

**Automatische Klassifikation von Kommunikationsstandards
im europäischen 868 MHz Short Range Device-Band**

Der Technischen Fakultät der
Universität Erlangen-Nürnberg
zur Erlangung des Grades

DOKTOR-INGENIEUR

vorgelegt von
Matthias Kuba

Erlangen - 2012

Als Dissertation genehmigt von
der Technischen Fakultät der
Universität Erlangen-Nürnberg

Tag der Einreichung: 04. Juni 2012

Tag der Promotion: 27. Juli 2012

Dekanin: Prof. Dr.-Ing. habil. Marion Merklein

1. Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. Dr.-Ing. habil. Robert Weigel

2. Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. Albert Heuberger

Kurzfassung

Die automatische Erkennung des Kommunikationsstandards, auf dem ein empfangenes Signal basiert, ist eine wichtige Aufgabe, wenn universelle Interoperabilität zwischen inkompatiblen Geräten gewährleistet werden soll. Zur Lösung derartiger Problemstellungen gibt es grundsätzlich zwei verschiedene Herangehensweisen:

Hypothesentestbasierte Klassifikatoren beruhen auf der Detektions- und Estimationstheorie und sind optimal im Sinne der Wahrscheinlichkeit korrekter Entscheidungen. Jedoch führen diese Ansätze oftmals nicht zu realisierbaren Lösungen, wenn sehr heterogene Signale betrachtet werden oder die Zahl unbekannter Signalparameter groß ist. Geschlossene mathematische Lösungen lassen sich häufig nur durch Näherungen und Annahmen finden.

Merkmalsbasierte Klassifikatoren dagegen beruhen auf den Prinzipien der Mustererkennung. Obwohl diese Verfahren im Gegensatz zu den hypothesentestbasierten Ansätzen nicht optimal sind, kann bei geeigneter Wahl der Merkmale eine Fehlerwahrscheinlichkeit nahe dem Optimum erreicht werden. Zudem bestehen bei der Entwicklung solcher Verfahren zahlreiche Freiheitsgrade, so dass diese Klassifikatoren mit Bedacht auf deren Realisierbarkeit erarbeitet werden können.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden beide Ansätze für die automatische Klassifikation von sechs häufig verwendeten Kommunikationsstandards im europäischen 868 MHz-Band untersucht. Zunächst werden beide Klassifikatoren entwickelt und mittels Monte-Carlo-Simulationen verifiziert. Anschließend werden die Verfahren unter Berücksichtigung der Realisierbarkeit, des zu erwartenden Schaltungsaufwandes, der getroffenen Annahmen und der Wahrscheinlichkeit korrekter Entscheidungen verglichen und gegeneinander abgewogen. Schließlich wird der merkmalsbasierte Ansatz in Form eines Prototyps implementiert und messtechnisch verifiziert.

Abstract

The automatic recognition of the communication standard that is used by a received signal is a crucial task if universal interoperability between incompatible devices is to be ensured. Basically, two different approaches exist for the solution of such problems:

Likelihood-based classifiers make use of the detection and estimation theory and are optimal with regards to the probability of correct decisions. However, this approach rarely leads to feasible solutions if the considered signals are highly heterogeneous or the number of unknown signal parameters is large. Closed-form solutions can often only be found using approximations and assumptions.

Feature-based classifiers are based on the principles of pattern recognition. Even though this approach is not optimal vis-à-vis the likelihood-based methods, it can reach a probability of misclassification that is close to the optimal solution, as long as the features are developed suitably. Furthermore, there are numerous possibilities of developing such algorithms, which can be devised with the objective to achieve the desired feasibility.

In the present work, both approaches are investigated for the automatic classification of six commonly used communication standards in the European 868 MHz band. Initially, both classifiers are developed and verified via Monte-Carlo simulations. Subsequently, the approaches are compared with respect to feasibility, hardware resources required, assumptions made and the probability of correct decisions. Finally, the feature-based classifier is implemented on a prototype and verified by measurements.

Inhaltsverzeichnis

1	Einordnung des Themas	1
2	Grundlagen	7
2.1	Das 868 MHz-Frequenzband	7
2.1.1	IEEE 802.15.4	9
2.1.2	DIN EN 13757-4	11
2.1.3	ISO/IEC 14543-3-10	13
2.1.4	Übersicht	14
2.2	Detektions- und Estimationstheorie	14
2.3	Mustererkennung und -klassifikation	19
2.4	Software Defined Radio	23
3	Klassifikationsalgorithmen	25
3.1	Vor- und Nachteile verschiedener Ansätze	25
3.2	Stand der Technik	26
3.3	Hypothesentestbasierter Ansatz	29
3.3.1	Aufstellen der Hypothesen	30
3.3.2	Bedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen	32
3.3.2.1	Bedingte Dichte von OOK STD	32
3.3.2.2	Bedingte Dichte von IEEE BPSK	34
3.3.2.3	Bedingte Dichte von IEEE OQPSK	36
3.3.2.4	Bedingte Dichte von wM-Bus A	37
3.3.2.5	Bedingte Dichte von wM-Bus B	38
3.3.2.6	Bedingte Dichte von wM-Bus R2	40
3.3.3	Entscheidungsregel	40
3.4	Merkmalsbasierter Ansatz	41
3.4.1	Vorüberlegungen	42
3.4.2	Vorverarbeitung	44
3.4.3	Merkmalsextraktion	46
3.4.4	Entscheidungsregel	48
3.4.5	Schwellwertermittlung	54
3.4.6	Vereinfachungen	58

4	Verifikation	60
4.1	Simulationsergebnisse	60
4.1.1	Erfolgsrate des hypothesentestbasierten Klassifikators	60
4.1.2	Erfolgsrate des merkmalsbasierten Klassifikators	63
4.1.3	Interpretation der Ergebnisse und Vergleich beider Ansätze . .	64
4.1.4	Weiterführende Untersuchung des merkmalsbasierten Klassifikators	68
4.2	Implementierung des merkmalsbasierten Klassifikators	71
5	Zusammenfassung und Ausblick	77
	Anhang	81
	Literaturverzeichnis	101
	Danksagung	107

Tabellenverzeichnis

2.1	Regulatorische Vorgaben im 868 MHz-Band	8
2.2	Abbildung der Bits auf PN-Sequenzen nach IEEE BPSK	10
2.3	Abbildung der Bits auf PN-Sequenzen nach IEEE OQPSK	11
2.4	'3 aus 6'-Codierung nach wM-Bus B	13
2.5	Wichtige Parameter der untersuchten Kommunikationsstandards . . .	14
4.1	Konfusionsmatrix für $SNR = 5$ dB (und $SNR = 0$ dB)	71

Abbildungsverzeichnis

2.1	Zeitlicher I-Q-Versatz nach IEEE OQPSK	12
2.2	Halbwellen-Pulsformung nach IEEE OQPSK	12
2.3	Beispiel linearer Separabilität	20
3.1	Berechnung der bedingten Dichtefunktion für OOK STD	34
3.2	Berechnung der bedingten Dichtefunktion für IEEE BPSK	35
3.3	Berechnung der bedingten Dichtefunktion für IEEE OQPSK	37
3.4	Berechnung der bedingten Dichtefunktion für wM-Bus A	38
3.5	Berechnung der bedingten Dichtefunktion für wM-Bus B	39
3.6	Berechnung der bedingten Dichtefunktion für wM-Bus R2	41
3.7	Blockschaltbild der Vorverarbeitung	46
3.8	Blockschaltbild der Merkmalsextraktion	48
3.9	Wahrscheinlichkeitsnetz für die Normalverteilung	49
3.10	Kovarianzmatrix der Merkmale als Farbdigramm	50
3.11	Verteilungshistogramme der Merkmalswerte	51
3.12	Box-Whisker-Diagramme der Merkmalswerte für alle Standards	52
3.13	Entscheidungsbaum	53
3.14	Blockschaltbild des merkmalsbasierten Klassifikators	54
3.15	Mittelwerte der Merkmale als Funktion von SNR	56
3.16	Worst Case-Werte der Merkmale als Funktion von SNR	57
4.1	Erfolgsrate des hypothesentestbasierten Klassifikators	62
4.2	Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators	64
4.3	Erfolgsrate des HB-Klassifikators im Vergleich mit BPSK	65
4.4	Erfolgsrate des MB-Klassifikators im Vergleich mit BPSK	66
4.5	Vergleich der Erfolgsraten beider Klassifikatoren	67
4.6	Auswirkung der Vereinfachungen auf die Erfolgsrate	69
4.7	Erfolgsrate bei Vergrößerung des Untersuchungszeitraums	69
4.8	Vergleich des Klassifikators mit den Kommunikationsstandards	70
4.9	Lyrtech Small Form Factor SDR Development Platform	72
4.10	Top-Level Ansicht des Xilinx System Generator-Designs	73
4.11	Erfolgsrate der Implementierung im Vergleich mit der Simulation	76

Abkürzungsverzeichnis

6LoWPAN	Internet Protocol Version 6 over Low Power WPAN
ADU	Analog-Digitalumsetzer
ALRT	Average Likelihood-Ratio-Test
AWGN	Additive White Gaussian Noise
BER	Bit Error Rate
BFSK	Binary Frequency Shift Keying
BPSK	Binary Phase Shift Keying
CEPT	Conférence Européenne des Administrations des Postes et des Télécommunications
DIN	Deutsches Institut für Normung
DP	Development Platform
DSP	Digitaler Signalprozessor
DSSS	Direct Sequence Spread Spectrum
EN	Europäische Norm
EnWG	Energiewirtschaftsgesetz
ERP	Effective Radiated Power
ETSI	European Telecommunications Standards Institute
FFT	Fast Fourier Transform
FHSS	Frequency Hopping Spread Spectrum
FIR	Finite Impulse Response
FPGA	Field Programmable Gate Array
FSK	Frequency Shift Keying
GLRT	Generalized Likelihood-Ratio-Test
HART	Highway Addressable Remote Transducer
HB	Hypothesentestbasiert
HLRT	Hybrid Likelihood-Ratio-Test
IEC	International Electrotechnical Commission
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
iid	Independent and identically distributed
ISM	Industrial, Scientific and Medical
ISO	International Organization for Standardization

ITU	International Telecommunication Union
LBT	Listen Before Talk
MB	Merkmalsbasiert
MSK	Minimum Shift Keying
OOK	On-Off Keying
OQPSK	Offset Quadrature Phase Shift Keying
OSI	Open Systems Interconnection
PN	Pseudo-Noise
SDR	Software Defined Radio
SFF	Small Form Factor
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SRD	Short Range Device
STD	Standard
WLAN	Wireless Local Area Network
wM-Bus	Wireless Metering Bus
WPAN	Wireless Personal Area Network

1 Einordnung des Themas

In § 21b Abs. 3 des Energiewirtschaftsgesetzes (EnWG) in der bis 04.08.2011 gültigen Fassung ist Folgendes zu lesen: „Soweit dies technisch machbar und wirtschaftlich zumutbar ist, haben Messstellenbetreiber ab dem 1. Januar 2010 beim Einbau von Messeinrichtungen in Gebäuden, die neu an das Energieversorgungsnetz angeschlossen werden oder einer größeren Renovierung (...) unterzogen werden, jeweils Messeinrichtungen einzubauen, die dem jeweiligen Anschlussnutzer den tatsächlichen Energieverbrauch und die tatsächliche Nutzungszeit widerspiegeln“ [1]. Auch wenn sich diese Formulierung in der aktuellen Fassung dieser Norm nicht wiederfindet (mittlerweile regelt das Gesetz zur Neuregelung energiewirtschaftsrechtlicher Vorschriften vom 04.08.2011 den gesetzlichen Rahmen zum Einbau intelligenter Messsysteme und für lastvariable oder zeitabhängige Tarifmodelle), so zeigt der Absatz doch ganz deutlich, dass auch der Gesetzgeber bemüht ist, durch entsprechende Maßnahmen zum effizienten Umgang mit unseren Ressourcen beizutragen.

Das oftmals als *Smart Metering* bezeichnete automatische Ablesen und Visualisieren von Verbrauchszählerdaten ist ein wichtiger Schritt in diese Richtung. Nur wenn dem Endkunden seine Verbräuche zeitnah und unkompliziert zur Verfügung gestellt werden, ist dieser in der Lage sein Verbrauchsverhalten zu ändern und somit Kosten zu sparen und die Umwelt zu entlasten. Der Gedanke eines *intelligenten Stromnetzes* (engl. Smart Grid) führt jedoch weit über die automatische Erfassung von Verbräuchen hinaus. Übertragungs- und Verteilnetze sollen ebenso wie zentrale und dezentrale Erzeuger, Energiespeicher und Verbraucher durch entsprechende Kommunikations-, Steuerungs- und Regelungstechnik miteinander vernetzt werden. Um regenerative Energiequellen optimal nutzen zu können, ist eine Lastenglättung mittels Anpassung der Verbräuche an das aktuell vorhandene Energieangebot aus regenerativen Quellen unumgänglich. Hierzu wiederum ist es notwendig, dass die verschiedenen Akteure innerhalb des intelligenten Stromnetzes regelmäßig Informationen wie die Menge der zur Verfügung stehenden regenerativen Energie, Last- und Verbrauchsprognosen sowie Preis- und Abrechnungsinformationen, austauschen. Grundsätzlich sind hierfür verschiedene kabelgebundene und drahtlose Kommunikationstechnologien denkbar. Im Bereich der Heim- und Gebäudeautomation wird bevorzugt auf drahtlose Kurzstreckenkommunikation gesetzt, da im Gegensatz zu den

kabelgebundenen Lösungen der Installationsaufwand für das Übertragungsmedium selbst entfällt.

Bei der Wahl der Übertragungsfrequenzen wird zumeist auf lizenzfreie Frequenzbereiche wie das 2,4 bis 2,5 GHz-Band, in dem auch Kommunikationsstandards wie WLAN oder Bluetooth anzufinden sind, zurückgegriffen. Bei diesen sogenannten ISM-Bändern (Industrial, Scientific and Medical) handelt es sich um international reservierte Frequenzbereiche, die für industrielle, wissenschaftliche oder medizinische Anwendungen frei zur Verfügung stehen. In Europa liegt, neben anderen, zudem das sogenannte 868 bis 870 MHz Short Range Device (SRD)-Band offen, das gegenüber dem 2,4 GHz-Band speziell im Bereich der Heimautomation zahlreiche Vorteile bietet, auf die in Kapitel 2.1 näher eingegangen werden soll. Aus diesem Grund haben sich in der Vergangenheit zahlreiche Standards, Quasistandards und proprietäre Lösungen für diesen Frequenzbereich etabliert, was im Bereich der Heimautomation zu einer komplexen und inhomogenen Kommunikationsumgebung führt. Geräte verschiedener Hersteller nutzen häufig unterschiedliche Kommunikationsverfahren innerhalb desselben Frequenzbandes und sind daher nicht in der Lage Daten untereinander auszutauschen. Zudem ist zum derzeitigen Stand nicht abzusehen, ob sich ein Verfahren gegen die anderen durchsetzen wird. Das bestehende Standardisierungsproblem kann folglich nur durch eine flexible und universelle Vernetzung verschiedener Technologien bewerkstelligt werden.

Eine Lösung bietet ein Protokollumsetzer, der zwischen verschiedenen Kommunikationsstandards übersetzt und somit eine Verbindung zwischen inkompatiblen Geräten herstellt. Ein solcher Protokollumsetzer muss in der Lage sein, die Signalinformationen einer beliebigen Quelle zu empfangen, diese in ein anderes Format zu übersetzen und an eine Informationssenke zu übermitteln. Prinzipiell ist hierfür die parallele Implementierung mehrerer dedizierter Empfänger, die jeweils nach den in Betracht gezogenen Funkstandards arbeiten, denkbar. Da für Geräte im Bereich der Heimautomation und für die Kommunikationstechnologie in intelligenten Stromnetzen jedoch ein möglichst geringer Energieverbrauch gefordert wird, ist diese Herangehensweise nicht zweckmäßig. Durch ein Verfahren zur automatischen Erkennung des verwendeten Kommunikationsstandards, das sich durch geringe Komplexität und geringen Leistungsverbrauch auszeichnet, in Verbindung mit einem parametrisierbaren Multistandardempfänger, lässt sich jedoch große Flexibilität bei gleichzeitig geringer

Leistungsaufnahme erzielen. Der Umsetzer muss mit einem flexiblen Empfänger ausgestattet sein, der in der Lage ist, den dem empfangenen Signal zugrunde liegenden Kommunikationsstandard automatisch zu klassifizieren, die Signalverarbeitungskette adaptiv anzupassen und schließlich das Signal zu demodulieren. Die automatische Erkennung bzw. Klassifikation des Standards stellt dabei hohe Anforderungen an die digitale Signalverarbeitung eines solchen Empfängers.

In der Fachliteratur finden sich zahlreiche Artikel und Bücher, die sich mit der automatischen Modulationsklassifikation beschäftigen. Diese Verfahren versuchen mit unterschiedlichsten Herangehensweisen die Modulationsart, mit der Informationsdaten einem Trägersignal aufgeprägt werden, aus verrauschten Signalen automatisch zu erkennen. Bei der Lösung eines solchen Problems lassen sich grundsätzlich zwei verschiedene Ansätze unterscheiden: Der erste wird meist als likelihood- oder hypothesentestbasierter Ansatz bezeichnet, da die Lösung auf statistischen Hypothesentests basiert. Die mathematischen Grundlagen hierfür beruhen auf der Detektions- und Estimationstheorie. Vorteilhaft an diesen Verfahren ist, dass sie sich am physikalischen Optimum bewegen, wobei entsprechende Optimalitätskriterien für die Entwicklung solcher Klassifikationsalgorithmen zu definieren sind. Es lassen sich zahlreiche Veröffentlichungen zur hypothesentestbasierten Modulationsklassifikation finden [2–14], in denen versucht wird, unterschiedlichste Signalformen und Modulationsarten automatisch zu erkennen. Die entwickelten Verfahren sind in der Regel äußerst komplex und führen oftmals nicht zu einer geschlossenen mathematischen Lösung. Zudem werden häufig unrealistische Annahmen getroffen und die präsentierten Ergebnisse sind meist auf Simulationen und nicht auf die Implementierung der Algorithmen in reale Systeme zurückzuführen.

Der zweite Ansatz beruht auf den Prinzipien der Mustererkennung und wird als merkmalsbasierter Ansatz bezeichnet. Hierbei werden relevante statistische Kenngrößen aus dem empfangenen Signal extrahiert, deren Werte Rückschlüsse auf die verwendete Modulationsart zulassen. Das Finden geeigneter Merkmale basiert auf der Intuition und dem Verständnis des Entwicklers für das zugrunde liegende Problem. Obwohl diese Verfahren, im Gegensatz zu den hypothesentestbasierten Ansätzen, nicht optimal sind, kann bei geeigneter Wahl der Merkmale eine Fehlerwahrscheinlichkeit nahe dem Optimum erreicht werden. Der merkmalsbasierte Ansatz hat zudem den Vorteil, dass er in der Regel keine unrealistischen Annahmen erfor-

dert und sich durch deutlich geringere Komplexität gegenüber der hypothesentestbasierten Herangehensweise auszeichnet. Daher gibt es auf diesem Gebiet zahlreiche Forschungsbemühungen, aus denen unterschiedlichste Merkmale zur Erkennung unterschiedlichster Modulationsarten und Signalformen hervorgehen [15–34].

Die automatische Klassifikation von Kommunikationsstandards unterscheidet sich von der automatischen Modulationsklassifikation dahingehend, dass nicht versucht wird die Modulationsart selbst zu erkennen, sondern den gesamten Funkstandard, auf dem das empfangene Signal basiert. Die wissenschaftlichen Erkenntnisse der automatischen Modulationsklassifikation lassen sich jedoch über weite Teile für die automatische Standardklassifikation übernehmen.

In den wenigsten der oben angegebenen Publikationen wird von einer tatsächlichen Implementierung der entwickelten Algorithmen berichtet. Die untersuchten Signalformen basieren meist auf fiktiven Funkprotokollen und die Ergebnisse sind das Resultat von Simulationen oder analytischen Betrachtungen. Nur wenige Veröffentlichungen nehmen Bezug auf real existente Kommunikationsstandards [22, 32] oder sprechen von der Implementierung ihrer Algorithmen [4, 30, 34]. Ein entsprechender Klassifikationsalgorithmus für die hier betrachteten Kommunikationsstandards ist dem Autor zum Zeitpunkt des Verfassens dieser Dissertationsschrift ebensowenig bekannt wie eine Arbeit, in der sowohl ein hypothesentestbasierter als auch ein merkmalsbasierter Klassifikationsansatz für die gleiche Gruppe von Standards und vor dem Hintergrund der selben Problemstellung entwickelt, verglichen und unter Berücksichtigung der hier gestellten Anforderungen gegeneinander abgewogen werden.

Im Rahmen dieser Arbeit soll daher erstmals ein Algorithmus zur automatischen Klassifikation ausgewählter Kommunikationsstandards innerhalb des europäischen 868 MHz SRD-Bandes vorgestellt werden. Hierzu werden zunächst beide oben erwähnten Herangehensweisen verfolgt und entsprechende Klassifikatoren entwickelt. Die theoretischen Hintergründe dieser Ansätze werden vorgestellt und in Bezug auf die vorliegende Thematik vertieft. Hiernach erfolgen eine Bewertung und ein Abwägen der beiden Ansätze. Schließlich wird für den merkmalsbasierten Ansatz der praktische Funktionsnachweis in Form einer Implementierung des Algorithmus in einer feldprogrammierbaren Schaltung präsentiert und durch Messungen untermauert.

ert. Auf den Stand der Technik und den eigenen Beitrag der vorliegenden Arbeit soll in Kapitel 3.2 noch detailliert eingegangen werden.

Diese Arbeit ist wie folgt gegliedert: In Kapitel 2 werden die Grundlagen für das Verständnis dieser Arbeit gelegt. Zunächst wird auf regulatorische Rahmenbedingungen des 868 MHz-Bandes und einige bekannte und häufig verwendete Standards innerhalb dieses Frequenzbereiches eingegangen. Anschließend werden die theoretischen Hintergründe der Detektions- und Estimationstheorie beleuchtet, da diese die Grundlage für den hypothesentestbasierten Klassifikationsalgorithmus darstellen. Die Grundprinzipien der Mustererkennung bilden die Basis für den merkmalsbasierten Klassifikationsansatz. Schließlich wird das Prinzip des *Software Defined Radio* als hier verwendetes Empfängerkonzept erläutert. Die Entwicklung der Klassifikationsalgorithmen erfolgt in Kapitel 3. Beide oben erwähnten Ansätze werden kurz vorgestellt und ihre Vor- und Nachteile diskutiert. Weiterhin wird der Stand der Technik beleuchtet und der eigene Beitrag dieser Arbeit herausgearbeitet. Basierend auf den theoretischen Grundlagen der Detektionstheorie sowie der Mustererkennung werden zwei Algorithmen zur Lösung des vorliegenden Klassifikationsproblems erarbeitet. Kapitel 4 widmet sich der Verifikation der vorgestellten Klassifikationsalgorithmen. Unter Einbeziehung von Simulationsergebnissen werden beide Ansätze bewertet und gegeneinander abgewogen. Der praktische Funktionsnachweis der merkmalsbasierten Herangehensweise in Form einer Implementierung auf einem realen Hardwaresystem sowie die Ergebnisse der durchgeführten Messungen runden dieses Kapitel ab. Schließlich fasst Kapitel 5 die im Rahmen dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse zusammen, zieht Schlussfolgerungen und gibt einen Ausblick auf zukünftige Entwicklungen und Fragestellungen, die mit dieser Arbeit zusammenhängen.

Begriffserläuterungen:

Die Fachbegriffe einiger der in dieser Arbeit tangierten Wissensgebiete sind im deutschsprachigen Raum zum Teil nicht einheitlich geregelt. Während die englische Sprache beispielsweise nur das Wort „Classifier“ kennt, kommen hierfür im deutschen grundsätzlich die beiden Begriffe „Klassifikator“ und „Klassifizierer“ in Frage, die in manchen Literaturquellen gleichbedeutend, in anderen dagegen mit unterschiedlicher Bedeutung verwendet werden. Daher sollen nachfolgend die Bedeutungen dieser Be-

grifflichkeiten innerhalb der vorliegenden Arbeit geklärt werden.

Das Wort *Klassifikator* beschreibt ein (Gesamt-)System zur automatischen Ermittlung des Zustands eines Signals. Dahingegen wird der Begriff *Klassifizierer* in dieser Arbeit für den auf die Merkmalsextraktion folgenden Entscheider in Systemen zur Mustererkennung verwendet. Unter einem *Signalzustand* oder *Ereignis* verstehen wir die tatsächliche Klasse, der das Signal zuzuordnen ist. Bei binärer Datenübertragung beispielsweise wären die möglichen Signalzustände „High“ und „Low“. *Merkmale* sind Kenngrößen, die aus einem Signal ermittelt werden und Rückschlüsse auf dessen Zustand zulassen. So wäre im Fall der binären Übertragung wiederum die Signalamplitude ein geeignetes Merkmal zur Ermittlung des Signalzustandes. Unter *Mustern* werden Vektoren verstanden, die aus den erfassten Werten mehrerer (N) verschiedener Merkmale bestehen und somit einen Punkt im N -dimensionalen *Merkmalsraum* darstellen.

2 Grundlagen

Dieses Kapitel widmet sich den Grundlagen und theoretischen Hintergründen der vorliegenden Arbeit. Zunächst wird auf das 868 MHz-Frequenzband und die in Betracht gezogenen Kommunikationsstandards eingegangen. Anschließend erfolgt eine kurze Einführung in die Detektions- und Estimationstheorie sowie in die Grundprinzipien der automatischen Mustererkennung und -klassifikation. Diese Werkzeuge bilden den Ausgangspunkt für die beiden in Kapitel 3 vorgestellten Klassifikationsansätze. Am Ende dieses Kapitels wird das Prinzip des Software Defined Radio umrisshaft erläutert.

2.1 Das 868 MHz-Frequenzband

Die sogenannten Short Range Device-Bänder sind lizenzfrei nutzbare Frequenzbereiche, die jedoch gewissen Bestimmungen unterliegen. Grundsätzlich obliegt der International Telecommunication Union (ITU), einer Organisation der Vereinten Nationen, die internationale Koordination spektraler Ressourcen. Das 1988 aus der Conférence Européenne des Administrations des Postes et des Télécommunications (CEPT) hervorgegangene European Telecommunications Standards Institute (ETSI) ist zuständig für sämtliche Standardisierungsbemühungen bezüglich der Telekommunikationstechnik innerhalb Europas.

Die Norm ETSI EN 300 220 [35] regelt die Verwendung der europäischen SRD-Bänder zwischen 25 und 1000 MHz. Der Frequenzbereich zwischen 868 und 870 MHz wird in mehrere Kanäle unterteilt, für die jeweils unterschiedliche Bestimmungen bezüglich der effektiven Strahlungsleistung (engl. Effective Radiated Power, ERP), der Kanalzugriffsmethode und der Anwendung gelten. Tabelle 2.1 zeigt eine Übersicht über die regulatorischen Bestimmungen der oben genannten Norm für das 868 MHz-Band.

Aus der Tabelle wird deutlich, dass immer nur begrenzte Zeit auf einen Kanal zugegriffen werden darf. Alternativ können einige der Kanäle mittels *Listen Before Talk* (LBT) auch häufiger belegt werden, sofern zuvor geprüft wird, dass momentan kein anderer Teilnehmer das Übertragungsmedium in Anspruch nimmt. Das 868

Tabelle 2.1: Regulatorische Vorgaben im 868 MHz-Band [35]

Kanal	Frequenz [MHz]	ERP [mW]	Kanalzugriff	Anwendung
1	868,0 - 868,6	25	$\leq 1 \%$ oder LBT	keine Vorgaben
2	868,6 - 868,7	10	$\leq 1 \%$	Alarmer
3	868,7 - 869,2	25	$\leq 0,1 \%$ oder LBT	keine Vorgaben
4	869,2 - 869,25	10	$\leq 0,1 \%$	soziale Alarmer
5	869,25 - 869,3	10	$\leq 0,1 \%$	Alarmer
6	869,3 - 869,4	10	$\leq 1 \%$	Alarmer
7	869,4 - 869,65	500	$\leq 10 \%$ oder LBT	keine Vorgaben
8	869,65 - 869,7	25	$\leq 10 \%$	Alarmer
9 a	869,7 - 870,0	25	$\leq 1 \%$ oder LBT	keine Vorgaben
9 b	869,7 - 870,0	5	keine Vorgaben	keine Vorgaben

MHz-Band stellt damit nur vergleichsweise kleine Kanalbandbreiten und kurze Zugriffszeiten zur Verfügung. Für Anwendungen mit moderatem Datenaufkommen, wie diese typischerweise in der Telemetrie und Heimautomation vorkommen, hat dieser Frequenzbereich gegenüber anderen etablierten Bändern, allen voran 2,4 GHz, jedoch einige Vorteile: Zunächst ist hier die größere erzielbare Reichweite zu nennen. Unter Vernachlässigung des Antennengewinns lässt sich die an einem Empfänger ankommende Signalleistung nach

$$P_{Rx} = P_{Tx} \left(\frac{\lambda}{4\pi R} \right)^2 \quad (2.1)$$

berechnen [36], wobei P_{Tx} die Sendeleistung, R den Abstand zwischen Sender und Empfänger und λ die Wellenlänge darstellt. Wie man aus Gleichung (2.1) erkennen kann, ist die Freiraumdämpfung direkt proportional zur Sendefrequenz im Quadrat. Somit ist die Dämpfung bei einer Signalfrequenz von 2,4 GHz um 8,8 dB größer als bei einer Frequenz von 868 MHz, was bei ansonsten gleichen Voraussetzungen zu einer um Faktor 2,765 größeren Reichweite im 868 MHz-Band führt.

Zudem lässt sich bei kleinerer Übertragungsbandbreite eine höhere Empfängerempfindlichkeit erzielen, was ebenfalls zur Vergrößerung der erzielbaren Reichweite beiträgt. Die Empfindlichkeit oder Sensitivität eines Empfängers beschreibt die minimale Signalleistung, die an einem Empfänger ankommen muss, um bei einem bestimm-

ten Signal-Rauschabstand (engl. Signal-to-Noise Ratio, SNR) eine vorgegebene Bitfehlerrate erzielen zu können. Lässt man die Rauschzahl des Empfängers außer Acht, so bestimmt sich die maximal mögliche Empfindlichkeit (bzw. minimal notwendige Signalleistung P_{min}) lediglich aus der spektralen thermischen Rauschleistungsdichte P_{RS} , dem geforderten Signal-Rauschverhältnis S/N sowie der Übertragungsbandbreite B [37–39]:

$$P_{min} = P_{RS} \frac{S}{N} B. \quad (2.2)$$

Dabei ist P_{RS} lediglich von der Temperatur abhängig und hat bei Raumtemperatur einen Wert von ca. -174 dBm/Hz.

Hinzu kommt, dass das 868 MHz-Band weniger stark belegt ist, wodurch die Wahrscheinlichkeit sinkt, dass sich unterschiedliche Sender im selben Frequenzbereich gegenseitig stören.

Aus den oben aufgeführten Gründen wird das 868 MHz SRD-Band für die funkbasierte Heimautomation im europäischen Raum vorwiegend eingesetzt. Nachfolgend werden einige Kommunikationsstandards, die aus der Sicht des Autors relevant erscheinen, sowie die in ihnen enthaltenen Substandards, vorgestellt. Dabei handelt es sich explizit um die Normen IEEE 802.15.4, DIN EN 13757-4 und ISO/IEC 14543-3-10. Auf die Charakteristika dieser Standards wird nur soweit eingegangen, wie dies für die vorliegende Arbeit sinnvoll erscheint.

2.1.1 IEEE 802.15.4

Im Standard 802.15.4 spezifiziert das Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) die Bitübertragungs- und Sicherungsschicht für drahtlose Personal-Area Netzwerke (WPAN) mit niedriger Datenrate [40]. Höhere Protokollschichten, die auf diesem IEEE Standard aufsetzen, werden beispielsweise durch ZigBee, 6LoWPAN, WirelessHART oder MiWi definiert. Neben dem 2,4 GHz ISM-Band und dem in Europa nicht lizenzfreien 915 MHz-Band wird auch das 868 MHz-Band tangiert. In den Sub-Gigahertzbändern werden drei unterschiedliche Modi spezifiziert. Zusätzlich zum obligatorischen Modus mit binärer Phasenumtastung (engl. Binary Phase Shift Keying, BPSK), fortan als IEEE BPSK bezeichnet, gibt es zwei optionale Modi. Einer davon nutzt eine Offset-Quadraturphasenumtastung (engl.

Offset Quadrature Phase Shift Keying, OQPSK) und wird im Folgenden mit IEEE OQPSK abgekürzt. Der dritte Modus moduliert die Trägerwelle mittels Amplitudenumtastung. Er findet in der Praxis zum Zeitpunkt des Verfassens dieser Arbeit keine Anwendung und wird daher hier nicht weiter betrachtet.

IEEE BPSK spezifiziert eine Datenrate von 20 kbit/s und eine Mittenfrequenz von 868,3 MHz. Die Bits werden zunächst nach

$$E_n = R_n \oplus E_{n-1}. \quad (2.3)$$

differentiell codiert, wobei R_n das aktuelle Rohdatenbit, E_n das aktuelle codierte Bit, E_{n-1} das vorherige codierte Bit und \oplus die XOR-Operation darstellt. Anschließend erfolgt eine Bandspreizung des Signals mittels *Direct Sequence Spread Spectrum*-Technik (DSSS). Dabei wird je ein differentiell codiertes Datenbit auf eine 15 Chip breite *Pseudo-Noise* (PN)-Sequenz abgebildet, wie in Tabelle 2.2 zu sehen.

Tabelle 2.2: Abbildung der Bits auf PN-Sequenzen nach IEEE BPSK [40]

Eingangsbit	PN-Sequenz
0	111101011001000
1	000010100110111

Daraufhin durchlaufen die Chips der PN-Sequenz ein Pulsformfilter mit der Impulsantwort

$$h(t) = \begin{cases} \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c \sqrt{1-4t^2/T_c^2}}, & t \neq 0, \\ 1, & t = 0. \end{cases} \quad (2.4)$$

Es handelt sich dabei um ein Raised-Cosine Filter mit Roll-Off Faktor $\alpha = 1$. Schließlich werden die Chips der Trägerwelle mittels BPSK aufmoduliert.

IEEE OQPSK spezifiziert eine Datenrate von 100 kbit/s und eine Mittenfrequenz von ebenfalls 868,3 MHz. Jeweils vier aufeinanderfolgende Bits werden nach Tabelle 2.3 mittels DSSS auf eine 16 Chip breite PN-Sequenz abgebildet, was einem Spreizfaktor von vier entspricht. Anschließend werden die Chips mit geradzahligem Index dem Inphasen- und die Chips mit ungeradzahligem Index dem Quadratursignal zugeordnet, wobei die Symbolperiode nun der doppelten Chipperiode entspricht. Das Quadratursignal ist dann gegenüber dem Inphasensignal um eine Chipperiode zu verschieben (siehe Abbildung 2.1). Nach einer Halbwellen-Pulsformung der Chips

Tabelle 2.3: Abbildung von jeweils vier Bits auf PN-Sequenzen nach IEEE OQPSK [40]

Datensymbol (b_0 b_1 b_2 b_3)	PN-Sequenz (c_0 c_1 ... c_{14} c_{15})
0000	0011111000100101
1000	0100111110001001
0100	0101001111100010
1100	1001010011111000
0010	0010010100111110
1010	1000100101001111
0110	1110001001010011
1110	1111100010010100
0001	0110101101110000
1001	0001101011011100
0101	0000011010110111
1101	1100000110101101
0011	0111000001101011
1011	1101110000011010
0111	1011011100000110
1111	1010110111000001

(siehe Abbildung 2.2) nach der Formel

$$h(t) = \begin{cases} \sin\left(\pi \frac{t}{2T_c}\right), & 0 \leq t \leq 2T_c, \\ 0, & \text{sonst,} \end{cases} \quad (2.5)$$

wird das Inphasensignal mit einem Kosinusträger und das Quadratursignal mit einem Sinusträger der Frequenz 868,3 MHz multipliziert. Schließlich sind die beiden Teilsignale zu addieren, was einer OQPSK mit halbwellenförmiger Pulsformung entspricht. Diese Modulationsart wird in der Fachliteratur häufig auch als Minimum Shift Keying (MSK) bezeichnet [41].

2.1.2 DIN EN 13757-4

Der oftmals als *wireless Metering-Bus* (wM-Bus) bezeichnete Standard 13757-4 des Deutschen Instituts für Normung (DIN), der als Europäische Norm (EN) auch im gesamten europäischen Raum Gültigkeit besitzt, spezifiziert Kommunikationssysteme

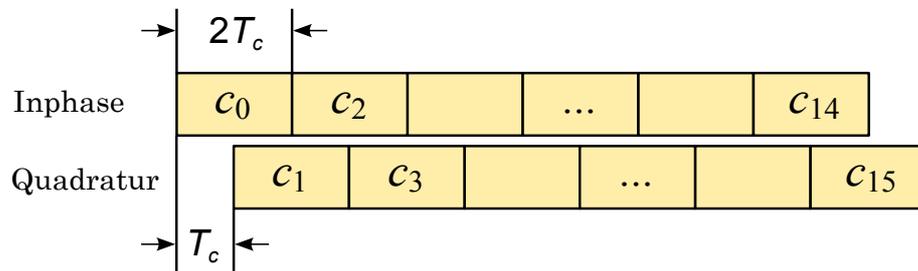


Abbildung 2.1: Zeitlicher Versatz zwischen Inphasen- und Quadratursignal nach IEEE OQPSK [40]

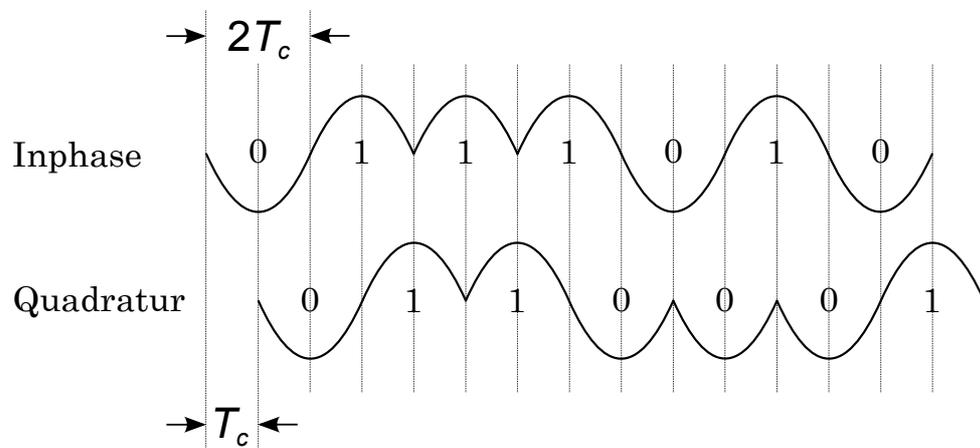


Abbildung 2.2: Halbwellen-Pulsformung der Chips im Inphasen- und Quadratursignal nach IEEE OQPSK [40]

für die funkbasierte Zählerauslesung im 868 MHz SRD-Band [42]. Der Standard definiert die Betriebsmodi S1, S1-m, S2, T1, T2 und R2, die sich teilweise aufgrund identischer Eigenschaften auf den untersten beiden Schichten des OSI-Schichtenmodells (Open Systems Interconnection) zusammenfassen lassen. Hier sollen die Modi S1, S1-m, S2 und der Empfangsmodus von T2 zur Gruppe wM-Bus A zusammengefasst werden. Ferner werden T1 und der Sendemodus von T2 zur Gruppe wM-Bus B zusammengefasst. Der Modus R2 wird fortan als wM-Bus R2 bezeichnet. Erwähnenswert ist an dieser Stelle, dass wM-Bus A auf physikalischer Ebene mit dem Standard KNX RF, einem weiteren Funkprotokoll das in der Heimautomation große Bedeutung erlangt hat, identisch ist und somit in dieser Arbeit implizit mitbetrachtet wird [43]. Für sämtliche Modi innerhalb von DIN EN 13757-4 wird eine binäre Frequenzumtastung (engl. Binary Frequency Shift Keying, BFSK) vorgeschrieben, für die bezüglich der Frequenzhübe gewisse Toleranzbereiche spezifiziert sind.

Der Substandard wM-Bus A schreibt eine Datenrate von 16,384 kbit/s und eine Manchester Codierung vor, was zu einer Symbolrate von 32,768 kbaud führt. Die Mittenfrequenz beträgt 868,3 MHz und der Frequenzhub muss im Bereich zwischen 40 und 80 kHz liegen. wM-Bus B spezifiziert eine Datenrate von 66,7 kbit/s. Nach einer '3 aus 6'-Codierung, entsprechend Tabelle 2.4, liegt die Symbolrate bei 100 kbaud. Die Mittenfrequenz liegt bei 868,95 MHz und der FSK-Hub muss ebenfalls zwischen 40 und 80 kHz liegen. wM-Bus R2 hat eine Bitrate von 2,4 kbit/s mit Manchester Codierung (Symbolrate 4,8 kbaud). Der Toleranzbereich für den FSK-Hub bewegt sich im Bereich zwischen 4,8 und 7,2 kHz und die Mittenfrequenz beträgt $(868,03 + i \cdot 0.06)$ MHz, wobei i eine Ganzzahl zwischen null und neun ist.

Tabelle 2.4: '3 aus 6'-Codierung nach wM-Bus B [42]

Eingangssequenz	Ausgangssequenz
0000	010110
0001	001101
0010	001110
0011	001011
0100	011100
0101	011001
0110	011010
0111	010011
1000	101100
1001	100101
1010	100110
1011	100011
1100	110100
1101	110001
1110	110010
1111	101001

2.1.3 ISO/IEC 14543-3-10

Schließlich soll hier mit ISO/IEC 14543-3-10 [44] noch ein Funkstandard untersucht werden, der vor allem im Bereich der energieautarken Kommunikationstechnik für die Heimautomation große Bedeutung erlangt hat. Es wird eine Datenrate von 125 kbit/s, eine Trägerfrequenz von 868,3 MHz und Amplitudenumtastung (engl. On-

Off Keying, OOK) vorgeschrieben. Durch die Norm wird sichergestellt, dass niemals mehr als drei Bits in Folge ohne Zustandswechsel auftreten. Dieses Funkprotokoll wird im Folgenden mit OOK STD abgekürzt.

2.1.4 Übersicht

Tabelle 2.5 zeigt eine Übersicht über die wichtigsten Parameter der verschiedenen Modi der untersuchten Kommunikationsstandards, worin f_c der Mittenfrequenz, R_D der Datenrate und R_S der Symbolrate entspricht.

Tabelle 2.5: Wichtige Parameter der untersuchten Kommunikationsstandards

Modus	Modulation	f_c [MHz]	R_D [kbit/s]	Codierung/ Spreizung	R_S [kbaud]
IEEE BPSK	BPSK	868,3	20	DSSS-15	300
IEEE OQPSK	OQPSK	868,3	100	DSSS-4	200
wM-Bus A	BFSK	868,3	16,384	Manchester	32,768
wM-Bus B	BFSK	868,95	66	'3 aus 6'	100
wM-Bus R2	BFSK	$868,03+i\cdot 0,06$ $0 \leq i \leq 9$	2,4	Manchester	4,8
OOK STD	OOK	868,3	125	-	125

2.2 Detektions- und Estimationstheorie

Die Detektions- und Estimationstheorie bildet den Ausgangspunkt für den in Kapitel 3.3 beschriebenen hypothesentestbasierten Klassifikationsalgorithmus. In diesem Abschnitt soll daher auf die Grundlagen dieses Themengebiets eingegangen werden.

Überall dort, wo Nutzsignale vollständig bekannt sind und mathematisch beschrieben werden können, kann zur Erkennung von Signalzuständen bzw. zur Schätzung von Signalparametern die Detektions- und Estimationstheorie angewandt werden [45]. Die Schwierigkeit besteht darin, die benötigten Informationen auch aus

verrauschten Signalen zu extrahieren. Hierzu sind A-priori-Kenntnisse über das Signal selbst sowie Annahmen über den Störprozess erforderlich. Die Erkennung des Signalzustandes aus dem verrauschten Signal wird als Detektion oder Klassifikation bezeichnet. Dabei kann das Signal einen Zustand aus einer vordefinierten Menge diskreter Zustände annehmen. Besteht diese Menge aus zwei Zuständen bzw. Ereignissen, so spricht man von binärer, bei mehreren Ereignissen von multipler Detektion. Bei der Schätzung bzw. Estimation von Signalparametern dagegen wird versucht, den tatsächlichen Wert eines kontinuierlichen Parameters des gestörten Signals möglichst genau zu ermitteln [46].

Die Signale sowie die überlagerten Störungen sind Realisierungen von Zufallsprozessen. Diese sogenannten Musterfunktionen lassen sich vollständig durch die ihnen zugrunde liegenden Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen beschreiben [47]. Die oben beschriebenen Problemstellungen lassen sich im Allgemeinen mit Hilfe statistischer Hypothesentestverfahren lösen. Hierzu bedarf es neben Kenntnissen über das Signal und den Rauschprozess auch der Definition von Optimalitätskriterien. In diesem Zusammenhang gibt es zahlreiche sinnvolle Definitionen von Optimalität, wobei das Bayes-Kriterium, das Maximum-a-posteriori-Kriterium, das Minimax-Kriterium und das Neyman-Pearson-Kriterium die gängigsten sind [46].

Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird im Folgenden das Problem der binären Detektion betrachtet, bei dem entschieden werden soll, welchen Zustand aus einer Menge von zwei Zuständen das Signal angenommen hat. Die Ergebnisse dieser Überlegungen lassen sich mit Hilfe multipler Hypothesentestverfahren, wie diese in Kapitel 3.3 zur Anwendung kommen, recht einfach auf komplexere Detektionsprobleme übertragen. Ausgegangen wird von als bekannt vorausgesetzten A-priori- bzw. Anfangswahrscheinlichkeiten P_0 und P_1 . Hierbei handelt es sich um die relativen Häufigkeiten, mit denen die Ereignisse M_0 und M_1 von der Informationsquelle ausgegeben werden. Zudem sind die beiden Hypothesen H_0 und H_1 aufzustellen. Ausgehend von dem empfangenen Signal muss sich der Detektor in möglichst optimalem Sinne für eine dieser beiden Hypothesen entscheiden. Der Hypothese H_0 wird hierbei das Ereignis M_0 , der Hypothese H_1 das Ereignis M_1 zugeordnet. Ferner sind jeder Entscheidung Kosten zuzuordnen. Dabei entspricht C_{ij} den Kosten einer Entscheidung für H_i wenn von der Quelle das Ereignis M_j geliefert wurde [45]. Sinnvollerweise ist C_{ij} für $i = j$ kleiner zu wählen als für $i \neq j$. Ausgehend von diesen

Kenntnissen kann das Risiko der Entscheidungsfindung ermittelt werden [46]:

$$R = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} P_j P(H_i | M_j). \quad (2.6)$$

Hierbei beschreibt $P(H_i | M_j)$ die bedingte Wahrscheinlichkeit von H_i unter der Voraussetzung M_j , also die Wahrscheinlichkeit, dass H_i gewählt wurde, wobei die Quelle das Ereignis M_j geliefert hat. Das Risiko nach Gleichung (2.6) lässt sich als Mittelwert der Kosten bei gegebenen A-priori-Wahrscheinlichkeiten interpretieren. Der Grundgedanke des Bayes-Kriteriums besteht in der Minimierung dieses Risikos. Da davon ausgegangen wird, dass der Detektor immer eine Entscheidung H_0 oder H_1 treffen muss, kann man den Beobachtungsraum \mathbf{Z} , in dem alle Musterfunktionen \mathbf{r} des Zufallsprozesses liegen müssen, in zwei disjunkte Entscheidungsräume \mathbf{Z}_0 und \mathbf{Z}_1 unterteilen [48]. Liegt das verrauschte Empfangssignal \mathbf{r} in \mathbf{Z}_0 , so wird H_0 gewählt, ansonsten H_1 . Die Grenze zwischen \mathbf{Z}_0 und \mathbf{Z}_1 ist nun so zu wählen, dass das Risiko R minimal wird. Mit Hilfe der bekannten bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen $p(\mathbf{r} | M_i)$ lassen sich die bedingten Wahrscheinlichkeiten in Gleichung (2.6) als Integral der Dichten über den Entscheidungsraum ausdrücken:

$$P(H_i | M_j) = \int_{\mathbf{Z}_i} p(\mathbf{r} | M_j) d\mathbf{r}. \quad (2.7)$$

Das Risiko kann folglich nach Gleichungen (2.6) und (2.7) als

$$R = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} P_j \int_{\mathbf{Z}_i} p(\mathbf{r} | M_j) d\mathbf{r} \quad (2.8)$$

berechnet werden. Mit

$$\mathbf{Z}_1 = \mathbf{Z} - \mathbf{Z}_0 \quad (2.9)$$

sowie

$$\int_{\mathbf{Z}} p(\mathbf{r} | M_0) d\mathbf{r} = \int_{\mathbf{Z}} p(\mathbf{r} | M_1) d\mathbf{r} = 1 \quad (2.10)$$

kann (2.8) durch

$$R = P_0 C_{10} + P_1 C_{11} + \int_{\mathbf{z}_0} \{P_1 (C_{01} - C_{11}) p(\mathbf{r}|M_1) - P_0 (C_{10} - C_{00}) p(\mathbf{r}|M_0)\} d\mathbf{r} \quad (2.11)$$

ausgedrückt werden. Die ersten beiden Terme repräsentieren fixe Kosten und können durch die Entscheidungsregel nicht beeinflusst werden. Unter der Voraussetzung

$$\begin{aligned} C_{10} &> C_{00}, \\ C_{01} &> C_{11}, \end{aligned} \quad (2.12)$$

wird das Risiko in (2.11) minimiert, indem für H_0 entschieden wird, sofern gilt

$$P_0 (C_{10} - C_{00}) p(\mathbf{r}|M_0) > P_1 (C_{01} - C_{11}) p(\mathbf{r}|M_1). \quad (2.13)$$

Andernfalls fällt die Entscheidung auf H_1 . Dies lässt sich auch durch

$$\frac{p(\mathbf{r}|M_0)}{p(\mathbf{r}|M_1)} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \frac{P_1 (C_{01} - C_{11})}{P_0 (C_{10} - C_{00})} \quad (2.14)$$

ausdrücken, wobei der linke Quotient als Likelihood-Verhältnis und der rechte als Entscheidungsschwelle bezeichnet wird [46]. Man spricht daher auch vom Likelihood-Verhältnis-Test.

Oftmals ist es schwierig oder nicht möglich sinnvolle Werte für die Kosten festzulegen. Daher macht das Maximum-a-posteriori-Kriterium die Fehlerwahrscheinlichkeit selbst zum Entscheidungskriterium. Die Regel für die Entscheidungsfindung lautet dann [45]

$$\frac{p(\mathbf{r}|M_0)}{p(\mathbf{r}|M_1)} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \frac{P_1}{P_0}. \quad (2.15)$$

Das Maximum-a-posteriori-Kriterium entspricht demnach dem Bayes-Kriterium bei der Wahl der Kosten nach $C_{00} = C_{11} = 0$ und $C_{01} = C_{10} = 1$. Sind zudem noch die Anfangswahrscheinlichkeiten P_0 und P_1 gleich groß, so geht das Maximum-a-posteriori-Kriterium über in das Maximum-Likelihood-Kriterium und die Entscheidungsschwelle nimmt den Wert eins an [49].

Im Gegensatz zum Bayes-Kriterium setzt das Minimax-Kriterium keine Kenntnis der A-priori-Wahrscheinlichkeiten voraus, sondern definiert Optimalität als jene Ent-

scheidungsregel, für die die maximale Fehlerwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit der A-priori-Wahrscheinlichkeit ein Minimum erreicht. Somit errechnet sich die Fehlerwahrscheinlichkeit nach dem Minimax-Kriterium zu [45]

$$P(F)_{\min \max} = \min_{\gamma} \max_{P_0} P(F), \quad (2.16)$$

wobei γ die Entscheidungsschwelle und P_0 die unbekannte A-priori-Wahrscheinlichkeit von Ereignis M_0 beschreibt.

Das Neyman-Pearson-Kriterium schließlich benötigt weder Kenntnis über die A-priori-Wahrscheinlichkeiten noch über die Kosten. Hier wird die Entscheidungsregel aus der Fehlerwahrscheinlichkeit und der Entdeckungswahrscheinlichkeit abgeleitet. Sowohl Minimax- als auch Neyman-Pearson-Kriterium finden in dieser Arbeit keine Anwendung und werden daher hier nicht näher erläutert. Stattdessen wird auf die einschlägige Fachliteratur verwiesen [45, 46, 48, 50].

Wie bereits erwähnt besteht das Ziel der Estimationstheorie darin, einen möglichst genauen Schätzwert für einen bestimmten Parameter eines gestörten Signals zu liefern. Man bezeichnet die Estimation daher auch als Parameterschätzung [45]. Ausgehend von einem Schätzwert $\hat{q}(\mathbf{r})$ und dem tatsächlichen Parameterwert q lässt sich der Schätzfehler als

$$e = \hat{q}(\mathbf{r}) - q \quad (2.17)$$

definieren. Wird ein Estimationsalgorithmus nach dem Bayes-Kriterium entworfen, so sind, wie auch im Falle der Detektion, Kosten zu definieren. Im Gegensatz zur Detektion müssen nun, aufgrund des kontinuierlichen Charakters des zu schätzenden Parameters, auch die Kosten eine kontinuierliche Funktion des Schätzfehlers e darstellen. Das Risiko, das es zu minimieren gilt, ist erneut der Erwartungswert der Kosten, wobei zu beachten ist, dass im Allgemeinen die Entwicklung des Schätzalgorithmus durch die Form der Kostenfunktion beeinflusst wird. Zudem muss für das bayesche Optimalitätskriterium die A-priori-Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(q)$ des zu schätzenden Parameters bekannt sein. Ist diese nicht gegeben, so kann, wie bereits im Rahmen der Detektionstheorie erläutert, beispielsweise auf das Minimax-Kriterium zurückgegriffen werden. Beispielhaft soll hier ein Estimator nach dem Bayes-Kriterium mit bekannter A-priori-Dichtefunktion des zu schätzenden Para-

meters und quadratischer Kostenfunktion

$$C(e) = (\hat{q}(\mathbf{r}) - q)^2 \quad (2.18)$$

vorgelegt werden. Das Minimum des Risikos ergibt sich allgemein durch Differenzieren der Risikofunktion nach $\hat{q}(\mathbf{r})$ und Nullsetzen des Ergebnisses. Ohne Herleitung ergibt sich für den optimalen Schätzer bei quadratischer Kostenfunktion [45]

$$\hat{q}(\mathbf{r}) = \int_{-\infty}^{\infty} q \cdot p(q|\mathbf{r}) dq. \quad (2.19)$$

Die bedingte Dichtefunktion $p(q|\mathbf{r})$ in (2.19) lässt sich mit Hilfe des Bayes-Theorems, das A-priori-Wahrscheinlichkeiten in A-posteriori-Wahrscheinlichkeiten umrechnet, aus den bekannten Dichten $p(\mathbf{r}|q)$ und $p(q)$ ermitteln [47]:

$$p(q|\mathbf{r}) = \frac{p(\mathbf{r}|q)p(q)}{p(\mathbf{r})}. \quad (2.20)$$

Die Dichtefunktion $p(\mathbf{r})$ kann dabei ignoriert werden, da sie nur als Normierungskonstante fungiert.

2.3 Mustererkennung und -klassifikation

Primäres Ziel der Mustererkennung ist es geeignete Merkmale aus einem Signal zu extrahieren, die Rückschlüsse auf die Klasse bzw. den Zustand des Signals zulassen. Diese Verfahren eignen sich daher auch dann zur Lösung von Klassifikationsaufgaben, wenn nicht alle Bestimmungsstücke bekannt sind, wie dies beispielsweise bei handschriftlichen Texten oder menschlicher Sprache der Fall ist [45]. Ein formaler Weg zur Findung eines optimalen Klassifikationsalgorithmus, wie innerhalb der Detektionstheorie, existiert hierbei nicht. Vielmehr basiert die Entwicklung eines Mustererkennungsverfahrens auf Intuition und Verständnis für das zugrunde liegende Problem. Neben der erzielbaren Wahrscheinlichkeit korrekter Klassifikation ist auch der Realisierungsaufwand ein entscheidendes Kriterium bei der Entwicklung eines solchen Algorithmus.

Grundsätzlich lässt sich ein System zur Mustererkennung in folgende drei Teile un-

tergliedern [51]:

- Vorverarbeitung
- Merkmalsextraktion
- Klassifizierung

Im Rahmen der Vorverarbeitung werden die Signale erfasst und in eine für den Algorithmus adäquate Form gebracht. Digitalisierung, Verstärkung und Segmentierung sind häufige Bestandteile der Vorverarbeitung. Innerhalb der Merkmalsextraktion werden relevante Kenngrößen aus dem Ausgangssignal der Vorverarbeitung ermittelt, anhand derer sich der aktuelle Zustand des Signals ableiten lässt. Die Merkmale sind so zu wählen, dass deren Werte für die zu unterscheidenden Signalzustände möglichst disjunkte Bereiche, sogenannte *Cluster*, im Merkmalsraum bilden [45]. Abbildung 2.3 zeigt ein Beispiel, in dem der Zustand eines Signals mit Hilfe der Merkmale A und B klassifiziert werden soll. Die hier dargestellten Merkmale sind klassentrennend und die Entscheidung kann durch einen einfachen Vergleich mit einem linearen Schwellwert getroffen werden. Erhöht sich jedoch der Rauschanteil oder sind kei-

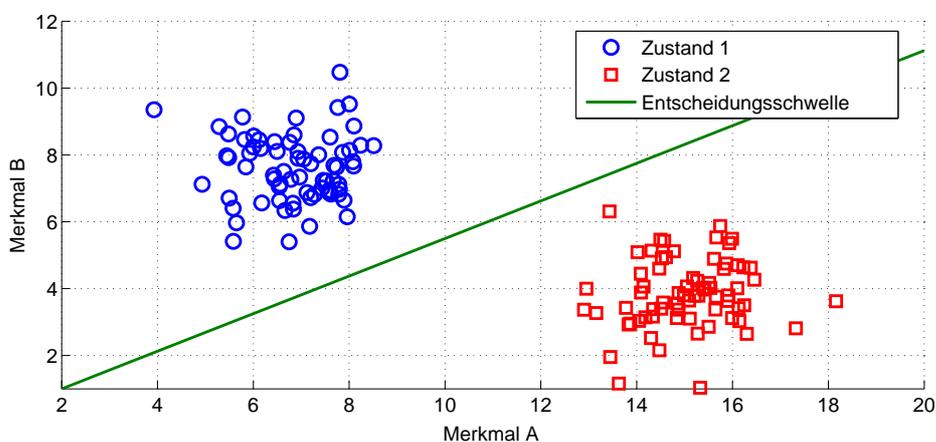


Abbildung 2.3: Beispiel linearer Separabilität

ne eindeutig klassentrennenden Merkmale zu finden, so stellt sich die Frage nach der Entscheidungsregel. Zwar lassen sich häufig auch für Merkmale, deren Cluster für die verschiedenen Signalzustände nicht linear separabel sind, komplizierte nicht-lineare Entscheidungsschwellen finden, die für den Trainingsdatensatz klassentrennend sind. Jedoch ist für neue, dem Klassifikator bislang nicht bekannte Daten mit

unbefriedigenden Ergebnissen zu rechnen. Aufgabe der auf die Merkmalsextraktion folgenden Klassifizierung ist daher, ausgehend von den zuvor definierten Merkmalen, eine möglichst klassentrennende Entscheidungsregel zu definieren. Führen die Merkmale selbst bereits zu ausreichender Clusterbildung, so kann die Entscheidungsregel entsprechend einfach mittels Schwellwertvergleich ausfallen. Andernfalls ist auf komplexere Entscheidungsverfahren zurückzugreifen. Einige der gebräuchlichsten Klassifizierungsverfahren, die im Rahmen der Mustererkennung zum Einsatz kommen, sollen daher nachfolgend kurz vorgestellt werden [52, 53].

- *Entscheidungsbäume* sind mehrstufige Verfahren und können immer dann angewandt werden, wenn Merkmale vorliegen, die für jeweils zwei disjunkte Teilmengen aller möglichen Signalzustände klassentrennend sind. Ausgehend von einem Wurzelknoten wird einer von zwei Ästen gewählt, je nachdem ob das untersuchte Merkmal einen zuvor bestimmten Schwellwert über- oder unterschreitet. Am Ende eines Astes kann sich ein weiterer Knoten befinden, in dem der Vergleich eines weiteren Merkmals mit einem Schwellwert stattfindet. An jedem Knoten wird eine binäre Entscheidung getroffen und solange der durch die Merkmalswerte vorgegebene Pfad gewählt, bis ein Endknoten erreicht ist. Dieser wiederum bestimmt die Entscheidung, die der Klassifizierer trifft. Entscheidungsbäume sind in ihrer Struktur äußerst einfach und effizient.
- *Lineare Verfahren* nutzen mehrere Merkmale gleichzeitig und trennen die einzelnen Cluster durch lineare Schwellwertfunktionen, wie dies auch in dem in Abbildung 2.3 gezeigten Beispiel der Fall ist. Sie eignen sich immer dann, wenn die unterschiedlichen Cluster weitestgehend linear separabel sind und die Merkmale näherungsweise einer Normalverteilung folgen.
- Die *Nächste-Nachbarn-Methode* definiert repräsentative Punkte im Merkmalsraum, die jeweils einer Klasse zugeordnet sind. Die Klassifizierung eines Merkmalsvektors erfolgt durch den Punkt, zu dem der Vektor den geringsten Abstand aufweist, wobei eine geeignete Abstandsmetrik vorzugeben ist. Das häufig auftretende Problem der Überanpassung (siehe unten), das bei dieser Methode durch statistische Ausreißer verursacht wird, kann mit Hilfe von *k-Nächste-Nachbarn-Klassifizierern* behoben werden. Hierbei wird anstelle einer Abstandsmetrik, die nur auf einem Punkt im Merkmalsraum basiert, ein Mehr-

heitsentscheid unter den k nächsten Nachbarn des Merkmalsvektors getroffen, was zu einer Glättung der Trennlinien im Merkmalsraum führt.

- *Bayes-Klassifizierer* beruhen auf dem Bayes-Theorem und minimieren die Kosten einer Entscheidung. Bei Definition von Einheitskosten liefern Bayes-Klassifizierer für die gegebenen Merkmale die größtmögliche Wahrscheinlichkeit korrekter Entscheidungen. Jedoch entsteht durch die vom Klassifizierer benötigten bedingten Wahrscheinlichkeitsdichten ein mitunter enormer Speicheraufwand. Sogenannte *Naive Bayes-Klassifizierer* führen zu einer deutlichen Aufwandsverringerung, jedoch unter der Voraussetzung, dass die Merkmale nur von den Signalzuständen abhängen. Ist dies nicht der Fall, sind aber die Merkmale (zumindest teilweise) untereinander statistisch unabhängig, so kann auf *Bayes-Netze* zurückgegriffen werden.
- *Künstliche neuronale Netze* sind eine künstliche und stark vereinfachte Nachbildung des menschlichen Gehirns zur Lösung eintrainierter Aufgaben. Sie kommen primär dann zum Einsatz, wenn das dem Problem zugrunde liegende Modell unbekannt oder äußerst komplex ist.

Vor dem Einsatz der oben erwähnten Verfahren in einer realen Umgebung müssen diese jedoch trainiert werden. Ziel dieser Lern- bzw. Trainingsphase ist es, anhand von bereits verfügbarem Datenmaterial, das meist auf Messungen beruht, jene Parameter des gewählten Klassifikationsverfahrens zu finden, die die Fehlklassifikationswahrscheinlichkeit minimieren. Hierbei gilt es eine Überanpassung zu vermeiden. Hierunter versteht man das Phänomen, dass der Klassifizierer zwar für den Trainingsdatensatz optimal arbeitet, der Algorithmus aber nicht allgemein genug gehalten ist, um auch für neue Daten zufriedenstellende Resultate zu liefern. In solch einem Fall ist eine sogenannte *Generalisierung* vorzunehmen. Bezüglich der Lernverfahren sind im Wesentlichen die Formen *überwachtes Lernen*, *unüberwachtes Lernen* und *bestärkendes Lernen* zu unterscheiden, deren Verwendung sich maßgeblich danach richtet welche Informationen von dem zur Verfügung stehenden Trainingsdatensatz geliefert werden. Beim überwachten Lernen beinhalten die Trainingsdaten sowohl die Muster selbst, als auch die tatsächlichen Signalzustände. Trifft der Klassifizierer in der Lernphase eine falsche Entscheidung, so wird ihm mitgeteilt welches Ereignis korrekt gewesen wäre. Zusätzlich werden häufig Kosten in die Trainingsdaten

aufgenommen, die eine Gewichtung der Entscheidungsregel zugunsten bestimmter Ereignisse zulassen. Unüberwachtes Lernen kommt immer dann zum Einsatz, wenn der Trainingsdatensatz lediglich die Merkmalswerte beinhaltet. Der Klassifizierer versucht dann anhand dieser Muster eine Entscheidungsregel zu finden, die zu möglichst großer Clusterbildung führt. Das bestärkende Lernen ähnelt dem überwachten Lernen. Jedoch wird dem Klassifizierer bei einer Fehlentscheidung nur ein negatives Feedback gegeben, während ihm das korrekte Ereignis verborgen bleibt.

Es zeigt sich, dass die Findung geeigneter Merkmale und die Entscheidung für ein bestimmtes Klassifizierungsverfahren keine trivialen Aufgaben darstellen. Grundsätzlich lässt sich jedoch festhalten: Je besser die Merkmale gewählt werden, desto einfacher kann der Klassifizierungsalgorithmus ausfallen. Der umgekehrte Fall gilt analog. Ein Satz nur mäßig klassentrennender Merkmale bedarf eines aufwendigen Klassifizierers, um eine gewünschte Fehlentscheidungswahrscheinlichkeit nicht zu überschreiten.

2.4 Software Defined Radio

Unter dem Begriff *Software Defined Radio* versteht man ein Sender-Empfänger-konzept, bei dem ein Großteil der Signalverarbeitung in die digitale Domäne verlagert wird [54]. Im Idealfall erfolgt die Digitalisierung des empfangenen Signals direkt auf der Hochfrequenzebene. Das analoge Front-End des Empfängers wird somit auf ein Minimum reduziert. Aufgrund der hohen erforderlichen Bandbreiten des Analog-Digitalumsetzers (ADU) wird diese Architektur jedoch nur in Ausnahmefällen verwendet [55, 56]. Häufiger wird das empfangene Signal nach einer Verstärkung und Bandpassfilterung auf eine analoge Zwischenfrequenz gemischt und anschließend digitalisiert. Die restliche Signalverarbeitung findet dann digital auf programmierbaren Hardwarebausteinen (Field Programmable Gate Array, FPGA) oder digitalen Signalprozessoren (Digital Signal Processor, DSP) statt. Mit Hilfe parametrisierbarer Verfahren lassen sich auf diese Weise äußerst flexible Empfänger realisieren, die sich adaptiv auf verschiedene Rahmenbedingungen einstellen [57]. Noch größere Flexibilität lässt sich durch eine Rückkopplung aus der digitalen Signalverarbeitung in das analoge Front-End erzielen, um beispielsweise die Frequenz des lokalen Oszillators und somit die Empfangsfrequenz während des Betriebs einstellbar zu gestalten.

Bezüglich der Anwendung lassen sich Software Defined Radios wie folgt kategorisieren [57], wobei auch Mischformen möglich sind:

- Multiband Radio: Verschiedene Frequenzbereiche werden unterstützt
- Multimode Radio: Verschiedene Protokolle oder Standards werden unterstützt
- Multifunktionsradio: Multimedia-Anwendungen (Sprache, Daten, Video etc.) werden unterstützt

Wird der Sender-Empfänger zusätzlich mit lernfähigen Strukturen ausgestattet, so dass er sich autonom an veränderte Rahmenbedingungen anpassen kann, so spricht man von einem *Cognitive Radio* [58, 59].

3 Klassifikationsalgorithmen

In diesem Kapitel soll die Entwicklung geeigneter Algorithmen zur Lösung des vorliegenden Klassifikationsproblems detailliert beleuchtet werden. Wie bereits erwähnt, existieren hierzu grundsätzlich zwei verschiedene Herangehensweisen. Daher werden im Folgenden zunächst die Vor- und Nachteile beider Ansätze herausgearbeitet und diskutiert. Anschließend wird nochmals vertieft auf den Stand der Technik und den wissenschaftlichen Beitrag dieser Arbeit eingegangen. Schließlich werden beide Klassifikatoren, die im Rahmen dieser Arbeit entwickelt wurden, vorgestellt.

3.1 Vor- und Nachteile verschiedener Ansätze

Wie schon in Kapitel 1 angedeutet, bieten die beiden möglichen Herangehensweisen diverse Vor- und Nachteile, die sie für bestimmte Problemstellungen mehr oder weniger geeignet machen. Hypothesentestbasierte Verfahren haben den Vorteil der Optimalität. Ein nach den Prinzipien der Detektions- und Estimationstheorie entwickelter Klassifikator nutzt alle ihm zur Verfügung stehenden Informationen in optimalem Sinne und minimiert auf diese Weise die Kosten der Entscheidung. Werden Einheitskosten veranschlagt, so bewegt sich die Wahrscheinlichkeit falscher Klassifikation am physikalischen Minimum. Nachteilig an diesen Verfahren ist jedoch deren mitunter enorme Komplexität. Vor allem dann, wenn wichtige Signalparameter wie beispielsweise die Trägerphase und -frequenz nicht als bekannt vorausgesetzt werden können, ist die Herleitung einer geschlossenen Lösung häufig schwierig [3] oder nur durch numerische Verfahren, Approximationen oder Annahmen möglich [8]. Bei sehr heterogenen Kommunikationsstandards, die unterschiedliche Verfahren zur Trägersynchronisation erfordern, wie es in dieser Arbeit der Fall ist, resultiert dies nicht nur in großem Entwicklungsaufwand. Auch der Schaltungsaufwand zur Implementierung des Verfahrens kann Ausmaße annehmen, die eine Realisierung in einem eingebetteten Systemen fragwürdig erscheinen lassen.

Demgegenüber stehen die merkmalsbasierten Verfahren, die es dem Entwickler erlauben zwischen Aufwand und Optimalität abzuwägen. Oft führen bereits sehr einfache Merkmale und Klassifizierer zu befriedigenden Ergebnissen. Eine Steigerung der Komplexität kann zu einer weiteren Reduktion der Wahrscheinlichkeit falscher

Entscheidungen führen. Des Weiteren kann aufgrund der zahlreichen Freiheitsgrade bei der Findung von Merkmalen auf die Annahme oftmals unrealistischer Rahmenbedingungen verzichtet werden. Als Nachteil ist zweifelsfrei die Suboptimalität dieser Verfahren aufzuführen, wenngleich durch geeignete Wahl der Merkmale eine Fehlklassifikationswahrscheinlichkeit nahe der von hypothesentestbasierten Verfahren erreicht werden kann [2]. Auch die Tatsache, dass es keinen formalen Weg zur Findung der Merkmale gibt, lässt sich als Nachteil interpretieren, da somit keine Möglichkeit besteht zu überprüfen, ob unter Umständen noch einfachere Merkmale existieren, die zu den gleichen oder gar besseren Ergebnissen führen.

Die Entscheidung welches Verfahren zu bevorzugen ist, muss vor dem Hintergrund der jeweiligen Problemstellung getroffen werden und lässt sich nicht allein anhand der Fehlklassifikationswahrscheinlichkeit treffen. Daher schien es im Rahmen dieser Arbeit wichtig, beide Ansätze intensiv zu erörtern, um schließlich eine fundierte Wahl treffen zu können.

3.2 Stand der Technik

In Kapitel 2.2 wurden die theoretischen Grundlagen der Detektions- und Estimationstheorie gelegt, auf denen die hypothesentestbasierten Klassifikationsverfahren beruhen. Oftmals werden diese auch als likelihood-basierte Verfahren bezeichnet, da die Entscheidung auf einem Likelihood-Verhältnis-Test basiert. Zur Entwicklung eines solchen Algorithmus wird das Passbandsignal zunächst auf Grundlage der zur Verfügung stehenden Informationen auf physikalischer Ebene modelliert und anschließend ein zusammengesetzter Hypothesentest formuliert. Die unbekannt Parameter des Signals, wie beispielsweise Trägerfrequenz und -phase, Datensequenz, Symboldauer und Rauschvarianz, sind als Zufallsvariablen zu betrachten. Damit lassen sich die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen der einzelnen in Betracht gezogenen Kommunikationsstandards ermitteln und der Likelihood-Verhältnis-Test aufstellen. Es gibt verschiedene Arten hypothesentestbasierter Klassifikationsverfahren, die sich dadurch unterscheiden wie die unbekannt Signalparameter behandelt werden [2–4]. Sogenannte durchschnittliche Likelihood-Verhältnis-Tests (engl. Average Likelihood-Ratio-Test, ALRT) ermitteln die Erwartungswerte der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen, bezogen auf die unbekannt Parameter,

um deren Einfluss zu eliminieren [5–7]. In nichtkohärenten Kommunikationsszenarien, wo Trägerphase und -frequenz nicht als bekannte Größen angenommen werden können, führen diese Verfahren nur selten zu geschlossenen Lösungen [3]. Generalisierte Likelihood-Verhältnis-Tests (engl. Generalized Likelihood-Ratio-Test, GLRT) behandeln die unbekanntes Größen als unbekannt deterministisch und maximieren die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen bezogen auf den Vektor der unbekanntes Parameter [8–10]. Obwohl der GLRT-Ansatz bezüglich der Komplexität verglichen mit ALRTs häufig eine Verbesserung darstellt, führen auch diese Verfahren zu enormem Rechenaufwand, wenn die Anzahl unbekanntes Parameter groß ist und eine hohe Auflösung bei der Maximierung der bedingten Dichten gefordert wird. Hybride Likelihood-Verhältnis-Tests (engl. Hybrid Likelihood-Ratio-Test, HLRT) stellen eine Mischform dar, bei der einige der unbekanntes Parameter wie bei den ALRT-Verfahren, die anderen wie bei den HLRT-Verfahren behandelt werden [11–14]. Auch diese Vorgehensweise führt bei entsprechend vielen Unbekanntes zu hoher Komplexität, da die Anzahl der untersuchten Signalproben groß sein muss, um gute Schätzwerte zu erhalten [3]. Eine Übersicht hypothesentestbasierter Forschungsbemühungen zur automatischen Modulationserkennung kann [2] und [3] entnommen werden. Es zeigt sich, dass die meisten der verfügbaren Quellen einer Implementierung der entwickelten Algorithmen keine Beachtung schenken. Die präsentierten Ergebnisse basieren daher lediglich auf analytischen Betrachtungen oder Monte-Carlo-Simulationen. Oftmals werden Annahmen getroffen, die eine Implementierung schwierig erscheinen lassen. So ist die Anzahl unbekanntes Signalparameter meist nur sehr gering. Häufig gilt nur die Trägerphase als unbekannt. Andere in der Realität oft schwer zu schätzende Größen wie Rauschvarianz, Signalleistung und Trägerfrequenz werden als bekannt angenommen. Zudem wird die Takt- bzw. Symbolsynchronisation als perfekt vorausgesetzt. Viele Veröffentlichungen, in denen die Trägerphase als Zufallsvariable behandelt wird, betrachten lediglich solche Modulationsverfahren, die denselben Algorithmus zur Trägersynchronisation verwenden, wodurch sich die Ermittlung von Trägerphase und -frequenz deutlich vereinfacht. Aus den oben angegebenen Quellen nehmen lediglich Hamkins et al. in ihrem sehr umfangreichen Werk [4] Bezug auf die Implementierung des von ihnen entwickelten autonomen Empfängers. In einem mehrstufigen Verfahren werden durch Maximum-Likelihood-Methoden alle relevanten Signalparameter ermittelt, wodurch sich ein parametrisierbarer Empfänger adaptiv auf veränderte Rahmenbedingungen

anpassen lässt. Der Reihe nach werden Datenrate, Signal-Rauschabstand, Symbolsynchronisation, Trägerphase und Modulationsart ermittelt. Durch Rückführungen in der Entscheidungsstruktur lassen sich die Schätzwerte der zuerst ermittelten Größen nachträglich verbessern, wodurch sich die Qualität der Klassifikation sukzessive erhöht. Die Literaturquelle beschränkt sich auf die Modulationsarten BPSK, BPSK mit unterdrücktem Träger und „keine Modulation“ (unmoduliertes Trägersignal), was die Synchronisation gegenüber einer Betrachtung heterogener Kommunikationsstandards signifikant vereinfacht.

Die merkmalsbasierten Verfahren zur Modulationsklassifikation kommen zumeist mit weniger Annahmen aus. Eine exakte Träger- oder Symbolsynchronisation ist in der Regel nicht nötig. In der Literatur finden sich zahlreiche Merkmale und Klassifizierer zur automatischen Erkennung unterschiedlichster Modulationsarten und Kommunikationsstandards. Einen wichtigen Beitrag leisteten Nandi et al. in [15–18], indem sie einfache und implementierbare Merkmale im Zeit- und Frequenzbereich zur Klassifikation diverser analoger und digitaler Modulationsverfahren vorstellten. Als Klassifizierer wurden Entscheidungsbäume und künstliche neuronale Netze untersucht. Zahlreiche Artikel folgen dem Ansatz von Nandi et al. mit einigen anwendungsspezifischen Änderungen und Erweiterungen [19–22]. Andere nutzen Wavelet-Transformationen [23], Phasenhistogramme [24], statistische Momente höherer Ordnung [25], Support Vektor Maschinen [26], Signalraumanalysen [27], Nulldurchgangsintervalle [28] oder zyklstationäre Eigenschaften [29] für die merkmalsbasierte Modulationsklassifikation. Ein Überblick über diese Verfahren ist ebenfalls [2] sowie [22] zu entnehmen. Auch hier wird in den wenigsten Fällen von einer Implementierung berichtet. Zudem beruhen die betrachteten Signalformen häufig auf fiktiven Funkprotokollen anstelle von real existierenden Kommunikationsstandards. Viele der oben erwähnten Quellen setzen für alle untersuchten Modulationsarten identische Trägerfrequenzen und Symbolauern voraus. Dagegen verfolgen Bostian et al. einen merkmalsbasierten Ansatz zur Entwicklung eines kognitiven Protokollumsetzers, der Interoperabilität zwischen heterogenen und inkompatiblen Kommunikationssystemen gewährleisten soll [30]. Das System verfügt über eine universelle Synchronisations- und Demodulationsschaltung [31, 32] und die Klassifikation basiert auf einfachen Merkmalen im Zeitbereich und künstlichen neuronalen Netzen [33]. In [34] werden handelsübliche WLAN-Empfänger dazu genutzt, andere Signale im 2,4 GHz-Band

wie z.B. Bluetooth, ZigBee, FHSS-Telefone oder Mikrowellenherde zu erkennen. Die Klassifikation beruht auf einfachen statistischen Merkmalen und Entscheidungsbaum.

Der wissenschaftliche Beitrag dieser Arbeit besteht zuallererst in der Entwicklung verschiedener Verfahren zur automatischen Klassifikation relevanter und real existierender Kommunikationsstandards im europäischen 868 MHz-Band. In [2] findet ein Vergleich unterschiedlichster merkmals- und hypothesentestbasierter Verfahren zur automatischen Modulationsklassifikation statt. Jedoch ist dem Autor zum Zeitpunkt des Verfassens keine Quelle bekannt, in der beide Ansätze für die gleiche Gruppe real existierender Funkstandards erarbeitet wurden. Hierin besteht ein weiteres Novum dieser Arbeit. Ausgehend von den hier betrachteten Signalformen werden Klassifikatoren nach beiden hier vorgestellten Vorgehensweisen entwickelt und vor dem Hintergrund der ihnen zu Grunde liegenden Annahmen, der Fehlklassifikationswahrscheinlichkeit sowie des Implementierungs- und Ressourcenaufwandes gegeneinander abgewogen. Schließlich wird eines der beiden Verfahren, das für die Lösung des vorliegenden Problems vielversprechend erscheint, in Form eines Prototyps auf einer Entwicklungsplattform implementiert. Als Funktionsnachweis werden die auf realen Messungen basierenden Ergebnisse vorgestellt und mit den Simulationsergebnissen verglichen.

3.3 Hypothesentestbasierter Ansatz

Zunächst soll hier der hypothesentestbasierte Ansatz vorgestellt werden. Es gilt die Annahme eines Empfangssignals, das auf einem der in Kapitel 2.1 vorgestellten Kommunikationsstandards basiert. Dem Signal sei ein additives weißes gaußsches Rauschen (engl. Additive White Gaussian Noise, AWGN) überlagert. Es wird zudem vorausgesetzt, dass zu einem bestimmten Zeitpunkt immer nur ein Signal empfangen wird und dass alle Standards mit der gleichen A-priori-Wahrscheinlichkeit vorkommen. Ohne Einschränkung der Allgemeingültigkeit wird der Untersuchungszeitraum zu $T = 10 \mu\text{s}$ gewählt. Nach dem Aufstellen der Hypothesen werden die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen der untersuchten Kommunikationsstandards aufgeführt und die unbekanntes Signalparameter im Rahmen eines ALRT-Verfahrens eliminiert. Abschließend wird die Entscheidungsregel des entwickelten

Klassifikators definiert.

3.3.1 Aufstellen der Hypothesen

Das Klassifikationsproblem lässt sich als sechsfaches zusammengesetztes Hypothesentestproblem wie folgt beschreiben [60]:

$$H_0 : r(t) = \left[\sqrt{2S_0} \sum_{k=1}^2 d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right] \left[u(t) - u(t - T) \right] + n(t), \quad (3.1)$$

$$H_1 : r(t) = \left[\sqrt{2S_1} \sum_{i=1}^3 \left(2\mathbf{B}(d_{11} + 1), i - 1 \right) \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c} \frac{\cos(\pi t/T_c)}{1 - 4t^2/T_c^2} \right. \\ \left. P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right] \left[u(t) - u(t - T) \right] + n(t), \quad (3.2)$$

$$H_2 : r(t) = \left[\begin{aligned} & \sqrt{2S_2} \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \left(2\mathbf{C} \left(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1 \right), i - 1 \right) \sin \left(\frac{\pi t}{2T_c'} \right) P_2(t - (i+1)T_c') \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \\ & + \sqrt{2S_2} \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \left(2\mathbf{C} \left(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1 \right), l - 1 \right) \cos \left(\frac{\pi t}{2T_c'} \right) P_2(t - (l+1)T_c') \sin(2\pi f_c t + \theta_c) \end{aligned} \right] \\ \left[u(t) - u(t - T) \right] + n(t), \quad (3.3)$$

$$H_3 : r(t) = \left[\sqrt{2S_3} P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] \right] \left[u(t) - u(t - T) \right] + n(t), \quad (3.4)$$

$$H_4 : r(t) = \left[\sqrt{2S_4} P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] \right] \left[u(t) - u(t - T) \right] + n(t), \quad (3.5)$$

$$H_5 : r(t) = \left[\sqrt{2S_5} P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] \right] \left[u(t) - u(t - T) \right] + n(t), \quad (3.6)$$

wobei Folgendes gilt:

- H_0 ist die Hypothese für ein Signal nach OOK STD: $\{d_{k0}\}$ ist die Datensequenz im Basisband und wird als Realisierung von unabhängigen und identisch verteilten (engl. independent and identically distributed, iid) Zufallsvariablen angenommen, deren Elemente auf $\{0, 1\}$ gleichverteilt sind; $P_0(t)$ beschreibt eine Rechteckspulsform, die der Bedingung $\frac{1}{T_0} \int_0^{T_0} P_0^2(t) dt = 1$ genügt; T_0 ist die Symboldauer, f_c die Trägerfrequenz und $\sqrt{2S_0}$ die Amplitude eines OOK STD Signals.
- H_1 ist die Hypothese für ein Signal nach IEEE BPSK: \mathbf{B} stellt eine 2×15 Matrix mit den in Tabelle 2.2 vorgestellten PN-Sequenzen dar; d_{11} ist ein Bit der differentiell codierten Datensequenz im Basisband (iid und gleichverteilt auf $\{0, 1\}$), dessen Wert bei 1-basierter Indizierung festlegt welche Zeile in \mathbf{B} gewählt wird; $P_1(t)$ beschreibt einen Rechteckspuls mit der Bedingung $\frac{1}{T_c} \int_0^{T_c} P_1^2(t) dt = 1$; T_c ist ein Chipintervall, f_c die Trägerfrequenz und $\sqrt{2S_1}$ die Amplitude eines IEEE BPSK Signals.
- H_2 ist die Hypothese für ein Signal nach IEEE OQPSK: \mathbf{C} stellt eine 16×16 Matrix mit den in Tabelle 2.3 vorgestellten PN-Sequenzen dar; $\{d_{k2}\}$ ist die Datensequenz im Basisband (iid und gleichverteilt auf $\{0, 1\}$), die Folge $d_{12}d_{22}d_{32}d_{42}$ legt fest welche Zeile aus \mathbf{C} gewählt wird; $P_2(t)$ beschreibt einen Rechteckspuls mit der Bedingung $\frac{1}{2T'_c} \int_0^{2T'_c} P_2^2(t) dt = 1$; T'_c ist ein Chipintervall, f_c die Trägerfrequenz und $\sqrt{2S_2}$ die Amplitude eines IEEE OQPSK Signals.
- H_3 ist die Hypothese für ein Signal nach wM-Bus A: d_{13} ist ein Bit der manchester-codierten Datensequenz im Basisband (iid und gleichverteilt auf $\{0, 1\}$); $P_3(t)$ beschreibt einen Rechteckspuls mit der Bedingung $\frac{1}{T_3} \int_0^{T_3} P_3^2(t) dt = 1$; T_3 ist die Dauer von d_{13} , f_c die Trägerfrequenz, $f_{\Delta 3}$ der FSK-Hub und $\sqrt{2S_3}$ die Amplitude eines wM-Bus A Signals.
- H_4 ist die Hypothese für ein Signal nach wM-Bus B: d_{14} ist ein Bit der '3 aus 6'-codierten Datensequenz im Basisband (iid und gleichverteilt auf $\{0, 1\}$); $P_4(t)$ beschreibt einen Rechteckspuls mit der Bedingung $\frac{1}{T_4} \int_0^{T_4} P_4^2(t) dt = 1$; T_4 ist die Dauer von d_{14} , $f_c + \Delta f$ die Trägerfrequenz, $f_{\Delta 4}$ der FSK-Hub und $\sqrt{2S_4}$ die Amplitude eines wM-Bus B Signals.
- H_5 ist die Hypothese für ein Signal nach wM-Bus R2: d_{15} ist ein Bit der

manchester-codierten Datensequenz im Basisband (iid und gleichverteilt auf $\{0, 1\}$); $P_5(t)$ beschreibt einen Rechteckspuls mit der Bedingung $\frac{1}{T_5} \int_0^{T_5} P_5^2(t) dt = 1$; T_5 ist die Dauer von d_{15} , $f_c + \Delta f'$ die Trägerfrequenz, $f_{\Delta 5}$ der FSK-Hub und $\sqrt{2S_5}$ die Amplitude eines wM-Bus R2 Signals.

Des Weiteren beschreibt $r(t)$ das empfangene Passbandsignal, T den Untersuchungszeitraum für die Klassifikation (diese wurde mit $10 \mu s$ sehr klein gewählt, um kurze Verarbeitungszeiten zu ermöglichen und die Komplexität des Klassifikators zu minimieren), $u(t)$ ist eine Einheitssprungfunktion [61], θ_c ist die Trägerphase, die eine auf $[0, 2\pi)$ gleichverteilte Zufallsvariable darstellt und $n(t)$ ist die Musterfunktion eines AWGN-Prozesses mit zweiseitiger spektraler Leistungsdichte $N_0/2$ [49]. Außerdem gelten hier die Annahmen, dass sämtliche Bit- und Chipintervalle sowie die Trägerfrequenzen, FSK-Hübe, Signalamplituden und Rauschvarianzen bekannt sind.

3.3.2 Bedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen

In den nachfolgenden Unterkapiteln werden die Wahrscheinlichkeitsdichten des Empfangssignals $r(t)$ unter den Bedingungen der Hypothese, der Datensequenz und der Trägerphase basierend auf einem AWGN-Modell vorgestellt. Die Erwartungswertbildung bezüglich der Datensequenz und der Trägerphase führt jeweils zur Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion von $r(t)$ unter der Bedingung der jeweiligen Hypothese.

3.3.2.1 Bedingte Dichte von OOK STD Für die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion eines empfangenen OOK STD Signals (H_0) mit der Datensequenz $\{d_{k0}\}$ und der Trägerphase θ_c ergibt sich aus Gleichung (3.1) unter der Annahme eines AWGN-Kanals

$$p(r(t)|H_0, \{d_{k0}\}, \theta_c) = \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_0} \sum_{k=1}^2 d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\}. \quad (3.7)$$

Mit Hilfe der Konstanten $C = \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T r^2(t) dt \right\}$, die auf die Klassifikation keinen Einfluss hat [4], lässt sich (3.7) wie folgt ausdrücken:

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_0, \{d_{k0}\}, \theta_c) \\
&= C \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \int_0^T \sum_{k=1}^2 r(t) d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right\} \\
& \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_0} \sum_{k=1}^2 d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\},
\end{aligned} \tag{3.8}$$

Datensequenz und Trägerphase lassen sich durch Erwartungswertbildung von Gleichung (3.8) bezogen auf diese beiden Größen eliminieren¹:

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_0) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{\{d_{k0}\}} \left\{ p(r(t)|H_0, \{d_{k0}\}, \theta_c) \right\} \right\} \\
&= \frac{C}{4} + \frac{C}{4} \exp \left(-\frac{S_0 T_0}{N_0} \right) I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{I_{01}^2 + Q_{01}^2} \right) \\
& \quad + \frac{C}{4} \exp \left(-\frac{S_0}{N_0} (T - T_0) \right) I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{I_{02}^2 + Q_{02}^2} \right) \\
& \quad + \frac{C}{4} \exp \left(-\frac{S_0 T}{N_0} \right) I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{(I_{01} + I_{02})^2 + (Q_{01} + Q_{02})^2} \right),
\end{aligned} \tag{3.9}$$

mit der modifizierten Bessel-Funktion erster Art der Ordnung 0

$$I_0(x) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp(x \cos(\varphi)) d\varphi \tag{3.10}$$

sowie

$$I_{01} = \int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{3.11}$$

$$Q_{01} = \int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{3.12}$$

$$I_{02} = \int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{3.13}$$

$$Q_{02} = \int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \sin(2\pi f_c t) dt. \tag{3.14}$$

¹Auf die Herleitungen soll an dieser Stelle verzichtet werden. Stattdessen wird auf den Anhang dieser Arbeit und [60] verwiesen.

Abbildung 3.1 zeigt ein Blockschaltbild zur Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für OOK STD $p(r(t)|H_0)$ aus dem Empfangssignal $r(t)$.

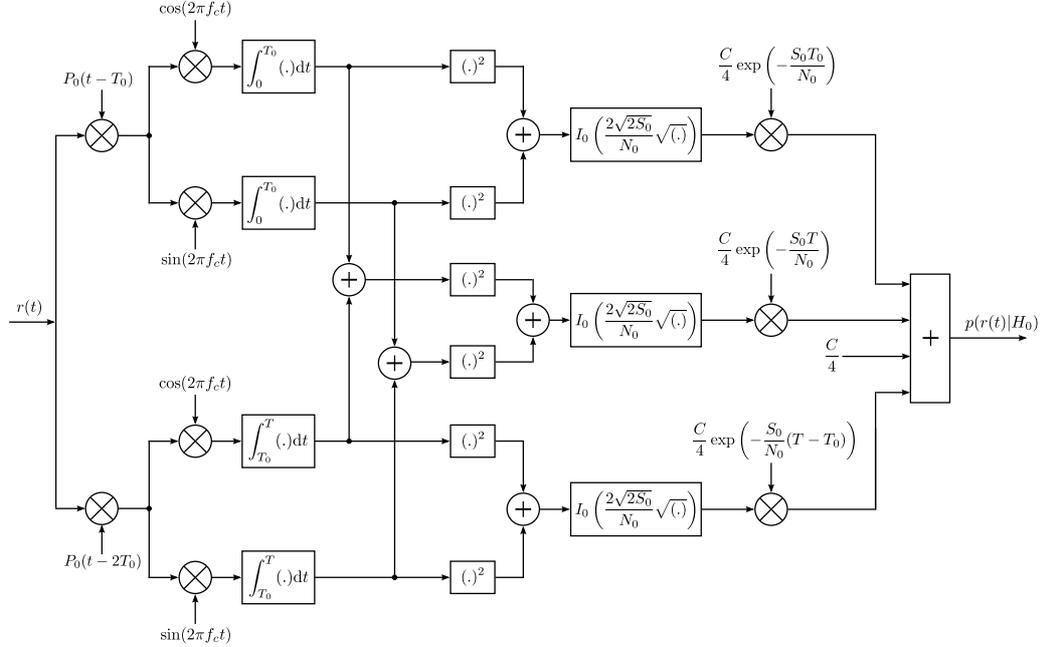


Abbildung 3.1: Berechnung der bedingten Dichtefunktion für OOK STD

3.3.2.2 Bedingte Dichte von IEEE BPSK Analog ergibt sich die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion eines Empfangssignals nach IEEE BPSK (H_1) mit dem Basisbanddatum d_{11} und der Trägerphase θ_c ausgehend von Gleichung (3.2) zu

$$\begin{aligned}
 & p(r(t)|H_1, d_{11}, \theta_c) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_1} \sum_{i=1}^3 \left(2\mathbf{B}(d_{11} + 1), i - 1 \right) \right. \right. \\
 & \quad \left. \left. \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c} \frac{\cos(\pi t/T_c)}{1 - 4t^2/T_c^2} P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\} \quad (3.15)
 \end{aligned}$$

und durch Mittelung von Gleichung (3.15) über die unbekannte Datensequenz d_{11} und die unbekannte Trägerphase θ_c folgt

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_1) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{11}} \left\{ p(r(t)|H_1, d_{11}, \theta_c) \right\} \right\} \\
&= \frac{C}{2} \exp \left(- \frac{(7\sqrt{3} + 8\pi)S_1 T_c}{64\pi N_0} \right) \left[I_0 \left(\left| \frac{2\sqrt{2S_1}}{N_0} \sqrt{A_1^2 + A_2^2} - \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \right| \right) \right. \\
&\quad \left. + I_0 \left(\left| \frac{2\sqrt{2S_1}}{N_0} \sqrt{B_1^2 + B_2^2} - \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \right| \right) \right] \quad (3.16)
\end{aligned}$$

mit

$$A_1 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{2,i} - 1) \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c \sqrt{1 - 4t^2/T_c^2}} P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t) dt, \quad (3.17)$$

$$B_1 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{1,i} - 1) \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c \sqrt{1 - 4t^2/T_c^2}} P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t) dt, \quad (3.18)$$

$$A_2 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{2,i} - 1) \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c \sqrt{1 - 4t^2/T_c^2}} P_1(t - iT_c) \sin(2\pi f_c t) dt, \quad (3.19)$$

$$B_2 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{1,i} - 1) \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c \sqrt{1 - 4t^2/T_c^2}} P_1(t - iT_c) \sin(2\pi f_c t) dt \quad (3.20)$$

und der Konstanten C , die im Rahmen der bedingten Dichte für H_0 bereits eingeführt wurde. Das Blockschaltbild zeigt Abbildung 3.2.

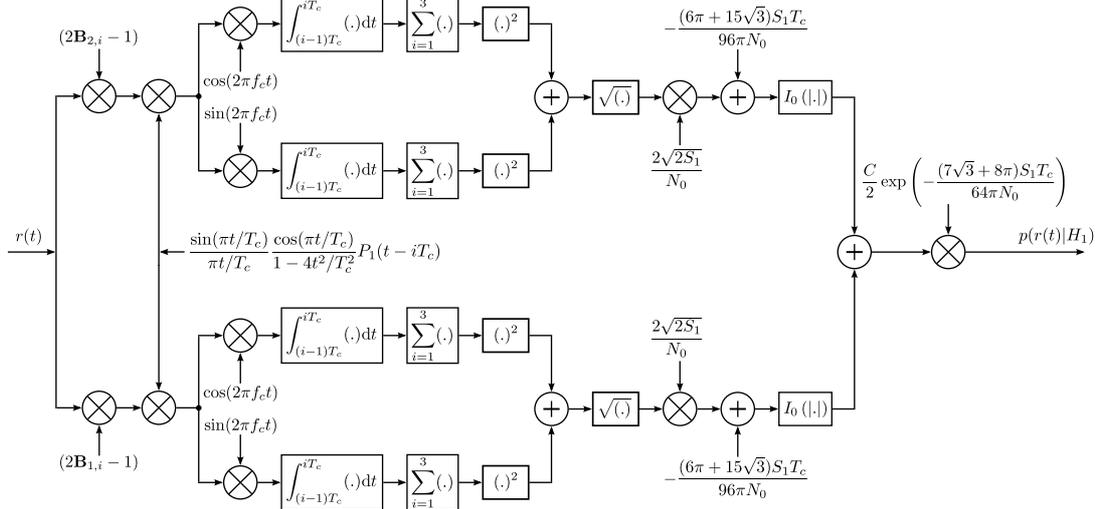


Abbildung 3.2: Berechnung der bedingten Dichtefunktion für IEEE BPSK

3.3.2.3 Bedingte Dichte von IEEE OQPSK Für IEEE OQPSK (H_2) ergibt sich nach Gleichung (3.3)

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) \\
&= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \left(\sqrt{2S_2} \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 (2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), i} - 1) \right. \right. \right. \\
&\quad \left. \left. \sin\left(\frac{\pi t}{2T_c'}\right) P_2(t - (i+1)T_c') \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \sqrt{2S_2} \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 (2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), l} - 1) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. \cos\left(\frac{\pi t}{2T_c'}\right) P_2(t - (l+1)T_c') \sin(2\pi f_c t + \theta_c) \right) \right]^2 dt \right\}. \tag{3.21}
\end{aligned}$$

Durch Erwartungswertbildung folgt

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_2) = E_{\theta_c} \left\{ E_{\{d_{k2}\}} \left\{ p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) \right\} \right\} \\
&= \frac{C}{16} \exp \left(-\frac{7S_2 T_c'}{2N_0} \right) \left[\sum_{k=1}^{16} I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \sqrt{\left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} + \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl} \right)^2 + \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} - \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl} \right)^2} \right) \right] \tag{3.22}
\end{aligned}$$

mit

$$I_{ki} = \int_{(i-1)T_c'}^{(i+1)T_c'} r(t) (2\mathbf{C}_{k,i} - 1) \sin\left(\frac{\pi t}{2T_c'}\right) P_2(t - (i+1)T_c') \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{3.23}$$

$$Q_{ki} = \int_{(i-1)T_c'}^{(i+1)T_c'} r(t) (2\mathbf{C}_{k,i} - 1) \sin\left(\frac{\pi t}{2T_c'}\right) P_2(t - (i+1)T_c') \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{3.24}$$

$$I_{kl} = \int_{(l-1)T_c'}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T_c'} r(t) (2\mathbf{C}_{k,l} - 1) \cos\left(\frac{\pi t}{2T_c'}\right) P_2(t - (l+1)T_c') \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{3.25}$$

$$Q_{kl} = \int_{(l-1)T_c'}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T_c'} r(t) (2\mathbf{C}_{k,l} - 1) \cos\left(\frac{\pi t}{2T_c'}\right) P_2(t - (l+1)T_c') \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{3.26}$$

(siehe Abbildung 3.3).

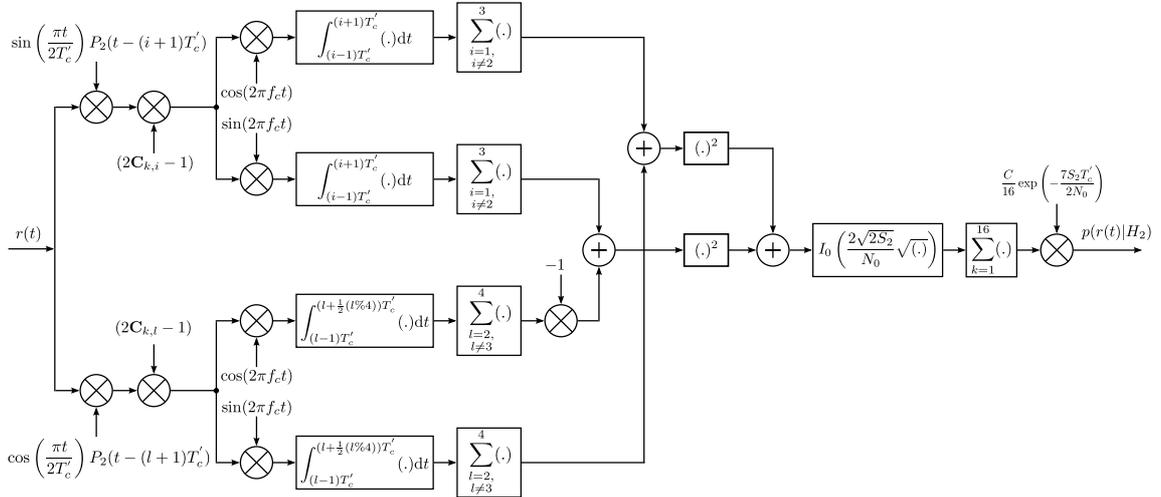


Abbildung 3.3: Berechnung der bedingten Dichtefunktion für IEEE OQPSK

3.3.2.4 Bedingte Dichte von wM-Bus A Ausgehend von Gleichung (3.4) lässt sich die bedingte Dichte von wM-Bus A (H_3) ausdrücken als

$$p(r(t)|H_3, d_{13}, \theta_c) = \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_3} P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\} \quad (3.27)$$

und es ergibt sich nach der Erwartungswertbildung

$$p(r(t)|H_3) = E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{13}} \left\{ p(r(t)|H_3, d_{13}, \theta_c) \right\} \right\} \quad (3.28)$$

$$= \frac{C}{2} \exp \left(-\frac{S_3 T}{N_0} \right) \left[I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \sqrt{I_{3p}^2 + Q_{3p}^2} \right) + I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \sqrt{I_{3n}^2 + Q_{3n}^2} \right) \right],$$

mit

$$I_{3p} = \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + f_{\Delta 3})t] dt, \quad (3.29)$$

$$Q_{3p} = \int_0^T r(t)P_3(t - T_3) \sin[2\pi(f_c + f_{\Delta 3})t]dt, \quad (3.30)$$

$$I_{3n} = \int_0^T r(t)P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c - f_{\Delta 3})t]dt, \quad (3.31)$$

$$Q_{3n} = \int_0^T r(t)P_3(t - T_3) \sin[2\pi(f_c - f_{\Delta 3})t]dt, \quad (3.32)$$

(siehe Abbildung 3.4).

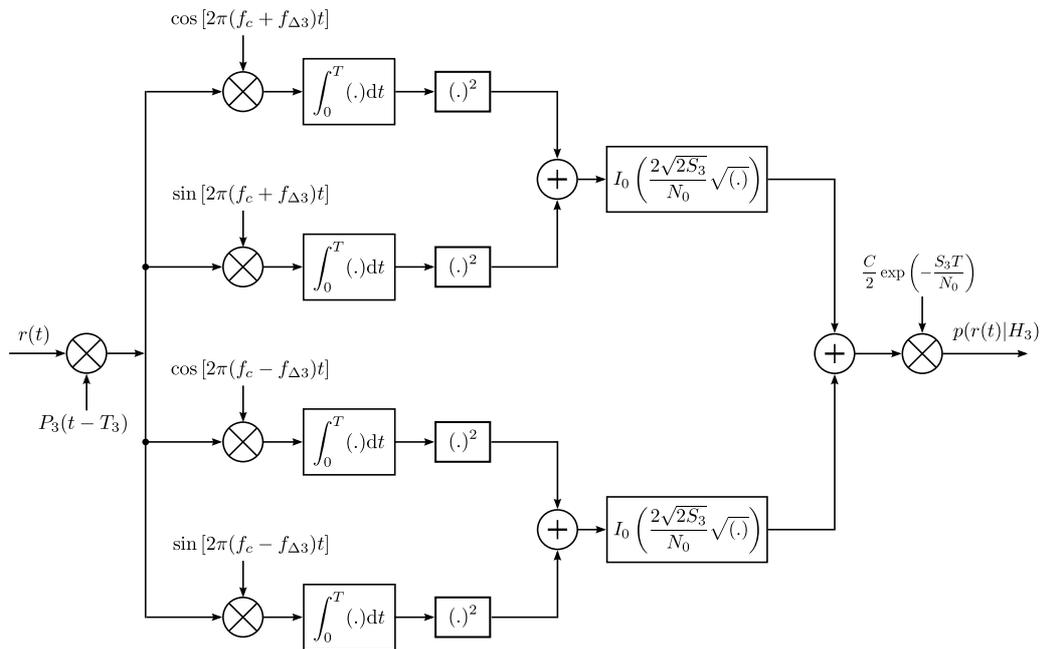


Abbildung 3.4: Berechnung der bedingten Dichtefunktion für wM-Bus A

3.3.2.5 Bedingte Dichte von wM-Bus B Für wM-Bus B (H_4) ergibt sich nach (3.5)

$$\begin{aligned} & p(r(t)|H_4, d_{14}, \theta_c) \\ &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_4}P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\} \end{aligned} \quad (3.33)$$

und Erwartungswertbildung über Datenssequenz und Trägerphase liefert

$$\begin{aligned}
 p(r(t)|H_4) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{14}} \left\{ p(r(t)|H_4, d_{14}, \theta_c) \right\} \right\} \\
 &= \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right) \left[I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \sqrt{I_{4p}^2 + Q_{4p}^2}\right) + I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \sqrt{I_{4n}^2 + Q_{4n}^2}\right) \right],
 \end{aligned} \tag{3.34}$$

mit

$$I_{4p} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + f_{\Delta 4})t] dt, \tag{3.35}$$

$$Q_{4p} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \sin[2\pi(f_c + \Delta f + f_{\Delta 4})t] dt, \tag{3.36}$$

$$I_{4n} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f - f_{\Delta 4})t] dt, \tag{3.37}$$

$$Q_{4n} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \sin[2\pi(f_c + \Delta f - f_{\Delta 4})t] dt, \tag{3.38}$$

(siehe Abbildung 3.5).

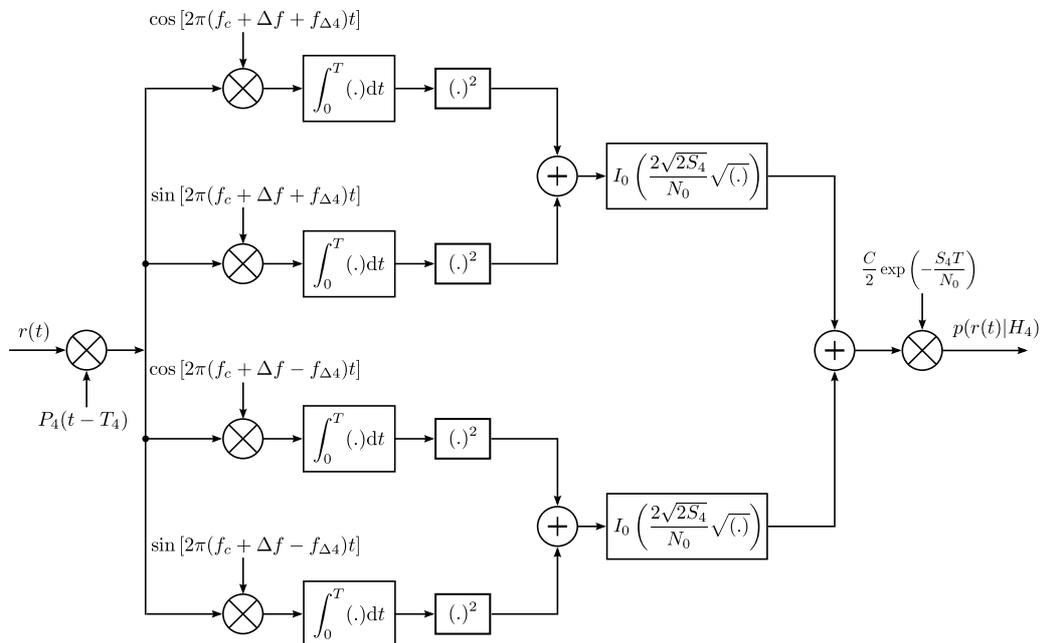


Abbildung 3.5: Berechnung der bedingten Dichtefunktion für wM-Bus B

3.3.2.6 Bedingte Dichte von wM-Bus R2 Schließlich ergibt sich aus (3.5) für wM-Bus R2

$$\begin{aligned}
 p(r(t)|H_5, d_{15}, \theta_c) &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_5} P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\} \\
 & \tag{3.39}
 \end{aligned}$$

und

$$\begin{aligned}
 p(r(t)|H_5) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{15}} \left\{ p(r(t)|H_5, d_{15}, \theta_c) \right\} \right\} \\
 &= \frac{C}{2} \exp \left(-\frac{S_5 T}{N_0} \right) \left[I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \sqrt{I_{5p}^2 + Q_{5p}^2} \right) + I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \sqrt{I_{5n}^2 + Q_{5n}^2} \right) \right], \\
 & \tag{3.40}
 \end{aligned}$$

mit

$$I_{5p} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + f_{\Delta 5})t] dt, \tag{3.41}$$

$$Q_{5p} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \sin[2\pi(f_c + \Delta f' + f_{\Delta 5})t] dt, \tag{3.42}$$

$$I_{5n} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' - f_{\Delta 5})t] dt, \tag{3.43}$$

$$Q_{5n} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \sin[2\pi(f_c + \Delta f' - f_{\Delta 5})t] dt, \tag{3.44}$$

(siehe Abbildung 3.6).

3.3.3 Entscheidungsregel

Ausgehend von dem empfangenen Signal $r(t)$ wird nun jene Hypothese gewählt, für die die Wahrscheinlichkeitsdichte am größten ist. Somit lässt sich die Entscheidungsregel wie folgt definieren:

$$\delta(r(t)) = \arg \max_{H_i} \{p(r(t)|H_i)\}. \tag{3.45}$$

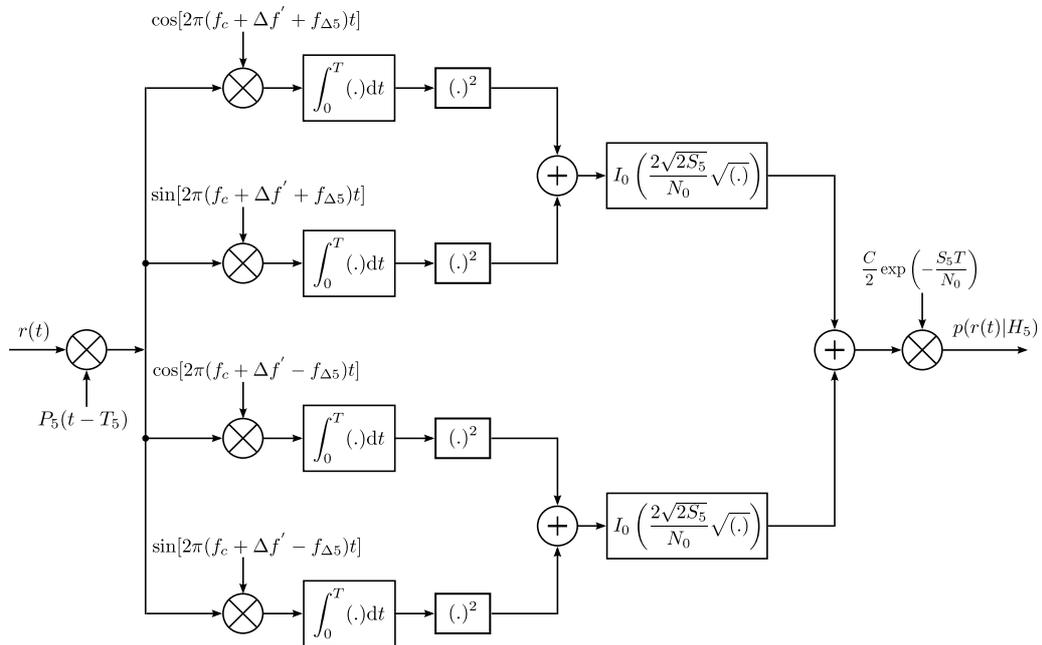


Abbildung 3.6: Berechnung der bedingten Dichtefunktion für wM-Bus R2

Hierbei sind die Dichtefunktionen $p(r(t)|H_i)$ mit $0 \leq i \leq 5$ gegeben durch die Gleichungen (3.9), (3.16), (3.22), (3.28), (3.34) und (3.40). $\delta(r(t))$ ist somit die Entscheidung des Hypothesentests und stellt eine Ganzzahl zwischen 0 und 5 dar, wobei gilt:

- $0 \hat{=} \text{OOK STD}$
- $1 \hat{=} \text{IEEE BPSK}$
- $2 \hat{=} \text{IEEE OQPSK}$
- $3 \hat{=} \text{wM-Bus A}$
- $4 \hat{=} \text{wM-Bus B}$
- $5 \hat{=} \text{wM-Bus R2}$

3.4 Merkmalsbasierter Ansatz

Dieser Abschnitt beschäftigt sich mit der Entwicklung eines merkmalsbasierten Klassifikators [63–65]. Nach einigen Vorüberlegungen wird zunächst auf die Vorverarbei-

tung eingegangen, in der das Empfangssignal in eine für die Merkmalsextraktion geeignete Form gebracht wird. Anschließend werden verschiedene Merkmale vorgestellt, die die Anforderungen der Vorüberlegungen gut erfüllen. Danach wird ausgehend von diesen Merkmalen eine Entscheidungsregel definiert und die Schwellwerte für die Vergleichsoperationen werden ermittelt. Schließlich werden einige Vereinfachungen bei der Merkmalsberechnung durchgeführt, die dem Ziel dienen, den Implementierungsaufwand zu reduzieren.

3.4.1 Vorüberlegungen

Wie bereits in den Kapiteln 2.3 und 3.1 erwähnt, existieren bei der Findung geeigneter Merkmale zahlreiche Freiheitsgrade. Daher sollen hier zunächst im Rahmen einiger Vorüberlegungen relevante Eigenschaften der zu definierenden Merkmale herausgearbeitet werden. Ein Merkmal wird dann als geeignet betrachtet, wenn es einen Großteil dieser Anforderungen möglichst gut erfüllen kann. Grundsätzlich lassen sich für das vorliegende Klassifikationsproblem zahlreiche statistische Kenngrößen zur Unterscheidung von Signalzuständen finden. Die Frage, ob ein entsprechendes Merkmal jedoch als geeignet angesehen werden kann, ist oftmals nicht einfach zu beantworten. Um amplitudenmodulierte Signale von solchen mit konstanter Hüllkurve zu unterscheiden, wäre beispielsweise die Standardabweichung der Hüllkurve über ein bestimmtes, endliches Zeitintervall denkbar. Ein solches Merkmal wäre klassentrennend und einfach in der Implementierung. Daher liegt der Schluss nahe, dass es sich um eine geeignete Kenngröße zur Entscheidungsfindung handelt. Doch wie verhält sich das Merkmal, wenn sich der Rauschanteil im Signal erhöht? Gibt es womöglich ein Merkmal, das ähnlich einfach in der Implementierung ist, sich aber durch höhere Rauschfestigkeit auszeichnet? Um diese Fragen beantworten zu können, wurden im Rahmen dieser Arbeit einige Anforderungen an die zu findenden Merkmale definiert. Die Suche nach geeigneten Merkmalen wurde anschließend solange fortgesetzt, bis alle Merkmale diese Eigenschaften möglichst gut erfüllen. Die Anforderungen sind im Folgenden aufgelistet, wobei sie einer absteigenden Priorisierung unterliegen:

- Implementierbarkeit: Die Merkmale sollen nicht auf Annahmen beruhen, die einer Implementierung in einem realen System im Wege stehen.
- Separabilität der zu unterscheidenden Signalzustände: Um eine hohe Wahr-

scheinlichkeit korrekter Entscheidungen zu gewährleisten und die Komplexität des auf die Merkmalsextraktion folgenden Klassifizierers so gering wie möglich zu halten, ist es wichtig, dass die Merkmale zu möglichst großer Clusterbildung führen, so dass die Signalzustände im Merkmalsraum durch einfache Entscheidungsregeln separiert werden können.

- Rauschfestigkeit: Auch bei hohem Rauschanteil soll der Klassifikator möglichst gute Ergebnisse liefern.
- Inkohärenz: Die Berechnung der Merkmalswerte soll nichtkohärent, also ohne Kenntnis der Trägerphase stattfinden, da eine Trägersynchronisation bei fehlender Information des verwendeten Kommunikationsstandards nicht möglich ist.
- Kompensation der Kanalverstärkung: Verstärkungs- oder Dämpfungseffekte auf der Übertragungstrecke sollen keinen Einfluss auf die Merkmale haben.
- Funktionsfähigkeit innerhalb der Toleranzen der Signalspezifikation: Innerhalb der Kommunikationsstandards werden häufig Toleranzbereiche für wichtige Signalparameter, wie beispielsweise Trägerfrequenz oder Symboldauer, spezifiziert. Die Merkmale sollen über den gesamten Toleranzbereich zuverlässige Ergebnisse liefern.
- Geringe Komplexität und Leistungsaufnahme: Nach Möglichkeit soll der Ressourcenaufwand zur Merkmalsberechnung so minimal wie möglich gehalten werden. Da der Hard- oder Softwareaufwand mit der Leistungsaufnahme einer Schaltung korreliert, wirkt sich ein schlankes Design auch positiv auf den Energieverbrauch aus.
- Kurze Rechenzeit: Der Algorithmus soll möglichst zeiteffizient arbeiten, um eine Signalverarbeitung in Echtzeit zu ermöglichen.

Alle unten aufgeführten Merkmale wurden im Hinblick auf diese Anforderungen entwickelt.

Die hier zu treffenden Annahmen können im Vergleich mit dem hypothesentestbasierten Ansatz deutlich weniger restriktiv ausfallen, sofern dies bei der Findung geeigneter Merkmale berücksichtigt wird. Grundsätzlich gelten auch hier die in den

Gleichungen (3.1) bis (3.6) vorgestellten Signalmodelle. Neben Datensequenz und Trägerphase gelten hier jedoch auch Signalleistung und Rauschvarianz als unbekannt. Trägerfrequenzen, FSK-Hübe und Daten- bzw. Symbolraten gelten als bekannt im Rahmen der durch die Standards spezifizierten Toleranzbereiche bezüglich dieser Größen. Träger- und Symbolsynchronisation sind nicht vorhanden. Dem Signal ist die Musterfunktion eines AWGN-Prozesses überlagert. Es wird ferner davon ausgegangen, dass zu einem Zeitpunkt nur ein Signal am Empfänger anliegt und dieses für den gesamten Untersuchungszeitraum empfangen wird.

3.4.2 Vorverarbeitung

Vor der Merkmalsextraktion durchläuft das Empfangssignal zunächst eine Vorverarbeitungsstufe. Das empfangene Hochfrequenzsignal $r(t)$ wird mit einer Mischfrequenz von $f_{LO} = 867,3$ MHz auf eine niedrige Zwischenfrequenz gemischt. Diese beträgt 1 MHz für die Signale OOK STD, IEEE BPSK, IEEE OQPSK und wM-Bus A, 1,65 MHz für wM-Bus B und $(0,73 + i \cdot 0,06)$ MHz mit $0 \leq i \leq 9$ für wM-Bus R2. Anschließend wird das analoge Zwischenfrequenzsignal mit einer Abtastrate von $f_s = 6,25$ MHz digitalisiert. Als Untersuchungszeitraum werden $N = 512$ Abtastwerte gewählt, was bei einer Taktrate von 6,25 MHz einer Dauer von $81,92 \mu\text{s}$ entspricht. Ausgangspunkt für die nachfolgende Merkmalsextraktion ist daher ein digitales Zwischenfrequenzsignal

$$x[n] = r_{IF}(nT_s), \quad (3.46)$$

mit $0 \leq n \leq N - 1$, dem analogen Zwischenfrequenzsignal $r_{IF}(t)$ und dem Kehrwert der Abtastfrequenz $T_s = 1/f_s$. Wie bereits beim hypothesentestbasierten Ansatz wird auch hier AWGN-Rauschen angenommen. Die Berechnung einiger der unten aufgeführten Merkmale bedarf der spektralen Repräsentation von $x[n]$. Daher wird das digitale Zwischenfrequenzsignal mit Hilfe der diskreten Fouriertransformation [62]

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \exp\left(-j2\pi \frac{nk}{N}\right), \quad (3.47)$$

in den Frequenzbereich transformiert, wobei das Signal fortan nur im Bereich $0 \leq k \leq N/2$ betrachtet wird. Mittels Hilbert-Transformation wird zudem das analyti-

sche Signal

$$a[n] = x[n] + jy[n] \quad (3.48)$$

aus dem digitalen Zwischenfrequenzsignal gebildet, mit der diskreten Hilbert-Transformierten

$$y[n] = H \{x[n]\} = x[n] * h_H[n], \quad (3.49)$$

deren Impulsantwort sich mit

$$h_H[n] = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \frac{\sin^2(\pi n/2)}{n}, & n \neq 0, \\ 0, & n = 0, \end{cases} \quad (3.50)$$

beschreiben lässt [62]. Anschließend lässt sich nach Betragsbildung

$$|a[n]| = \sqrt{x^2[n] + y^2[n]} \quad (3.51)$$

und Mittelwertbildung

$$m_a = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |a[n]| \quad (3.52)$$

das normierte analytische Betragssignal als

$$|a_n[n]| = \frac{|a[n]|}{m_a} \quad (3.53)$$

schreiben. Auch dieses Signal wird mittels diskreter Fouriertransformation in den Frequenzbereich transformiert:

$$A_n[k] = \sum_{n=0}^{N-1} |a_n[n]| \exp\left(-j2\pi \frac{nk}{N}\right). \quad (3.54)$$

Ausgehend von den Signalen $X[k]$ und $A_n[k]$ kann nun die Merkmalsextraktion stattfinden. Abbildung 3.7 zeigt das vereinfachte Blockschaltbild der Vorverarbeitungsstufe des merkmalsbasierten Klassifikators.

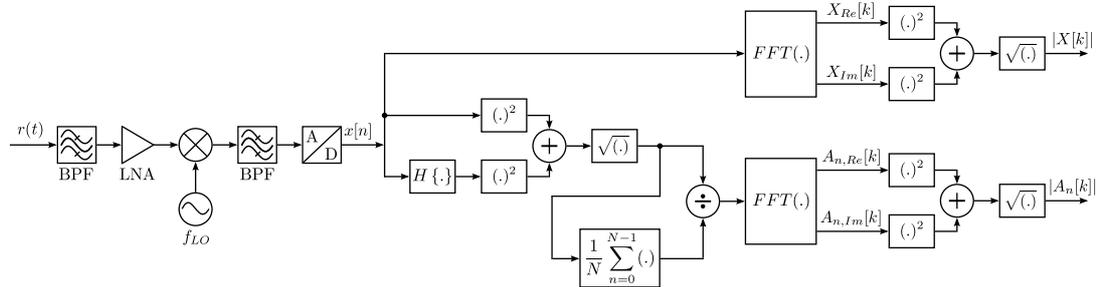


Abbildung 3.7: Blockschaltbild der Vorverarbeitung

3.4.3 Merkmalsextraktion

Aufbauend auf den Ausgangssignalen der im letzten Abschnitt vorgestellten Vorverarbeitung werden fünf Merkmale vorgestellt, die sich für die Lösung des vorliegenden Klassifikationsproblems eignen und die im Rahmen der Vorüberlegungen definierten Anforderungen erfüllen.

Das Merkmal m_1 lässt sich aus dem Spektrum $A_n[k]$ des normierten analytischen Betragssignals wie folgt berechnen:

$$m_1 = \max(|A_n[k_1]|) + \max(|A_n[k_2]|), \quad (3.55)$$

wobei $1 \leq k_1 \leq 7$ und $25 \leq k_2 \leq 27$ bei nullbasierter Indizierung gewählt wurde. Wie sich aus den Gleichungen (3.1) bis (3.6) zeigt, tragen unter den betrachteten Standards lediglich die Signale OOK STD und IEEE BPSK Amplitudeninformationen. Alle anderen Signale besitzen eine konstante Einhüllende. Bereits Nandi et al. haben mit ihrem Merkmal γ_{max} eine Kenngröße vorgestellt, die durch spektrale Betrachtung des analytischen Signals erkennen lässt, ob das Signal Amplitudeninformation enthält oder nicht [15–18]. Das hier vorgestellte Merkmal m_1 baut auf dieser Idee auf, beinhaltet jedoch einige problemspezifische Erweiterungen und Änderungen. Der erste Teil von Gleichung (3.55) nimmt für OOK STD hohe Werte an, da dessen Signalform bei analytischer Darstellung signifikante Wechselanteile im niederfrequenten Bereich verursacht. Der zweite Teil beschreibt die spektrale Komponente bei einer Frequenz, die der Symbolrate von IEEE BPSK entspricht, was für dieses Signal zu großen Werten bei k_2 führt.

Als zweites Merkmal wird der Quotient der beiden in Gleichung (3.55) ermittelten

Maximalwerte gewählt:

$$m_2 = \frac{\max(|A_n[k_2]|)}{\max(|A_n[k_1]|)}, \quad (3.56)$$

mit $1 \leq k_1 \leq 7$ und $25 \leq k_2 \leq 27$. Somit lässt sich m_2 aus den selben Komponenten wie m_1 berechnen, was zweifelsfrei zur Reduzierung des Schaltungsaufwandes beiträgt.

Das Merkmal m_3 wird als Relation zweier Spitzenwerte im Betragsspektrum des reellen Eingangssignals $x[n]$ definiert:

$$m_3 = \frac{|X[k_4]|}{|X[k_3]|}. \quad (3.57)$$

Hierbei ist k_3 definiert als Index des Maximums des einseitigen Betragsspektrums $|X[k]|$ und k_4 als Index des Maximums in diesem Signal mit einem Mindestabstand von vier Indizes von k_3 . Durch die sehr geringe Datenrate von wM-Bus R2 und die daraus resultierende schmale Bandbreite dieses Signals nimmt m_3 für wM-Bus R2 deutlich kleinere Werte an, als für alle anderen in Betracht gezogenen Standards.

Merkmal m_4 ist ein einfacher Schätzwert der Mittenfrequenz des empfangenen Signals und lässt sich aus den oben ermittelten Indizes k_3 und k_4 zu

$$m_4 = \left\lfloor \frac{k_3 + k_4 + 1}{2} \right\rfloor \quad (3.58)$$

berechnen, wobei die Gaußklammern $\lfloor \cdot \rfloor$ eine Abrundungsoperation darstellen. Dies liefert für FSK-modulierte Signale mit Manchester oder '3 aus 6'-Codierung gute Schätzwerte für den Index der Mittenfrequenz, solange der Untersuchungszeitraum groß genug ist, um das Auftreten beider FSK-Trägerfrequenzen innerhalb dieses Zeitraums sicherzustellen.

Das letzte Merkmal m_5 ist definiert als

$$m_5 = \frac{\sum_{k=m_4-B_2/2}^{m_4+B_2/2} |X[k]|}{\sum_{k=m_4-B_1/2}^{m_4+B_1/2} |X[k]|} \quad (3.59)$$

und stellt die Relation der Signalleistungen in zwei unterschiedlich großen Bandbreitenbereichen um die Schätzung der Trägerfrequenz dar. Geeignete Werte der

Bandbreiten B_1 und B_2 wurden empirisch zu $B_1 = 36$ und $B_2 = 18$ ermittelt, was bei 512 Abtastwerten mit einer Taktfrequenz von 6,25 MHz Bandbreiten von ca. 440 kHz und 220 kHz entspricht. Da die Signale nach IEEE 802.15.4 deutlich größere Bandbreiten aufweisen, als die anderen Kommunikationsstandards, nimmt m_5 für IEEE BPSK und IEEE OQPSK kleinere Werte an.

Ein Blockschaltbild der Merkmalsextraktion ist in Abbildung 3.8 zu sehen.

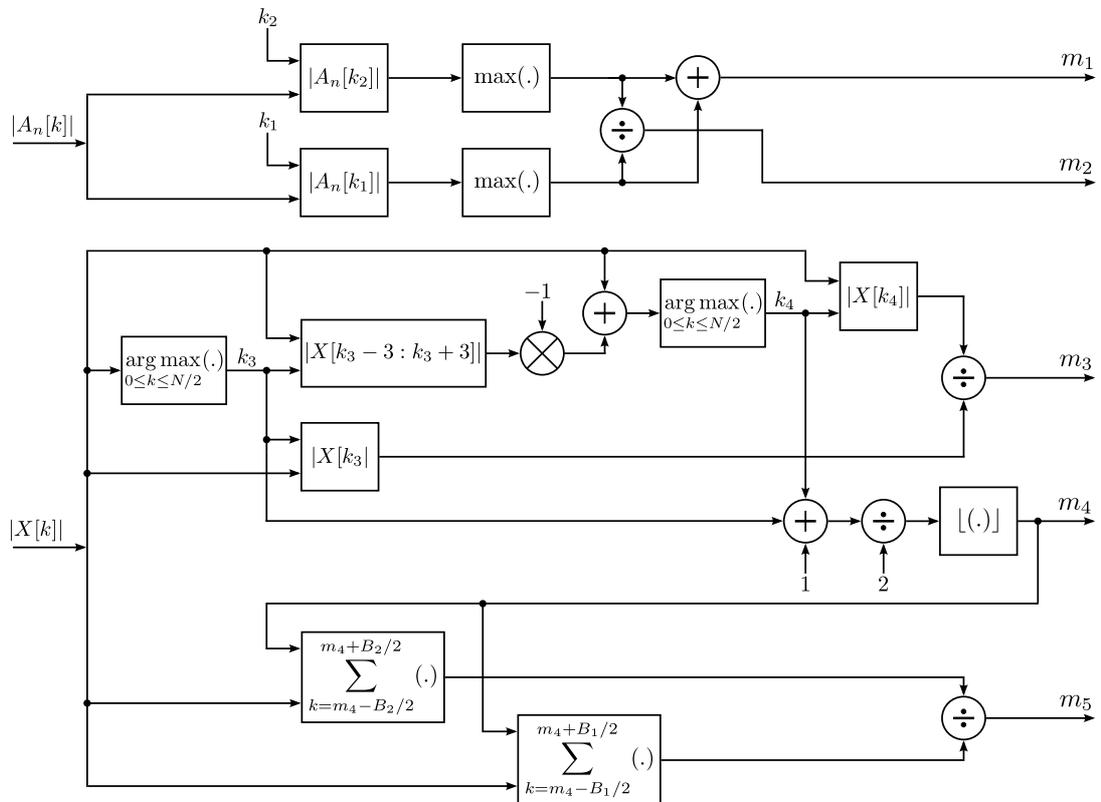


Abbildung 3.8: Blockschaltbild der Merkmalsextraktion

3.4.4 Entscheidungsregel

Um herauszufinden welche Art von Klassifizierer für die oben beschriebenen Merkmale in Frage kommt und wie zufriedenstellend die Kenngrößen arbeiten, ist es hilfreich einige statistische Charakteristika dieser Merkmale explorativ zu analysieren. Ein Werkzeug, um die Ähnlichkeit der einem Merkmal zu Grunde liegenden Wahrscheinlichkeitsverteilung mit der Normalverteilung zu untersuchen, stellt das Wahr-

scheinlichkeitsnetz für die Normalverteilung dar [66]. Dabei sind auf der Abszisse die Funktionswerte einer Verteilungsfunktion und auf der Ordinate deren Wahrscheinlichkeiten aufgetragen. Anhand der Abweichung der empirisch gewonnenen Daten von einer linearen Funktion lässt sich erkennen inwieweit diese Daten einer Normalverteilung folgen. Auf diese Weise kann gezeigt werden, dass bei gegebenem SNR einige der vorgestellten Merkmale näherungsweise normalverteilt sind. Jedoch beweist Abbildung 3.9, dass diese Bedingung nicht für alle Merkmale erfüllt ist. Das hier dargestellte Wahrscheinlichkeitsnetz zeigt die aus einer Simulation ermittelten Werte des Merkmals m_3 für wM-Bus R2 bei einem SNR von 15 dB und einem Messumfang von 2000. Wie man erkennen kann, weichen die Merkmalswerte (in Abbildung 3.9 blau dargestellt) signifikant von den Werten einer Normalverteilung (rot) ab. Somit ist eine wichtige Bedingung für den Einsatz von linearen Verfahren nicht erfüllt.

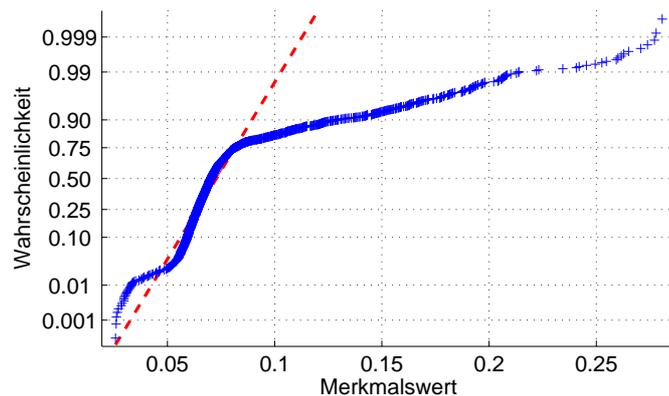


Abbildung 3.9: Wahrscheinlichkeitsnetz für die Normalverteilung (Merkmal m_3 ; wM-Bus R2; $SNR = 15$ dB)

Mit Hilfe einer Kovarianzmatrix lässt sich analysieren inwiefern die einzelnen Merkmale untereinander korrelieren. In Abbildung 3.10 ist die Kovarianzmatrix der fünf Merkmale für 2000 Werte pro Kommunikationsstandard bei einem SNR von 15 dB als Farbdigramm dargestellt, wobei Rot auf eine stark positive und Blau auf eine stark negative Korrelation hindeutet. Deutlich sind die mitunter signifikanten Korrelationen zu erkennen, was Naive Bayes-Klassifizierer als Entscheidungsverfahren für die hier vorliegenden Merkmale ungeeignet erscheinen lässt (siehe Abschnitt 2.3).

Die relativen Häufigkeiten der Merkmalswerte für unterschiedliche Standards in Ab-

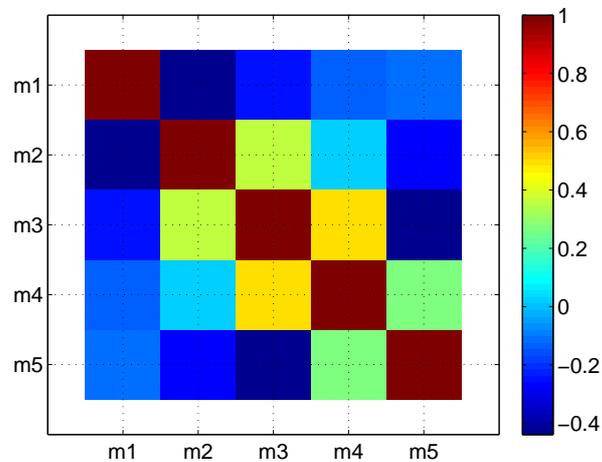


Abbildung 3.10: Kovarianzmatrix der Merkmale als Farbdigramm

bildung 3.11 lassen jedoch vermuten, dass durch einen geeigneten Entscheidungsbaum gute Klassentrennbarkeit erzielbar ist. Anhand des Histogramms für die Werte von m_1 kann man erkennen, dass sich dieses Merkmal gut für die Unterscheidung zwischen OOK STD und IEEE BPSK auf der einen Seite, bzw. IEEE OQPSK, wM-Bus A, wM-Bus B und wM-Bus R2 auf der anderen Seite eignet. Merkmal m_2 nimmt dagegen für OOK STD und IEEE BPSK deutlich unterschiedliche Werte an. Das Histogramm für m_3 zeigt, dass sich durch dieses Merkmal wM-Bus R2 sehr gut von allen anderen untersuchten Signalen mit konstanter Hüllkurve (IEEE OQPSK, wM-Bus A und wM-Bus B) trennen lässt. Merkmal m_4 bietet sich an, um IEEE OQPSK und wM-Bus A von wM-Bus B zu unterscheiden, da wM-Bus B einen höheren Frequenzkanal im 868 MHz-Band belegt. Schließlich lässt sich durch Merkmal m_5 erkennen, ob das Signal IEEE OQPSK oder wM-Bus A nutzt, sofern alle anderen Standards aufgrund der Werte von m_1 bis m_4 bereits ausgeschlossen werden konnten.

Zu ähnlichen Erkenntnissen gelangt man auch durch die Betrachtung von Abbildung 3.12. Darin sind für jedes Unterscheidungsmerkmal die Merkmalswerte für alle in Betracht gezogenen Kommunikationsstandards im Rahmen von Box-Whisker-Diagrammen statistisch aufbereitet. Jedes Diagramm zeigt Median, Quartile, Extrema und statistische Ausreißer für ein Merkmal und einen Kommunikationsstandard bei einem SNR von 15 dB und einem Messumfang von 2000 pro Merkmal und

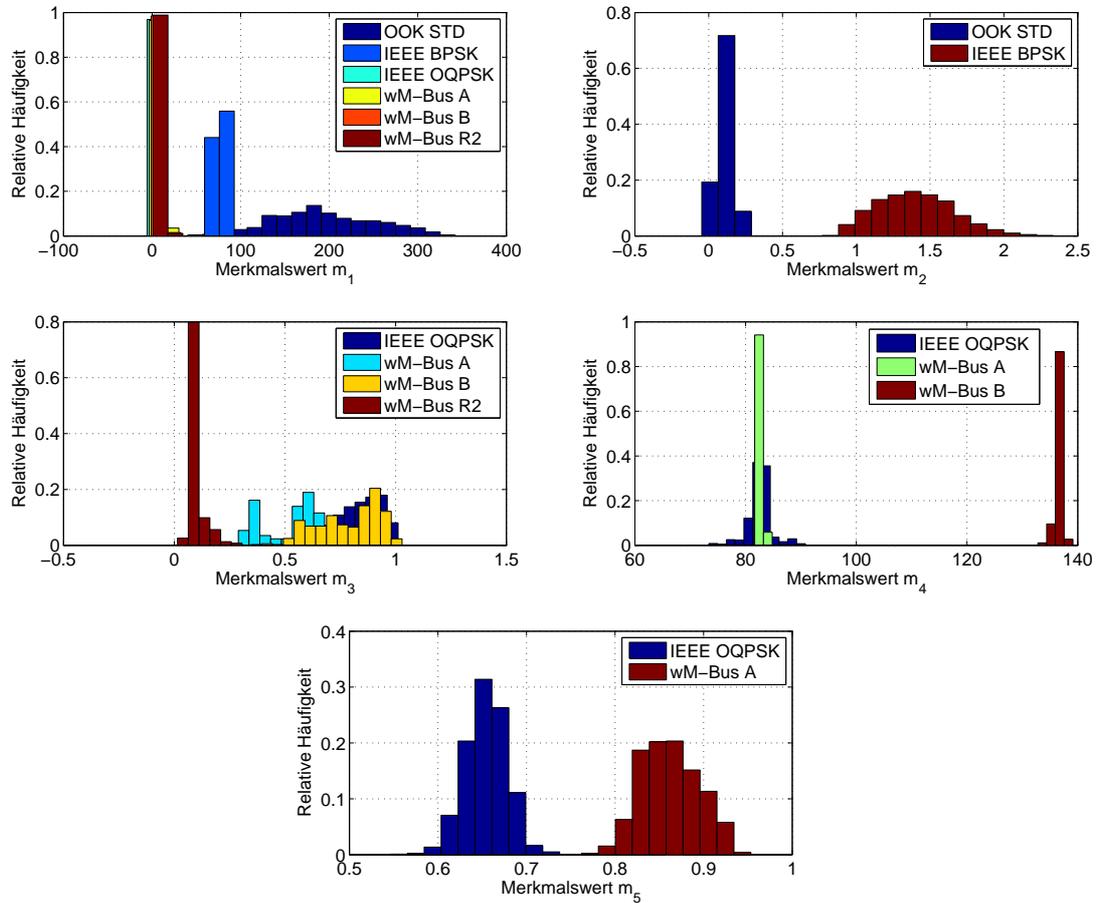


Abbildung 3.11: Verteilungshistogramme der Merkmalswerte ($SNR = 15$ dB; 2000 Werte pro Merkmal und pro Standard)

pro Standard, was auf Lage und Streuung der Merkmalswerte schließen lässt. Wie man erkennen kann, verursachen einige Merkmale für bestimmte Standards zahlreiche statistische Ausreißer. Betrachtet man in den Box-Whisker-Diagrammen jedoch nur jene Standards pro Merkmal, die auch in den Histogrammen in Abbildung 3.11 dargestellt sind, so erkennt man, dass die Verteilungen dieser Merkmalswerte in äußerst geringen Überschneidungen für verschiedene Standards resultieren. Diese Überlegungen führen unweigerlich zu dem in Abbildung 3.13 dargestellten Entscheidungsbaum, wobei t_{m_i} mit $1 \leq i \leq 5$ die Vergleichsschwellwerte für die Merkmale m_1 bis m_5 darstellen.

Ausgehend von dem digitalisierten Zwischenfrequenzsignal $x[n]$, bzw. den daraus

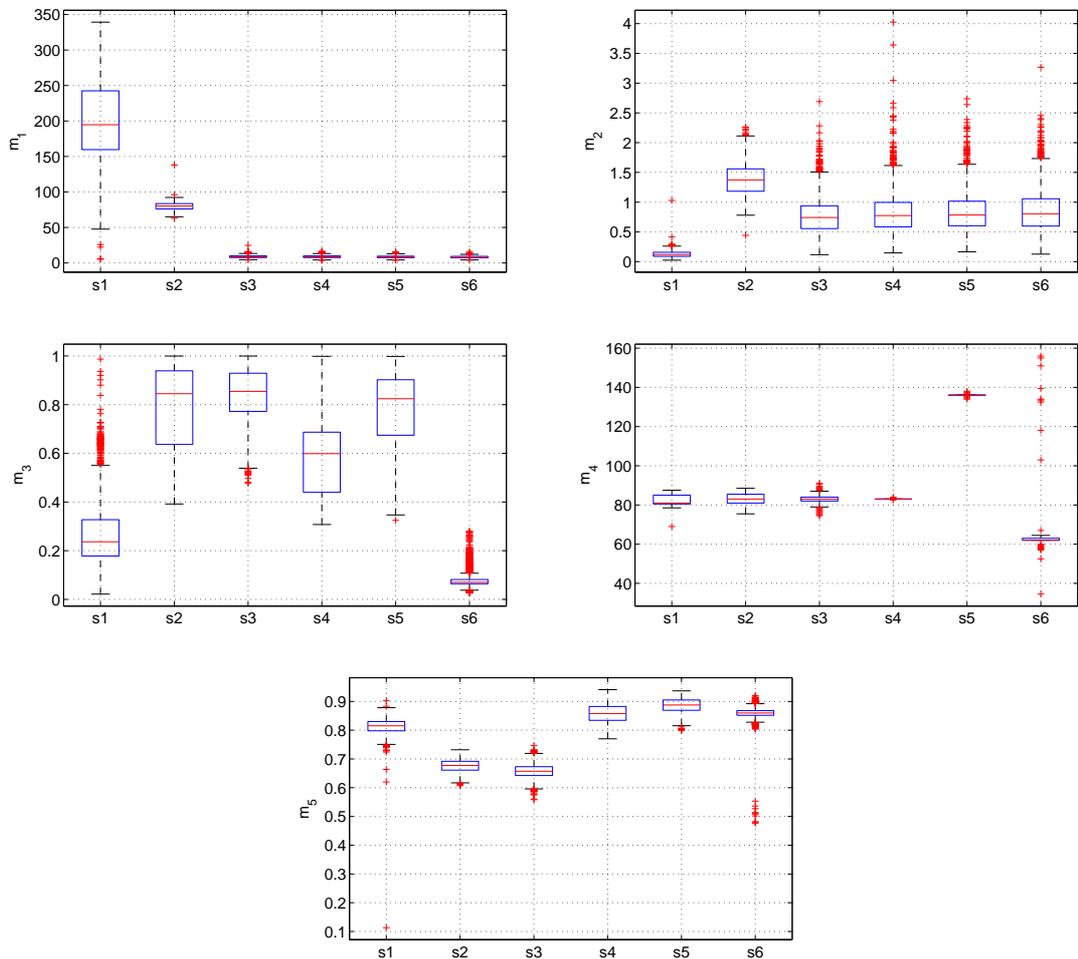


Abbildung 3.12: Box-Whisker-Diagramme der Merkmalswerte für alle Standards ($SNR = 15$ dB; 2000 Werte pro Merkmal pro Standard; Box $\hat{=}$ Quartile (25% bis 75%); horizontaler Strich $\hat{=}$ Median; Antennen $\hat{=}$ Minimal- und Maximalwerte ohne statistische Ausreißer; Kreuze $\hat{=}$ statistische Ausreißer; s1 $\hat{=}$ OOK STD; s2 $\hat{=}$ IEEE BPSK; s3 $\hat{=}$ IEEE OQPSK; s4 $\hat{=}$ wM-Bus A; s5 $\hat{=}$ wM-Bus B; s6 $\hat{=}$ wM-Bus R2)

berechneten Spektralsignalen $A_n[k]$ und $X[k]$, werden die Werte der fünf Merkmale m_1 bis m_5 ermittelt. Zur Entscheidungsfindung wird dann zunächst der Wert des Merkmals m_1 mit einem zuvor definierten Schwellwert t_{m_1} verglichen. Ist der Merkmalswert größer als der Schwellwert, so kann davon ausgegangen werden, dass das Signal einen signifikanten Amplitudenanteil aufweist. Folglich wird entschieden, dass es sich um OOK STD oder IEEE BPSK handeln muss. Die Entscheidung, welcher

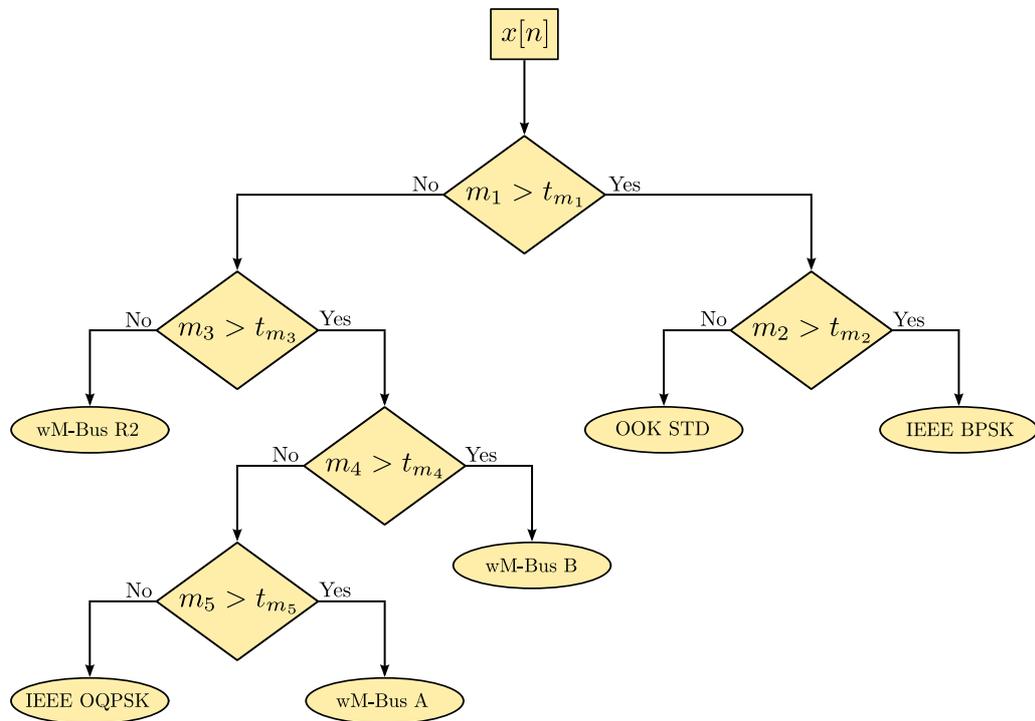


Abbildung 3.13: Entscheidungsbaum

dieser beiden Standards verwendet wird, lässt sich aufgrund des Merkmalswertes m_2 treffen. Ist andernfalls die Bedingung $m_1 > t_{m_1}$ nicht erfüllt, so ist es naheliegend, dass es sich um ein Signal mit konstanter Hüllkurve handelt. Ist ferner der Merkmalswert m_3 kleiner oder gleich einem bestimmten Schwellwert, so wird von einer geringen Bandbreite des empfangenen Signals ausgegangen, was aufgrund der im Vergleich sehr geringen Datenraten von wM-Bus R2 auf dieses Signal schließen lässt. Andernfalls lässt sich mittels der Schätzung der Trägerfrequenz m_4 prüfen, ob wM-Bus B vorliegt, da aus den noch verbleibenden Standards wM-Bus B der einzige ist, der eine Mittenfrequenz größer als 868,3 MHz verwendet. Ist die Bedingung $m_4 > t_{m_4}$ nicht erfüllt, so lässt sich schließlich mit m_5 prüfen, ob das Signal eine relativ große Bandbreite aufweist, was auf IEEE OQPSK schließen lässt oder eine entsprechend kleine Bandbreite besitzt, was auf wM-Bus A hindeutet. Auf die Ermittlung geeigneter Schwellwerte wird im nächsten Abschnitt eingegangen.

Abbildung 3.14 zeigt ein Blockschaltbild des merkmalsbasierten Klassifikators auf oberster Hierarchieebene. Das an der Antenne empfangene Hochfrequenzsignal $r(t)$ wird im Rahmen der Vorverarbeitung (siehe Abbildung 3.7) in die Signale $|A_n[k]|$,

$|X[k]|$ und $x[n]$ umgesetzt. Die beiden Spektralsignale $|A_n[k]|$ und $|X[k]|$ werden an die Merkmalsextraktion weitergegeben (Abbildung 3.8), wo hieraus die Merkmale m_1 bis m_5 berechnet werden. Schließlich ermittelt der Entscheidungsbaum in Abbildung 3.13 aus diesen Merkmalswerten die Klasse, der das empfangene Signal zuzuordnen ist. Gleichzeitig wird das digitalisierte Zwischenfrequenzsignal $x[n]$ nach der Vorverarbeitung um die Anzahl der Takte M verzögert, die sich aus der Verarbeitungszeit von Merkmalsextraktion und Entscheidungsbaum ergibt. Somit kann die Entscheidung zeitgleich mit dem Signal $x[n]$ an einen nachfolgenden parametrisierbaren Demodulator gegeben werden, der nun in der Lage ist die Informationsdaten aus diesem Signal zu extrahieren und weiter zu verarbeiten.

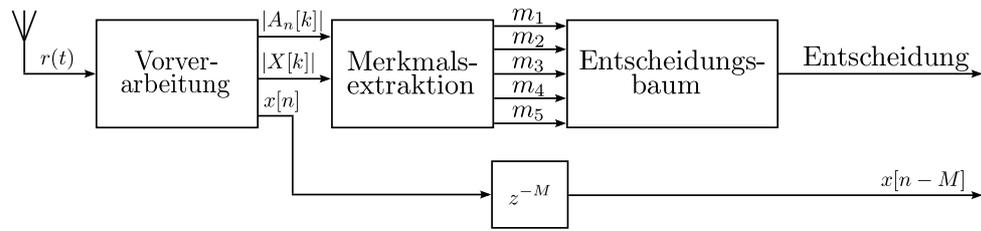


Abbildung 3.14: Blockschaltbild des merkmalsbasierten Klassifikators

3.4.5 Schwellwertermittlung

Die Schwellwerte für stetige Merkmale, wie diese hier vorliegen, werden im Allgemeinen, ausgehend von einem vorhandenen Trainingsdatensatz D , durch Maximierung des durch den Schwellwertvergleich erzielbaren Informationsgewinns bestimmt [53]. Betrachtet wird zunächst die Entropie H als Maß für die Unsicherheit, definiert durch den Erwartungswert für die Anzahl der Bits die notwendig sind, um die Ereignisse der Datenmenge D binär zu kodieren,

$$H(D) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i, \quad (3.60)$$

mit den A-priori-Wahrscheinlichkeiten der n möglichen Ereignisse p_i und der Bedingung

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1, \quad (3.61)$$

sowie der Definition $0 \log_2 0 := 0$. Hieraus lässt sich der durch ein Merkmal m erzielbare Informationsgewinn bzw. die Entropiereduktion $G(D, m)$ als Differenz der Gesamtentropie $H(D)$ einer Datenmenge D und der mittleren Entropie der durch dieses Merkmal aufgeteilten Datenmenge $D = D_i \cup D - D_i$ ausdrücken [53]:

$$G(D, m) = H(D) - \sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{D} H(D_i). \quad (3.62)$$

Der Schwellwert t_m für die binäre Vergleichsoperation $m > t_m$ wird nun im Sinne eines durch diesen Vergleich maximal erzielbaren Informationsgewinns

$$t_m = \arg \max_v \{G(D, m > v)\} \quad (3.63)$$

definiert.

Bezüglich der Vorgehensweise zur Schwellwertermittlung im vorliegenden Fall soll zunächst Abbildung 3.15 betrachtet werden. Darin sind die Mittelwerte der Merkmale für die jeweils durch dieses Merkmal zu unterscheidenden Standards als Funktion von SNR dargestellt, wobei das Signal-Rauschverhältnis definiert ist als Quotient zwischen der Signalleistung und dem Integral über die spektrale Rauschleistungsdichte von $-f_s/2$ bis $+f_s/2$ und für alle Signale dieselbe Leistung gewählt wurde. Im Rahmen einer Monte-Carlo-Simulation mit MATLAB/Simulink® [67] wurden in SNR -Schritten von 0,5 dB jeweils 1000 Werte jedes Merkmals pro Kommunikationsstandard berechnet. Diese Datenmenge von 1000 Werten pro Merkmal, pro Standard und pro SNR -Schritt wird fortan als Kollektion bezeichnet. Wie man an den Mittelwerten dieser Kollektionen in Abbildung 3.15 erkennen kann, sind die Erwartungswerte der Merkmale abhängig von SNR . Da jedoch für die Lösung des vorliegenden Klassifikationsproblems der Signal-Rauschabstand des empfangenen Signals nicht als bekannt vorausgesetzt werden kann, scheint der oben beschriebene Weg der auf Entropiereduktion basierenden Schwellwertermittlung nicht zielführend. Es wird daher eine alternative Vorgehensweise vorgeschlagen, die die Schwellwertermittlung zu Gunsten der Wahrscheinlichkeit korrekter Klassifikation bei hohen SNR -Werten durchführt. Hierzu wird zunächst die in Abbildung 3.16 dargestellte Worst Case-Analyse betrachtet. Ein bestimmtes Merkmal m soll dazu dienen, zwei Gruppen von Standards S_1 und S_2 voneinander zu unterscheiden, indem die Entscheidung

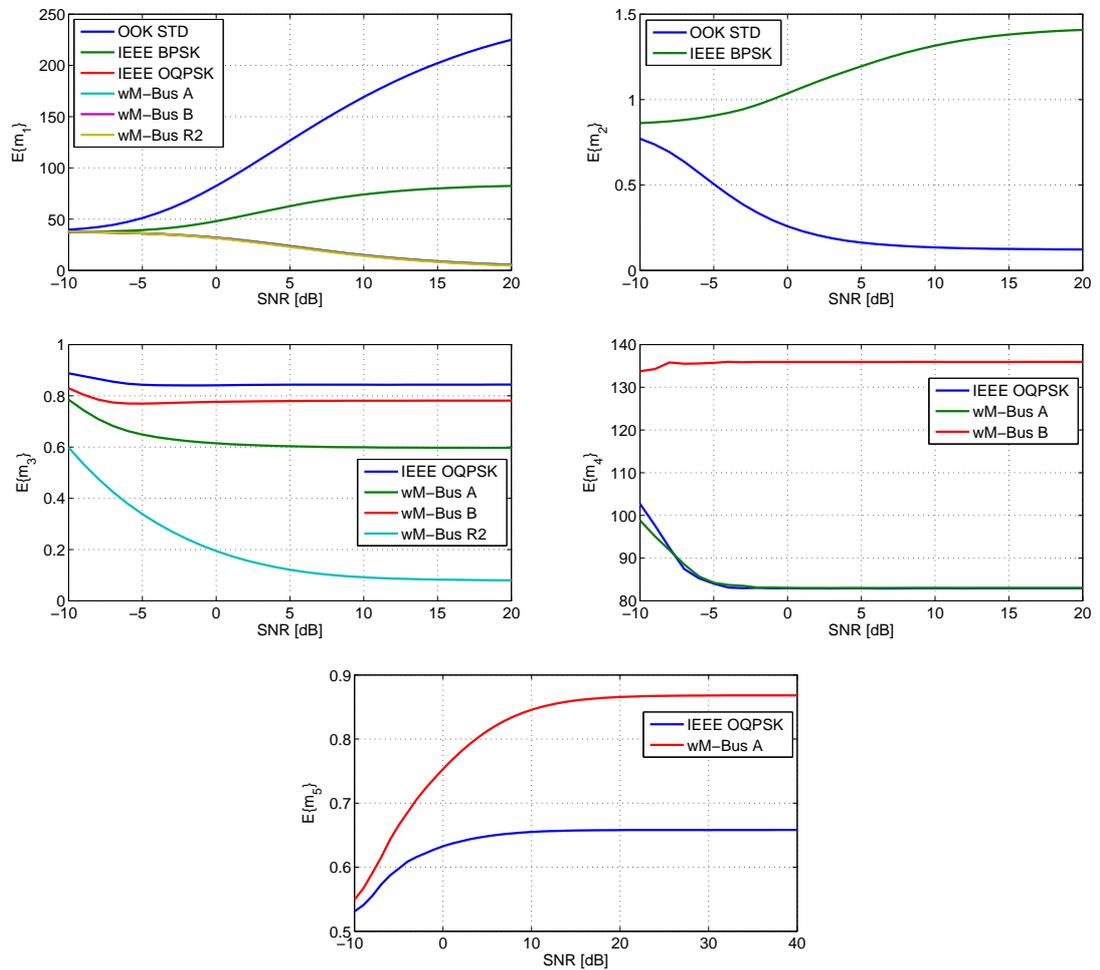


Abbildung 3.15: Mittelwerte der Merkmale als Funktion von SNR

auf S_1 fällt, wenn die Bedingung der Schwellwertentscheidung $m > t_m$ erfüllt ist. Andernfalls wird für S_2 entschieden. Innerhalb jeder Kollektion werden nun lediglich die minimalen Merkmalswerte der Standards innerhalb der Gruppe S_1 und die maximalen Merkmalswerte der Standards innerhalb der Gruppe S_2 betrachtet. Hieraus ergeben sich Schnittpunkte der Minimalwerte aus S_1 mit den Maximalwerten aus S_2 . Aus allen möglichen Kombinationen jeweils eines Standards aus S_1 und S_2 wird nun jenes Paar von Standards gewählt, dessen Schnittpunkt der minimalen bzw. maximalen Merkmalswerte den größten Wert auf der Abszisse aufweist. Der Schwellwert wird definiert als die Projektion dieses Schnittpunktes auf die Ordinate. Dies sei anhand von Merkmal m_1 beispielhaft veranschaulicht: Wie bereits erwähnt, wird m_1

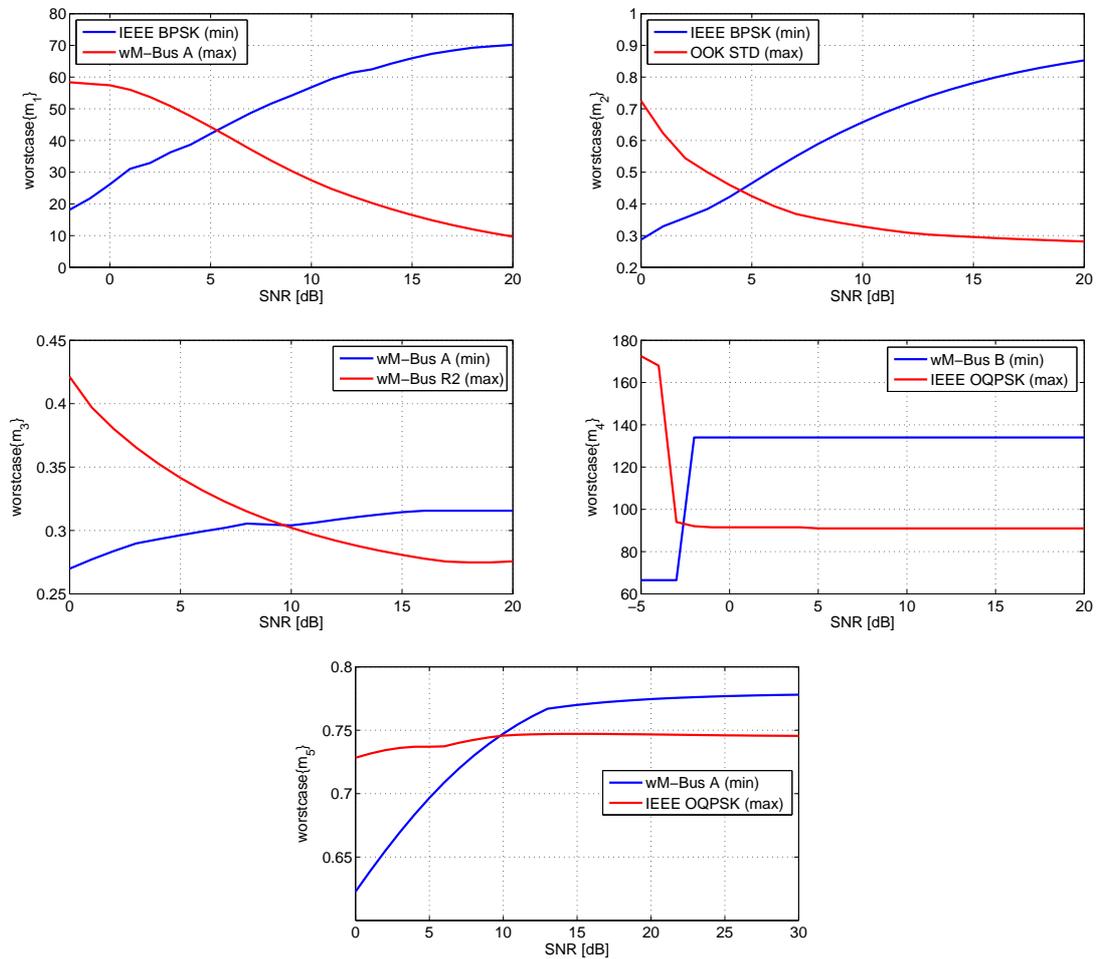


Abbildung 3.16: Worst Case-Werte der Merkmale als Funktion von SNR

dazu verwendet, die Standards OOK STD und IEEE BPSK von IEEE OQPSK, wM-Bus A, wM-Bus B und wM-Bus R2 zu unterscheiden. Die beiden Standards OOK STD und IEEE BPSK stellen daher die Gruppe S_1 dar, alle anderen Standards sind der Gruppe S_2 zuzuordnen. Im Rahmen der durchgeführten Monte-Carlo-Simulation werden nun lediglich die Minimalwerte der Kollektionen für die Standards in Gruppe S_1 sowie die Maximalwerte der Kollektionen für die Standards der Gruppe S_2 untersucht und in einem Diagramm als Funktion von SNR aufgetragen. Hieraus ergeben sich Schnittpunkte der Standards aus S_1 mit den Standards aus S_2 . Für die Gruppe S_1 zeigt sich, dass die minimalen Merkmalswerte für IEEE BPSK kleiner sind, als die minimalen Merkmalswerte für OOK STD. Daher kann OOK STD für

diese Worst Case-Analyse außer Acht gelassen werden. Analog zeigt sich, dass unter allen Standards der Gruppe S_2 wM-Bus A die größten maximalen Merkmalswerte pro Kollektion aufweist. Daher liegt unter allen Schnittpunkten der Standards aus S_1 mit den Standards aus S_2 jener Schnittpunkt zwischen den minimalen Merkmalswerten von IEEE BPSK und den maximalen Merkmalswerten von wM-Bus A am weitesten rechts im Diagramm. Die Darstellung dieser Werte als Funktion von SNR ist in Abbildung 3.16 links oben zu sehen. Als Schwellwert t_{m_1} für Merkmal m_1 ergibt sich durch Projektion des Schnittpunktes auf die Ordinate ein Wert von ca. 42. Da dieser Schnittpunkt bei einem SNR -Wert von ca. 6 dB auftritt, kann davon ausgegangen werden, dass oberhalb dieses Signal-Rauschabstandes mit sehr guter Klassentrennbarkeit durch das Merkmal m_1 zu rechnen ist, da bei dieser Wahl des Schwellwertes kein einziges Muster des Trainingsdatensatzes durch m_1 oberhalb von 6 dB falsch klassifiziert worden wäre. Das Vorgehen zur Schwellwertermittlung für die Merkmale m_2 bis m_5 erfolgt analog und die Worst Case-Diagramme sind allesamt in Abbildung 3.16 dargestellt.

3.4.6 Vereinfachungen

Um den Schaltungsaufwand des merkmalsbasierten Klassifikators weiter zu reduzieren, wurden einige Vereinfachung innerhalb der Vorverarbeitung und bei der Berechnung der Merkmale vorgenommen, die im Folgenden vorgestellt werden sollen. Auf die Auswirkungen dieser Vereinfachung auf die Wahrscheinlichkeit korrekter Entscheidungen wird im Rahmen der Verifikation in Kapitel 4 eingegangen.

Zunächst wird für die Bildung der Betragsspektren $|A_n[k]|$ und $|X[k]|$ in Abbildung 3.7 auf die Quadrierung und Radizierung verzichtet. Stattdessen werden lediglich aus den realen und imaginären Ausgangssignalen der diskreten Fouriertransformationen die Betragswerte gebildet und anschließend addiert. Diese Betragsbildung kann in Zweierkomplementdarstellung durch einfache Bitoperationen bewerkstelligt werden. Analog wird auch bei der Betragsbildung des analytischen Zeitsignals $|a[n]|$ vorgegangen.

Des Weiteren findet die Normierung des analytischen Betragssignals nicht im Zeitbereich sondern erst nach der Fouriertransformation statt. Der Mittelwert eines Betragssignals im Zeitbereich in einem Untersuchungszeitraum der Größe N ist iden-

tisch mit dem Betragswert des diskreten Spektrums bei einer Frequenz von 0 Hz. Da die diskrete Fouriertransformation des analytischen Betragssignals ohnehin zur Berechnung der Merkmale unumgänglich ist, kann die Ermittlung des Mittelwertes durch eine einfache Indizierung erfolgen und es kann somit auf die zusätzliche Akkumulation von N Werten verzichtet werden. Das Spektralsignal ist anschließend noch auf den Wert N zu normieren. Mit $N = 2^M$ und $M \in \mathbb{N}$ kann dies jedoch durch Verschieben der Datenbits um M Stellen zum niederwertigsten Bit hin bewerkstelligt werden. Da es sich bei N aber um eine konstante Größe handelt, wurde hier auf diese Normierung verzichtet. Stattdessen wurden die durch dieses Vorgehen tangierten Schwellwerte entsprechend angepasst.

Schließlich werden alle durchzuführenden Divisionsoperationen im Rahmen eines Zeitmultiplexverfahrens berechnet, so dass lediglich eine Divisionseinheit auf der Zielplattform benötigt wird.

4 Verifikation

Das vorliegende Kapitel widmet sich der Verifikation der beiden oben entwickelten Klassifikatoren. Zunächst werden mittels Monte-Carlo-Simulationen die Wahrscheinlichkeiten korrekter Klassifikation in Abhängigkeit des Signal-Rauschabstandes ermittelt. Anschließend erfolgt ein Vergleich und ein Abwägen beider Ansätze. Aufbauend auf den Ergebnissen dieses Vergleichs wird erläutert, warum für eine Implementierung der merkmalsbasierte Klassifikator gewählt wurde. Nach einer weiterführenden simulativen Untersuchung des merkmalsbasierten Ansatzes soll schließlich der praktische Funktionsnachweis dieses Klassifikators präsentiert und durch entsprechende Messungen untermauert werden.

4.1 Simulationsergebnisse

In diesem Abschnitt werden die Wahrscheinlichkeiten korrekter Klassifikation, nachfolgend als Erfolgsrate bezeichnet, für beide Ansätze vorgestellt. Im Rahmen von Monte-Carlo-Simulationen werden die Erfolgsraten der Klassifikatoren als Funktion des Signal-Rauschabstandes ermittelt und dargestellt. Dabei wird detailliert auf den Simulationsaufbau, die getroffenen Annahmen und die Definition des Signal-Rauschabstandes als Simulationsparameter eingegangen. Anschließend erfolgt ein bewertender Vergleich beider Verfahren und eine tiefere Untersuchung des merkmalsbasierten Ansatzes.

4.1.1 Erfolgsrate des hypothestestbasierten Klassifikators

Zunächst sollen hier die Ergebnisse des in Abschnitt 3.3 vorgestellten hypothestestbasierten Klassifikators vorgestellt werden [60]. Als zu untersuchende Größe gilt die Erfolgswahrscheinlichkeit P_S , definiert als die durchschnittliche relative Anzahl korrekter Klassifikationen

$$P_S = 1 - \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{\substack{i=0, \\ i \neq j}}^{M-1} p(H_i|H_j) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} p(H_i|H_i), \quad (4.1)$$

wobei bei sechs möglichen Ereignissen (bzw. Kommunikationsstandards) $M = 6$ zu setzen ist. Somit entspricht P_S der Wahrscheinlichkeit, dass Hypothese H_i gewählt wird, unter der Voraussetzung, dass auch tatsächlich ein Signal entsprechend H_i gesendet wurde.

Geht man zunächst von einheitlichen Amplituden der Signale nach den sechs in Betracht gezogenen Standards aus, so dass gilt $S_0 = S_1 = S_2 = S_3 = S_4 = S_5 = S$, so lassen sich die Erwartungswerte der innerhalb des Untersuchungszeitraums T in den rauschfreien Signalen $s(t; H_j)$ vorhandenen Energien ermitteln zu

$$E_0 = E \left\{ \int_0^T s^2(t; H_0) dt \right\} = 0.5ST, \quad (4.2)$$

$$E_1 = E \left\{ \int_0^T s^2(t; H_1) dt \right\} = 0.1113ST, \quad (4.3)$$

$$E_2 = E \left\{ \int_0^T s^2(t; H_2) dt \right\} = 0.875ST, \quad (4.4)$$

$$E_3 = E \left\{ \int_0^T s^2(t; H_3) dt \right\} = ST, \quad (4.5)$$

$$E_4 = E \left\{ \int_0^T s^2(t; H_4) dt \right\} = ST, \quad (4.6)$$

$$E_5 = E \left\{ \int_0^T s^2(t; H_5) dt \right\} = ST. \quad (4.7)$$

Um identische Leistungen der Signale zu erhalten, muss daher das Signal nach H_0 (OOK STD) mit dem Faktor $1/0,5$, das Signal nach H_1 (IEEE BPSK) mit dem Faktor $1/0,1113$ und das Signal nach H_2 (IEEE OQPSK) mit dem Faktor $1/0,875$ multipliziert werden.

Der Signal-Rauschabstand γ_b für die Monte-Carlo-Simulation des hypothesentestbasierten Klassifikators wird nun bei linearer Skalierung definiert als

$$\gamma_b = \frac{ST}{N_0}. \quad (4.8)$$

Um die Geschwindigkeit der Matlab-Simulation zu steigern, werden die Signale der sechs Hypothesen in komplexer Basisbandrepräsentation herangezogen. Die Abtastfrequenz beträgt 10 MHz. Den Signalen $s(t, H_0)$ bis $s(t, H_5)$ wird ein AWGN-Signal

mit zweiseitiger spektraler Leistungsdichte $N_0/2$ additiv überlagert. Die in den Gleichungen in Abschnitt 3.3 auftretenden Integrale werden durch numerische Integrationen mit Hilfe der Rechteckregel approximiert. Wie bereits bei der Entwicklung des Klassifikators gelten auch hier die Annahmen, dass sämtliche Bit- und Chipraten, Signal- und Rauschleistungen, Trägerfrequenzen und FSK-Hübe bekannt sind und perfekte Takt- bzw. Symbolsynchronisation besteht. Datensequenzen und Trägerphasen sind Zufallsvariablen mit den in Kapitel 3 beschriebenen Verteilungsfunktionen. Im Rahmen der Monte-Carlo-Simulation wird über einen Bereich des Signal-Rauschabstandes γ_b zwischen -20 und +30 dB in Schritten von 1 dB iteriert. Für jeden Wert von γ_b werden je Standard nacheinander 10^5 verrauschte Signale der Dauer $T = 10 \mu\text{s}$ empfangen und klassifiziert. Hieraus wird die mittlere Erfolgsrate nach Gleichung (4.1) als Funktion von γ_b ermittelt. Die Ergebnisse dieser Simulation sind in Abbildung 4.1 zu sehen.

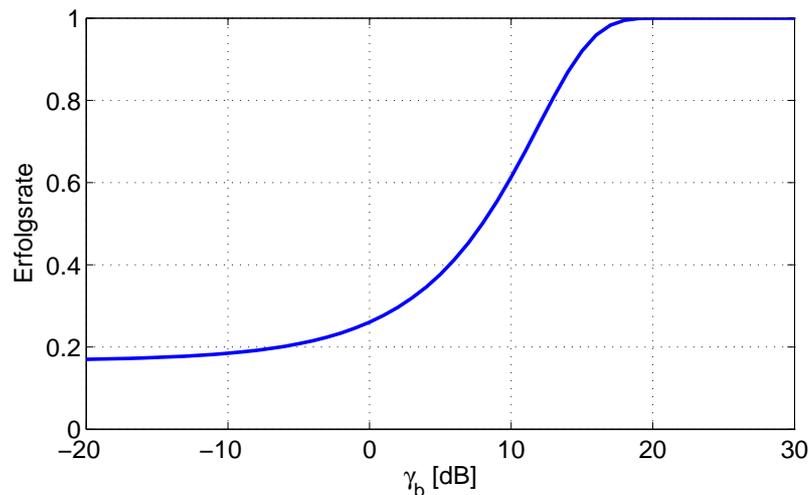


Abbildung 4.1: Erfolgsrate des hypotheseentestbasierten Klassifikators

Wie man der Abbildung entnehmen kann, beträgt die Erfolgsrate des hypotheseentestbasierten Klassifikators bei sehr niedrigen Werten von γ_b ca. $1/6$, was der minimalen Erfolgsrate eines Klassifikators entspricht, der sich zwischen sechs möglichen Ereignissen entscheiden muss. Vergrößert sich γ_b , so beginnt die Erfolgsrate merklich zu steigen und erreicht schließlich bei einem γ_b von ca. 18 dB eine Erfolgsrate von 99 %.

4.1.2 Erfolgsrate des merkmalsbasierten Klassifikators

Für die Simulation des merkmalsbasierten Klassifikators wurden die Signalleistungen der sechs Kommunikationsstandards ebenfalls identisch gewählt, was jedoch nicht als A-priori-Kennntnis des Empfängers zu verstehen ist, sondern lediglich der einheitlichen Bewertung der Klassifikationsergebnisse als Funktion des Signal-Rauschabstandes dient. Der Signal-Rauschabstand SNR ist hier definiert als das Verhältnis der mittleren Signalleistung zum Integral über die spektrale Rauschleistungsdichte mit den durch die Abtastfrequenz bedingten Integrationsgrenzen und wird im Folgenden in dB angegeben. Beim Rauschprozess handelt es sich ebenfalls um AWGN. Die Mittenfrequenz des verrauschten Empfangssignals in Zwischenfrequenzlage beträgt 1 MHz für die Signale OOK STD, IEEE BPSK, IEEE OQPSK und wM-Bus A, 1,65 MHz für wM-Bus B und $(0,73 + i \cdot 0,06)$ MHz mit $0 \leq i \leq 9$ für wM-Bus R2. Das Signal wird mit einer Taktrate von 6,25 MHz abgetastet und anschließend dem merkmalsbasierten Klassifikator mit den in Abschnitt 3.4.6 vorgestellten Vereinfachungen zugeführt. Der Untersuchungszeitraum beträgt 512 Takte. Der Klassifikator hat keinerlei Kenntnis über Signal- und Rauschleistung. Symbol- und Trägersynchronisation sind nicht vorhanden. Sämtliche Datensequenzen und Trägerphasen gelten als Realisierungen von Zufallsvariablen. In einem Bereich zwischen -30 und +30 dB wird SNR in Schritten von 0,5 dB iterativ erhöht und der Klassifikator trifft für jeden der in Betracht gezogenen Standards 1000 Entscheidungen pro SNR -Schritt. Wie im vorigen Abschnitt ist auch hier die Erfolgsrate definiert als der mittlere Anteil korrekt klassifizierter Signale und ist in Abbildung 4.2 als Funktion von SNR in dB dargestellt.

Grundsätzlich zeigt der vereinfachte merkmalsbasierte Klassifikator ähnliches Verhalten wie das hypothesentestbasierte Verfahren. Bei sehr kleinem SNR ergibt sich auch hier eine Erfolgsrate von $1/6$. Jedoch zeigt Abbildung 4.2, dass sich die Erfolgsrate auch bei sehr hohem SNR niemals vollständig 100 % annähert, sondern ab einem SNR von ca. 10 dB einen Maximalwert von ca. 97 % erreicht. In Abschnitt 4.1.4 wird eine Möglichkeit zur Lösung dieses Problems aufgezeigt.

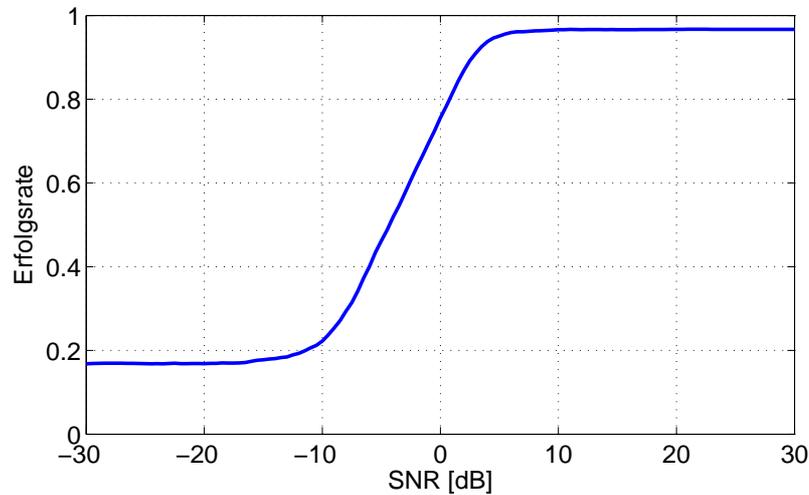


Abbildung 4.2: Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators

4.1.3 Interpretation der Ergebnisse und Vergleich beider Ansätze

Ein Vergleich der Erfolgsraten beider Klassifikatoren ist, aufgrund der unterschiedlichen Definitionen des Signal-Rauschabstandes und der verschiedenen großen Untersuchungszeiträume, nicht ohne Weiteres möglich. Um trotzdem einen Vergleich zu ermöglichen und die Aussagekraft der Ergebnisse zu erhöhen, bietet es sich an, die Erfolgswahrscheinlichkeiten der Klassifikatoren mit bekannten Größen zu vergleichen. Es ist allgemein bekannt, dass bei AWGN-Rauschen unter Verwendung eines ideal synchronisierten Korrelationsempfängers eine BPSK-Übertragung die kleinstmögliche Bitfehlerrate (engl. Bit Error Rate, BER) aufweist. Daher sollen hier die Erfolgsraten der beiden Klassifikatoren zunächst mit der Erfolgswahrscheinlichkeit von BPSK über einen AWGN-Kanal, definiert als $P_{S,BPSK} = 1 - BER$, verglichen werden.

Bei einer Definition des Signal-Rauschabstandes gemäß der Monte-Carlo-Simulation für den hypothestetestbasierten Klassifikator nach Gleichung (4.8) lässt sich die Bitfehlerrate von BPSK über einen AWGN-Kanal beschreiben als [49]

$$BER_{BPSK} = Q\left(\sqrt{2\gamma_b}\right), \quad (4.9)$$

mit der Q-Funktion

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) du, \quad (4.10)$$

wobei darauf zu achten ist, dass γ_b in linearer Skalierung in Gleichung (4.9) einzusetzen ist. Somit wird hier die *BER* einer kohärenten BPSK-Übertragung über einen AWGN-Kanal betrachtet, deren Signalleistung S identisch ist mit der der Kommunikationsstandards und deren Bitperiode dem Untersuchungszeitraum T des hypothesentestbasierten Klassifikators entspricht. Abbildung 4.3 zeigt die Erfolgsrate des hypothesentestbasierten Klassifikators im Vergleich mit der einer BPSK-Übertragung. Wie zu sehen ist, benötigt der Klassifikator verglichen mit der BPSK-Übertragung einen um ca. 15,5 dB größeren Wert von γ_b , um eine Erfolgswahrscheinlichkeit von 90 % zu erzielen.

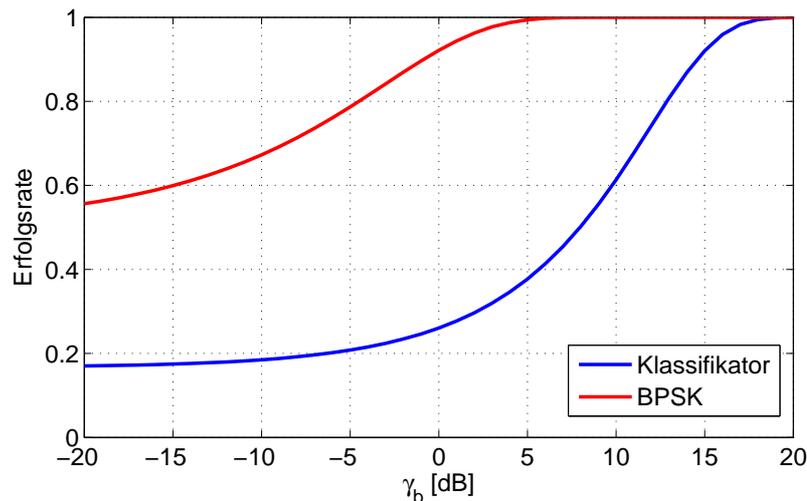


Abbildung 4.3: Erfolgsrate des hypothesentestbasierten Klassifikators im Vergleich mit BPSK

Die gleiche Vorgehensweise wird auch für die Interpretation der Ergebnisse des merkmalsbasierten Klassifikators verfolgt. Bei der hierfür gewählten Definition von *SNR* lässt sich die Bitfehlerrate für eine kohärente BPSK-Übertragung über einen AWGN-Kanal mit

$$BER_{BPSK} = Q\left(\sqrt{\frac{f_s}{f_B} SNR}\right) \quad (4.11)$$

berechnen, mit der Taktfrequenz $f_s = 6,25$ MHz und der Bitrate f_B , die hier gleich

dem Kehrwert des Untersuchungszeitraums $T = 81,92 \mu\text{s}$ zu setzen ist. Auch hier ist die Variable SNR in linearer Skalierung einzusetzen. In Abbildung 4.4 ist die Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators im Vergleich mit der Erfolgswahrscheinlichkeit von BPSK dargestellt. Um eine Erfolgsrate von 90 % zu erreichen, benötigt der Klassifikator verglichen mit der BPSK-Übertragung ein um ca. 28 dB größeres SNR .

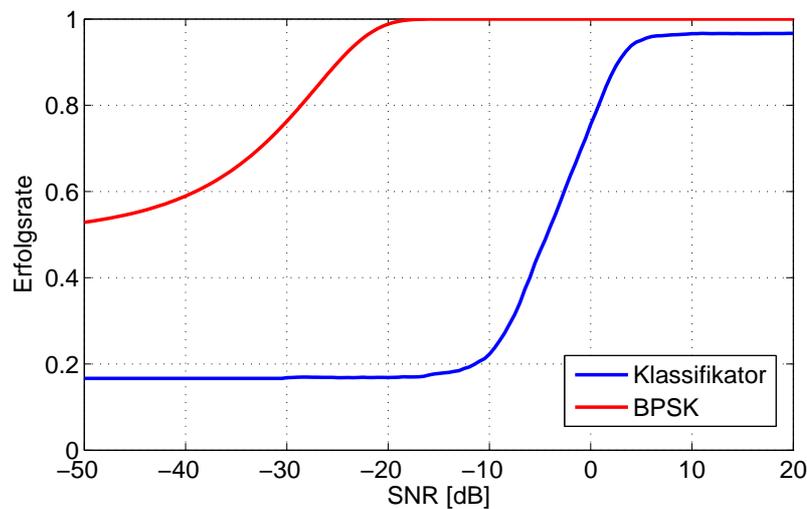


Abbildung 4.4: Erfolgsrate des merkmalsbasierten Klassifikators im Vergleich mit BPSK

Skaliert man schließlich den Signal-Rauschabstand des hypothestetestbasierten Klassifikators entsprechend der Definition von SNR für den merkmalsbasierten Ansatz und bringt anschließend die BPSK-Kurve aus Abbildung 4.3 zur Deckung mit einer BPSK-Kurve nach Gleichung 4.11 mit $f_s = 6,25 \text{ MHz}$ und $f_B = 1/10 \mu\text{s}$, so lassen sich beide Klassifikatoren direkt miteinander vergleichen. Abbildung 4.5 zeigt die Erfolgsraten der beiden Klassifikatoren als Funktion von SNR . Zum Vergleich ist zudem die Erfolgsrate einer BPSK-Übertragung dargestellt, deren Bitrate dem Kehrwert des Untersuchungszeitraums des hypothestetestbasierten Klassifikators entspricht.

Es zeigt sich, dass der vereinfachte merkmalsbasierte Klassifikator einen um nur wenige dB höheren Signal-Rauschabstand benötigt, um ähnliche Erfolgsraten wie der hypothestetestbasierte Klassifikator zu erzielen. Dies wird jedoch durch einen um mehr als Faktor acht größeren Untersuchungszeitraum des merkmalsbasierten

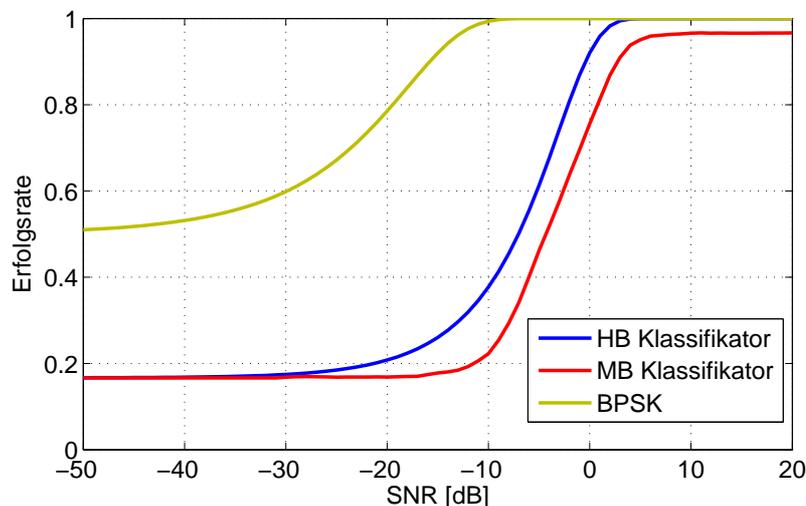


Abbildung 4.5: Vergleich der Erfolgsrate des hypothesentestbasierten (HB) Klassifikators ($T = 10 \mu\text{s}$) mit der Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten (MB) Klassifikators ($T = 81,92 \mu\text{s}$)

Ansatzes erkauff.

Hier sei jedoch explizit darauf hingewiesen, dass der hypothesentestbasierte Klassifikator auf deutlich restriktiveren Annahmen beruht. Um die Implementierbarkeit dieses Ansatzes zu gewährleisten, sind zusätzlich geeignete Algorithmen zu Schätzung der Signalstärken und der Rauschleistungen, sowie ein Verfahren zur universellen Symbolsynchronisation zu entwickeln, was einerseits den Schaltungsaufwand nochmals drastisch erhöht und andererseits zu einer Verschlechterung der Erfolgsrate bei gegebenem Signal-Rauschabstand gegenüber Abbildung 4.1 führt. Dem gegenüber steht der merkmalsbasierte Klassifikator, der zwar bei gegebenem Signal-Rauschabstand geringere Erfolgsraten aufweist, in der in Abschnitt 3.4.6 vorgestellten vereinfachten Form jedoch ohne weitere Anpassungen oder Vereinfachungen implementierbar ist. Der gesamte merkmalsbasierte Ansatz wurde mit Bedacht auf dessen Realisierbarkeit entwickelt. Daher stehen die hierfür getroffenen Annahmen einer Implementierung nicht im Wege.

Neben der Erfolgswahrscheinlichkeit als Entscheidungskriterium für einen der beiden Klassifikatoren spielt auch der durch das jeweilige Verfahren bedingte Schaltungsaufwand eine wichtige Rolle. Anhand der Blockschaltbilder zur Ermittlung der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen zur Entscheidungsfindung des hypo-

thesentestbasierten Klassifikators in den Abbildungen 3.1 bis 3.6 wird bereits der durch diesen Ansatz erforderliche Schaltungsaufwand deutlich. Dieser wird zudem durch die Notwendigkeit geeigneter Schätz- und Synchronisationsverfahren nochmals drastisch erhöht. Dahingegen zeichnet sich der vereinfachte merkmalsbasierte Algorithmus durch seine Realisierbarkeit mittels einfacher Signalverarbeitung aus. Die größten Anforderungen stellen die diskreten Hilbert- und Fouriertransformationen dar. Ein Hilbert-Transformator lässt sich jedoch, aufgrund der geringen Bandbreite der hier vorliegenden Signale, durch ein FIR-Filter annähern und die Transformation in den Frequenzbereich kann mittels schneller Fouriertransformation (engl. Fast Fourier Transform, FFT) durch $N \log_2 N$ Additionen und $\frac{N}{2} \log_2 N$ Multiplikationen realisiert werden [62].

Daher wird hier für die Implementierung der merkmalsbasierte Ansatz vorgezogen. Nichtsdestotrotz hat der hypothesentestbasierte Klassifikator als Optimalansatz seine Berechtigung. Etwaige Weiterentwicklungen eines merkmalsbasierten Verfahrens müssen im Vergleich mit den Ergebnissen des hypothesentestbasierten Verfahrens bewertet werden und es muss als Ziel gelten, sich dessen Erfolgsrate anzunähern.

4.1.4 Weiterführende Untersuchung des merkmalsbasierten Klassifikators

Um die Erfolgswahrscheinlichkeit des merkmalsbasierten Klassifikators besser deuten zu können, sollen hier einige weiterführende Untersuchungen vorgenommen werden. Zunächst ist zu klären, wie sich die in Abschnitt 3.4.6 vorgenommenen Vereinfachungen auf die Klassifikationsleistung auswirken. Hierzu ist in Abbildung 4.6 die Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Ansatzes zusammen mit der Erfolgsrate des Klassifikators ohne Vereinfachungen dargestellt.

Wie zu erkennen ist, zeigen beide Klassifikatoren bei kleinem SNR ähnliche Erfolgsraten. Bei großem SNR jedoch nähert sich der Ansatz ohne Vereinfachungen einer Erfolgsrate von 100 %, wohingegen sich die Erfolgsrate der vereinfachten Version bei einer maximalen Erfolgsrate von ca. 97 % einstellt. Dieses Problem kann dadurch umgangen werden, dass für den vereinfachten Klassifikator ein größerer Untersuchungszeitraum gewählt wird, wie in Abbildung 4.7 bewiesen ist. Darin ist die bereits bekannte Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators zusammen mit der Erfolgsrate desselben Klassifikators unter Verwendung eines doppelt

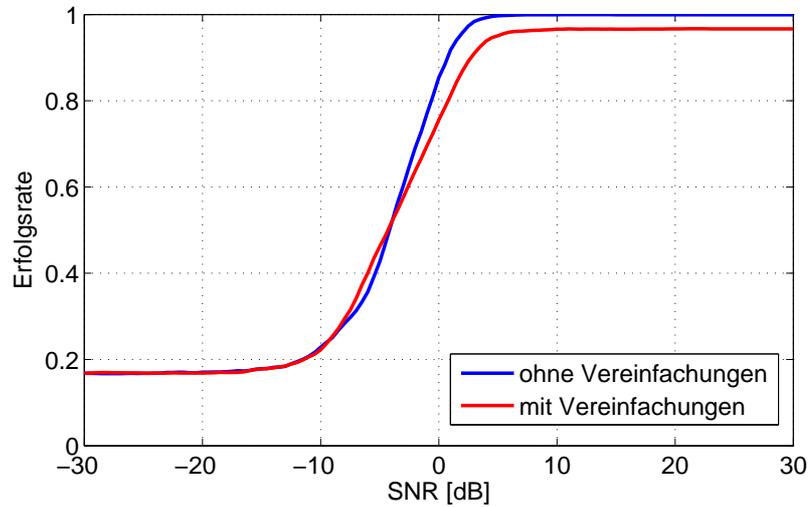


Abbildung 4.6: Auswirkung der Vereinfachungen auf die Erfolgsrate des merkmalsbasierten Klassifikators

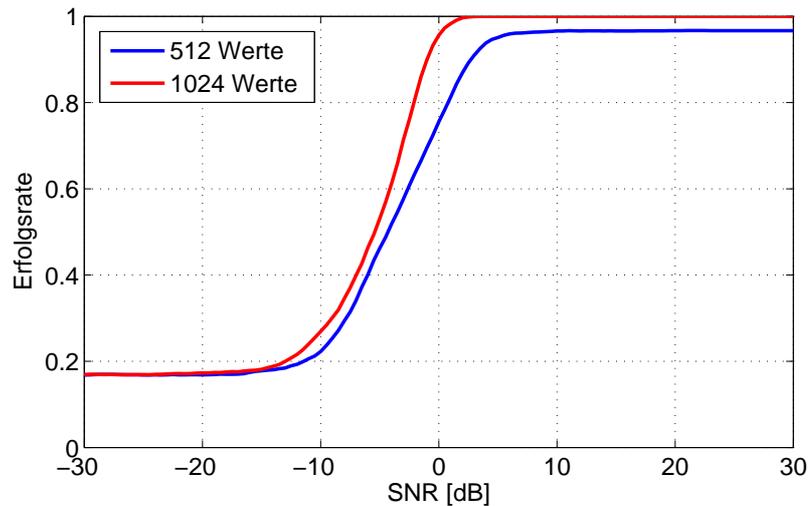


Abbildung 4.7: Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators bei Vergrößerung des Untersuchungszeitraums

so großen Untersuchungszeitraums darstellt.

Wie der Abbildung zu entnehmen ist, führt die Verdopplung des Untersuchungszeitraums bei kleinen Werten von SNR bereits zu einer geringfügigen Verbesserung der Erfolgsrate. Der Hauptvorteil besteht jedoch in der Erreichung einer maximalen Erfolgsrate von annähernd 100 % bei großem SNR .

Um schließlich die Wahrscheinlichkeit korrekter Entscheidungen vor dem Hintergrund der hier vorliegenden Kommunikationsstandards besser deuten zu können, bietet es sich an, die Erfolgsraten des Klassifikators mit den Bitfehlerraten zu vergleichen, die bei der Datenübertragung nach den in Frage kommenden Standards zu erwarten sind. Abbildung 4.8 zeigt daher neben der Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators mit einem Untersuchungszeitraum der Dauer $81,92 \mu\text{s}$ die Erfolgsraten der Signalübertragung nach den hier betrachteten Kommunikationsstandards, die wiederum als $(1-BER)$ definiert sind, wobei BER die Bitfehlerrate des jeweiligen Standards unter der Voraussetzung von Optimalempfängern darstellt.

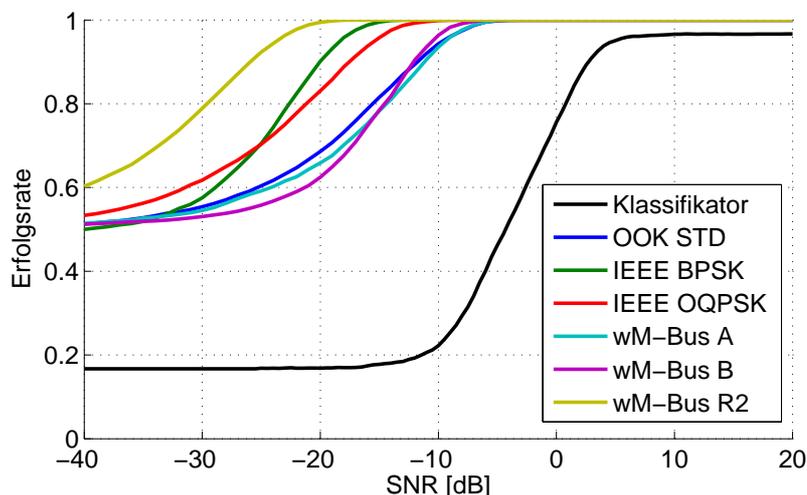


Abbildung 4.8: Vergleich des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators mit den Erfolgswahrscheinlichkeiten der untersuchten Kommunikationsstandards bei Verwendung von Optimalempfängern

Wie zu erkennen ist, benötigt der Klassifikator verglichen mit den Kommunikationsstandards einen um ca. 15 bis 30 dB höheren Signal-Rauschabstand, um eine Erfolgsrate von 80 % zu erreichen.

Tabelle 4.1 zeigt die Konfusionsmatrix des Klassifikators für einen SNR -Wert von 5 dB (bzw. von 0 dB in Klammern). Hervorzuheben ist, dass wM-Bus A bei $SNR = 5$ dB nur in ca. 70 % der Fälle korrekt klassifiziert wird. Bei steigendem Rauschanteil sinkt die Erfolgsrate von wM-Bus A drastisch und erreicht bei $SNR = 0$ dB lediglich einen Wert von ca. 14 %. Andere Standards (v.a. OOK STD, IEEE OQPSK und wM-Bus R2) werden auch bei $SNR = 0$ dB noch mit hoher Wahrscheinlichkeit korrekt klassifiziert.

Tabelle 4.1: Konfusionsmatrix für $SNR = 5$ dB (und $SNR = 0$ dB)

	OOK STD	IEEE BPSK	IEEE OQPSK	wM- Bus A	wM- Bus B	wM- Bus R2
OOK STD	0,997 (0,955)	0,001 (0,04)	0 (0)	0 (0)	0 (0,001)	0,002 (0,004)
IEEE BPSK	0,002 (0,029)	0,997 (0,719)	0,001 (0,909)	0 (0)	0 (0)	0 (0,006)
IEEE OQPSK	0 (0,006)	0,002 (0,085)	0,998 (0,909)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
wM- Bus A	0 (0,004)	0,002 (0,087)	0,105 (0,64)	0,724 (0,139)	0 (0)	0,169 (0,13)
wM- Bus B	0 (0,009)	0,001 (0,091)	0 (0)	0 (0)	0,989 (0,887)	0,01 (0,013)
wM- Bus R2	0 (0,006)	0 (0,067)	0 (0,001)	0 (0)	0 (0)	1 (0,926)

4.2 Implementierung des merkmalsbasierten Klassifikators

In den vorigen Abschnitten wurden die simulationsbasierten Ergebnisse präsentiert. Ein stichhaltiger Funktionsnachweis kann jedoch nur durch eine Implementierung des entsprechenden Algorithmus und dessen messtechnische Verifikation erfolgen. Daher wurde im Rahmen dieser Arbeit der vereinfachte merkmalsbasierte Algorithmus in eine Hardwareplattform implementiert und die Funktionalität durch Messungen bewiesen. Dieser Abschnitt beschreibt die Vorgehensweise bei der Implementierung und der messtechnischen Verifikation.

Für die Implementierung des merkmalsbasierten Klassifikators wurde die kommerziell verfügbare *Small Form Factor Software Defined Radio Development Platform* (SFF SDR DP) der Firma *Lyrtech* verwendet [68] (siehe Abbildung 4.9). Diese Plattform besteht aus einem konfigurierbaren analogen Front-End nach dem Superheterodynprinzip, einem Data-Conversion Modul zur Analog-Digital- bzw. Digital-Analogumsetzung und einem Basisbandmodul, das neben einigen Peripheriekomponenten einen Virtex-4 FPGA der Firma *Xilinx* sowie einen C64x+ DSP der Firma *Texas Instruments* zur Verfügung stellt.

Die Konfiguration des analogen Front-Ends muss aufgrund fest verdrahteter Kanalfilter so erfolgen, dass das analoge Eingangssignal des ADU eine Mittenfrequenz von



Abbildung 4.9: Lyrtech Small Form Factor Software Defined Radio Development Platform [68]

30 MHz aufweist. Diese Einstellungen wurden softwarebasiert durch den DSP vorgenommen. Das Signal wird dann mit einer Taktrate von 125 MHz und einer Wortbreite von 14 Bit digitalisiert. Anschließend erfolgt jede weitere Signalverarbeitung auf dem FPGA. Zunächst wird das digitalisierte Signal mit einer Frequenz von 28,7 MHz gemischt und anschließend gefiltert, so dass für die Signale OOK STD, IEEE BPSK, IEEE OQPSK und wM-Bus A eine Mittenfrequenz von 1 MHz, für wM-Bus B von 1,65 MHz und für wM-Bus R2 von $(0,73 + i \cdot 0,06)$ MHz mit $0 \leq i \leq 9$ vorliegt. Daraufhin erfolgt eine Dezimation des Zwischenfrequenzsignals um den Faktor 25, so dass dieses folglich mit einer Taktrate von 5 MHz vorliegt. Die Hilbert-Transformation ist durch ein FIR-Filter mit 37 Filterkoeffizienten realisiert. Die diskreten Fouriertransformationen werden durch einen Cooley-Tukey FFT-Algorithmus bewerkstelligt. Die übrigen Verarbeitungsschritte erfolgen wie in Kapitel 3 beschrieben. Wie bereits in Abschnitt 3.4.6 erwähnt, werden die benötigten Divisionsoperationen im Zeitmultiplexverfahren auf nur einer Hardware-Divisionseinheit durchgeführt. Die Implementierung der Signalverarbeitungsschritte auf dem FPGA erfolgte mit dem *System Generator for DSP* der Firma Xilinx [69], einem Entwicklungswerkzeug, das es erlaubt, digitale Hardwareschaltungen auf Register-Transferebene in einer Simulink-Umgebung zu beschreiben und zu synthetisieren. Abbildung 4.10 zeigt die Top-Level Ansicht des Designs.

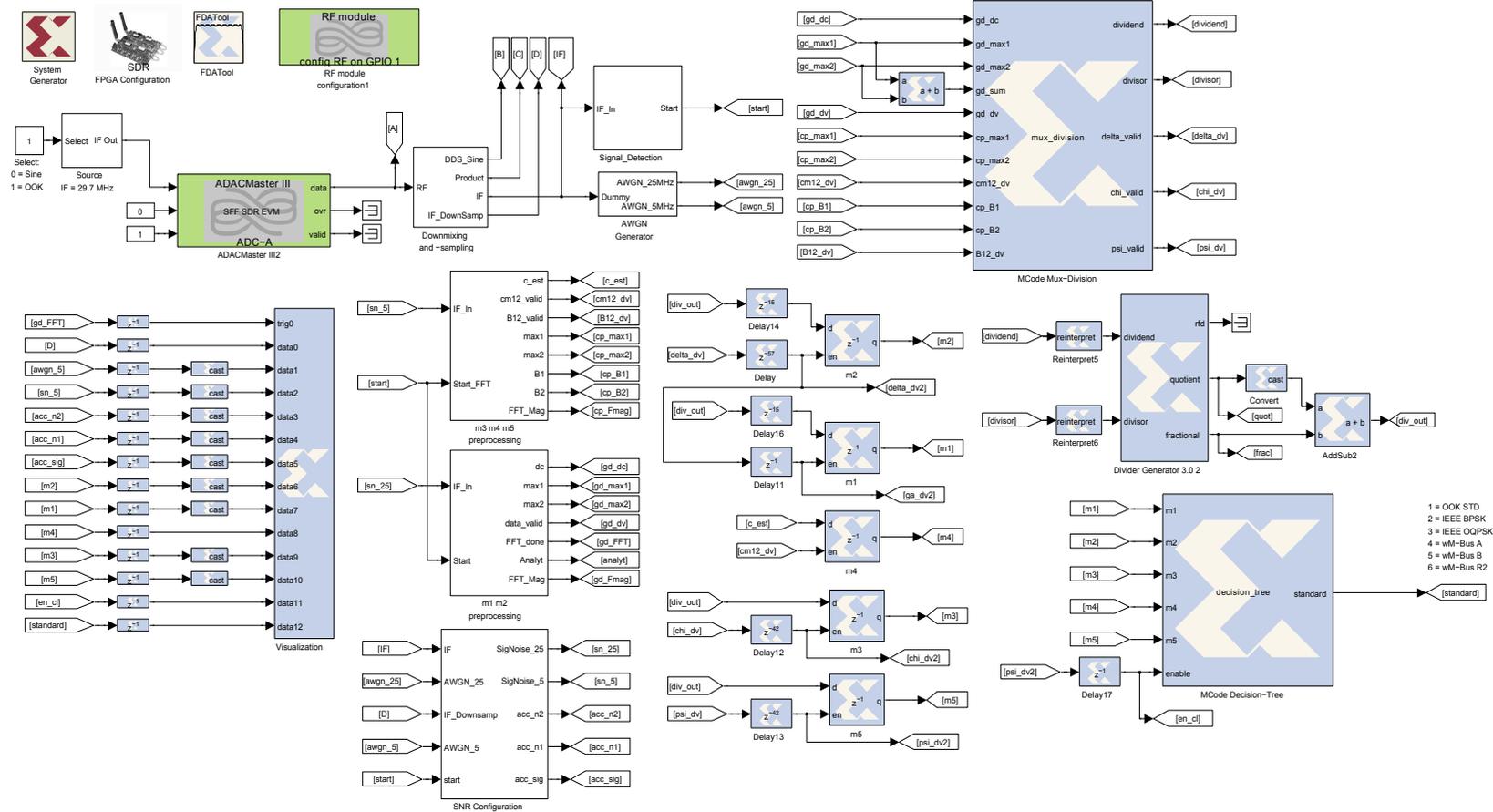


Abbildung 4.10: Top-Level Ansicht des Xilinx System Generator-Designs

Neben dem Klassifikationsalgorithmus selbst, bestehend aus der Vorverarbeitungsstufe, der Zeitmultiplexierung für den Hardwaredividierer, der Divisionsoperation, der Merkmalsberechnung und der Entscheidungsregel, sind dort auch Blöcke zur Signaldetektion, AWGN-Erzeugung und Verifikation zu sehen. Die Signaldetektion bewerkstelligt, dass der Klassifikationsalgorithmus erst dann ausgeführt wird, wenn ein Signal mit einer definierten Mindestsignalstärke am Empfänger ankommt. Die AWGN-Erzeugung wird für die weiter unten erläuterte messtechnische Validierung des Klassifikators benötigt. Der Verifikationsblock schließlich dient dem Visualisieren von Schaltzuständen zur Überprüfung der Funktionalität des implementierten Algorithmus. Die gesamte Schaltung des Klassifikators inklusive der Mischung, Filterung und Dezimation belegt auf dem FPGA ca. 2000 Look-Up-Tables mit vier Eingängen, ca. 1000 Flip-Flops und vier *XtremeDSP*TM *DSP48 Slices*, speziellen festverdrahteten Strukturen auf dem FPGA zur Verarbeitung rechenintensiver Teilalgorithmen.

Nach der Implementierung des in Abbildung 4.10 dargestellten Designs wurden kommerzielle Sender, die nach den in Betracht gezogenen Standards arbeiten, verwendet, um Signale an die Plattform zu übermitteln. Für jedes empfangene Signal wurde eine Klassifikationsentscheidung getroffen. AWGN wurde künstlich auf dem FPGA erzeugt und dem Nutzsignal additiv überlagert. Die Vorgehensweise zur Ermittlung der Erfolgsrate als Funktion des Signal-Rauschabstandes ist im Folgenden beschrieben:

Zunächst wird in einer rauscharmen Umgebung ein Maß für das Grundrauschen ermittelt. Hierzu wird, ohne dass ein Empfangssignal vorliegt, der Erwartungswert der Leistung des Basisbandsignals $x[n]$ über M Versuche ermittelt

$$E_{N1} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x^2[n + (m-1)N] \right], \quad (4.12)$$

wobei hier $M = 10$ gewählt wurde und $N = 512$ erneut den Untersuchungszeitraum beschreibt. E_{N1} entspricht demzufolge dem Mittelwert der Rauschleistung über M Untersuchungszeiträume. Anschließend ist der Erwartungswert der Leistung eines empfangenen Signals über den Untersuchungszeitraum zu ermitteln,

$$E_S = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x^2[n], \quad (4.13)$$

wobei sich $x[n]$ nun aus dem empfangenen Nutzsignal und dem Grundrauschen zusammensetzt. Zeitgleich wird auf dem FPGA eine diskrete Musterfunktion eines weißen gaußschen Rauschprozesses $g[n]$ einer bestimmten Varianz erzeugt. Auch von diesem Signal wird der Erwartungswert der Leistung über den Untersuchungszeitraum berechnet

$$E_{N2} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N g^2[n]. \quad (4.14)$$

Schließlich wird dieser Rauschanteil auf das empfangene Signal addiert und es lässt sich ein Schätzwert für den Signal-Rauschabstand des daraus resultierenden Signals zu

$$SNR_{\text{dB}} = 10 \lg \left(\frac{E_S - E_{N1}}{E_{N1} + E_{N2}} \right) \text{ dB} \quad (4.15)$$

ermitteln. Hierbei zeigte sich, dass E_{N1} im Vergleich zu E_S und E_{N2} sehr kleine Werte annimmt und daher für die Berechnung von SNR_{dB} vernachlässigt werden kann.

Für jedes verrauschte Empfangssignal wird nun die Entscheidung des Klassifikators ermittelt und mit dem tatsächlich verwendeten Standard verglichen. Zudem wird bei jeder Messung der Wert von SNR_{dB} nach Gleichung 4.15 berechnet. Der Signal-Rauschabstand wird in Gruppen von 2 dB Breite zwischen -8 und +6 dB betrachtet. Für jeden SNR -Bereich wurden pro Standard 20 Messungen durchgeführt, was bei sieben SNR -Bereichen und sechs Standards in insgesamt 840 Messungen pro Merkmal resultiert. Nach einer Anpassung der Schwellwerte des Entscheidungsbaumes, welche notwendig ist, da für die Implementierung aus plattformspezifischen Gründen eine Taktrate von 5 MHz anstelle der in der Simulation verwendeten 6,25 MHz gewählt werden musste, zeigt sich das in Abbildung 4.11 gezeigte Verhalten.

Darin ist neben den in Balken dargestellten Erfolgsraten des implementierten Klassifikators als Funktion der SNR -Gruppen auch die simulativ ermittelte Erfolgsrate des vereinfachten merkmalsbasierten Klassifikators im entsprechenden SNR -Bereich dargestellt. Wie man erkennen kann, decken sich die aus der Simulation gewonnenen Erfolgsraten in sehr guter Näherung mit den messtechnisch ermittelten Werten. Es zeigt sich daher, dass sich der Algorithmus in einem realen System, unter den hier vorliegenden Voraussetzungen, so verhält, wie durch die theoretischen Betrachtungen und Simulationen vorhergesagt, was letztlich den Funktionsnachweis für den im

Rahmen dieser Arbeit entwickelten Klassifikator liefert.

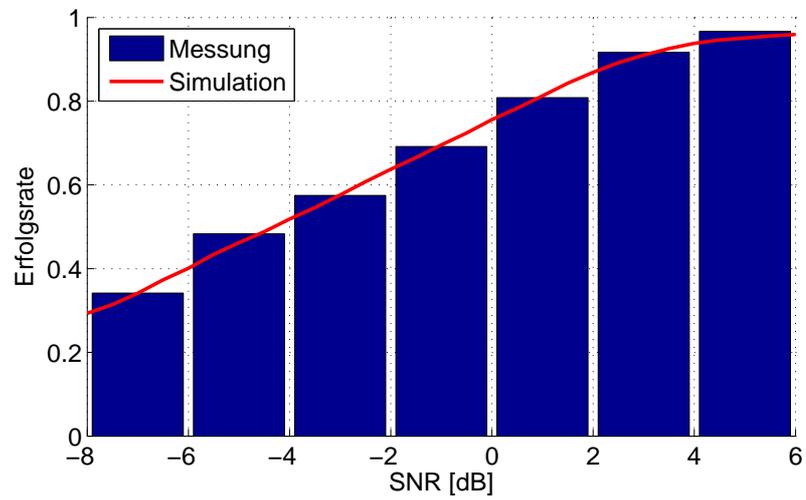


Abbildung 4.11: Erfolgsrate der Implementierung im Vergleich mit der Simulation

5 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der automatischen Klassifikation von Kommunikationsstandards im europäischen 868 MHz SRD-Band. Hierzu wurden mit dem hypothesentest- und dem merkmalsbasierten Klassifikator zwei unterschiedliche Lösungswege vorgestellt. Zunächst wurde, ausgehend von der Detektions- und Estimationstheorie, ein hypothesentestbasierter Klassifikator zur automatischen Erkennung von sechs für die Heimautomation im europäischen Raum relevanten Funkstandards entwickelt. Nach dem Aufstellen der Hypothesen und der Erwartungswertbildung der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen in Bezug auf die unbekanntem Signalparameter wurde eine geschlossene mathematische Lösung für den Likelihood-Verhältnis-Test gefunden. Dieser Klassifikator ist optimal im Sinne der Wahrscheinlichkeit korrekter Entscheidungen. Des Weiteren wurde, basierend auf den Prinzipien der Mustererkennung, ein merkmalsbasierter Klassifikator für die selben sechs Standards vorgestellt. Da kein formaler Weg zur Findung geeigneter Merkmale und Entscheidungsregeln existiert wurden einige wichtige Anforderungen definiert, die der Klassifikator erfüllen muss. Ausgehend von diesen Anforderungen wurde ein merkmalsbasierter Ansatz, bestehend aus Vorverarbeitung, Merkmalsextraktion und Entscheidungsregel entwickelt. In der Vorverarbeitungsstufe wird das digitale Zwischenfrequenzsignal zunächst in eine für die Klassifikation geeignete Form gebracht. Anschließend werden fünf statistische Kenngrößen aus dem Signal berechnet, die einen Rückschluss auf den Zustand bzw. den verwendeten Kommunikationsstandard dieses Signals zulassen. Basierend auf den Werten dieser Merkmale wird die Klassifikationsentscheidung schließlich mittels Schwellwertvergleich durch einen binären Entscheidungsbaum getroffen.

Ein weiterer Schwerpunkt dieser Arbeit liegt im bewertenden Vergleich der beiden oben erwähnten Klassifikationsansätze. Im Rahmen von Monte-Carlo-Simulationen wurde die Wahrscheinlichkeit korrekter Klassifikationen als Funktion des Signal-Rauschabstandes ermittelt und mit der einer BPSK-Übertragung über einen AWGN-Kanal verglichen. Beim direkten Vergleich beider Klassifikatoren zeigte sich, dass der hypothesentestbasierte Ansatz bei gegebenem SNR geringfügig bessere Erfolgsraten aufweist. Der Hauptvorteil dieses Ansatzes besteht in der Erreichung einer Erfolgsrate von 100 % bei hohen SNR -Werten, wohingegen der merkmalsbasierte Ansatz eine

maximale Erfolgsrate von ca. 97 % erreicht. Es wurde jedoch gezeigt, dass durch die Verdopplung des Untersuchungszeitraums auch der merkmalsbasierte Klassifikator eine Erfolgsrate von 100 % erzielen kann. Neben der Wahrscheinlichkeit korrekter Klassifikationen als Bewertungskriterium für beide Algorithmen wurden auch der zu erwartende Schaltungsaufwand, die getroffenen Annahmen und die Realisierbarkeit des jeweiligen Ansatzes als Bewertungskriterien herangezogen. Aufgrund der Tatsache, dass der merkmalsbasierte Ansatz lediglich geringfügig schlechtere Erfolgsraten liefert, dagegen aber auf deutlich weniger restriktiven Annahmen beruht und sich aufgrund des erheblich geringeren Schaltungsaufwandes leistungsarm und kostengünstig in eingebettete Systeme implementieren lässt, wurde dieser Ansatz für die praktische Realisierung vorgezogen. Das hypotheseentestbasierte Verfahren hat dagegen als Optimallösung seine Berechtigung als Vergleichsgröße, da es für die Weiterentwicklung merkmalsbasierter Verfahren als Ziel gelten muss, sich dessen Erfolgswahrscheinlichkeit anzunähern.

Schließlich wurde der vorgestellte merkmalsbasierte Klassifikationsalgorithmus auf einer Entwicklungsplattform implementiert und durch eine Messreihe mit einem Umfang von insgesamt 840 Einzelmessungen verifiziert. Dabei wurde gezeigt, dass sich die Ergebnisse der Simulation in sehr guter Näherung mit den Messwerten decken, womit der praktische Funktionsnachweis für diese Vorgehensweise erbracht wurde.

Der wissenschaftliche Beitrag besteht folglich zunächst in der erstmaligen Entwicklung, Bewertung und Implementierung eines merkmalsbasierten Klassifikators für die hier vorgestellten Standards. Zudem wurde erstmals ein hypotheseentestbasierter Klassifikator für diese Funkstandards entwickelt und simulativ verifiziert. Dieser zeichnet sich durch eine geschlossene mathematische Lösung aus, wobei die Hauptschwierigkeit in der Heterogenität der untersuchten Signale besteht. Neben der reinen Entwicklung der Klassifikatoren stellt schließlich der bewertende Vergleich hypotheseentest- und merkmalsbasierter Verfahren für die selbe Gruppe real existierender Standards ein weiteres Novum dieser Arbeit dar. Die daraus gewonnenen Erkenntnisse lassen sich auch auf andere Klassifikationsprobleme anwenden, deren Signalzustände ähnlich heterogen sind wie die hier in Betracht gezogenen Standards.

Wenngleich sich die vorliegende Arbeit intensiv mit der Thematik der Klassifikation von Kommunikationsstandards im 868 MHz-Frequenzband beschäftigt, so liefern die

gewonnenen Erkenntnisse doch Anknüpfungspunkte für zukünftige Forschungsprojekte.

Die Frage ob es womöglich besser geeignete Merkmale und Klassifizierer für die Lösung des vorliegenden Problems gibt, lässt sich aufgrund des Fehlens eines formalen Weges zur Entwicklung merkmalsbasierter Klassifikatoren nicht eindeutig beantworten und sollte daher auch nicht gestellt werden. Vielmehr muss die Frage lauten, ob die gewählten Merkmale und die Entscheidungsregel zufriedenstellende Ergebnisse liefern oder ob im Hinblick auf die Erfolgsrate oder den Schaltungsaufwand noch Optimierungsbedarf besteht. Im Rahmen der mit dieser Arbeit verbundenen Forschung wurden zahlreiche Merkmale, die grundsätzlich für das vorliegende Klassifikationsproblem geeignet erscheinen, untersucht. Aus dieser Menge von Merkmalen wurden lediglich jene fünf verwendet, die die zuvor definierten Anforderungen am besten erfüllten. Es kann jedoch niemals mit absoluter Sicherheit ausgeschlossen werden, dass Merkmale gefunden werden können, die bei ähnlichem oder gar geringerem Schaltungsaufwand zur höheren Erfolgswahrscheinlichkeiten führen. Denkbar ist weiterhin, dass sich durch komplexere Entscheidungsregeln, die beispielsweise auf der Methode der k -Nächsten-Nachbarn oder künstlichen neuronalen Netzen beruhen, höhere Erfolgsraten erzielen lassen. Hierbei ist jedoch explizit darauf zu achten, dass diese Klassifizierer über einen weiten Bereich von Signal-Rauschabständen trainiert und verifiziert werden müssen, um nicht bei einem bestimmten Wert von SNR sehr gute, bei anderen aber deutlich schlechtere Klassifikationsergebnisse zu erhalten. Zudem ist sicherzustellen, dass solche „Black-Box Lösungen“ auch bei geringfügigen Abweichungen wichtiger Signalparameter von ihren nominellen Werten noch hohe Erfolgswahrscheinlichkeiten aufweisen, um somit ein hohe Trefferquote innerhalb der Toleranzen der Kommunikationsstandards zu gewährleisten. Eine Generalisierung dieser Klassifizierer ist daher sowohl mit Bedacht auf den Bereich aller relevanten Signal-Rauschabstände, als auch auf die innerhalb der Toleranzen der Standards spezifizierten Abweichungen relevanter Signaleigenschaften durchzuführen.

Bezüglich des hypothesentestbasierten Ansatzes sei erwähnt, dass es zwar grundsätzlich denkbar ist geeignete Algorithmen zu entwickeln, um auch die bisher als bekannt angenommenen Signalparameter als Zufallsvariablen behandeln zu können. Es erscheint jedoch schwierig, ein zuverlässiges Estimationsverfahren für den Signal-Rauschabstand zu finden, das zum Zeitpunkt der Schätzung keine Kenntnis über den

verwendeten Standard besitzt. Auch die Entwicklung einer universellen Schaltung zur Symbolsynchronisation, die sich, ohne zu wissen welcher Standard derzeit verwendet wird, durch schnelles Einschwingverhalten und hohe Genauigkeit auszeichnet, stellt sich in Anbetracht der sehr heterogenen Signale äußerst problematisch dar. Trotz alledem kann nicht ausgeschlossen werden, dass mit Hilfe geeigneter Näherungslösungen ein hypothesentestbasierter Klassifikator entwickelt werden kann, der nahe am physikalischen Optimum arbeitet und sich mit vertretbarem Schaltungsaufwand realisieren lässt.

Die Frage nach der zu wählenden Dauer des Untersuchungszeitraums muss als Kompromiss zwischen kurzer Verarbeitungszeit und hoher Erfolgsrate vor dem Hintergrund der gestellten Anforderungen beantwortet werden. Die Erfolgswahrscheinlichkeit hypothesentestbasierter Klassifikatoren steigt stets mit größer werdendem Untersuchungszeitraum. Steigt die Untersuchungszeit über alle Grenzen, so stellt sich unabhängig vom Signal-Rauschabstand eine Erfolgswahrscheinlichkeit von 100 % ein, wie beispielsweise in [5] bewiesen. Diese Aussage trifft für merkmalsbasierte Klassifikatoren nicht zu, da hier auch bei sehr großen Untersuchungszeiträumen eine gewisse, wenn auch mitunter sehr geringe, Restunsicherheit bleibt. Aber auch diese Überlegungen können letztlich kein schlagkräftiges Argument gegen das merkmalsbasierte Vorgehen liefern, da ungewöhnlich lange Untersuchungszeiträume für reale Systeme zum einen nicht praktikabel erscheinen und zum anderen Signale in der Regel nur für begrenzte Zeit gesendet werden. Nichtsdestotrotz ist die Wahl des richtigen Untersuchungszeitraums ein kritisches Moment bei der Entwicklung eines Signalklassifikators. Unter Berücksichtigung der jeweiligen Vorgaben kann resümiert werden, dass der Zeitraum *so kurz wie möglich und so lange wie nötig* gewählt werden sollte.

Letztlich lässt sich festhalten, dass die Entwicklung eines Signalklassifikators, egal ob hypothesentest- oder merkmalsbasiert, ein mitunter schwieriges Unterfangen darstellt, bei dem es maßgeblich darauf ankommt die richtigen Kompromisse zu treffen. Oder, um es mit den Worten von Xu et al. auszudrücken: „It is a science as well as an art“ [3].

Anhang

Herleitung der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen

Ausgehend von den in den Gleichungen (3.1) bis (3.6) aufgestellten Hypothesen sollen nachfolgend die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen der Gleichungen (3.9), (3.16), (3.22), (3.28), (3.34) und (3.40) hergeleitet werden [60].

Bedingte Dichtefunktion von OOK STD

Ausgehend von Gleichung (3.1) ergibt sich unter der Annahme eines AWGN-Kanals

$$\begin{aligned}
 & p(r(t)|H_0, \{d_{k0}\}, \theta_c) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_0} \sum_{k=1}^2 d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\} \\
 &= C \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \int_0^T \sum_{k=1}^2 r(t) d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right\} \\
 &\quad \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_0} \sum_{k=1}^2 d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\}, \tag{5.1}
 \end{aligned}$$

wobei $C = \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T r^2(t) dt \right\}$ eine Konstante darstellt, die auf die Klassifikation keinen Einfluss hat [4].

Aufgrund der Tatsache, dass es sich bei $P_0(t)$ um einen Rechteckspuls der Dauer T_0 und der Leistung 1 handelt, lässt sich der zweite exponentielle Term in (5.1) wie folgt vereinfachen:

$$\begin{aligned}
 & \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_0} \sum_{k=1}^2 d_{k0} P_0(t - kT_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\} \\
 &= \exp \left\{ -\frac{2S_0}{N_0} \left[\int_0^{T_0} d_{10}^2 P_0^2(t - T_0) \cos^2(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right] \right\} \exp \left\{ -\frac{2S_0}{N_0} \left[\int_{T_0}^T d_{20}^2 P_0^2(t - 2T_0) \cos^2(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right] \right\} \\
 &= \exp \left\{ -\frac{S_0}{N_0} \left[\int_0^{T_0} d_{10}^2 \left(1 + \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) \right) dt \right] \right\} \exp \left\{ -\frac{S_0}{N_0} \left[\int_{T_0}^T d_{20}^2 \left(1 + \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) \right) dt \right] \right\} \\
 &= \exp \left\{ -\frac{S_0}{N_0} \left[\int_0^{T_0} d_{10}^2 dt + d_{10}^2 \int_0^{T_0} \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt \right] \right\} \exp \left\{ -\frac{S_0}{N_0} \left[\int_{T_0}^T d_{20}^2 dt + d_{20}^2 \int_{T_0}^T \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt \right] \right\} \\
 &= \exp \left(-\frac{S_0}{N_0} d_{10}^2 T_0 - \frac{S_0}{N_0} d_{20}^2 (T - T_0) \right) = \exp \left[-\frac{S_0}{N_0} \left(d_{10}^2 T_0 + d_{20}^2 (T - T_0) \right) \right], \tag{5.2}
 \end{aligned}$$

da mit $\frac{1}{4\pi f_c} \approx 0$ folgt $\int_0^{T_0} \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt \approx 0$ und $\int_{T_0}^T \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt \approx 0$.

Durch Einsetzen von (5.2) in (5.1) und Erwartungswertbildung über die Datenssequenz $\{d_{k0}\}$ ergibt sich

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_0, \theta_c) &= E_{\{d_{k0}\}} \left\{ p(r(t)|H_0, \{d_{k0}\}, \theta_c) \right\} = \\
&\frac{C}{4} + \frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0 T_0}{N_0}\right) \exp\left\{ \frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right\} + \\
&\frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0}{N_0}(T - T_0)\right) \exp\left\{ \frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right\} + \frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0 T}{N_0}\right) \\
&\exp\left\{ \frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \left[\int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt + \int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right] \right\}.
\end{aligned} \tag{5.3}$$

Sei

$$I_{01} = \int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{5.4}$$

$$Q_{01} = \int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{5.5}$$

$$I_{02} = \int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{5.6}$$

$$Q_{02} = \int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{5.7}$$

dann ergibt sich

$$\begin{aligned}
&\int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\
&= I_{01} \cos(\theta_c) - Q_{01} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{01}^2 + Q_{01}^2} \cos(\theta_c + \alpha_{01})
\end{aligned} \tag{5.8}$$

sowie

$$\begin{aligned}
&\int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\
&= I_{02} \cos(\theta_c) - Q_{02} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{02}^2 + Q_{02}^2} \cos(\theta_c + \alpha_{02})
\end{aligned} \tag{5.9}$$

und

$$\begin{aligned}
&\int_0^{T_0} r(t) P_0(t - T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt + \int_{T_0}^T r(t) P_0(t - 2T_0) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\
&= (I_{01} + I_{02}) \cos(\theta_c) - (Q_{01} + Q_{02}) \sin(\theta_c) = \sqrt{(I_{01} + I_{02})^2 + (Q_{01} + Q_{02})^2} \cos(\theta_c + \gamma),
\end{aligned} \tag{5.10}$$

mit $\alpha_{01} = \arctan\left(\frac{Q_{01}}{I_{01}}\right)$, $\alpha_{02} = \arctan\left(\frac{Q_{02}}{I_{02}}\right)$ und $\gamma = \arctan\left(\frac{Q_{01} + Q_{02}}{I_{01} + I_{02}}\right)$.

Aus (5.3), (5.8), (5.9) und (5.10) ergibt sich somit

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_0, \theta_c) &= \frac{C}{4} + \frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0 T_0}{N_0}\right) \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{I_{01}^2 + Q_{01}^2} \cos(\theta_c + \alpha_{01})\right\} + \\
&\frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0}{N_0}(T - T_0)\right) \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{I_{02}^2 + Q_{02}^2} \cos(\theta_c + \alpha_{02})\right\} + \\
&\frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0 T}{N_0}\right) \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{(I_{01} + I_{02})^2 + (Q_{01} + Q_{02})^2} \cos(\theta_c + \gamma)\right\}.
\end{aligned} \tag{5.11}$$

Schließlich führt die Erwartungswertbildung von (5.11) über θ_c zur bedingten Wahrscheinlichkeitsdichte von $r(t)$ unter der Voraussetzung der Hypothese H_0

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_0) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{\{d_{k0}\}} \left\{ p(r(t)|H_0, \{d_{k0}\}, \theta_c) \right\} \right\} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} p(r(t)|H_0, \theta_c) d\theta_c \\
&= \frac{C}{4} + \frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0 T_0}{N_0}\right) I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{I_{01}^2 + Q_{01}^2}\right) \\
&\quad + \frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0}{N_0}(T - T_0)\right) I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{I_{02}^2 + Q_{02}^2}\right) \\
&\quad + \frac{C}{4} \exp\left(-\frac{S_0 T}{N_0}\right) I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_0}}{N_0} \sqrt{(I_{01} + I_{02})^2 + (Q_{01} + Q_{02})^2}\right),
\end{aligned} \tag{5.12}$$

mit der modifizierten Bessel-Funktion erster Art der Ordnung 0

$$I_0(x) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp(x \cos(\varphi)) d\varphi. \tag{5.13}$$

Bedingte Dichtefunktion von IEEE BPSK

Ausgehend von Gleichung (3.2) ergibt sich unter der Annahme eines AWGN-Kanals

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_1, d_{11}, \theta_c) &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_1} \sum_{i=1}^3 \left(2\mathbf{B}_{(d_{11}+1), i-1} \right) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\} \\
&= C \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_1}}{N_0} \int_0^T r(t) \sum_{i=1}^3 \left(2\mathbf{B}_{(d_{11}+1), i-1} \right) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right\} \\
&\quad \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_1} \sum_{i=1}^3 \left(2\mathbf{B}_{(d_{11}+1), i-1} \right) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\},
\end{aligned} \tag{5.14}$$

mit $x(t) = \frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c} \frac{1}{1-4t^2/T_c^2}$ und der Konstanten $C = \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T r^2(t) dt \right\}$ die im Rahmen der Herleitung der bedingten Dichtefunktion von OOK STD bereits eingeführt wurde.

Unter der Voraussetzung, dass es sich bei $P_1(t)$ um einen Rechteckspuls der Leistung 1 und der Dauer T_c handelt sowie mit $T = 3T_c$ und $\left(2\mathbf{B}_{(d_{11}+1), i-1}\right)^2 = 1$, lässt sich der zweite exponentielle Term in 5.14 vereinfachen zu

$$\begin{aligned} & \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_1} \sum_{i=1}^3 \left(2\mathbf{B}_{(d_{11}+1), i-1}\right) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right]^2 dt \right\} \\ &= \exp \left\{ -\frac{2S_1}{N_0} \int_0^T \left(x(t) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right)^2 dt \right\}. \end{aligned} \quad (5.15)$$

Um diesen Term weiter zu vereinfachen, wird nachfolgend das Parsevalsche Theorem angewandt. Durch Fouriertransformation der Impulsantwort $x(t)$ des Raised-Cosine Filters mit Impulsantwort $\alpha = 1$ ergibt sich [49]

$$X(f) = \frac{T_c}{2} \left(1 + \cos(\pi T_c |f|) \right) = \frac{T_c}{2} \left(1 + \cos(\pi T_c f) \right), \quad 0 \leq |f| \leq \frac{1}{T_c}. \quad (5.16)$$

Zudem ergibt sich durch Fouriertransformation der Funktion $y(t) = \cos(2\pi f_c t + \theta_c)$

$$Y(f) = \frac{e^{j\theta_c}}{2} \delta(f - f_c) + \frac{e^{-j\theta_c}}{2} \delta(f + f_c). \quad (5.17)$$

Somit folgt

$$\begin{aligned} & \int_0^T \left(x(t)y(t) \right)^2 dt = \int_0^T \left(\frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c} \frac{1}{1-4t^2/T_c^2} \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right)^2 dt \\ &= \int_0^{\frac{1}{T}} \left| X(f) * Y(f) \right|^2 df = \int_0^{\frac{1}{T}} \left| \int_{-\infty}^{\infty} X(\tau) Y(f - \tau) d\tau \right|^2 df \\ &= \int_0^{\frac{1}{T}} \left| \int_{-\infty}^{\infty} \frac{T_c}{2} \left(1 + \cos(\pi T_c \tau) \right) \left(\frac{e^{j\theta_c}}{2} \delta(f - \tau - f_c) + \frac{e^{-j\theta_c}}{2} \delta(f - \tau + f_c) \right) d\tau \right|^2 df \\ &= \int_0^{\frac{1}{T}} \left| \frac{T_c e^{j\theta_c}}{4} \left(1 + \cos(\pi T_c (f - f_c)) \right) + \frac{T_c e^{-j\theta_c}}{4} \left(1 + \cos(\pi T_c (f + f_c)) \right) \right|^2 df. \end{aligned} \quad (5.18)$$

Durch die Substitutionen $A = \frac{T_c}{4} \left(1 + \cos(\pi T_c (f - f_c)) \right)$ und

$$\begin{aligned}
B &= \frac{T_c}{4} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f + f_c) \right) \right) \text{ ergibt sich} \\
&= \int_0^{\frac{1}{T}} \left| X(f) * Y(f) \right|^2 df = \int_0^{\frac{1}{T}} \left| \frac{T_c e^{j\theta_c}}{4} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f - f_c) \right) \right) + \frac{T_c e^{-j\theta_c}}{4} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f + f_c) \right) \right) \right|^2 df \\
&= \int_0^{\frac{1}{T}} \left| (A + B) \cos(\theta_c) + j(A - B) \sin(\theta_c) \right|^2 df = \int_0^{\frac{1}{T}} \left((A^2 + 2AB + B^2) \cos^2(\theta_c) + \right. \\
&\quad \left. (A^2 - 2AB + B^2) \sin^2(\theta_c) \right) df = \int_0^{\frac{1}{T}} \left(A^2 + B^2 + 2AB \left(\cos^2(\theta_c) - \sin^2(\theta_c) \right) \right) df \\
&= \int_0^{\frac{1}{T}} \left(A^2 + B^2 + 2AB \cos(2\theta_c) \right) df = \int_0^{\frac{1}{T}} A^2 df + \int_0^{\frac{1}{T}} B^2 df + \int_0^{\frac{1}{T}} 2AB \cos(2\theta_c) df \\
&= \int_0^{\frac{1}{T}} \left[\frac{T_c}{4} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f - f_c) \right) \right) \right]^2 df + \int_0^{\frac{1}{T}} \left[\frac{T_c}{4} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f + f_c) \right) \right) \right]^2 df + \\
&\quad 2 \int_0^{\frac{1}{T}} \frac{T_c}{4} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f - f_c) \right) \right) \frac{T_c}{4} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f + f_c) \right) \right) \cos(2\theta_c) df \\
&= \int_0^{\frac{1}{T}} \frac{T_c^2}{16} \left(1 + 2 \cos \left(\pi T_c (f - f_c) \right) + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos \left(2\pi T_c (f - f_c) \right) \right) df + \\
&\quad \int_0^{\frac{1}{T}} \frac{T_c^2}{16} \left(1 + 2 \cos \left(\pi T_c (f + f_c) \right) + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos \left(2\pi T_c (f + f_c) \right) \right) df + \\
&\quad \frac{T_c^2}{8} \cos(2\theta_c) \int_0^{\frac{1}{T}} \left(1 + \cos \left(\pi T_c (f - f_c) \right) + \right. \\
&\quad \left. \cos \left(\pi T_c (f + f_c) \right) + \frac{1}{2} \cos \left(2\pi T_c f \right) + \frac{1}{2} \cos \left(2\pi T_c f_c \right) \right) df \\
&= \frac{3}{32} \frac{T_c^2}{T} + \frac{T_c^2}{8} \frac{1}{\pi T_c} \left[\sin \left(\pi T_c \left(\frac{1}{T} - f_c \right) \right) - \sin \left(\pi T_c (0 - f_c) \right) \right] + \\
&\quad \frac{T_c^2}{32} \frac{1}{2\pi T_c} \left[\sin \left(2\pi T_c \left(\frac{1}{T} - f_c \right) \right) - \sin \left(2\pi T_c (0 - f_c) \right) \right] + \\
&\quad \frac{3}{32} \frac{T_c^2}{T} + \frac{T_c^2}{8} \frac{1}{\pi T_c} \left[\sin \left(\pi T_c \left(\frac{1}{T} + f_c \right) \right) - \sin \left(\pi T_c (0 + f_c) \right) \right] + \\
&\quad \frac{T_c^2}{32} \frac{1}{2\pi T_c} \left[\sin \left(2\pi T_c \left(\frac{1}{T} + f_c \right) \right) - \sin \left(2\pi T_c (0 + f_c) \right) \right] + \\
&\quad \frac{T_c^2}{8T} \cos(2\theta_c) + \frac{T_c^2}{8} \cos(2\theta_c) \frac{1}{\pi T_c} \left[\sin \left(\pi T_c \left(\frac{1}{T} - f_c \right) \right) - \sin \left(\pi T_c (0 - f_c) \right) \right] + \\
&\quad \frac{T_c^2}{8} \cos(2\theta_c) \frac{1}{\pi T_c} \left[\sin \left(\pi T_c \left(\frac{1}{T} + f_c \right) \right) - \sin \left(\pi T_c (0 + f_c) \right) \right] + \\
&\quad \frac{T_c^2}{8} \cos(2\theta_c) \frac{1}{2} \frac{1}{2\pi T_c} \left[\sin \left(2\pi T_c \frac{1}{T} \right) - \sin \left(2\pi T_c (0) \right) \right] + \frac{T_c^2}{16T} \cos(2\theta_c) \cos(2\pi T_c f_c).
\end{aligned}$$

(5.19)

Wie in Abschnitt 2.1.1 erläutert, gilt für IEEE BPSK $f_c = 868.3$ MHz und $T_c = \frac{10}{3}$ μs . Mit der Wahl des Untersuchungszeitraums $T = 10$ μs ist folglich $T = 3T_c$. Hiermit lässt sich zeigen, dass

$$\frac{T_c^2}{T} = \frac{T_c}{3}, \quad (5.20)$$

$$\sin\left(\pi T_c\left(\frac{1}{T} - f_c\right)\right) - \sin\left(\pi T_c(0 - f_c)\right) = \frac{\sqrt{3}}{2}, \quad (5.21)$$

$$\sin\left(2\pi T_c\left(\frac{1}{T} - f_c\right)\right) - \sin\left(2\pi T_c(0 - f_c)\right) = \frac{\sqrt{3}}{2}, \quad (5.22)$$

$$\sin\left(\pi T_c\left(\frac{1}{T} + f_c\right)\right) - \sin\left(\pi T_c(0 + f_c)\right) \approx 0, \quad (5.23)$$

$$\sin\left(2\pi T_c\left(\frac{1}{T} + f_c\right)\right) - \sin\left(2\pi T_c(0 + f_c)\right) = -\sqrt{3}, \quad (5.24)$$

$$\sin\left(2\pi T_c\frac{1}{T}\right) - \sin\left(2\pi T_c(0)\right) = \sin\left(\frac{2\pi}{3}\right) - 0 = \frac{\sqrt{3}}{2}, \quad (5.25)$$

$$\cos(2\pi T_c f_c) = -\frac{1}{2}. \quad (5.26)$$

Folglich ist

$$\begin{aligned} & \int_0^T \left(\frac{\sin(\pi t/T_c) \cos(\pi t/T_c)}{\pi t/T_c} \frac{\cos(\pi t/T_c)}{1 - 4t^2/T_c^2} \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \right)^2 dt = \int_0^T \left(x(t)y(t) \right)^2 dt \\ & = \int_0^{\frac{1}{T}} \left| X(f) * Y(f) \right|^2 df = \frac{T_c}{32} + \frac{T_c}{8\pi} \frac{\sqrt{3}}{2} + \frac{T_c}{64\pi} \frac{\sqrt{3}}{2} + \frac{T_c}{32} + \frac{T_c}{8\pi} \cdot 0 - \frac{T_c}{64\pi} \sqrt{3} + \frac{T_c}{24} \cos(2\theta_c) \\ & \quad + \frac{\sqrt{3}T_c \cos(2\theta_c)}{16\pi} + \frac{T_c}{8\pi} \cos(2\theta_c) \cdot 0 + \frac{T_c}{32\pi} \cos(2\theta_c) \frac{\sqrt{3}}{2} - \frac{T_c}{48} \cos(2\theta_c) \frac{1}{2} \\ & = \frac{7\sqrt{3} + 8\pi}{128\pi} T_c + \frac{6\pi + 15\sqrt{3}}{192\pi} T_c \cos(2\theta_c). \end{aligned} \quad (5.27)$$

Durch Einsetzen von (5.27) in (5.14) ergibt sich

$$\begin{aligned} & p(r(t)|H_1, d_{11}, \theta_c) \\ & = C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3} + 8\pi)S_1 T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left(-\frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \cos(2\theta_c)\right) \\ & \quad \exp\left\{\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \int_0^T r(t) \sum_{i=1}^3 \left(2\mathbf{B}_{(d_{11} + 1), i - 1}\right) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt\right\} \\ & = C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3} + 8\pi)S_1 T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left(-\frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \cos(2\theta_c)\right) \\ & \quad \exp\left\{\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) \left(2\mathbf{B}_{(d_{11} + 1), i - 1}\right) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt\right\}. \end{aligned} \quad (5.28)$$

Mittelung über d_{11} liefert

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_1, \theta_c) &= E_{d_{11}} \left\{ p(r(t)|H_1, d_{11}, \theta_c) \right\} \\
&= \frac{1}{2} C \exp \left(- \frac{(7\sqrt{3} + 8\pi)S_1 T_c}{64\pi N_0} \right) \exp \left(- \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \cos(2\theta_c) \right) \\
&\quad \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{2,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right\} \\
&\quad + \frac{1}{2} C \exp \left(- \frac{(7\sqrt{3} + 8\pi)S_1 T_c}{64\pi N_0} \right) \exp \left(- \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \cos(2\theta_c) \right) \\
&\quad \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{1,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right\}.
\end{aligned} \tag{5.29}$$

Durch die Substitutionen

$$A_1 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{2,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{5.30}$$

$$A_2 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{2,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{5.31}$$

$$B_1 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{1,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{5.32}$$

$$B_2 = \sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{1,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{5.33}$$

ergibt sich

$$\begin{aligned}
&\sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{2,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\
&= A_1 \cos(\theta_c) - A_2 \sin(\theta_c) = \sqrt{A_1^2 + A_2^2} \cos(\theta_c + \alpha)
\end{aligned} \tag{5.34}$$

und

$$\begin{aligned}
&\sum_{i=1}^3 \int_{(i-1)T_c}^{iT_c} r(t) (2\mathbf{B}_{1,i} - 1) x(t) P_1(t - iT_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\
&= B_1 \cos(\theta_c) - B_2 \sin(\theta_c) = \sqrt{B_1^2 + B_2^2} \cos(\theta_c + \beta),
\end{aligned} \tag{5.35}$$

mit $\alpha = \arctan\left(\frac{A_2}{A_1}\right)$ und $\beta = \arctan\left(\frac{B_2}{B_1}\right)$.

Nach Einsetzen von (5.34) und (5.35) in (5.29) folgt

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_1, \theta_c) \\
&= \frac{1}{2}C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3}+8\pi)S_1T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left(-\frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\cos(2\theta_c)\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{A_1^2+A_2^2}\cos(\theta_c+\alpha)\right) \\
&+ \frac{1}{2}C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3}+8\pi)S_1T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left(-\frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\cos(2\theta_c)\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{B_1^2+B_2^2}\cos(\theta_c+\beta)\right) \\
&= \frac{1}{2}C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3}+8\pi)S_1T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left[\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{A_1^2+A_2^2}\cos(\theta_c+\alpha) - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\cos(2\theta_c)\right] \\
&+ \frac{1}{2}C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3}+8\pi)S_1T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left[\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{B_1^2+B_2^2}\cos(\theta_c+\beta) - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\cos(2\theta_c)\right].
\end{aligned} \tag{5.36}$$

Mit Hilfe der Trigonometrie lässt sich zeigen, dass

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_1, \theta_c) \\
&= \frac{1}{2}C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3}+8\pi)S_1T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left(\left|\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{A_1^2+A_2^2} - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\right|\cos(2\theta_c - \rho)\right) \\
&+ \frac{1}{2}C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3}+8\pi)S_1T_c}{64\pi N_0}\right) \exp\left(\left|\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{B_1^2+B_2^2} - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\right|\cos(2\theta_c - \gamma)\right) \\
&= \frac{1}{2}C \exp\left(-\frac{(7\sqrt{3}+8\pi)S_1T_c}{64\pi N_0}\right) \left[\exp\left(\left|\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{A_1^2+A_2^2} - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\right|\cos(2\theta_c - \rho)\right)\right. \\
&\left.+ \exp\left(\left|\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{B_1^2+B_2^2} - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}\right|\cos(2\theta_c - \gamma)\right)\right],
\end{aligned} \tag{5.37}$$

mit

$$\rho = \arctan\left[\frac{\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{A_1^2+A_2^2}\sin(\theta_c - \alpha)}{\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{A_1^2+A_2^2}\cos(\theta_c - \alpha) - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}}\right] \tag{5.38}$$

und

$$\gamma = \arctan\left[\frac{\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{B_1^2+B_2^2}\sin(\theta_c - \beta)}{\frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0}\sqrt{B_1^2+B_2^2}\cos(\theta_c - \beta) - \frac{(6\pi+15\sqrt{3})S_1T_c}{96\pi N_0}}\right]. \tag{5.39}$$

Die Erwartungswertbildung von (5.37) über die Trägerphase θ_c führt schließlich zur bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Empfangssignals $r(t)$ unter der Vo-

raussetzung der Hypothese H_1

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_1) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{11}} \left\{ p(r(t)|H_1, d_{11}, \theta_c) \right\} \right\} \\
&= \frac{1}{2} C \exp \left(- \frac{(7\sqrt{3} + 8\pi)S_1 T_c}{64\pi N_0} \right) \left[\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp \left(\left| \frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \sqrt{A_1^2 + A_2^2} - \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \right| \cos(2\theta_c - \rho) \right) d\theta_c \right. \\
&\quad \left. + \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp \left(\left| \frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \sqrt{B_1^2 + B_2^2} - \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \right| \cos(2\theta_c - \gamma) \right) d\theta_c \right] \\
&= \frac{C}{2} \exp \left(- \frac{(7\sqrt{3} + 8\pi)S_1 T_c}{64\pi N_0} \right) \left[I_0 \left(\left| \frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \sqrt{A_1^2 + A_2^2} - \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \right| \right) \right. \\
&\quad \left. + I_0 \left(\left| \frac{2\sqrt{2}S_1}{N_0} \sqrt{B_1^2 + B_2^2} - \frac{(6\pi + 15\sqrt{3})S_1 T_c}{96\pi N_0} \right| \right) \right]. \tag{5.40}
\end{aligned}$$

Bedingte Dichtefunktion von IEEE OQPSK

Ausgehend von Gleichung (3.3) ergibt sich unter der Annahme eines AWGN-Kanals

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ - \frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \left(\sqrt{2S_2} \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), i} - 1 \right) \right. \right. \right. \\
&\quad \left. \left. \sin \left(\frac{\pi t}{2T_c'} \right) P_2(t - (i+1)T_c') \cos(2\pi f_c t + \theta_c) + \sqrt{2S_2} \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), l} - 1 \right) \right. \right. \right. \\
&\quad \left. \left. \left. \cos \left(\frac{\pi t}{2T_c'} \right) P_2(t - (l+1)T_c') \sin(2\pi f_c t + \theta_c) \right) \right]^2 dt \right\}. \tag{5.41}
\end{aligned}$$

Mit

$$I = \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), i} - 1 \right) \sin \left(\frac{\pi t}{2T_c'} \right) P_2(t - (i+1)T_c') \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \tag{5.42}$$

und

$$Q = \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), l} - 1 \right) \cos \left(\frac{\pi t}{2T_c'} \right) P_2(t - (l+1)T_c') \sin(2\pi f_c t + \theta_c) \tag{5.43}$$

lässt sich (5.41) wie folgt ausdrücken:

$$\begin{aligned} p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T [r(t) - \sqrt{2S_2} (I + Q)]^2 dt \right\} \\ &= C \exp \left[\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \left(\int_0^T r(t)I dt + \int_0^T r(t)Q dt \right) \right] \exp \left[-\frac{2S_2}{N_0} \left(\int_0^T I^2 dt + \int_0^T Q^2 dt + 2 \int_0^T IQ dt \right) \right]. \end{aligned} \quad (5.44)$$

Darin lassen sich $\int_0^T I^2 dt$ und $\int_0^T Q^2 dt$ wegen $4\pi f_c - \frac{\pi}{T_c} \gg 1$, $4\pi f_c \gg 1$, $\frac{\pi}{T_c} \gg 1$ und $4\pi f_c + \frac{\pi}{T_c} \gg 1$ vereinfachen zu

$$\begin{aligned} \int_0^T I^2 dt &= \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \sin^2 \left(\frac{\pi t}{2T'_c} \right) \cos^2(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\ &= \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \left(\frac{1 - \cos \left(\frac{\pi t}{T'_c} \right)}{2} \right) \left(\frac{1 + \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c)}{2} \right) dt \\ &= \frac{1}{4} \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \left[\int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} dt + \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt - \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \cos \left(\frac{\pi t}{T'_c} \right) dt \right. \\ &\quad \left. - \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) \cos \left(\frac{\pi t}{T'_c} \right) dt \right] \quad (5.45) \\ &= \frac{1}{4} \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \left[\int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} dt + \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt - \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \cos \left(\frac{\pi t}{T'_c} \right) dt \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{2} \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \cos \left((4\pi f_c - \frac{\pi}{T_c})t + 2\theta_c \right) dt - \frac{1}{2} \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} \cos \left((4\pi f_c + \frac{\pi}{T_c})t + 2\theta_c \right) dt \right] \\ &= \frac{1}{4} \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 2T'_c = T'_c \end{aligned}$$

und

$$\begin{aligned} \int_0^T Q^2 dt &= \int_{T'_c}^T \cos^2 \left(\frac{\pi t}{2T'_c} \right) \sin^2(2\pi f_c t + \theta_c) dt = \int_{T'_c}^T \left(\frac{1 + \cos \left(\frac{\pi t}{T'_c} \right)}{2} \right) \left(\frac{1 - \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c)}{2} \right) dt \\ &= \frac{1}{4} (T - T'_c) - \frac{1}{4} \int_{T'_c}^T \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt \\ &\quad + \frac{1}{4} \int_{T'_c}^T \cos \left(\frac{\pi t}{T'_c} \right) dt - \frac{1}{4} \int_{T'_c}^T \cos \left(\frac{\pi t}{T'_c} \right) \cos(4\pi f_c t + 2\theta_c) dt \\ &= \frac{T - T'_c}{4} = \frac{3T'_c}{4}. \end{aligned} \quad (5.46)$$

Durch die trigonometrische Vereinfachung

$$\begin{aligned}
& \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) \\
&= \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi t}{T'_c}\right) \frac{1}{2} \sin(4\pi f_c t + 2\theta_c) \\
&= \frac{1}{4} \left[\frac{1}{2} \cos\left(\frac{\pi t}{T'_c} - (4\pi f_c t + 2\theta_c)\right) - \frac{1}{2} \cos\left(\frac{\pi t}{T'_c} + 4\pi f_c t + 2\theta_c\right) \right] \\
&= \frac{1}{4} \left[\frac{1}{2} \cos\left(\left(\frac{\pi}{T'_c} - 4\pi f_c\right)t - 2\theta_c\right) - \frac{1}{2} \cos\left(\left(\frac{\pi}{T'_c} + 4\pi f_c\right)t + 2\theta_c\right) \right]
\end{aligned} \tag{5.47}$$

sowie der Tatsache, dass aufgrund der Näherungen $\frac{1}{\frac{\pi}{T'_c} + 4\pi f_c} \approx 0$ und $\frac{1}{\frac{\pi}{T'_c} - 4\pi f_c} \approx 0$ die Korrelation aus Inphasen- und Quadratursignal annähernd null ergibt,

$$\begin{aligned}
\int_0^T IQ dt &= \int_0^T \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), i} - 1 \right) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) \\
&\quad \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), l} - 1 \right) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) dt \approx 0,
\end{aligned} \tag{5.48}$$

lässt sich für (5.44) schreiben

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) \\
&= C \exp\left[\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \left(\int_0^T r(t)I dt + \int_0^T r(t)Q dt \right)\right] \exp\left[-\frac{2S_2}{N_0} \left(T'_c + \frac{3}{4}T'_c \right)\right] \\
&= C \exp\left(-\frac{7S_2 T'_c}{2N_0}\right) \exp\left[\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \left(\int_0^T r(t)I dt + \int_0^T r(t)Q dt \right)\right].
\end{aligned} \tag{5.49}$$

Ausgehend von Gleichung (5.49) und den nachfolgend aufgeführten Umformungen für $\int_0^T r(t)I dt$ und $\int_0^T r(t)Q dt$

$$\begin{aligned}
& \int_0^T r(t)I dt \\
&= \int_0^T \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 r(t) \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), i} - 1 \right) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\
&= \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} r(t) \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), i} - 1 \right) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt
\end{aligned} \tag{5.50}$$

und

$$\begin{aligned}
& \int_0^T r(t) Q dt \\
&= \int_0^T \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 r(t) \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), l} - 1 \right) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\
&= \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \int_{(l-1)T'_c}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T'_c} r(t) \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), l} - 1 \right) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) dt
\end{aligned} \tag{5.51}$$

ergibt sich

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) &= C \exp\left(-\frac{7S_2 T'_c}{2N_0}\right) \\
&\exp\left[\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} r(t) \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), i} - 1 \right) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right) \right] \\
&\exp\left[\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \left(\sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \int_{(l-1)T'_c}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T'_c} r(t) \left(2\mathbf{C}_{(\sum_{k=1}^4 2^{(k-1)} d_{k2} + 1), l} - 1 \right) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right) \right].
\end{aligned} \tag{5.52}$$

Mittelwertbildung über die Datensequenz $\{d_{k2}\}$ führt zu

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_2, \theta_c) &= E_{\{d_{k2}\}} \left\{ p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) \right\} = \frac{C}{16} \exp\left(-\frac{7S_2 T'_c}{2N_0}\right) \\
&\sum_{k=1}^{16} \exp\left[\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,i} - 1) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \int_{(l-1)T'_c}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,l} - 1) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) dt \right) \right].
\end{aligned} \tag{5.53}$$

Mit

$$I_{ki} = \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,i} - 1) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t) dt, \tag{5.54}$$

$$Q_{ki} = \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,i} - 1) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t) dt, \tag{5.55}$$

$$I_{kl} = \int_{(l-1)T'_c}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,l} - 1) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t) dt, \quad (5.56)$$

$$Q_{kl} = \int_{(l-1)T'_c}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,l} - 1) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t) dt, \quad (5.57)$$

zeigt sich

$$\begin{aligned} & \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,i} - 1) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\ &= \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} \right) \cos(\theta_c) - \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} \right) \sin(\theta_c) \end{aligned} \quad (5.58)$$

und

$$\begin{aligned} & \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \int_{(l-1)T'_c}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,l} - 1) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\ &= \left(\sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl} \right) \cos(\theta_c) + \left(\sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl} \right) \sin(\theta_c). \end{aligned} \quad (5.59)$$

Hieraus folgt

$$\begin{aligned} & \sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 \int_{(i-1)T'_c}^{(i+1)T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,i} - 1) \sin\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (i+1)T'_c) \cos(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\ &+ \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 \int_{(l-1)T'_c}^{(l+\frac{1}{2}(l\%4))T'_c} r(t) (2\mathbf{C}_{k,l} - 1) \cos\left(\frac{\pi t}{2T'_c}\right) P_2(t - (l+1)T'_c) \sin(2\pi f_c t + \theta_c) dt \\ &= \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} \right) \cos(\theta_c) - \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} \right) \sin(\theta_c) + \left(\sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl} \right) \cos(\theta_c) + \left(\sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl} \right) \sin(\theta_c) \\ &= \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} + \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl} \right) \cos(\theta_c) - \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} - \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl} \right) \sin(\theta_c) \\ &= \sqrt{\left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} + \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl} \right)^2 + \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} - \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl} \right)^2} \cos(\theta_c + \eta), \end{aligned} \quad (5.60)$$

mit

$$\eta = \arctan \left(\frac{\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} - \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl}}{\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} + \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl}} \right). \quad (5.61)$$

Durch Einsetzen von (5.60) in (5.53) ergibt sich

$$\begin{aligned} & p(r(t)|H_2, \theta_c) \\ &= \frac{C}{16} \exp \left(-\frac{7S_2 T_c'}{2N_0} \right) \sum_{k=1}^{16} \exp \left[\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \sqrt{\left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} + \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl} \right)^2 + \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} - \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl} \right)^2} \cos(\theta_c + \eta) \right]. \end{aligned} \quad (5.62)$$

Schließlich liefert die Mittelwertbildung über die Trägerphase

$$\begin{aligned} & p(r(t)|H_2) = E_{\theta_c} \left\{ E_{\{d_{k2}\}} \left\{ p(r(t)|H_2, \{d_{k2}\}, \theta_c) \right\} \right\} \\ &= \frac{C}{16} \exp \left(-\frac{7S_2 T_c'}{2N_0} \right) \left[\sum_{k=1}^{16} I_0 \left(\frac{2\sqrt{2S_2}}{N_0} \sqrt{\left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 I_{ki} + \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 Q_{kl} \right)^2 + \left(\sum_{\substack{i=1, \\ i \neq 2}}^3 Q_{ki} - \sum_{\substack{l=2, \\ l \neq 3}}^4 I_{kl} \right)^2} \right) \right]. \end{aligned} \quad (5.63)$$

Bedingte Dichtefunktion von wM-Bus A

Ausgehend von Gleichung (3.4) ergibt sich unter der Annahme eines AWGN-Kanals

$$\begin{aligned} & p(r(t)|H_3, d_{13}, \theta_c) \\ &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_3} P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\} \\ &= C \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] dt \right\} \\ & \quad \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_3} P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\}. \end{aligned} \quad (5.64)$$

Aufgrund des Rechteckspulses $P_3(t)$ der Leistung 1 und der Dauer T_3 sowie mit $4\pi(f_c + f_{\Delta 3}) \gg 1$, $4\pi(f_c - f_{\Delta 3}) \gg 1$ und $\int_0^T \cos[4\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + 2\theta_c] dt \approx 0$,

lässt sich der zweite exponentielle Term in (5.64) vereinfachen zu

$$\begin{aligned}
& \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_3} P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\} \\
&= \exp \left(-\frac{2S_3}{N_0} \int_0^T P_3^2(t - T_3) \cos^2[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] dt \right) \\
&= \exp \left(-\frac{2S_3}{N_0} \int_0^T \frac{1 + \cos[4\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + 2\theta_c]}{2} dt \right) \\
&= \exp \left[-\frac{S_3}{N_0} \left(\int_0^T dt + \int_0^T \cos[4\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + 2\theta_c] dt \right) \right] = \exp \left(-\frac{S_3 T}{N_0} \right).
\end{aligned} \tag{5.65}$$

Einsetzen von (5.65) in (5.64) liefert

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_3, d_{13}, \theta_c) \\
&= C \exp \left(-\frac{S_3 T}{N_0} \right) \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + (2d_{13} - 1)f_{\Delta 3})t + \theta_c] dt \right\}.
\end{aligned} \tag{5.66}$$

Erwartungswertbildung über d_{13} führt zu

$$\begin{aligned}
& p(r(t)|H_3, \theta_c) = E_{d_{13}} \left\{ p(r(t)|H_3, d_{13}, \theta_c) \right\} \\
&= \frac{C}{2} \exp \left(-\frac{S_3 T}{N_0} \right) \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + f_{\Delta 3})t + \theta_c] dt \right\} \\
&+ \frac{C}{2} \exp \left(-\frac{S_3 T}{N_0} \right) \exp \left\{ \frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c - f_{\Delta 3})t + \theta_c] dt \right\}.
\end{aligned} \tag{5.67}$$

Mit

$$I_{3p} = \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + f_{\Delta 3})t] dt, \tag{5.68}$$

$$Q_{3p} = \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \sin[2\pi(f_c + f_{\Delta 3})t] dt, \tag{5.69}$$

$$I_{3n} = \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c - f_{\Delta 3})t] dt, \tag{5.70}$$

$$Q_{3n} = \int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \sin[2\pi(f_c - f_{\Delta 3})t] dt, \tag{5.71}$$

ergibt sich

$$\int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c + f_{\Delta 3})t + \theta_c] dt = I_{3p} \cos(\theta_c) - Q_{3p} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{3p}^2 + Q_{3p}^2} \cos(\theta_c + \alpha_p) \tag{5.72}$$

und

$$\int_0^T r(t) P_3(t - T_3) \cos[2\pi(f_c - f_{\Delta 3})t + \theta_c] dt = I_{3n} \cos(\theta_c) - Q_{3n} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{3n}^2 + Q_{3n}^2} \cos(\theta_c + \alpha_n), \tag{5.73}$$

wobei $\alpha_p = \arctan\left(\frac{Q_{3p}}{I_{3p}}\right)$ und $\alpha_n = \arctan\left(\frac{Q_{3n}}{I_{3n}}\right)$.

Somit folgt

$$p(r(t)|H_3, \theta_c) = \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_3 T}{N_0}\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \sqrt{I_{3p}^2 + Q_{3p}^2} \cos(\theta_c + \alpha_p)\right) + \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_3 T}{N_0}\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \sqrt{I_{3n}^2 + Q_{3n}^2} \cos(\theta_c + \alpha_n)\right). \quad (5.74)$$

Schließlich führt die Erwartungswertbildung über die Trägerphase zu

$$p(r(t)|H_3) = E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{13}} \left\{ p(r(t)|H_3, d_{13}, \theta_c) \right\} \right\} = \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_3 T}{N_0}\right) \left[I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \sqrt{I_{3p}^2 + Q_{3p}^2}\right) + I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_3}}{N_0} \sqrt{I_{3n}^2 + Q_{3n}^2}\right) \right]. \quad (5.75)$$

Bedingte Dichtefunktion von wM-Bus B

Ausgehend von Gleichung (3.5) ergibt sich unter der Annahme eines AWGN-Kanals

$$p(r(t)|H_4, d_{14}, \theta_c) = \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_4} P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\} = C \exp\left\{ \frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] dt \right\} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_4} P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\}. \quad (5.76)$$

Da es sich bei $P_4(t)$ um einen Rechteckspuls der Leistung 1 und der Dauer T_4 handelt sowie mit $4\pi(f_c + \Delta f + f_{\Delta 4}) \gg 1$, $4\pi(f_c + \Delta f - f_{\Delta 4}) \gg 1$ und $\int_0^T \cos[4\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + 2\theta_c] dt \approx 0$, lässt sich der zweite exponentielle Term in (5.76) vereinfachen zu

$$\exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_4} P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] \right]^2 dt \right\} = \exp\left(-\frac{2S_4}{N_0} \int_0^T P_4^2(t - T_4) \cos^2[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] dt\right) = \exp\left(-\frac{2S_4}{N_0} \int_0^T \frac{1 + \cos[4\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + 2\theta_c]}{2} dt\right) = \exp\left[-\frac{S_4}{N_0} \left(\int_0^T dt + \int_0^T \cos[4\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + 2\theta_c] dt \right)\right] = \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right). \quad (5.77)$$

Durch Einsetzen von (5.77) in (5.76) ergibt sich

$$\begin{aligned} p(r(t)|H_4, d_{14}, \theta_c) \\ = C \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right) \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + (2d_{14} - 1)f_{\Delta 4})t + \theta_c] dt\right\}. \end{aligned} \quad (5.78)$$

Erwartungswertbildung über d_{14} liefert

$$\begin{aligned} p(r(t)|H_4, \theta_c) &= E_{d_{14}} \left\{ p(r(t)|H_4, d_{14}, \theta_c) \right\} \\ &= \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right) \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + f_{\Delta 4})t + \theta_c] dt\right\} \\ &\quad + \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right) \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f - f_{\Delta 4})t + \theta_c] dt\right\}. \end{aligned} \quad (5.79)$$

Mit

$$I_{4p} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + f_{\Delta 4})t] dt, \quad (5.80)$$

$$Q_{4p} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \sin[2\pi(f_c + \Delta f + f_{\Delta 4})t] dt, \quad (5.81)$$

$$I_{4n} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f - f_{\Delta 4})t] dt, \quad (5.82)$$

$$Q_{4n} = \int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \sin[2\pi(f_c + \Delta f - f_{\Delta 4})t] dt, \quad (5.83)$$

ergibt sich

$$\int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f + f_{\Delta 4})t + \theta_c] dt = I_{4p} \cos(\theta_c) - Q_{4p} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{4p}^2 + Q_{4p}^2} \cos(\theta_c + \alpha_p) \quad (5.84)$$

und

$$\int_0^T r(t) P_4(t - T_4) \cos[2\pi(f_c + \Delta f - f_{\Delta 4})t + \theta_c] dt = I_{4n} \cos(\theta_c) - Q_{4n} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{4n}^2 + Q_{4n}^2} \cos(\theta_c + \alpha_n), \quad (5.85)$$

wobei $\alpha_p = \arctan\left(\frac{Q_{4p}}{I_{4p}}\right)$ und $\alpha_n = \arctan\left(\frac{Q_{4n}}{I_{4n}}\right)$.

Somit folgt

$$\begin{aligned} p(r(t)|H_4, \theta_c) &= \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \sqrt{I_{4p}^2 + Q_{4p}^2} \cos(\theta_c + \alpha_p)\right) \\ &\quad + \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \sqrt{I_{4n}^2 + Q_{4n}^2} \cos(\theta_c + \alpha_n)\right) \end{aligned} \quad (5.86)$$

und durch Erwartungswertbildung über die Trägerphase ergibt sich

$$\begin{aligned}
 p(r(t)|H_4) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{14}} \left\{ p(r(t)|H_4, d_{14}, \theta_c) \right\} \right\} \\
 &= \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_4 T}{N_0}\right) \left[I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \sqrt{I_{4p}^2 + Q_{4p}^2}\right) + I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_4}}{N_0} \sqrt{I_{4n}^2 + Q_{4n}^2}\right) \right].
 \end{aligned} \tag{5.87}$$

Bedingte Dichtefunktion von wM-Bus R2

Ausgehend von Gleichung (3.6) ergibt sich unter der Annahme eines AWGN-Kanals

$$\begin{aligned}
 p(r(t)|H_5, d_{15}, \theta_c) &= \frac{1}{\sqrt{\pi N_0}} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[r(t) - \sqrt{2S_5} P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] \right]^2 dt\right\} \\
 &= C \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] dt\right\} \\
 &\quad \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_5} P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] \right]^2 dt\right\}.
 \end{aligned} \tag{5.88}$$

Da $P_5(t)$ wiederum einen Rechteckspuls der Leistung 1 und der Dauer T_5 beschreibt sowie unter den Voraussetzungen, dass $4\pi(f_c + \Delta f' + f_{\Delta 5}) \gg 1$, $4\pi(f_c + \Delta f' - f_{\Delta 5}) \gg 1$ und $\int_0^T \cos[4\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + 2\theta_c] dt \approx 0$, kann der zweite exponentielle Term in (5.88) vereinfacht werden:

$$\begin{aligned}
 &\exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T \left[\sqrt{2S_5} P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] \right]^2 dt\right\} \\
 &= \exp\left(-\frac{2S_5}{N_0} \int_0^T P_5^2(t - T_5) \cos^2[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] dt\right) \\
 &= \exp\left(-\frac{2S_5}{N_0} \int_0^T \frac{1 + \cos[4\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + 2\theta_c]}{2} dt\right) \\
 &= \exp\left[-\frac{S_5}{N_0} \left(\int_0^T dt + \int_0^T \cos[4\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + 2\theta_c] dt\right)\right] = \exp\left(-\frac{S_5 T}{N_0}\right).
 \end{aligned} \tag{5.89}$$

Durch Einsetzen von (5.89) in (5.88) folgt

$$\begin{aligned}
 p(r(t)|H_5, d_{15}, \theta_c) &= C \exp\left(-\frac{S_5 T}{N_0}\right) \exp\left\{\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + (2d_{15} - 1)f_{\Delta 5})t + \theta_c] dt\right\}.
 \end{aligned} \tag{5.90}$$

Erwartungswertbildung über d_{15} liefert

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_5, \theta_c) &= E_{d_{15}} \left\{ p(r(t)|H_5, d_{15}, \theta_c) \right\} \\
&= \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_5 T}{N_0}\right) \exp\left\{ \frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + f_{\Delta 5})t + \theta_c] dt \right\} \\
&\quad + \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_5 T}{N_0}\right) \exp\left\{ \frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' - f_{\Delta 5})t + \theta_c] dt \right\}.
\end{aligned} \tag{5.91}$$

Mit

$$I_{5p} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + f_{\Delta 5})t] dt, \tag{5.92}$$

$$Q_{5p} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \sin[2\pi(f_c + \Delta f' + f_{\Delta 5})t] dt, \tag{5.93}$$

$$I_{5n} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' - f_{\Delta 5})t] dt, \tag{5.94}$$

$$Q_{5n} = \int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \sin[2\pi(f_c + \Delta f' - f_{\Delta 5})t] dt, \tag{5.95}$$

ergibt sich

$$\begin{aligned}
&\int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' + f_{\Delta 5})t + \theta_c] dt \\
&= I_{5p} \cos(\theta_c) - Q_{5p} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{5p}^2 + Q_{5p}^2} \cos(\theta_c + \alpha_p)
\end{aligned} \tag{5.96}$$

und

$$\begin{aligned}
&\int_0^T r(t) P_5(t - T_5) \cos[2\pi(f_c + \Delta f' - f_{\Delta 5})t + \theta_c] dt \\
&= I_{5n} \cos(\theta_c) - Q_{5n} \sin(\theta_c) = \sqrt{I_{5n}^2 + Q_{5n}^2} \cos(\theta_c + \alpha_n)
\end{aligned} \tag{5.97}$$

wobei $\alpha_p = \arctan\left(\frac{Q_{5p}}{I_{5p}}\right)$ und $\alpha_n = \arctan\left(\frac{Q_{5n}}{I_{5n}}\right)$.

Somit folgt für die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Empfangssignals unter Voraussetzung der Hypothese H_5 und der Trägerphase θ_c

$$\begin{aligned}
p(r(t)|H_5, \theta_c) &= \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_5 T}{N_0}\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \sqrt{I_{5p}^2 + Q_{5p}^2} \cos(\theta_c + \alpha_p)\right) \\
&\quad + \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_5 T}{N_0}\right) \exp\left(\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \sqrt{I_{5n}^2 + Q_{5n}^2} \cos(\theta_c + \alpha_n)\right).
\end{aligned} \tag{5.98}$$

Schließlich führt die Erwartungswertbildung über die Trägerphase zu

$$\begin{aligned} p(r(t)|H_5) &= E_{\theta_c} \left\{ E_{d_{15}} \left\{ p(r(t)|H_5, d_{15}, \theta_c) \right\} \right\} \\ &= \frac{C}{2} \exp\left(-\frac{S_5 T}{N_0}\right) \left[I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \sqrt{I_{5p}^2 + Q_{5p}^2}\right) + I_0\left(\frac{2\sqrt{2S_5}}{N_0} \sqrt{I_{5n}^2 + Q_{5n}^2}\right) \right]. \end{aligned} \quad (5.99)$$

Literaturverzeichnis

- [1] § 21b Abs. 3 Energiewirtschaftsgesetz (EnWG), Fassung gültig bis 04.08.2011.
- [2] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness und W. Su, *Survey of Automatic Modulation Classification Techniques: Classical Approaches and New Trends*, IET Communications, Bd. 1, Nr. 2, S. 137-156, Apr. 2007.
- [3] J. L. Xu, W. Su und M. Zhou, *Likelihood-Ratio Approaches to Automatic Modulation Classification*, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, Bd. 41, Nr. 4, S. 455-469, Jul. 2011.
- [4] J. Hamkins, M. K. Simon und J. H. Yuen, *Autonomous Software-Defined Radio Receivers for Deep Space Applications*, Wiley Interscience, 2006.
- [5] W. Wei und J. M. Mendel, *Maximum-Likelihood Classification for Digital Amplitude-Phase Modulations*, IEEE Transactions on Communications, Bd. 48, Nr. 2, S. 189-193, Feb. 2000.
- [6] N. Alyaoui, H. Ben Hnia, A. Kachouri und M. Samet, *The Modulation Recognition Approaches for Software Radio*, 2nd International Conference on Signals, Circuits and Systems, Nov. 2008.
- [7] J. A. Sills, *Maximum-Likelihood Modulation Classification for PSK/QAM*, Military Communications Conference Proceedings, Bd. 1, S. 217-220, 1999.
- [8] P. Panagiotou, A. Anastasopoulos und A. Polydoros, *Likelihood Ratio Test for Modulation Classification*, 21st Century Military Communications Conference Proceedings, Bd. 2, S. 670-674, 2000.
- [9] A. A. Tadaion, M. Derakhtian, S. Gazor und M. R. Aref, *Likelihood Ratio Test for PSK Modulation Classification in Unknown Noise Environment*, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, S. 151-154, Mai 2005.
- [10] J. Leinonen und M. Juntti, *Modulation Classification in Adaptive OFDM Systems*, 59th IEEE Vehicular Technology Conference, Bd. 3, S. 1554-1558, Mai 2004.
- [11] M. Derakhtian, A. A. Tadaion und S. Gazor, *Modulation Classification of Li-*

- nearly Modulated Signals in Slow Flat Fading Channels*, IET Signal Processing, Bd. 5, Nr. 5, S. 443-450, Aug. 2011.
- [12] O. A. Dobre und F. Hameed, *Likelihood-Based Algorithms for Linear Digital Modulation Classification in Fading Channels*, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, S. 1347-1350, Mai 2006.
- [13] L. Hong und K. C. Ho, *BPSK and QPSK Modulation Classification with Unknown Signal Level*, 21st Century Military Communications Conference Proceedings, Bd. 2, S. 976-980, 2000.
- [14] F. Hameed, O. A. Dobre und D. Popescu, *On the Likelihood-Based Approach to Modulation Classification*, IEEE Transactions on Wireless Communication, Bd. 8, Nr. 12, S. 5884-5892, Dez. 2009.
- [15] E. E. Assouz und A. K. Nandi, *Automatic Modulation Recognition of Communication Signals*, Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [16] E. E. Assouz und A. K. Nandi, *Procedure for Automatic Recognition of Analogue and Digital Modulations*, IEE Proceedings on Communications, Bd. 143, Nr. 5, S. 259-266, Okt. 1996.
- [17] A. K. Nandi und E. E. Assouz, *Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals*, IEEE Transactions on Communications, Bd. 46, Nr. 4, S. 431-436, Apr. 1998.
- [18] E. E. Assouz und A. K. Nandi, *Automatic Identification of Digital Modulation Types*, ACM Signal Processing Journal, Bd. 47, Nr. 1, S. 55-69, Nov. 1995.
- [19] Z. Yaqin, R. Guanghui, W. Xuexia, W. Zhilu und G. Xuemai, *Automatic Digital Modulation Recognition Using Artificial Neural Networks*, Proceedings of the International Conference on Neural Networks and Signal Processing, Bd. 1, S. 257-260, Dez. 2003.
- [20] J. Yang, X. Wang und H. Wu, *Modified Automatic Modulation Recognition Algorithm*, 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, S. 682-685, Sep. 2009.
- [21] C. Qixing und Z. Guozhong, *Demodulation-Oriented Automatic Modulation Identification Algorithm*, 4th International Conference on Wireless Communi-

- cations, Networking and Mobile Computing, S. 1-5, Okt. 2008.
- [22] A. R. Attar, A. Sheikhi, H. Abiri und A. Mallahzadeh, *A New Method for Communication System Recognition*, Iranian Journal of Science and Technology, Transaction B, Engineering, Bd. 30, Nr. B6, S. 775-788, Dez. 2006.
- [23] L. Hong und K. C. Ho, *Identification of Digital Modulation Types Using the Wavelet Transform*, Military Communications Conference Proceedings, Bd. 1, S. 427-431, 1999.
- [24] Y. Yang und S. S. Soliman, *A Suboptimal Algorithm for Modulation Classification*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Bd. 33, Nr. 1, S. 38-45, Jan. 1997.
- [25] S. S. Soliman und S.-Z. Hsue, *Signal Classification Using Statistical Moments*, IEEE Transactions on Communications, Bd. 40, Nr. 5, S. 908-916, Mai 1992.
- [26] Z. Wu, X. Wang, Z. Gao und G. Ren, *Automatic Digital Modulation Recognition Based on Support Vector Machines*, International Conference on Neural Networks and Brain, Bd. 2, S. 1025-1028, Okt. 2005.
- [27] K. E. Nolan, L. Doyle, D. O'Mahony und P. Mackenzie, *Signal Space Based Adaptive Modulation for Software Radio*, IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Bd. 1, S. 510-515, März 2002.
- [28] S.-Z. Hsue und S. S. Soliman, *Automatic Modulation Recognition of Digitally Modulated Signals*, Military Communications Conference Proceedings, Bd. 3, S. 645-649, Okt. 1989.
- [29] K. Kim, I. A. Akbar, K. K. Bae, J. Urn, C. M. Spooner und J. H. Reed, *Cyclostationary Approaches to Signal Detection and Classification in Cognitive Radio*, 2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, S. 212-215, Apr. 2007.
- [30] Q. Chen und C. W. Bostian, *Cognitive Gateway Design to Promote Universal Interoperability*, SDR Forum Technical Conference, Okt. 2008.
- [31] Y. Wang, Q. Chen und C. W. Bostian, *Universal Synchronizer Design for Cognitive Radio*, SDR Forum Technical Conference, Nov. 2007.

-
- [32] Q. Chen, Y. Wang und C. W. Bostian, *Universal Classifier Synchronizer Demodulator*, IEEE International Performance, Computing and Communications Conference, S. 366-371, Dez. 2008.
- [33] B. Le, T. W. Rondeau, D. Maldonado und C. W. Bostian, *Modulation Identification Using Neural Networks for Cognitive Radios*, SDR Forum Technical Conference, Nov. 2005.
- [34] S. Rayanchu, A. Patro und S. Banerjee, *Airshark: Detecting Non-WiFi RF Devices using Commodity WiFi Hardware*, ACM Internet Measurement Conference, Nov. 2011.
- [35] ETSI EN 300 220-1 V2.3.1 (2010-02), *Electromagnetic Compatibility and Radio Spectrum Matters (ERM); Short Range Devices (SRD); Radio Equipment to be Used in the 20 MHz to 1000 MHz Frequency Range With Power Levels Ranging up to 500 mW; Part 1: Technical Characteristics and Test Methods*, 2010.
- [36] H. Karl und A. Willig, *Protocols and Architectures for Wireless Sensor Networks*, John Wiley & Sons, Ltd., 2005.
- [37] M. Meyer, *Kommunikationstechnik - Konzepte der modernen Nachrichtenübertragung*, 3. Auflage, Vieweg+Teubner, 2008.
- [38] T. Rühle, *Entwurfsmethodik für Funkempfänger - Architekturauswahl und Blockspezifikation unter schwerpunktmäßiger Betrachtung des Direct-Conversion- und des Superheterodynprinzipes*, Technische Universität Dresden, Dissertationsschrift, 2002.
- [39] J. H. Reed, *Software Radio - A Modern Approach to Radio Engineering*, Prentice Hall PTR, 2002.
- [40] IEEE 802.15.4-2006, *IEEE Standard for Information Technology Part 15.4: Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Low-Rate Wireless Personal Area Networks (WPANs)*, Sep. 2006.
- [41] F. Xiong, *Digital Modulation Techniques*, 2nd Edition, Artech House, Inc., 2006.
- [42] DIN EN 13757-4:2005, *Communication Systems for Meters and Remote Reading of Meters - Part 4: Wireless Meter Readout (Radio Meter Reading for Operation in the 868 MHz to 870 MHz SRD Band)*, 2005.

-
- [43] KNX Association, Online: www.knx.org, Apr. 2012.
- [44] ISO/IEC 14543-3-10:2012, *Information Technology - Home Electronic Systems (HES) - Part 3-10: Wireless Short-Packet (WSP) Protocol Optimized for Energy Harvesting - Architecture and Lower Layer Protocols*, 2012.
- [45] K. Kroschel, *Statistische Informationstechnik - Signal- und Mustererkennung, Parameter- und Signalschätzung*, 4. Auflage, Springer, 2004.
- [46] H. V. Poor, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*, 2nd Edition, Springer, 1994.
- [47] A. Papoulis und S. U. Pillai, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*, 4th Edition, 2002.
- [48] H. L. van Trees, *Detection, Estimation, and Modulation Theory - Part 1*, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [49] J. G. Proakis, *Digital Communications*, 4th Edition, McGraw Hill, 2001.
- [50] M. Barkat, *Signal Detection and Estimation*, 2nd Edition, Artech House, Inc., 2005.
- [51] R. O. Duda, P. E. Hart und D. G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd Edition, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [52] A. D. Webb, *Statistical Pattern Recognition*, 2nd Edition, John Wiley & Sons, Ltd., 2002.
- [53] W. Ertel, *Grundkurs Künstliche Intelligenz - Eine praxisorientierte Einführung*, 2. Auflage, Vieweg+Teubner, 2009.
- [54] J. Mitola III, *The Software Radio Architecture*, IEEE Communications Magazine, Bd. 33, Nr. 5, S. 26-38, Mai 1995.
- [55] H. Pekau und J. W. Haslett, *A Comparison of Analog Front End Architectures for Digital Receivers*, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, S. 1073-1077, Mai 2005.
- [56] P. B. Kenington, *Emerging Technologies for Software Radio*, Electronics & Communication Engineering Journal, Bd. 11, Nr. 2, S. 69-83, Apr. 1999.

-
- [57] F. Jondral, R. Machauer und A. Wiesler, *Software Radio - Adaptivität durch Parametrisierung*, J. Schlembach Fachverlag, 2002.
- [58] J. Mitola III und G. Q. Maguire, Jr., *Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal*, IEEE Personal Communications Journal, Bd. 6, Nr. 4, S. 13-18, Aug. 1999.
- [59] B. Le, *Building a Cognitive Radio: From Architecture Definition to Prototype Implementation*, Virginia Polytechnic Institute and State University, Dissertationsschrift, 2007.
- [60] T. M. Getu, *Maximum-Likelihood (ML) Classification of Communication Standards in the European 868 MHz Band*, Universität Kassel, Masterarbeit, 2011.
- [61] N. Fliege und M. Gaida, *Signale und Systeme - Grundlagen und Anwendungen mit MATLAB*, J. Schlembach Fachverlag, 2008.
- [62] A. V. Oppenheim, R. W. Schaffer und J. R. Buck, *Zeitdiskrete Signalverarbeitung*, 2. Auflage, Pearson Studium, 2004.
- [63] M. Kuba, K. Ronge und R. Weigel, *Decision-Theoretic Communication Standard Recognition in the European 868 MHz Band*, IEEE International Conference on Computer Communications and Networks, S. 1-4, Juli 2011.
- [64] M. Kuba, M. Klatt, K. Ronge und R. Weigel, *Automatic Communication Standard Recognition in Wireless Smart Home Networks*, IEEE Consumer Communications and Networking Conference, S. 270-274, Jan. 2012.
- [65] M. Kuba, K. Ronge und R. Weigel, *Development and Implementation of a Feature-Based Automatic Classification Algorithm for Communication Standards in the 868 MHz Band*, IEEE Global Telecommunications Conference, Dez. 2012. - eingereicht.
- [66] J. L. Devore, *Probability and Statistics for Engineering and the Sciences*, 8. Auflage, Brooks/Cole CENGAGE Learning, 2012.
- [67] Mathworks, Inc., Online: www.mathworks.com, Apr. 2012.
- [68] Lyrtech, Inc., Online: www.lyrtechrd.com, Apr. 2012.
- [69] Xilinx System Generator for DSP, Online: www.xilinx.com, Apr. 2012.

Danksagung

Die vorliegende Arbeit wäre ohne die freundliche Unterstützung zahlreicher Personen sicher nicht machbar gewesen. An erster Stelle gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Dr.-Ing. habil. Robert Weigel, der mit seiner unkomplizierten und kollegialen Art einen erheblichen Teil zum Erfolg dieser Arbeit beigetragen hat. Ich habe mich über die gesamte Zeit als Doktorand bei Herrn Prof. Weigel in sehr guten Händen gefühlt und empfinde es als große Ehre, von einer solch außergewöhnlichen Persönlichkeit den Dokortitel verliehen zu bekommen.

Bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Albert Heuberger, dem Leiter des Fraunhofer Instituts für Integrierte Schaltungen und Inhaber des Lehrstuhls für Informationstechnik mit dem Schwerpunkt Kommunikationselektronik LIKE der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg, bedanke ich mich für die Übernahme des Koreferats.

Des Weiteren danke ich dem Leiter der Abteilung Vernetzte Systeme und Anwendungen des Fraunhofer Instituts für Integrierte Schaltungen, Herrn Karlheinz Ronge, für sein großes Vertrauen und seine tatkräftige Unterstützung in allen nur denkbaren Bereichen.

Bedanken möchte ich mich auch bei meinen Kollegen am Fraunhofer IIS für die beispiellose Arbeitsatmosphäre und die anregenden Diskussionen, die sowohl technischer als auch nichttechnischer Natur waren. Ich blicke voller Freude auf diese Zeit zurück, die auch zwischenmenschlich für mich eine sehr positive Erfahrung war. Ich habe nicht nur Kollegen, sondern Freunde fürs Leben gefunden.

Einen nicht unerheblichen Anteil an der Entstehung dieser Arbeit haben Herr Matthias Klatt und Herr Tilahun Melkamu Getu, die im Rahmen ihrer Abschlussarbeiten und der Tätigkeit als Hilfwissenschaftler hervorragende Ergebnisse erzielt haben.

Meiner langjährigen besten Freundin, Tanja Jäger, danke ich für das Korrekturlesen der vorliegenden Arbeit.

Ein besonders herzlicher Dank gilt meiner Partnerin, Jenny Pflüger, für ihr großes Verständnis und die uneingeschränkte Toleranz. Durch ihr freundliches Wesen hat sie es geschafft mich auch in schwereren Zeiten stets aufzuheitern und zum Weitermachen und Durchhalten zu motivieren.

Nicht zuletzt danke ich meinen Eltern, Theresia und Wolfgang Kuba, die mich während meines ganzen bisherigen Lebens auf all meinen Wegen begleitet haben und stets ein offenes Ohr für meine Probleme hatten. Ohne sie wäre es mir nicht möglich gewesen die Ziele, die ich mir im Leben bisher gesetzt habe, zu erreichen.