. Auflage. München, Wien : Oldenbourg Verlag, 2000

[Koc01] KOCKELKORN, U.: Skriptum zur Lehrveranstaltung Einführung in die Statistik / Institut für Statistik und Wirtschaftsmathematik. TU Berlin. 2001. – Forschungsbericht

[Law87] LAWLESS, J.F.: Regression Methods for Poisson Process Data. In: *Journal of the American Statistical Association* 82 (1987), Nr. 399, S. 808–815

[Law00] LAWLESS, J.F. ; M. NIKULIN, N. L. (Hrsg.): *Dynamic analysis of failures in repairable systems and software*. Boston: Birkhäuser, 2000. – 341–351 S.

[LB90] LUGNER, P. ; BUB, W.: Modellbildung und Modellreduktion - Systematik der konzeptionellen Modellbildung. In: *6. Symposium zur Simulationstechnik*, 1990, S. 62–66

[LC84] LEVENBACH, H. ; CLEARLY, J.P.: *The Modern Forecaster - The Forecasting Process Through Data Analysis*. Californien, USA : Lifetime Learning Publication, 1984

[LFM99] LETOURNEAU, S. ; FAMILI, F. ; MATWIN, S.: Data Mining to Predict Aircraft Component Replacement. In: *Intelligent Systems and Their Applications, IEEE* 14 (1999), Nr. 6, S. 59–66

[Lin04] LINDSEY, J.: *Introduction to Applied Statistic A Modelling Approach*. Bd. 2. Auflage. New York : Oxford University Press, 2004

[LS91] LANDERS, T.L. ; SOROUDI, H.E.: Robustness of a Semi-Parametric Proportional Intensity Model. In: *IEEE Transactions on Reliability* 40 (1991), Nr. 2, S. 161–164

[Luf06] *„Betterfly“ 99 Euros*. Lufthanseat vom 24.03.2006, 2006. – Firmenzeitschrift der Lufthansa AG

[LWS97] LUXHOJ, J.T. ; WILLIAMS, T.P. ; SHYUR, H.J.: Comparison of Regression and Neural Network Models for Prediction of Inspection Profiles for Aging Aircraft. In: *IIE Transactions* 29 (1997), S. 91–101

[Mah05] MAHR, B.: *Was ist ein Modell? (Work in Progress)*. 14.04.2005, Ringvorlesung GK MAGSI TU Berlin, 2005

[Mei06] MEIJER, M.: *Vortrag: How to Think Like a Low Cost Carrier*. 25.10.2006 in Amsterdam, MRO Europe Conference, 2006. – Repräsentant von Transavia Airlines

[Mit97] MITCHELL, T.M.: *Machine Learning*. New York, USA : McGraw-Hill, 1997

[Mor81] MORTENSON, R.E.: Maintenance Planning and Scheduling Using Network Simulations. In: *1981 Winter Simulation Conference*, 1981

[MR99] MONTGOMERY, D.C. ; RUNGER, G.C.: *Applied Statistics and Probability for Engineers*. zweite Auflage. New York, USA : John Wiley and Sons, 1999

[MRLR05] MACLEAN, L. ; RICHMAN, A. ; LARSSON, S. ; RICHMAN, V.: The Dynamics of Aircraft Degradation and Mechanical Failure. In: *Journal of Transportation and Statistics* 8 (2005), Nr. 1, S. 1–11

[MSS05] MYRTVEIT, I. ; STENSRUD, E. ; SHEPPERD, M.: Reliability and Validity in Comparative Studies of Software Prediction Models. In: *IEEE Transactions on Software Engineering* 31 (2005), Nr. 5, S. 380–391

[New93] NEWBY, M.: A critical Look at Some Point-Process Models for Repairable Systems. In: *IMA Journal of Mathematics Applied in Business & Industry* 4 (1993), Nr. 4, S. 375–394

[NL00] NORDMANN, L. ; LUXHOJ, J.T.: Neural Network Forecasting of Service Problems for Aircraft Structural Component Groupings. In: *Journal of Aircraft* 37 (2000), März-April, Nr. 2, S. 332–338

[Pes76] In: PESCHEL, M.: *Grundprinzip der Modellbildung*. Berlin, DDR : Akademie Verlag, 1976, S. 2–10

[PLH91] PAGE, B. ; LIEBERT, H. ; HEYMANN, A.: *Diskrete Simulation - Eine Einführung in Modula-2*. Bd. 1. Auflage. Berlin, Heidelberg, New York : Springer Verlag, 1991

[Pro00] PROSCHAN, F.: Theoretical Explanation of Observed Decreasing Failure Rate. In: *Technometrics* 42 (1963, Nachdruck 2000), Nr. 1, S. 7–11. – nachgedruckt aus American Statistical Society 1963

[QLS01] QI, Y. ; LU, Z. ; SONG, B.: New Concept for Aircraft Maintenance Management. In: *Proceedings Annual Reliability and Maintainability Symposium*, IEEE, 2001, S. 401–405

[QLS03] QI, Y. ; LU, Z. ; SONG, B.: New Concept for Aircraft Maintenance Management II. In: *Proceedings Annual Reliability and Maintainability Symposium*, IEEE, 2003, S. 68–72

[R D05] R DEVELOPMENT CORE TEAM: R: A Language and Environment for Statistical Computing. Wien, Öesterreich, 2005. – Forschungsbericht

[RB00] RIGDON, S.E. ; BASU, A.P.: *Statistical Methods for the Reliability of Repairable Systems*. Bd. 1. Auflage. New York, USA : John Wiley and Sons, 2000

[RN03] RUSSELL, S. J. ; NORVIG, P.: *Artificial Intelligence. A Modern Approach*. Upper Saddle River, NJ, USA : Prentice Hall, 2003

[Sch85] SCHMIDT, B.: *Systemanalyse und Modellaufbau*. Berlin, Heidelberg, New York : Springer Verlag, 1985

[Sch04] SCHMIDTKE, V.: *Persönliches Gespräch*. 14.06.2004 in Frankfurt a.M., 2004. – Abteilung Produktionsplanung und Controling, Lufthansa Technik AG

[Sch05a] SCHNIERING, B.: *Persönliches Gespräch*. 03.11.2005 in Berlin, 2005. – Abteilung Engineering, Air Berlin

[Sch05b] SCHWEITZER, R.: *Persönliches Gespräch*. 16.12.2005 in Berlin, 2005. – Abteilung Technische Betriebsleitung, Lufthansa AG Frankfurt a.M.

[SG05] SANCHEZ-GARCIA, R. ; JOHNSON, Kenneth (Hrsg.): FAST Special: ATA 70-80 Propulsion System / Airbus Industries. Toulouse, Frankreich, 2005. – Forschungsbericht

[SGP02] SKORMIN, V. ; GORODETSKI, V. ; POPYACK, L.: Data Mining Technology for Failure Prognostic of Avionics. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 38 (2002), Nr. 2, S. 388–403

[SH03] SIRIAM, C. ; HAGHANI, A.: An Optimization Model for Aircraft Maintenance Scheduling and Re-Assignment. In: *Transportation Research Part A* 37 (2003), S. 29–48

[SPC00] SACHON, M. ; PATÉ-CORNELL, E.: Delays and Safety in Airline Maintenance. In: *Reliability Engineering & System Safety* 67 (2000), Nr. 1, S. 301–309

[SS94] SCHLITTGEN, R. ; STREITBERG, B.H.J.: *Zeitreihenanalyse*. München Wien : Oldenburg Verlag, 1994

[Sta07] *Stanford Encyclopedia of Philosophy: Models in Science*. http://plato.stanford.edu/entries/models-science, Abruf am 26.01.2007, 2007

[vDK+02] VAN BUSKIRK, C. ; DAWANT, B. ; KARSAI, G. ; SPRINKLE, J. ; SZOKOLI, G. ; SUWANMONGKOL, K. ; KURRER, R.: Computer-aided Aircraft Maintenance Scheduling / Institute for Software-Integrated Systems. 2002. – Forschungsbericht

[Wag05] WAGNER, M.: Arbeitsbericht im Graduiertenkolleg MAGSI / Graduiertenkolleg MAGSI, TU Berlin. 2005. – Forschungsbericht. – unveröffentlichter Arbeitsbericht

[Wag06] WAGNER, M.: *Fortschrittsbericht im Graduiertenkolleg MAGSI.* 03.05.2006 in Berlin, 2006. – unveröffentlichter Vortrag auf der Klausurtagung

[WF05] WAGNER, M. ; FRICKE, M.: A Basic Approach to Estimate Unscheduled Maintenance in Civil Aviation. In: *AIRDIAG 2005, 8th International Conference Airplane and Helicopters Diagnostics*, 2005

[WF06] WAGNER, M. ; FRICKE, M.: Estimation of Daily Unscheduled Line Maintenance Events in Civil Aviation. In: *ICAS 2006, 25th Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences*, 2006

[WLDL04] WU, H. ; LIU, Y. ; DING, Y. ; LIU, J.: Methods to Reduce Direct Maintenance Costs for Commercial Aircraft. In: *Aircraft Engineering and Aerospace Technology* 76 (2004), Nr. 1, S. 15–18

[YYC04] YAN, S. ; YANG, T.-H. ; CHEN, H.-H.: Airline Short-Term Maintenance Manpower Supply Planning. In: *Transportation Research Part A* 38 (2004), S. 615–642

[Zio01] ZION, H.: A Statistical Procedure for Forecasting C-130 Fuselage Maintenance Requirements / Lockheed Martin Aeronautics Company. 2001. – Forschungsbericht

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

Luftfahrtbegriffe

AC	Aircraft
APU	Auxiliary Power Unit
ATA	Air Transport Association of America
AV	Avionik
CMC	Central Maintenance Computer
DIN	Deutsche Industrienorm
EASA	European Aviation Safety Agency
FAA	Federal Aviation Administration
FC	Flight Cycle
FH	Flight Hour
JAR	Joint Aviation Requirements
LBA	Luftfahrt-Bundesamt
LRU	Line Replaceable Unit
LVG	Luftverkehrsgesellschaft
MEL	Minimum Equipment List
MH	Man Hour
MMEL	Master Minimum Equipment List
MPD	Maintenance Planning Document
MRB	Maintenance Review Board
MRO	Maintenance Repair and Overhaul
SDR	Service Difficulty Report
TW	Triebwerke
ZS	Zelle-Systeme

Statistische Begriffe

ACF	Autocorrelation function
AIC	Akaike Information Criterion
AR	Autoregressiv
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
BIC	Bayesian Information Criterion
MA	Moving Average
MER	Magnitude of Error Relative to the Estimate
MRE	Magnitude of Relative Error
MSE	Mean Squared Error
NHPP	Nichthomogener Poisson-Prozess
PACF	Partial Autocorrelation funktion
ROCOF	Rate of Occurence of Failure
SSE	Sum of Squared Error
VIF	Variance Inflation Factor

Statistische Symbole

α	Lageparameter der Power Law-Intensitätsfunktion
β	Formparameter der Power Law-Intensitätsfunktion
β_0	konstantes Glied eines Regressionsmodells
β_i	Gewicht eines AR-, MA- oder Regressionsmodells
δ	Parameter eines Holt-Winters-Filter
ϵ_t	Residuum oder Zufallsschock zu Zeitpunkt t
ϵ	allgemeines Residuum bei der Prognose einer Zufallsvariablen
γ	Parameter einer exponentiellen Glättung bzw. Holt-Winters-Filter
$\overline{f}_j$	Mittelwert der Fehlerklasse j im Bayes-Netz
μ	Mittelwert einer Zufallsvariablen
l	Loglikelihood-Funktion
L	Likelihood-Funktion
λ	Intensität eines Poisson-Prozesses
$\lambda(t)$	Intensitätsfunktion eines Poisson-Prozesses
p	Ordnung eines AR-Modells
$p(i)$	Wahrscheinlichkeit der Klassenzugehörigkeit Klasse i
$P(X)$	Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zufallsvariablen X
q	Ordnung eines MA-Modells
r	Korrelationskoeffizient
R	multipler Korrelationskoeffizient
R^2	Varianzaufklärung
$R(t)$	Zuverlässigkeit zum Zeitpunkt t
σ	Standardabweichung einer Zufallsvariablen
t_e	Endzeit einer Zensierung im NHPP
t_a	Anfangszeit einer Zensierung im NHPP
V, p	Teststatistik und Signifikanzwert Wilcoxon-Test
x_i	unabhängige Variable eines Regressionsmodells
X_t	Zufallsvariable einer Zeitreihe zum Zeitpunkt t
$\hat{X}_t$	Prognosewert der Zufallsvariable einer Zeitreihe zum Zeitpunkt t
y	abhängige Variable eines Regressionsmodells
$\hat{y}$	Prognosewert der abhängigen Variable eines Regressionsmodells

Modellgrößen

c_{MH}	Kosten pro Man Hour
c_{delayX}	Verspätungskosten durch Lizenz X
$c_{delayMinute}$	Verspätungskosten pro Minute
$c_{Reserve}$	Kosten für Abrufbereitschaft pro Stunde
$c_{Schicht}$	Schichtkosten aller Mechaniker und Verspätungen
$c_{SchichtX}$	Schichtkosten für Lizenz X
f_X	Fehlerprognose für Lizenz X
f_{prog}	Gesamtfehlerprognose
$f_{rate-real}$	real aufgetretene Fehlerrate
$f_{rate-prog}$	prognostizierte Fehlerrate
MH_{delay}	über Schichtende hinaus anfallende Man Hour
MH_{progX}	Man Hour-Prognose Lizenz X
MH_{realX}	real auftretender Man Hour-Bedarf Lizenz X
n_{progX}	Mechaniker-Prognose Lizenz X
n_{RestX}	in $t_{Reserve}$ benötigte Mechaniker Lizenz X
$n_{ReserveEinsatzX}$	nach Alarmierung eingesetzte Reservemechaniker Lizenz X
$n_{ReserveStandbyX}$	nach Alarmierung nicht eingesetzte Reservemechaniker Lizenz X
$prog_{regNj}$	Fehlerprognose einer Regression der nächsten N Tage für Flugzeug j
q_{X95}	95 %-Quantil des Anteils von Fehler Lizenz X an allen Fehlern
t_d	time demand (mittlere Bearbeitungsezeit je Fehler)
t_{delay}	Verspätung bei Bereitstellung
$t_{Reserve}$	Einsatzzeit der Reservekräfte
$t_{Schicht}$	Schichtlänge

Abbildungsverzeichnis

1.1 Aufbau der ATA-Codes nach [Kin04] 8

4.1 Arten der Zustandsübergänge nach [PLH91] 27
4.2 Prozess der Modellbildung nach [LB90] 31
4.3 Fehlerratenverlauf bei Erneuerung und bei teilweiser Erneuerung 40
4.4 Ableitung der Modellierungsmethode der Fehlerdaten nach [CELL96] . . . 41
4.5 neuronales Netz Beispiel nach [DHS00] 46
4.6 Strukturen von Bayes-Netzen 47
4.7 Bayes-Netz Beispiel nach [RN03] 48

5.1 Verteilung der Fehlerraten aller Fehler je Temperaturklasse 55
5.2 klimatischer Einfluß auf ATA 32 (Fahrwerk) und ATA 33 (Licht) 57
5.3 Zusammenhang wöchentlich kumulierter Fehler und FH 59
5.4 Zusammenhang wöchentlich kumulierter Fehlerrate und Alter 60
5.5 Untersuchung der Fehlerrate vor und nach Checks 61
5.6 Verlauf der Gesamtfehlerrate vor und nach C-Checks 62
5.7 Verlauf der Gesamtfehlerrate vor und nach IL- und D-Checks 63
5.8 Fehlerrate einiger ATA vor und nach C-Checks 64
5.9 Fehlerrate einiger ATA vor und nach IL-Checks 64
5.10 Fehlerrate einiger ATA vor und nach D-Checks 64
5.11 Empirische Fehlerrate ATA 29 und ATA 32 66
5.12 Fehleranzahl der letzten 7 und 60 Tage als Repräsentant des technischen Zustands 67
5.13 MH-Anzahl der letzten 7 und 60 Tage als Repräsentant des technischen Zustands 68

6.1 Verlauf des stochastischen Prozesses Gesamtfehlerrate der Trainingsflugzeuge 71
6.2 Korrelogramme zur Identifikation der Zeitreihenart 72
6.3 Fehlerrate mit Holt-Winters-Modell (ex-post und ex-ante Prognose) 74
6.4 Residuenbetrachtung Holt-Winters-Filter für Fehlerrate 75
6.5 Residuenbetrachtung Holt-Winters-Filter für tägliche Fehlerprognose . . . 76
6.6 Verteilung der Prognosefehler des Holt-Winters-Modells für Trainings- und Validierungsflugzeuge 77
6.7 Empirische und modellierte Gesamtfehleranzahl für 15 zufällige Validierungsflugzeuge 78
6.8 Anzahl der Flugzeuge je Alter 80
6.9 Empirische Fehlerrate und NHPP-Modell für ATA 21 82
6.10 Residuenbetrachtung NHPP-Modell 84
6.11 Verteilung der Prognosefehler des NHPP-Modells für Trainings- und Validierungsflugzeuge 85

6.12 Empirische und modellierte Gesamtfehleranzahl für 15 zufällige Validierungsflugzeuge . . . 87
6.13 Residuenplot des drei-Tage-Regressionsmodells . . . 91
6.14 Residuenbetrachtung tägliche Prognose mit drei-Tage Regression . . . 92
6.15 Validierung des drei-Tage-Modells . . . 93
6.16 Residuenplot des sieben-Tage-Regressionsmodells . . . 94
6.17 Residuenbetrachtung tägliche Prognose mit sieben-Tage Regression . . . 95
6.18 Validierung des sieben-Tage-Modells . . . 96
6.19 Veteilung der Prognosefehler MER für 10, 15 und 20 Flugzeuge bei Anwendung 3- und 7-Tage-Modell . . . 97
6.20 Empirische und modellierte Gesamtfehleranzahl für 15 zufällige Validierungsflugzeuge . . . 98
6.21 Struktur des Bayes-Netzes - Screenshot BaysiaLab . . . 99
6.22 Residuenstruktur Bayes-Netz *Modell 1* . . . 101
6.23 Residuenstruktur Bayes-Netz mit *Modell 2* . . . 102
6.24 Validierung des Bayes-Netzes . . . 103

7.1 Antizyklisches Verhalten der Fehlerraten verschiedener Mechaniker . . . 111
7.2 Vergleich jährlicher Einsparungen pro Flugzeug - Zeitreihen- und Regressionsmodell . . . 113
7.3 Ersparnis p.a. gegenüber heutigem System mit zwei Mechanikern/AC je Nachtschicht . . . 114
7.4 Ersparnis p.a. gegenüber heutigem System mit 1,5 Mechanikern/AC je Nachtschicht . . . 115

A.1 Fehlerrate ATA 21 und ATA 22* in in Abhängigkeit der Temperaturen . . . 139
A.2 Fehlerrate ATA 23 und ATA 24 in in Abhängigkeit der Temperaturen . . . 139
A.3 Fehlerrate ATA 25 und ATA 27 in in Abhängigkeit der Temperaturen . . . 140
A.4 Fehlerrate ATA 29 und ATA 32 in in Abhängigkeit der Temperaturen . . . 140
A.5 Fehlerrate ATA 33 und ATA 36 in in Abhängigkeit der Temperaturen . . . 140
A.6 Fehlerrate ATA 38 und ATA 49 in in Abhängigkeit der Temperaturen . . . 141
A.7 Fehlerrate ATA 51* und ATA 71* in in Abhängigkeit der Temperaturen . . . 141

B.1 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach C-Check . . . 143
B.2 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach C-Check . . . 143
B.3 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach C-Check . . . 144
B.4 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach IL-Check . . . 144
B.5 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach IL-Check . . . 144
B.6 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach IL-Check . . . 145
B.7 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach D-Check . . . 145
B.8 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach D-Check . . . 145
B.9 Fehlerrate einzelner ATA vor und nach D-Check . . . 146

Tabellenverzeichnis

1.1 Auswahl von ATA-Codes 8

5.1 Zur Modellierung verwendete ATA-Systeme 54
5.2 klimatischer Einfluss auf einzelne ATA-Systeme 56

6.1 Übersicht MSE, Mittelwert und Median des Zeitreihenmodell 78
6.2 Parameter der NHPP-Fehlerraten 82
6.3 Teststatistiken des Anpassungstests 83
6.4 Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER des NHPP-Modell Alter 8500 bis 32000 FH 86
6.5 Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER des NHPP-Modell alle Alter 86
6.6 Parameter des drei-Tage-Regressionsmodells 90
6.7 VIF-Werte der Regressoren 90
6.8 Parameter des sieben-Tage-Regressionsmodells 94
6.9 VIF-Werte der Regressoren 94
6.10 Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER des drei-Tage Regressions-modell 97
6.11 Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER sieben-Tage Regressionsmodell 97
6.12 Übersicht MSE, Mittelwert und Median MER Bayes-Netz 103

7.1 Vergleich der einzelnen Modelle 109
7.2 Wahrscheinlichkeiten für Verspätung zwischen 15 und 60 min. 116
7.3 Wahrscheinlichkeit für Verspätungen zwischen 15 und 60 min. - verringerte Reserve 116
7.4 Jährliche Ersparnis bei modellbasierter Arbeitskräfteplanung 117
7.5 Jährliche Ersparnis - heutiges System ohne Lizenztrennung 117
7.6 Jährliche Ersparnis bei 5 Flugzeugen je Nachtschicht 118

Anhang A

Verteilungen der Fehlerraten in Abhängigkeit der Temperaturen

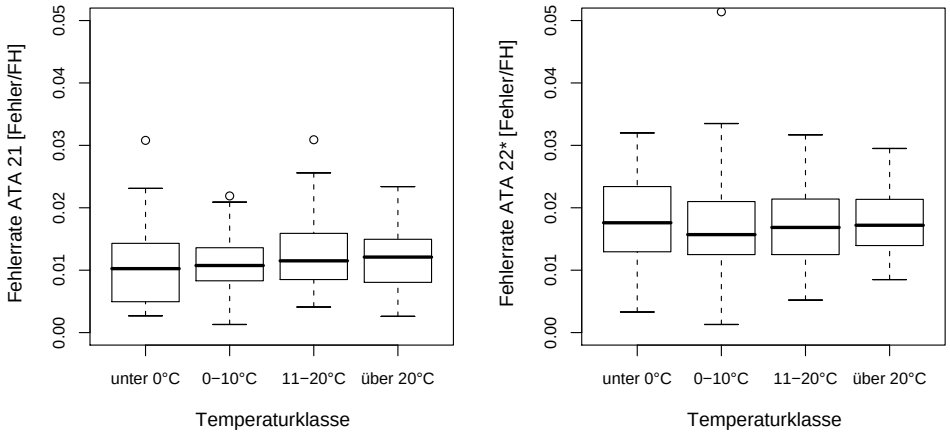

Abbildung A.1: Fehlerrate ATA 21 und ATA 22* in in Abhängigkeit der Temperaturen

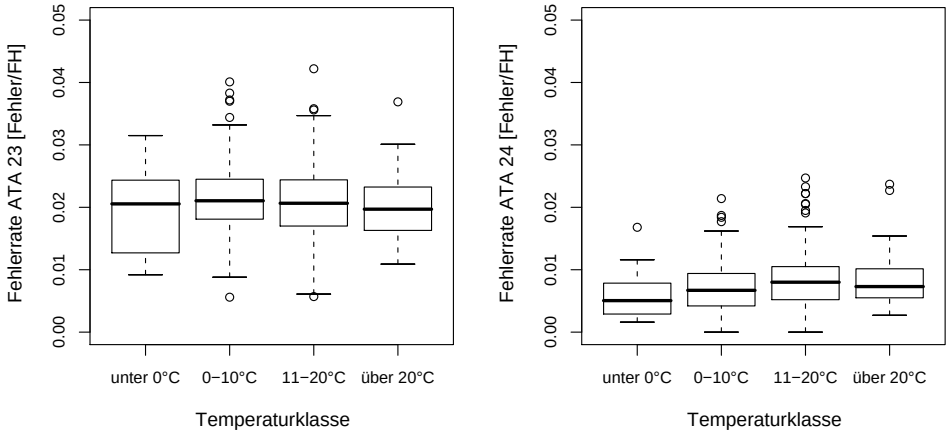

Abbildung A.2: Fehlerrate ATA 23 und ATA 24 in in Abhängigkeit der Temperaturen

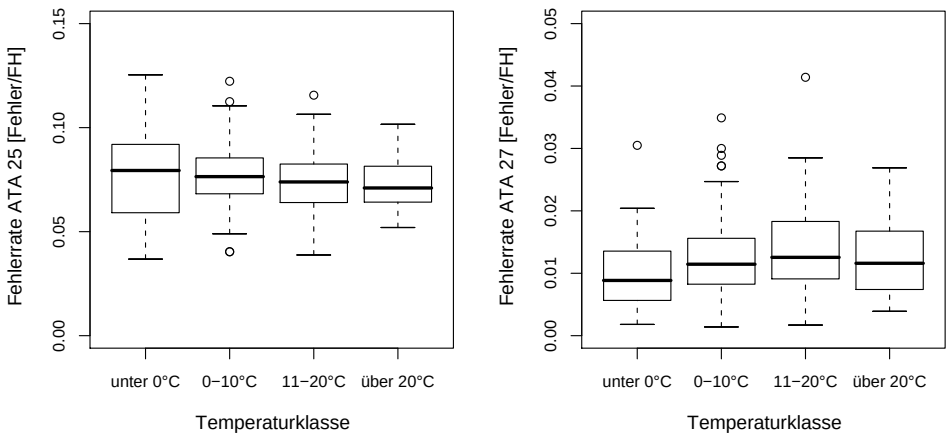

Abbildung A.3: Fehlerrate ATA 25 und ATA 27 in in Abhängigkeit der Temperaturen

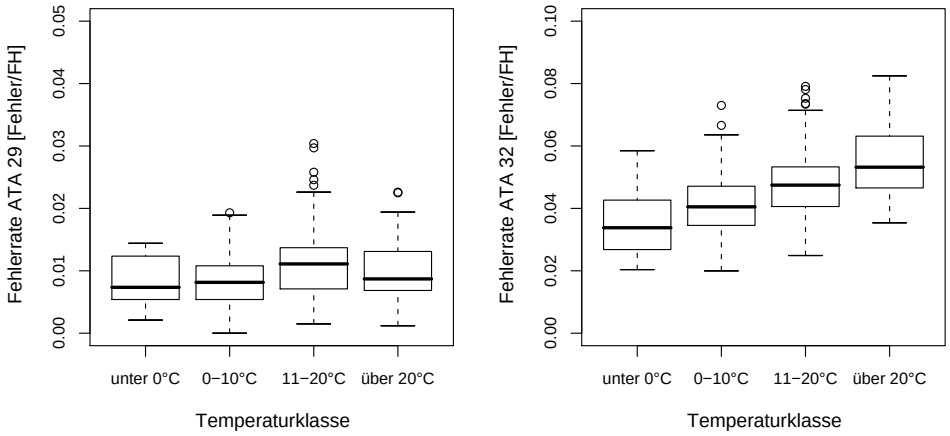

Abbildung A.4: Fehlerrate ATA 29 und ATA 32 in in Abhängigkeit der Temperaturen

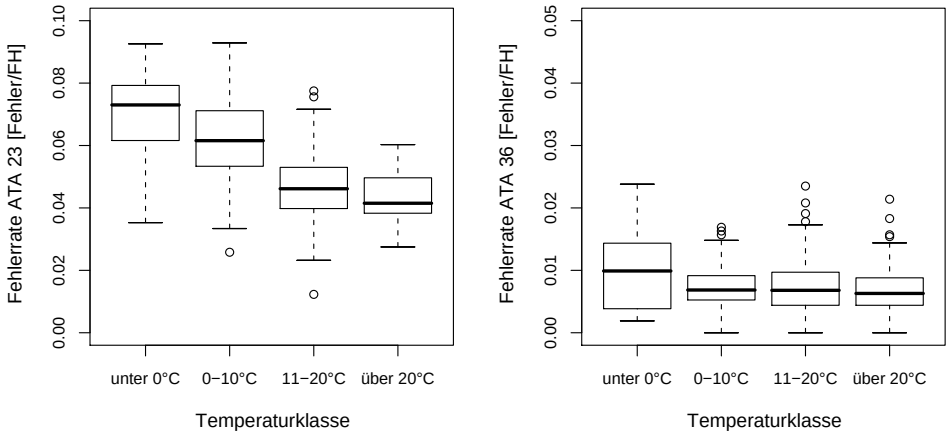

Abbildung A.5: Fehlerrate ATA 33 und ATA 36 in in Abhängigkeit der Temperaturen

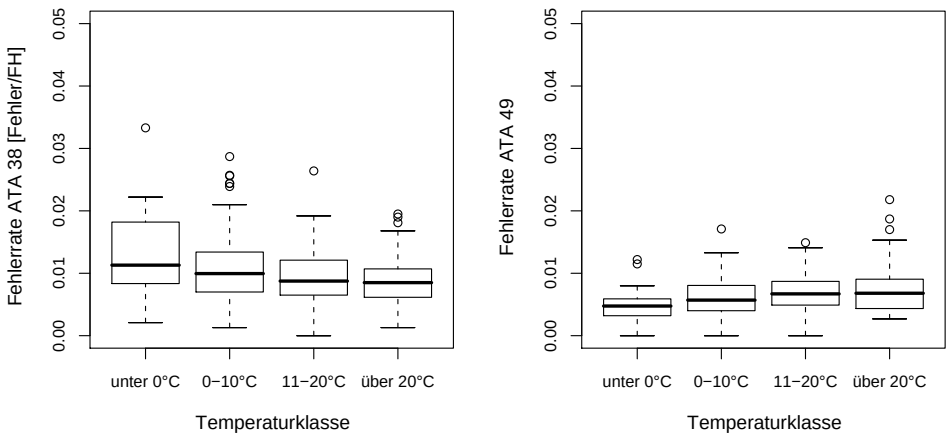

Abbildung A.6: Fehlerrate ATA 38 und ATA 49 in in Abhängigkeit der Temperaturen

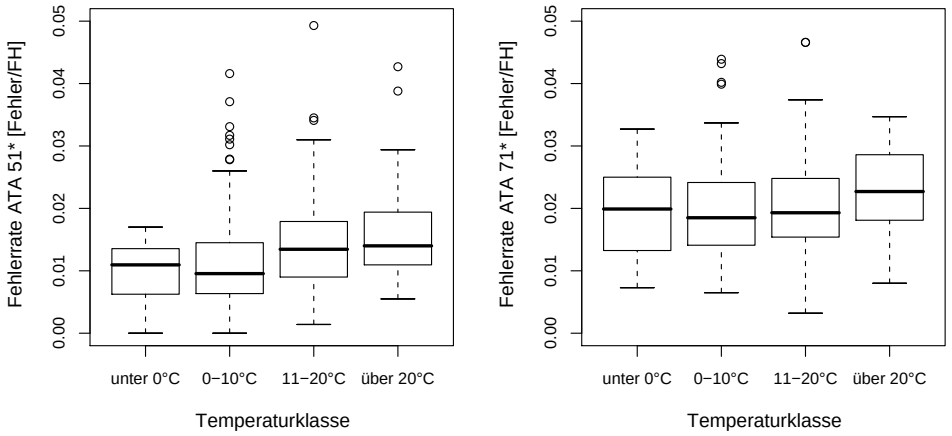

Abbildung A.7: Fehlerrate ATA 51* und ATA 71* in in Abhängigkeit der Temperaturen

Anhang B

Verteilungen der Fehlerraten vor und nach Instandhaltungschecks

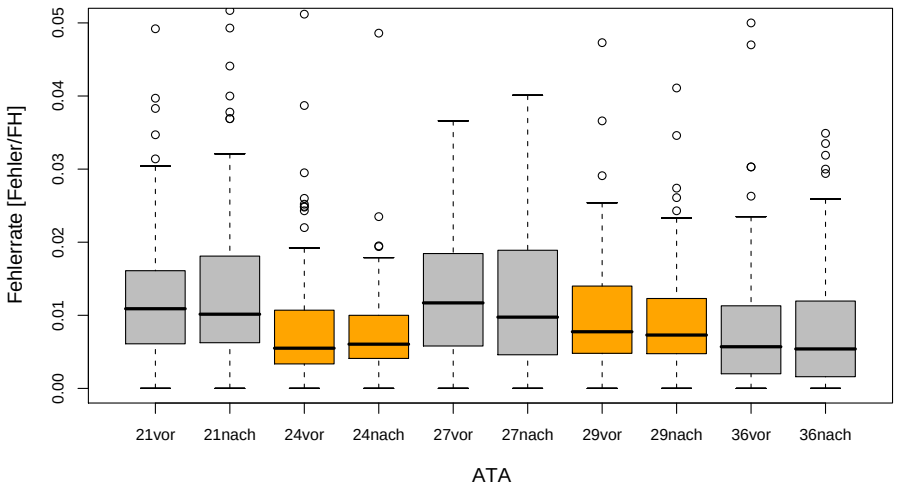

Abbildung B.1: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach C-Check

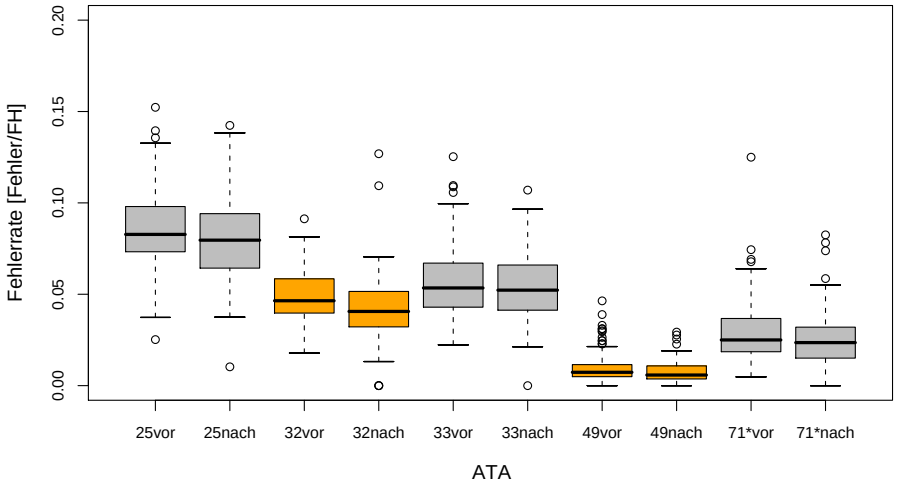

Abbildung B.2: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach C-Check

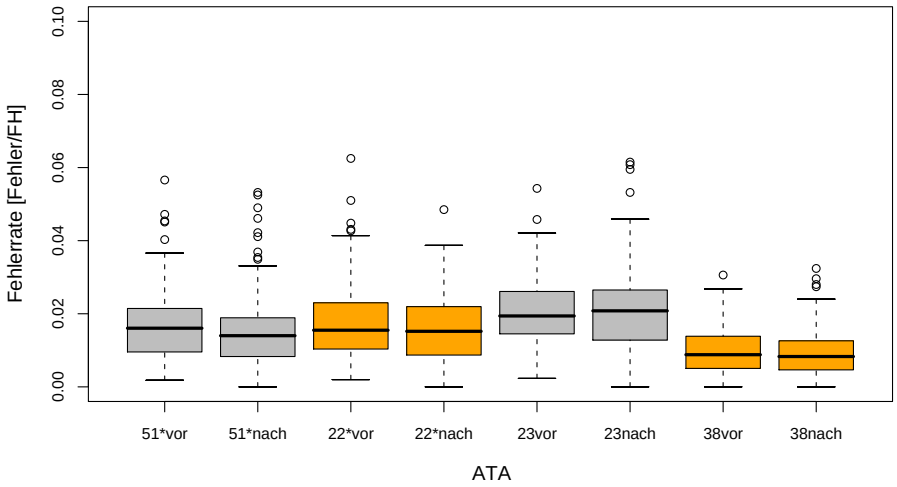

Abbildung B.3: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach C-Check

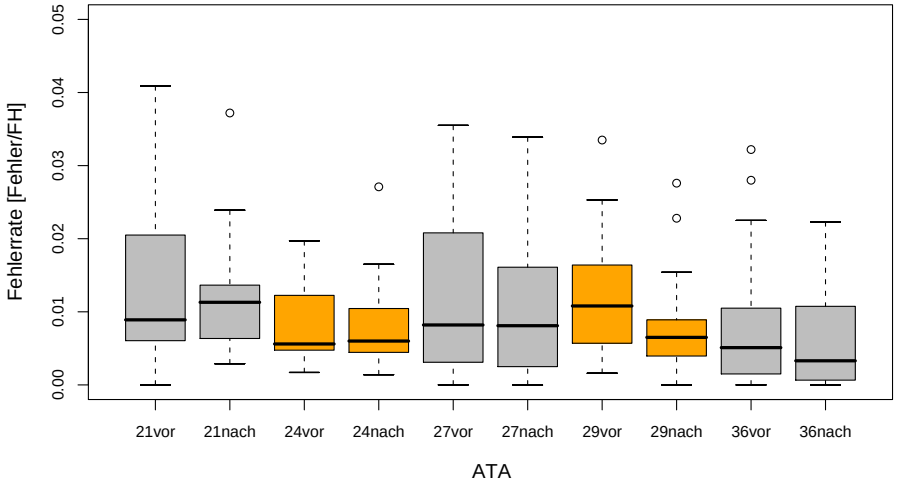

Abbildung B.4: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach IL-Check

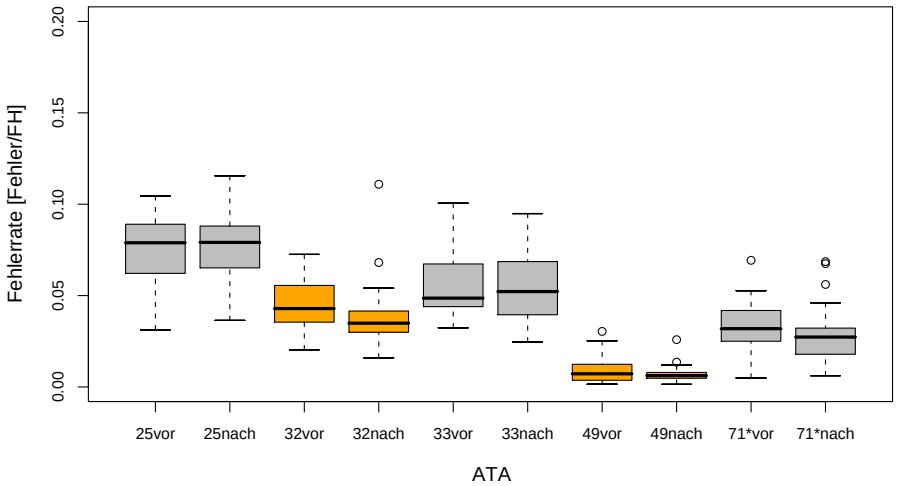

Abbildung B.5: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach IL-Check

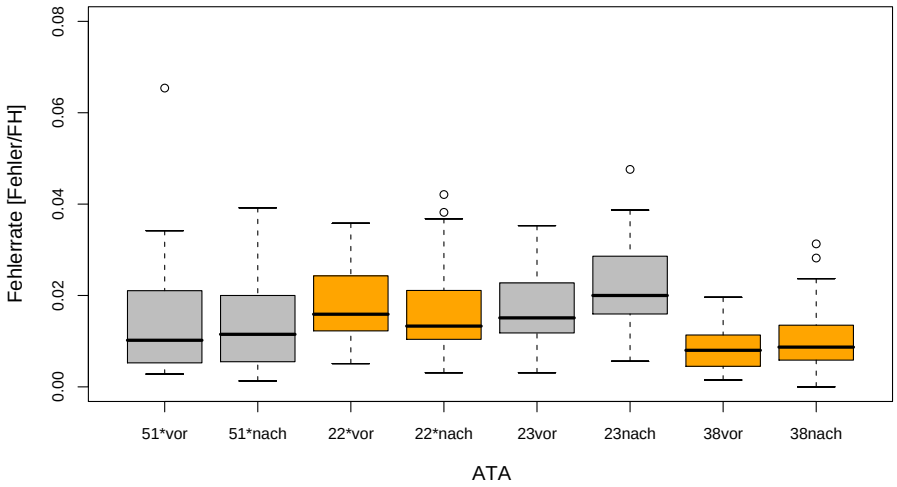

Abbildung B.6: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach IL-Check

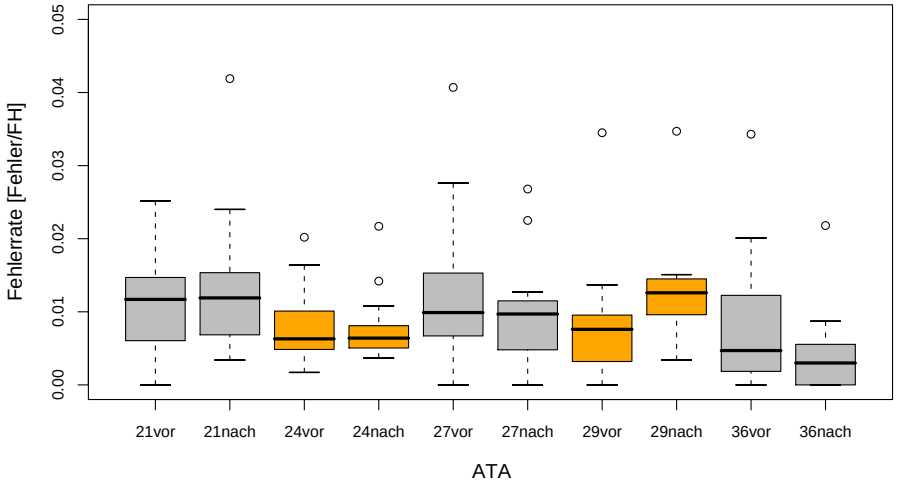

Abbildung B.7: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach D-Check

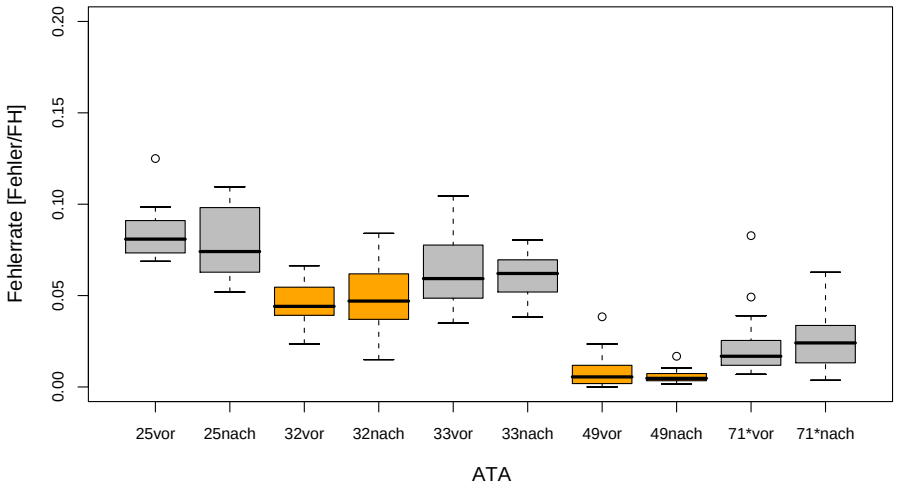

Abbildung B.8: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach D-Check

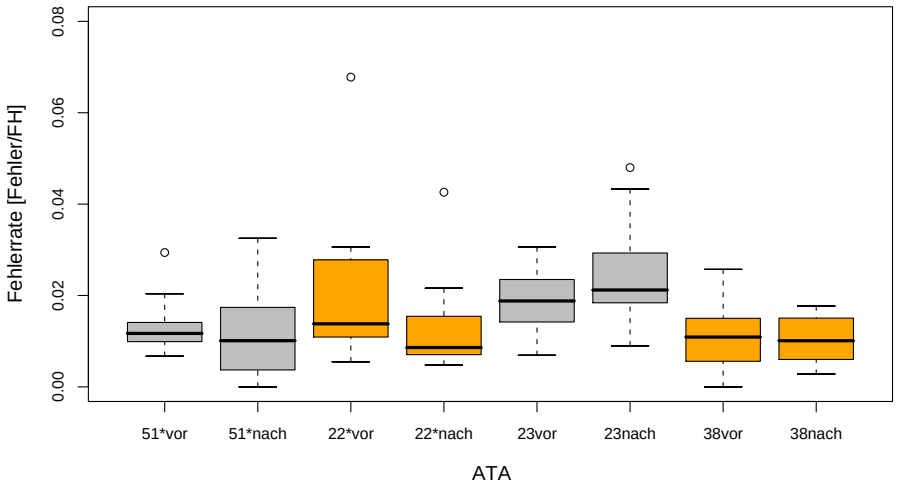

Abbildung B.9: Fehlerrate einzelner ATA vor und nach D-Check