

Fakultät für Physik und Astronomie
Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg

BACHELORARBEIT
im Studiengang Physik

vorgelegt von
Jan Andreas Bug
aus Dieburg

2014

**Untersuchung und Vergleich verschiedener
Algorithmen zur Auswertung von
Detektorsignalen metallischer magnetischer
Mikrokalorimeter**

Die Bachelorarbeit wurde von Jan Andreas Bug
ausgeführt am
Kirchhoff-Institut für Physik
unter der Betreuung von
Herrn Prof. Dr. C. Enss

Metallische magnetische Mikrokalorimeter sind energiedispersive Tieftemperatur-Teilchendetektoren, die eine sehr gute Energieauflösungen besitzen. Bei dieser Art von Detektoren erzeugt die Absorption eines energiereichen Teilchens ein pulsartiges Signal, dessen Amplitude proportional zum Energieeintrag ist. Diese Signale werden bisher üblicherweise mit Oszilloskop-Einsteckkarten mit Abtastfrequenzen im MHz-Bereich digitalisiert. Für jedes Signal werden dabei mehrere tausend Spannungspunkte aufgezeichnet. Dadurch können bei Messungen schnell große Datenmengen zu bewältigen sein. Die insgesamt zu speichernde Datenmenge steigt daher sehr schnell an. Da aktuell an der Entwicklung von Detektorarrays mit mehreren hundert oder tausend Detektoren gearbeitet wird, ist es notwendig die Datenaufnahme hinsichtlich der Aufnahmekriterien zu optimieren.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde daher untersucht, welchen Einfluss verschiedene Aufnahmeparameter auf die mit den aktuell genutzten Auswertalgorithmen erzielte Energieauflösung haben. Zusätzlich wurde ein auf der Methode des gleitenden Mittelwertes basierender Algorithmus entwickelt und getestet, der zukünftig für eine Hardware-basierte Echtzeit-Datenauswertung genutzt werden kann.

Konkret konnte gezeigt werden, dass die Anzahl der pro Signal aufgezeichneten Spannungspunkte sowie die Abtastfrequenz stark reduziert werden können, ohne eine Verschlechterung der erreichbaren Energieauflösung befürchten zu müssen. Außerdem wurde gezeigt, dass der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Algorithmus zu den bisher verwendeten Algorithmen nahezu gleichwertig ist.

Investigation and comparison of different algorithms for the analysis of detector signals of metallic magnetic microcalorimeters

Metallic magnetic microcalorimeters are energy dispersive cryogenic particle detectors, which have a very good energy resolution. In this type of detectors, the absorption of an energetic particle creates a pulse-like signal, the amplitude of which is proportional to the energy input. These signals are typically digitized with fast digitizers with sampling frequencies in the megahertz range. For each signal several thousand data points are recorded. Therefore, the total amount of data to be stored increases very quickly with time, which becomes especially important when performing long-time measurements. As currently detector arrays with several hundred or thousand detectors are developed, data collection has to be optimized regarding the data acquisition parameters.

As part of this work the influence of different acquisition parameters on the achieved energy resolution with currently used algorithms was investigated. In addition, an algorithm based on the method of moving average, which can be used for future hardware-based real-time data analysis, was developed and tested.

In particular it was shown that the number of data points per detector signal and the sampling frequency can be greatly reduced without significantly degrading the achievable energy resolution. Furthermore, it was shown that the algorithm developed in this work is almost equivalent to the algorithms used so far.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Theoretische Grundlagen	3
2.1	Detektionsprinzip metallischer magnetischer Kalorimeter	3
2.2	Detektorsignal	4
2.2.1	Zeitlicher Verlauf des Detektorsignals	4
2.2.2	Rauschquellen	6
2.2.3	Energieauflösung	8
2.3	Algorithmen für die Datenanalyse	9
2.3.1	χ^2 -Methode	11
2.3.2	Optimales Filtern	11
2.3.3	Boxcar-Integration	13
3	Experimentelle Methoden	15
3.1	Erzeugung von simulierten Detektorsignalen	15
3.1.1	Auswertung der simulierten Detektorsignale	17
3.2	Aufnahme realer Detektorsignale	18
3.2.1	Detektor	19
3.2.2	Detektoraufbau	20
3.2.3	Datenaufnahme	20
3.2.4	Auswertung der realen Detektorsignale	21

4 Experimentelle Ergebnisse	23
4.1 Analyse des optimalen Filters	23
4.2 Analyse der χ^2 -Methode	26
4.3 Analyse der Boxcar-Integration	29
4.4 Analyse der Algorithmen mit Hilfe realer Detektorsignale	30
4.5 Vergleich der Algorithmen	33
5 Zusammenfassung und Ausblick	37
Literaturverzeichnis	39

1. Einleitung

Metallische magnetische Kalorimeter sind energiedispersive Tieftemperatur-Teilchendetektoren, deren Detektionsprinzip auf dem ersten Hauptsatz der Thermodynamik beruht. Die Absorption eines energiereichen Teilchens erzeugt ein für den Detektor charakteristisches, pulsartiges Signal, dessen zeitlicher Verlauf durch Anstiegszeiten unter $1\ \mu\text{s}$ und Abfallszeiten im Millisekundenbereich gegeben ist und dessen Amplitude proportional zum Energieeintrag in den Detektor ist. Mit den in dieser Arbeitsgruppe entwickelten Detektoren konnte unlängst für weiche Röntgenstrahlung bis $20\ \text{keV}$ eine Energieauflösung von $\Delta E_{\text{FWHM}} = 1,6\ \text{eV}$ erreicht werden. Aktuell werden in der Arbeitsgruppe Detektorarrays mit bis zu 100 Detektoren entwickelt, um einerseits die Zählrate sowie die effektive Detektionsfläche zu erhöhen und um andererseits orts aufgelöste und damit verbunden bildgebende Messungen durchführen zu können. An der Entwicklung von Detektorarrays mit mehreren tausend Detektoren wird ebenfalls gearbeitet.

Die pulsartigen Signale eines magnetischen Kalorimeters werden heutzutage typischerweise mit Hilfe einer Oszilloskop-Computersteckkarte digitalisiert und entweder bereits während der Datenaufnahme analysiert oder für die spätere Verarbeitung gespeichert. Hierfür werden die Oszilloskop-Karten mit Abtastfrequenzen von bis zu $50\ \text{MHz}$ betrieben und für jedes Signal werden mehrere tausend Spannungswerte aufgezeichnet. Für jede Messung fallen auf diese Weise leicht sehr große Datenmengen an, die gespeichert werden müssen. Mit der Verwendung von großen Detektorarrays steigt die zu speichernde Datenmenge weiter an. Außerdem sind mit der bisherigen Strategie eine Vielzahl an Oszilloskop-Karten notwendig, um mit gleichbleibend hohen Abtastraten alle Signale digitalisieren zu können. Es stellt sich daher die Frage, inwieweit die Datenaufnahme vereinfacht werden kann, d.h. inwieweit die Abtastrate und die Zahl der Spannungspunkte pro Detektorsignal reduziert werden können, ohne dabei einen Einfluss auf die Energieauflösung des Detektors zu haben. Da die erreichbare Energieauflösung eines magnetischen Kalorimeters jedoch eng mit dem Algorithmus verknüpft ist, mit dem einem Detektorsignal eine Amplitude zugeordnet wird, kann eine solche Untersuchung nur für einen zuvor genau spezifizierten Auswertalgorithmus durchgeführt werden. Bisher wurden in der Arbeitsgruppe für die Datenauswertung üblicherweise zwei Algorithmen verwendet: Der erste Algorithmus basiert auf der Idee des optimalen Filterns und liefert unter idealen Bedingungen die beste Energieauflösung. Der zweite Algorithmus verwendet eine χ^2 -Anpassung eines Referenzsignals an die einzelnen Signale. Beide Algorithmen benötigen jedoch sehr viele Rechenoperationen pro Detektorsignal und setzen voraus, dass einzelne

Pulse nicht überlappen. Für eine zukünftig geplante Hardware-basierte Echtzeit-Datenauswertung sind diese Algorithmen daher nur mit hohem Aufwand umzusetzen. In anderen Arbeiten [Tan08, Tan09, Tan11] konnte jedoch gezeigt werden, dass mit Algorithmen, die auf der Methode eines gleitenden Mittelwertes basieren, sehr hohe Signalraten mit nur geringfügig schlechterer Energieauflösung verarbeitet werden können.

Um zu untersuchen, inwieweit die Datenaufnahme beim Betrieb metallischer magnetischer Kalorimeter vereinfacht werden kann, wurden im Rahmen dieser Arbeit Datensätze von Detektorsignalen eines zuvor genau spezifizierten Detektors mit unterschiedlichen Aufnahmekriterien mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation erzeugt. Zusätzlich wurden mit einem in der Arbeitsgruppe entwickelten Detektor Datensätze realer Detektorsignale aufgenommen. Durch Auswertung dieser Datensätze mit drei verschiedenen Algorithmen wurde dann untersucht, welche Energieauflösung mit welchem Algorithmus bei welchen Aufnahmeparametern erreichbar ist. Hierfür wurden der optimale Filter und der χ^2 -Algorithmus sowie ein im Rahmen dieser Arbeit entwickelter, auf der Methode eines gleitenden Mittelwertes basierender Algorithmus verwendet.

In Kapitel 2 wird zunächst das Detektionsprinzip metallischer magnetischer Kalorimeter diskutiert. Anschließend werden der zeitliche Verlauf des Detektorsignals nach der Absorption eines energiereichen Teilchens sowie die dominanten Rauschquellen des Detektors erläutert. Des Weiteren werden die im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Algorithmen zur Signalverarbeitung beschrieben.

In Kapitel 3 wird erläutert, auf welche Weise synthetische Detektorsignale mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation erzeugt wurden. Außerdem wird der Detektor sowie das Vorgehen bei der Datenaufnahme beschrieben, mit dessen Hilfe reale Detektorsignale aufgezeichnet wurden.

In Kapitel 4 wird zunächst auf die Ergebnisse der Auswertung der simulierten Datensätze mit den einzelnen Algorithmen eingegangen. Diese werden anschließend mit den Ergebnissen der realen Detektorsignale verglichen. Abschließend werden die Ergebnisse der einzelnen Algorithmen untereinander verglichen, um so letztlich ein mögliches Szenario für die zukünftige Datenaufnahme beim Betrieb metallischer magnetischer Kalorimeter abzuleiten.

2. Theoretische Grundlagen

In diesem Kapitel soll zunächst das Funktionsprinzip metallischer magnetischer Kalorimeter erläutert werden. Im Anschluss daran werden die Eigenschaften des Detektorsignals eines solchen Detektors diskutiert. Hierzu zählen der zeitabhängige Verlauf des Detektorsignals sowie die bei einem metallischen magnetischen Kalorimeter dominanten Rauschbeiträge. Darauf aufbauend wird eine Formel zur Berechnung der mit dieser Art von Detektor erreichbaren Energieauflösung angegeben. Abschließend werden verschiedene Auswertelgorithmen vorgestellt, mit deren Hilfe einem Detektorsignal eine Amplitude zugewiesen werden kann.

2.1 Detektionsprinzip metallischer magnetischer Kalorimeter

Die im folgenden beschriebenen metallischen magnetischen Kalorimeter sind energie-dispersive Tieftemperatur-Teilchendetektoren, deren Detektionsprinzip auf dem ersten Hauptsatz der Thermodynamik beruht. Abbildung 2.1 zeigt schematisch den Aufbau eines solchen Detektors. Er besteht aus einem massiven, an die jeweilige Anwendung angepassten Absorber, in dem die zu untersuchenden Teilchen gestoppt werden. Der Absorber steht in gutem thermischen Kontakt mit einem paramagnetischen Temperatursensor, welcher schwach an ein Wärmebad mit konstanter Temperatur T_{Bad} gekoppelt ist. Der Sensor befindet sich in einem schwachen Magnetfeld und zeigt daher eine temperaturabhängige Magnetisierung M . Dem kalorimetrischen Prinzip folgend bewirkt ein Energieeintrag E in den Absorber in linearer Näherung eine Temperaturerhöhung ΔT des Detektors um

$$\Delta T \simeq \frac{E}{C_{\text{ges}}}. \quad (2.1)$$

Hierbei ist C_{ges} die Gesamtwärmekapazität des Detektors, die für hinreichend kleine Temperaturerhöhungen ΔT als konstant angenommen werden kann. Wegen des paramagnetischen Verhaltens des Sensors folgt aus der Temperaturerhöhung des Detektors eine Änderung ΔM der Magnetisierung des Sensors. Diese Magnetisierungsänderung kann wiederum in Form einer magnetischen Flussänderung $\Delta\Phi$ mit Hilfe einer Detektionsspule sowie eines SQUID-Magnetometers¹ gemessen werden:

$$\Delta\Phi \propto \Delta M \simeq \frac{\partial M}{\partial T} \Delta T = \frac{\partial M}{\partial T} \frac{E}{C_{\text{ges}}}. \quad (2.2)$$

¹Ein SQUID-Magnetometer ist ein supraleitendes Bauteil, bei dem die über dem SQUID abfallende Spannung proportional zum magnetischen Fluss Φ ist, der das SQUID durchsetzt. Ein SQUID-Magnetometer stellt demnach einen empfindlichen Fluss-Spannungs-Wandler dar [Cla04].

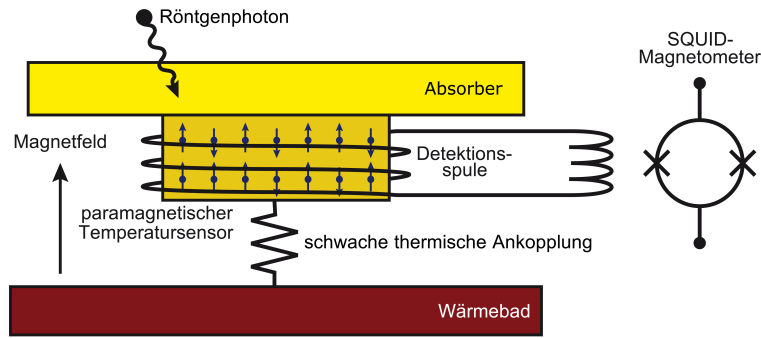


Abbildung 2.1: Schematische Darstellung eines metallischen magnetischen Kalorimeters.

Wie man an Gleichung 2.2 sieht, wird die Flussänderung $\Delta\Phi$ um so größer, je höher die Temperaturabhängigkeit der Magnetisierung $\partial M/\partial T$ des Sensors und je kleiner die Wärmekapazität C_{ges} des Detektors sind. Der Detektor wird daher typischerweise bei Temperaturen unter 100 mK betrieben. In diesem Temperaturbereich ist zum einen die Temperaturabhängigkeit der Magnetisierung des Sensors gemäß dem Curie-Gesetz, $M \propto 1/T$, sehr groß und gleichzeitig sind der phononische Beitrag, $c_{\text{ph}} \propto T^3$, und der elektronische Beitrag, $c_e \propto T$, zur Wärmekapazität besonders klein. Der Betrieb des Detektors bei tiefen Temperaturen hat des Weiteren den Vorteil, dass thermische Rauschbeiträge klein sind. Um auch bei solch tiefen Temperaturen noch hinreichend schnelle Thermalisierungszeiten zu gewährleisten, werden für Absorber und Sensor metallische Materialien verwendet [Ban93].

2.2 Detektorsignal

Im Rahmen dieser Arbeit wurden verschiedene Algorithmen, mit deren Hilfe einem Detektorsignal eine Energie bzw. Amplitude zugeordnet werden kann, hinsichtlich der erreichbaren Energieauflösung untersucht. Dies geschah vorwiegend mit Hilfe von numerisch simulierten Detektorsignalen. In diese Simulationen gingen sowohl die dominanten Rauschbeiträge des Detektors als auch der zeitliche Verlauf des Detektorsignals ein, die im Folgenden kurz zusammengefasst werden sollen.

2.2.1 Zeitlicher Verlauf des Detektorsignals

Wie in Abschnitt 2.1 beschrieben wurde, wird im Detektor nach der Absorption eines energiereichen Teilchens eine Änderung des magnetischen Flusses proportional zur Magnetisierungsänderung des Sensors gemessen. Die Energie des Teilchens verteilt sich hierbei zunächst über die in [Ens00] diskutierte Thermalisierungskette auf das System der Leitungselektronen, welches innerhalb von wenigen 100 ns mit

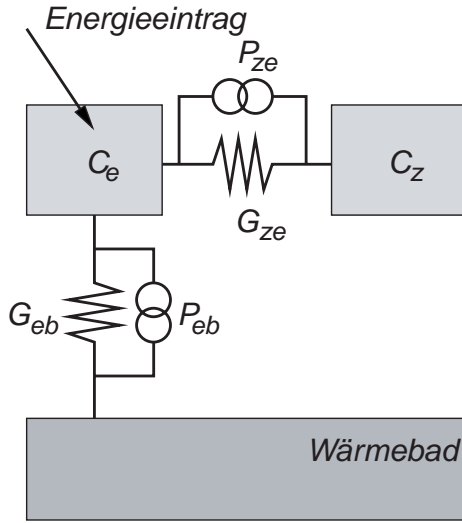


Abbildung 2.2: Modell eines metallischen magnetischen Kalorimeters als kanonisches Ensemble mit zwei Subsystemen.

dem System der magnetischen Momente, das im Folgenden als Zeeman-System bezeichnet wird, thermalisiert [Ens00, Fle09]. Der zeitliche Verlauf der Energie $E_z(t)$ im Zeeman-System kann vereinfacht mit Hilfe des in Abbildung 2.2 dargestellten Modells eines kanonischen Ensembles mit zwei Subsystemen hergeleitet werden. Die Gesamtwärmekapazität des Kalorimeters setzt sich in diesem Modell aus der Wärmekapazität des Zeeman-Systems C_z und der Wärmekapazität des Systems der Leitungselektronen von Sensor und Absorber C_e zusammen. Diese beiden Subsysteme sind thermisch über die Wärmeleitfähigkeit G_{ze} gekoppelt. Das Elektronensystem ist darüber hinaus schwach über die Wärmeleitfähigkeit G_{eb} an das Wärmebad mit der Temperatur T_{Bad} gekoppelt. Parallel zu den thermischen Kopplungen G_{ze} und G_{eb} sind Rauschquellen P_{ze} und P_{eb} eingezeichnet, welche stellvertretend für Energiefluktuationen zwischen dem Zeeman-System und den Leitungselektronen sowie zwischen den Leitungselektronen und dem Wärmebad stehen. Wie bereits in vorangegangenen Arbeiten [Fle03, Fle05] ausführlich beschrieben wurde, lässt sich die zeitliche Entwicklung des Energieinhalts beider Systeme durch zwei gekoppelte Differentialgleichungen beschreiben. Aus der Lösung dieses Differentialgleichungssystems erhält man für den zeitlichen Verlauf des Energieinhalts $E_z(t)$ des Zeeman-Systems den Ausdruck

$$E_z(t) = E \frac{C_z}{C_z + C_e} \left(-e^{-t/\tau_0} + e^{-t/\tau_1} \right) = E p(t). \quad (2.3)$$

Hierbei kennzeichnet $p(t)$ die Punktantwortfunktion des Detektors. Außerdem wurde angenommen, dass zum Zeitpunkt $t = 0$ ein Energieeintrag E in den Detektor erfolgt. Die Zeitkonstanten τ_0 und τ_1 stehen für die Anstiegs- und die Abfallszeit des Detektors und sind von den Wärmeleitfähigkeiten G_{eb} und G_{ze} sowie den Wärmekapazitäten C_e und C_z abhängig [Fle03]. Aufgrund der starken Kopplung zwischen den magnetischen Momenten und den Leitungselektronen und der schwachen Kopplung zwischen dem Wärmebad und den Leitungselektronen, ergeben sich eine kurze

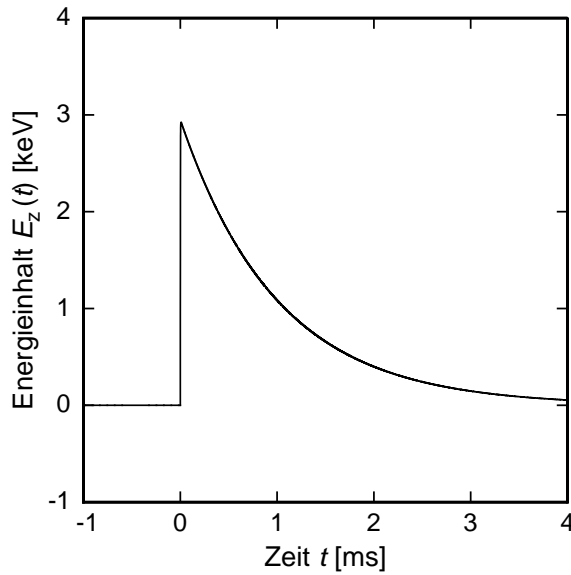


Abbildung 2.3: Zeitlicher Verlauf des Energieinhalts $E_z(t)$ im Zeeman-System für einen typischen Röntgen-detektor mit $C_{\text{sens}} = C_{\text{abs}} = 1 \text{ pJ/K}$, $\tau_0 = 1 \mu\text{s}$, $\tau_1 = 1 \text{ ms}$ für einen Energieeintrag von $E = 5,9 \text{ keV}$ zum Zeitpunkt $t = 0$.

Anstiegszeit im Bereich von einigen 100 ns und eine Abfallzeit im Bereich von einigen Millisekunden. Abbildung 2.3 zeigt den zeitlichen Verlauf des Energieinhalts des Zeeman-Systems eines prototypischen Detektors für Röntgenquanten [Fle05]. In der Realität haben vorherige Arbeiten gezeigt, dass der zeitliche Verlauf von Gleichung 2.3 abweicht [Fle98, Ens00, Gör01]. Es fiel dabei auf, dass das Abklingverhalten des Detektors häufig durch eine Summe mehrerer Exponentialfunktionen mit unterschiedlichen Zeitkonstanten und Amplituden beschrieben werden muss. Dies lässt sich durch die Existenz weiterer, im dargestellten Modell jedoch nicht berücksichtigter Subsysteme erklären. Für die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen ist dies jedoch nur von geringer Bedeutung und wurde daher nicht berücksichtigt.

2.2.2 Rauschquellen

Die Energieauflösung eines magnetischen Kalorimeters wird durch das Vorhandensein verschiedener Rauschbeiträge auf endliche Werte limitiert. Das Gesamttrauschen eines magnetischen Kalorimeters setzt sich hierbei aus mehreren Beiträgen zusammen, die im Folgenden kurz zusammengefasst werden sollen. Eine ausführliche Beschreibung ist z.B. in [Fle03] oder [Fle05] zu finden.

Thermodynamische Energiefluktuationen

Wie bereits in Abschnitt 2.2.1 erwähnt, fluktuiert der Energieinhalt des Zeeman-Systems sowie des Systems der Leitungselektronen aufgrund der thermischen Kopp-

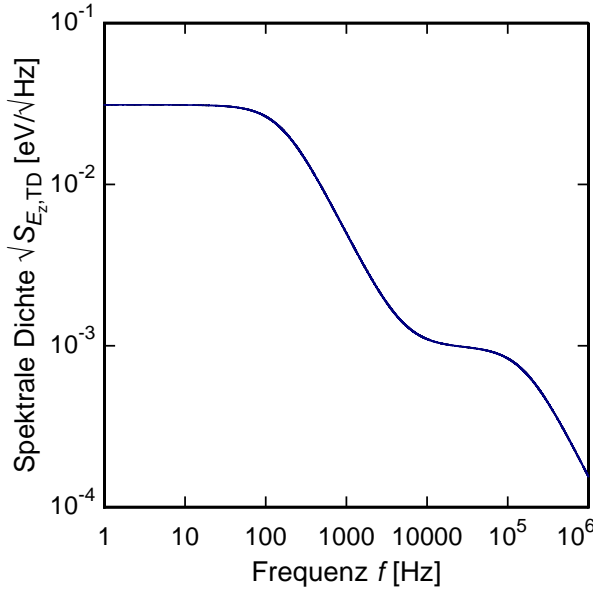


Abbildung 2.4: Spektrale Dichte $\sqrt{S_{E_z,TD}}$ der thermodynamischen Energiefluktuationen für einen Detektor mit $C_{\text{sens}} = C_{\text{abs}} = 1 \text{ pJ/K}$, $\tau_0 = 1 \text{ }\mu\text{s}$, $\tau_1 = 1 \text{ ms}$ bei einer Temperatur $T = 30 \text{ mK}$ des Wärmebads.

lungen G_{eb} und G_{ze} . Dieser Tatsache wird in dem beschriebenen Detektormodell durch die Rauschquellen P_{ze} und P_{eb} mit den Leistungsspektren

$$S_{P_{\text{ze/eb}}} = 4k_{\text{B}}T^2G_{\text{ze/eb}} \quad (2.4)$$

Rechnung getragen. Unter Berücksichtigung dieser Rauschquellen erhält man aus der Lösung des im vorherigen Abschnitt erwähnten Differentialgleichungssystems das Leistungsspektrum der Energiefluktuationen im Zeeman-System [Fle03, Fle05]:

$$S_{E_z,TD}(f) = k_{\text{B}}T^2C_z \left((1 - \beta) \frac{4\tau_0}{1 + (2\pi\tau_0f)^2} + \beta \frac{4\tau_1}{1 + (2\pi\tau_1f)^2} \right), \quad (2.5)$$

wobei $\beta = C_z/(C_z + C_e) \simeq 0,5$ und $\tau_0 \ll \tau_1$ vorausgesetzt wurde. Das Spektrum weist, wie in Abbildung 2.4 zu sehen ist, zwei Plateaus auf. Das niederfrequente Plateau resultiert aus den Fluktuationen zwischen dem System der Leitungselektronen C_e und dem Wärmebad, das hochfrequente Plateau aus den Fluktuationen zwischen dem System der Leitungselektronen C_e und dem Zeeman-System C_z .

Magnetisches Johnson-Rauschen

In den normalleitenden Bestandteilen des Detektors kommt es aufgrund ihrer thermischen Energie zur brownischen Bewegung der Leitungselektronen. Diese bewegten Ladungen erzeugen fluktuierende Magnetfelder und sorgen dadurch für eine Variation des magnetischen Flusses im Detektor. Die spektrale Leistungsdichte des magnetischen Johnson-Rauschens ist proportional zur thermischen Energie $k_{\text{B}}T$ der Elektronen sowie zur elektrischen Leitfähigkeit σ des normalleitenden Materials [Fle05]:

$$S_{\Phi,J} \propto k_B T \sigma. \quad (2.6)$$

Durch eine geeignete Konstruktion des Detektors, z.B. durch geschickte Materialwahl, lässt sich der Beitrag des magnetischen Johnson-Rauschens zum Gesamtrauschen jedoch so stark reduzieren, dass es nur noch eine untergeordnete Rolle spielt. Aus diesem Grund wurde das magnetische Johnson-Rauschen bei der Erzeugung künstlicher Detektorsignale nicht berücksichtigt.

Rauschen des SQUID-Magnetometers

Das magnetische Flussrauschen eines SQUID-Magnetometers zeigt üblicherweise eine spektrale Leistungsdichte $S_{\Phi,SQ}$, welche sich aus einem aus einem weißen $S_{\Phi,SQ}^{\text{weiss}}$ und einem frequenzabhängigen Anteil mit $S_{\Phi,SQ}^{1/f} \propto 1/f^\alpha$ zusammensetzt [Cla04]:

$$S_{\Phi,SQ}(f) = S_{\Phi,SQ}^{\text{weiss}} + \frac{S_{\Phi,SQ}^{1/f}(1 \text{ Hz})}{f^\alpha}, \quad (2.7)$$

wobei α Werte zwischen 0,5 und 1 annehmen kann [Dru11].

Niederfrequentes Zusatzrauschen

Für magnetische Kalorimeter wird häufig eine Legierung aus Gold und dem Seltenmetall Erbium als Sensormaterial verwendet [Ens00, Zin06, Hsi08, Fle09]. Bei der Verwendung dieser Legierung als Sensormaterial fiel in der Vergangenheit ein weiterer Rauschbeitrag auf, der auf die Erbium-Ionen im Sensormaterial zurückzuführen ist [Dan05, Hof12, Wis13]. Dieser Rauschbeitrag ist unabhängig von der Temperatur, jedoch proportional zur Anzahl N_{Er} der Erbium-Ionen im Sensor. Es zeigte sich, dass jedes Erbium-Ion mit einer spektralen Leistungsdichte von $S_m(f) \simeq 0,1 \mu_B^2 / f^\beta$ zum Gesamtrauschen beiträgt. Die spektrale Leistungsdichte $S_{\Phi,\text{Er}}(f)$ lässt sich damit durch

$$S_{\Phi,\text{Er}}(f) = \frac{S_{\Phi,\text{Er}}(1 \text{ Hz})}{f^\beta} \quad (2.8)$$

beschreiben. Für β wurden abhängig von der Detektorgeometrie Werte zwischen 0,8 und 1 gefunden [Kem12].

2.2.3 Energieauflösung

Mit der Punktantwortfunktion $p(t)$ aus Gleichung 2.3 und den im vorangegangenen Abschnitt diskutierten Rauschbeiträgen lässt sich die Frequenzabhängigkeit des

Signal-zu-Rausch-Verhältnis $\text{SNR}(f)$ und daraus die Energieauflösung ΔE des Detektors berechnen [Fle03, Fle05].

Für den Fall $\beta = C_z/(C_z + C_e) \simeq 0,5$ und $\tau_0 \ll \tau_1$ erhält man aus Gleichung 2.3 für den Betrag der auf positive Frequenzen beschränkten Fouriertransformierten der Punktantwortfunktion den Ausdruck:

$$|\tilde{p}(f)| \simeq \frac{2\beta\tau_1}{\sqrt{1 + (2\pi\tau_0 f)^2} \sqrt{1 + (2\pi\tau_1 f)^2}}. \quad (2.9)$$

Das Gesamttrauschen des Detektors lässt sich mit Hilfe der Flusssensitivität $\delta\Phi/\delta E$ des Detektors und dem Fluss-zu-Fluss-Konversionsfaktor $\delta\Phi_S/\delta\Phi$ als scheinbares Flussrauschen des SQUIDs ausdrücken. Durch Addition der im vorangegangenen Abschnitt diskutierten Rauschbeiträge erhält man für die spektrale Leistungsdichte des scheinbaren Flussrauschens im SQUID den folgenden Ausdruck:

$$S_{\Phi,\text{ges}}(f) = \left(\frac{\delta\Phi_S}{\delta\Phi}\right)^2 \left(\left(\frac{1}{\beta} \frac{\delta\Phi}{\delta E}\right)^2 S_{E_z,\text{TD}}(f) + S_{\Phi,\text{Er}}(f) \right) + S_{\Phi,\text{SQ}}(f). \quad (2.10)$$

Das scheinbare Rauschen der Energie im Zeeman-System ergibt sich damit über folgende Relation:

$$S_{E_z,\text{ges}}(f) = \beta^2 \left(\frac{\delta\Phi_S}{\delta\Phi} \frac{\delta\Phi}{\delta E} \right)^{-2} S_{\Phi,\text{ges}}(f). \quad (2.11)$$

Damit berechnet sich das Signal-zu-Rausch-Verhältnis zu

$$\text{SNR}(f) = \frac{|\tilde{p}(f)|}{\sqrt{S_{E_z,\text{ges}}(f)}}. \quad (2.12)$$

Unter Annahme der Verwendung eines optimalen Filters kann nun aus dem Signal-zu-Rausch-Verhältnis $\text{SNR}(f)$ die theoretisch erreichbare Energieauflösung eines solchen Detektors berechnet werden [Fle03, Fle05, McC05]:

$$\Delta E_{\text{FWHM}} = 2\sqrt{2 \ln 2} \left(\int_0^\infty (\text{SNR}(f))^2 df \right)^{-1/2}. \quad (2.13)$$

Die nachfolgend beschriebenen Auswertalgorithmen müssen sich im Praxistest an dieser theoretisch erreichbaren Auflösung messen.

2.3 Algorithmen für die Datenanalyse

Wie in Abschnitt 2.1 bereits beschrieben wurde, ist die über dem SQUID-Magnetometer abfallende Spannung proportional zum magnetischen Fluss Φ , der das SQUID

durchsetzt. Die Absorption eines Teilchens führt dabei zu einer pulsartigen Änderung des Spannungssignals, deren Form durch Gleichung 2.3 gegeben ist und deren Amplitude ein Maß für die in den Detektor eingetragene Energie darstellt. Zur Datenaufnahme und späteren Signalverarbeitung wird dieses zeitkontinuierliche Detektorsignal $s(t)$ zu diskreten und äquidistanten Zeitpunkten t_i ($i \in \mathbb{N}$) abgetastet und gespeichert, wobei die Abtastung mit einem starren Digitalisierungstakt Δt_{sample} erfolgt. Auf diese Weise erhält man einen kontinuierlichen Strom an Datenpunkten $(t_i, s(t_i))$. Um jedoch die Menge der insgesamt gespeicherten Daten zu reduzieren, wird das Detektorsignal nicht während der gesamten Dauer der Aufnahme eines Spektrums gespeichert. Stattdessen wird ein Trigger-Schwellwert definiert, dessen Durchschreiten das Auftreten eines Pulses signalisiert und die Aufnahme eines Zeitfensters der Länge $\Delta t = N\Delta t_{\text{sample}}$ mit insgesamt N Datenpunkten auslöst. Die Lage des Zeitfensters wird hierbei so gewählt, dass ein gewisser Teil vor der Auslösung des Triggers aufgezeichnet wird. Dies ermöglicht beispielsweise die Bestimmung des Gleichspannungsoffsets des Detektorsignals, was für einige der im Folgenden diskutierten Auswertalgorithmen notwendig ist. Um das Signal trotz der zeitdiskreten Abtastung des Detektorsignals nicht zu verfälschen, muss zwingend das sogenannte Nyquist-Shannon-Abtasttheorem [Sha49] eingehalten werden. Dieses besagt, dass ein Signal, welches keine Frequenzen oberhalb einer Frequenz f_{ny} enthält, vollständig durch eine Folge von Punkten mit Abstand $\Delta t_{\text{sample}} = 1/(2f_{\text{ny}})$ beschrieben werden kann. Nichteinhaltung des Abtasttheorems führt zum sogenannten Alias-Effekt. Hierbei erscheinen Frequenzen $|f + nf_s|$ mit $f_s = 1/\Delta t_{\text{sample}}$, die außerhalb des Frequenzintervalls $[-\frac{1}{2}f_s; \frac{1}{2}f_s]$ liegen, bei der Frequenz f und führen zu einer Erhöhung des damit verbundenen Frequenzanteils im Spektrum des Detektorsignals und damit zur Verfälschung des Signals.

Ein weiterer Effekt, der bei der zeitdiskreten Abtastung des Detektorsignals auftritt, ist der sogenannte Trigger-Jitter². Dieser Effekt tritt auf, da der feste Digitalisierungstakt zu einer diskreten Zeitskala führt, die Zeitpunkte, zu denen die Detektorsignale die Triggerschwelle überschreiten jedoch gleichmäßig über das Zeitintervall mit Breite Δt_{sample} verteilt sind. Dies führt dazu, dass der Signalanstieg der aufgezeichneten Signale und damit verbunden das Maximum des Signals nicht an der gleichen Stelle liegen. Je nach verwendetem Algorithmus kann dies zu einer Verschlechterung der Energieauflösung führen.

Im Folgenden werden drei Algorithmen vorgestellt, mit denen im Rahmen dieser Arbeit einem Detektorsignal eine Amplitude zugeordnet wurde.

²Von engl. *to jitter* - zittern

2.3.1 χ^2 -Methode

Die in [Fle98] diskutierte χ^2 -Methode basiert auf der Annahme, dass ein metallisches magnetisches Kalorimeter auf unterschiedliche Energieeinträge E mit Signalen der Form

$$s(t) = Ep(t) + n(t) \quad (2.14)$$

reagiert, die sich durch Streckung in Amplitudenrichtung aufeinander abbilden lassen. Hierbei steht $Ep(t)$ für die ungestörte Antwort des Detektors mit der in Abschnitt 2.2 eingeführten Punktantwortfunktion $p(t)$ und $n(t)$ für das dem Signal überlagerte Rauschen, dessen Frequenzspektrum in Abschnitt 2.2 ebenfalls diskutiert wurde. Aufgrund der Form des Detektorsignals bietet es sich an, die Amplitude des Signals durch Anpassung der Funktion

$$f(t) = Ar(t) + B \quad (2.15)$$

an die Signale unter Verwendung einer χ^2 -Methode zu bestimmen. Hierbei bezeichnet $r(t)$ ein geeignet normiertes Referenzsignal, das man beispielsweise durch Mittelung vieler Einzelsignale gewinnen kann, A die scheinbare Signalamplitude und B einen freien Offset. Letzterer trägt der Tatsache Rechnung, dass einem Detektorsignal aufgrund von niederfrequenten Störungen ein im betrachteten Zeitfenster nahezu konstantes Untergrundsignal überlagert sein kann. Die beste Übereinstimmung zwischen dem tatsächlich gemessenen Signal und der angepassten Fit-Funktion 2.15 erhält man durch Minimierung des Ausdrucks

$$\chi^2 = \sum_i (s(t_i) - f(t_i))^2. \quad (2.16)$$

Für die einem Puls zugeordnete Amplitude A ergibt sich auf diese Weise der Ausdruck

$$A = \frac{\langle sr \rangle - \langle s \rangle \langle r \rangle}{\langle r^2 \rangle - \langle r \rangle^2}, \quad (2.17)$$

wobei $\langle \cdot \rangle$ den Mittelwert der jeweiligen Größe innerhalb des betrachteten Zeitfensters darstellt.

2.3.2 Optimales Filtern

In [Fle03] wurde ein Algorithmus beschrieben, der auf der Idee des optimalen Filterns basiert und einem Puls durch gewichtete Mittelung mit Hilfe einer Filterfunktion eine Amplitude zuweist. Auch für diesen Algorithmus wird für das Signal eines magnetischen Kalorimeters die Beziehung 2.14 vorausgesetzt. Zunächst betrachtet man das Detektorsignal im Frequenzraum. Unterteilt man diesen in gleichgroße Intervalle Δf , so ist die i -te Fourierkomponente \tilde{s}_i des Detektorsignals im Intervall $[i\Delta f, (i+1)\Delta f]$

durch $\tilde{s}_i = E\tilde{p}_i + \tilde{n}_i$ gegeben. Da jede dieser Fourierkomponenten \tilde{s}_i proportional zur Amplitude E ist und das Rauschen $n(t)$ im Frequenzraum unkorreliert ist, kann man in jedem dieser Frequenzintervalle eine unabhängige Abschätzung E_i der Pulsamplitude erhalten:

$$E_i = \frac{\operatorname{Re}(\tilde{p}_i^* \tilde{s}_i)}{|\tilde{p}_i|^2}. \quad (2.18)$$

Da das Rauschen in den einzelnen Frequenzintervallen unterschiedlich stark beiträgt, wird eine präzise Abschätzung der Amplitude des Pulses mit Hilfe einer gewichteten Mittelung der Form

$$E = \sum_i w_i E_i \quad \text{mit} \quad w_i = \frac{1}{\sum_k \operatorname{SNR}_k^2} \operatorname{SNR}_i^2 \quad (2.19)$$

erreicht, bei der die Wichtungskoeffizienten w_i demjenigen Intervall das größte Gewicht verleihen, in dem das Signal-zu-Rausch-Verhältnis $\operatorname{SNR}_i^2 = \operatorname{SNR}^2(f_i)\Delta f$ am größten ist.

Um nun die Amplitude E zu bestimmen, wird zunächst durch Mittelung vieler Einzelpulse ein Referenzsignal gebildet. Durch geeignete Normierung und diskrete Fouriertransformation werden daraus die Fourierkomponenten $\tilde{p}_i = \tilde{p}(f_i)\Delta f$ der Punktantwortfunktion $p(t)$ bestimmt. Durch Fouriertransformation mit anschließender Mittelung vieler Ruhesignale³ wird zudem die spektrale Leistungsdichte $\tilde{n}_i^2 = S_{\Phi_i}\Delta f$ des Rauschens ermittelt. Aus den Gleichungen 2.18 und 2.19 kann damit die Filterfunktion \tilde{g}_i im Frequenzraum

$$\tilde{g}_i = \left(\sum_i \frac{|\tilde{p}_i|^2}{\tilde{n}_i^2} \right)^{-1} \frac{|\tilde{p}_i|^2}{\tilde{n}_i^2} \frac{\tilde{p}_i^*}{|\tilde{p}_i|^2}, \quad (2.20)$$

berechnet werden. Die Filterfunktion wird durch Fourier-Rücktransformation in den Zeitraum transformiert, womit sich ohne Trigger-Jitter die Amplitude E eines einzelnen Pulses aus der Faltung mit der Filterfunktion $g(t)$ ergibt:

$$E = \sum_i g_i s_i. \quad (2.21)$$

Aufgrund des Trigger-Jitters erreicht der Puls seinen Maximalwert, dies ist die zu bestimmende Amplitude, jedoch zu einem um Δt_{jitter} verschobenen Zeitpunkt. Die Faltung wird deshalb an drei Stellen in der Nähe des Maximums ausgeführt:

$$E(\delta i) = \sum_i g_{i+\delta i} s_i, \quad (2.22)$$

mit $\delta i = -1, 0, 1$. Die drei auf diese Weise erhaltenen Werte liegen auf einer Parabel, deren Maximum als scheinbare Amplitude des Pulses herangezogen wird.

³Unter einem Ruhesignal soll im Folgenden ein Detektorsignal verstanden werden, welches ohne Durchschreiten der Triggerschwelle aufgezeichnet wurde.

2.3.3 Boxcar-Integration

Um die gespeicherte Datenmenge bei hohen Zählraten zu verringern, ist es sinnvoll bereits in der Ausleseelektronik eine Hardware-basierte Echtzeit-Datenverarbeitung zu implementieren. Das optimale Filtern und die χ^2 -Methode benötigen jedoch sehr viele Rechenoperationen und setzen gleichzeitig voraus, dass sich die einzelnen Pulse nicht teilweise überlagern. Bei hohen Zählraten ist eine Datenverarbeitung in Echtzeit daher nur in beschränktem Maße mit diesen Algorithmen möglich. Als Alternative bieten sich solche Algorithmen an, die auf der Methode des gleitenden Mittelwertes basieren [Tan09, Tan11]. Diese erfordern verhältnismäßig wenige Rechenoperationen und können daher schnell hardwaretechnisch realisiert werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurde daher ein einfacher Algorithmus entwickelt und getestet, welcher zu allen diskreten Zeitpunkten t_i eines Zeitfensters einen ungewichteten gleitenden Mittelwert n -ter Ordnung $m^{(n)}(t_i)$ bildet und lediglich den Maximalwert des betrachteten Zeitfensters speichert. Die Amplitude A , die dieser Algorithmus einem Puls zuweist, ist somit:

$$A = \max_i \left(m^{(n)}(t_i) \right) = \max_i \left(\frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} s(t_i + j\Delta t_{\text{sample}}) \right). \quad (2.23)$$

Es ist offensichtlich, dass für die letzten $n - 1$ Werte eines Zeitfensters der gleitende Mittelwert n -ter Ordnung nicht mehr gebildet werden kann. Dies bedeutet, dass der Algorithmus eine Vorlaufzeit von $(n - 1)\Delta t_{\text{sample}}$ benötigt. Bei geeigneter Lage des Zeitfensters nach dem Auslösen des Triggers stellt das jedoch kein Problem dar.

3. Experimentelle Methoden

Um die in Abschnitt 2.3 beschriebenen Algorithmen hinsichtlich der erreichbaren Energieauflösung bei verschiedenen Datenaufnahmeszenarien zu testen, wurden sowohl simulierte als auch reale Detektorsignale verwendet. Hierbei wurden systematisch wichtige Aufnahmeparameter, wie etwa die Länge des Zeitfensters oder die Anzahl der Punkte pro Detektorsignal, variiert. Bei der im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Analyse wurden vorwiegend simulierte Detektorsignale verwendet, da man hier *a priori* die zu erwartenden Ergebnisse kennt. Bei realen Detektorsignalen hingegen können unerwünschte Nebeneffekte auftreten, die eine gezielte Analyse der beschriebenen Algorithmen massiv erschweren können. Im Verlauf dieses Kapitels soll daher zunächst erläutert werden, auf welche Weise Detektorsignale mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation erzeugt wurden. Im Anschluss daran wird der experimentelle Aufbau vorgestellt, mit dessen Hilfe reale Detektorsignale aufgezeichnet wurden.

3.1 Erzeugung von simulierten Detektorsignalen

Im Rahmen dieser Arbeit wurde zur Erzeugung künstlicher Detektorsignale ein in der Arbeitsgruppe entwickeltes Programm verwendet. Dieses Programm erlaubt es einerseits alle für einen Detektor charakteristischen Größen, wie etwa die Anstiegs- oder Abfallszeit oder die verschiedenen Rauschbeiträge, zu variieren und andererseits verschiedene Aufnahmeszenarien durchzuspielen. Das Programm erzeugt eine zuvor spezifizierte Anzahl an Detektorsignalen mit je N Elementen, wobei die Zahl der Datenpunkte N der Anzahl der Abtastpunkte in einem vorgegebenen Zeitfenster entspricht. Jedem der N Datenpunkte wird anschließend ein im Programm spezifizierter Spannungswert zugewiesen, welcher dem Detektorsignal $s(t_i)$ zum Zeitpunkt t_i entspricht.

Für die Erzeugung der einzelnen Rauschbeiträge wird jeweils zunächst weißes Rauschen generiert. Hierfür werden normalverteilte Zufallswerte $x(t_i)$ erzeugt, deren Standardabweichung der mittleren Amplitude des jeweiligen Rauschens im Frequenzraum entspricht. Anschließend wird auf dieses Rauschsignal ein Tiefpassfilter angewendet, dessen Flankensteilheit und Grenzfrequenz f_c so gewählt werden, sodass man als Ergebnis die Frequenzabhängigkeit der gerade betrachteten Rauschquelle erhält. Zur Erzeugung normalverteilter Zufallswerte $x(t_i)$ wird hierbei die inverse gaußsche

Fehlerfunktion verwendet. Diese ist über die gaußsche Fehlerfunktion

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-\tau^2} d\tau \quad (3.1)$$

definiert. Falls die Ergebnisse einer Messreihe durch eine Normalverteilung mit Standardabweichung σ und den Mittelwert 0 gegeben sind, so ist die Wahrscheinlichkeit $P(x)$ dafür, dass der Wert einer einzelnen Messung zwischen $-x$ und x liegt durch

$$P(x) = \operatorname{erf} \left(\frac{x}{\sigma\sqrt{2}} \right) \quad (3.2)$$

gegeben. Aufgrund dieser Tatsache erhält man, wie in Abbildung 3.1 veranschaulicht ist, mit Hilfe der Inversionsmethode normalverteilte Zufallswerte $x(t_i)$ durch Anwenden der inversen gaußschen Fehlerfunktion auf gleichverteilte Zufallswerte $p(t_i) \in [-1, 1]$:

$$x(t_i) = \operatorname{erf}^{-1}(p(t_i)) \sigma\sqrt{2}. \quad (3.3)$$

Für das Rauschen aufgrund der thermodynamischen Energiefluktuationen wird dementsprechend zunächst die mittlere Amplitude des niederfrequenten Anteils gemäß Gleichung 2.5 berechnet. Mit diesem Wert wird weißes Rauschen erzeugt, auf das anschließend ein Tiefpassfilter mit einer Grenzfrequenz $f_c = 1/(2\pi\tau_0)$ und einer Flankensteilheit von 6 dB/Oktave angewendet wird. Analog wird für den hochfrequenten Anteil vorgegangen. Die beiden Rauschsignale werden anschließend aufsummiert. Für das $1/f$ -Rauschen des SQUIDs und das niederfrequente Rauschen aufgrund der Erbium-Ionen werden Tiefpassfilter mit einer Grenzfrequenz von $f_c < 1$ Hz und Flankensteilheiten entsprechend den Parametern α und β verwendet. Die durch Aufsummieren aller Rauschbeiträge erhaltene, verrauschte Nulllinie wird anschließend entweder als Ruhesignal gespeichert oder zu dem zeitlichen Verlauf des unverrauschten Detektorsignals gemäß Gleichung 2.3 addiert. Sowohl das Rauschen als auch der zeitliche Verlauf des Detektorsignals werden dabei auf Frequenzen unterhalb der Nyquist-Frequenz f_{ny} beschränkt. Die Signalwerte $s(t_i)$ werden des Weiteren, einem 16 bit Analog-zu-Digital-Wandler entsprechend, in Werte mit 16 bit Auflösung umgewandelt.

Auf diese Weise wurden im Rahmen dieser Arbeit Datensätze von jeweils 6000 Detektorsignalen bei einem Puls-zu-Ruhesignal-Verhältnis von 5:1 für unterschiedliche Zeitfensterlängen, Anzahlen an Datenpunkten pro Zeitfenster und Energieeinträgen erzeugt. Die Lage der Zeitfenster wurde so eingestellt, dass ein realer Trigger erst nach 25 % des Zeitfensters ausgelöst hätte. Außerdem wurde für einige Datensätze der Anfang des Detektorsignals zufällig um $\pm\Delta t_{\text{sample}}/2$ mit dem Digitalisierungstakt Δt_{sample} variiert, um den Effekt eines Trigger-Jitters zu untersuchen.

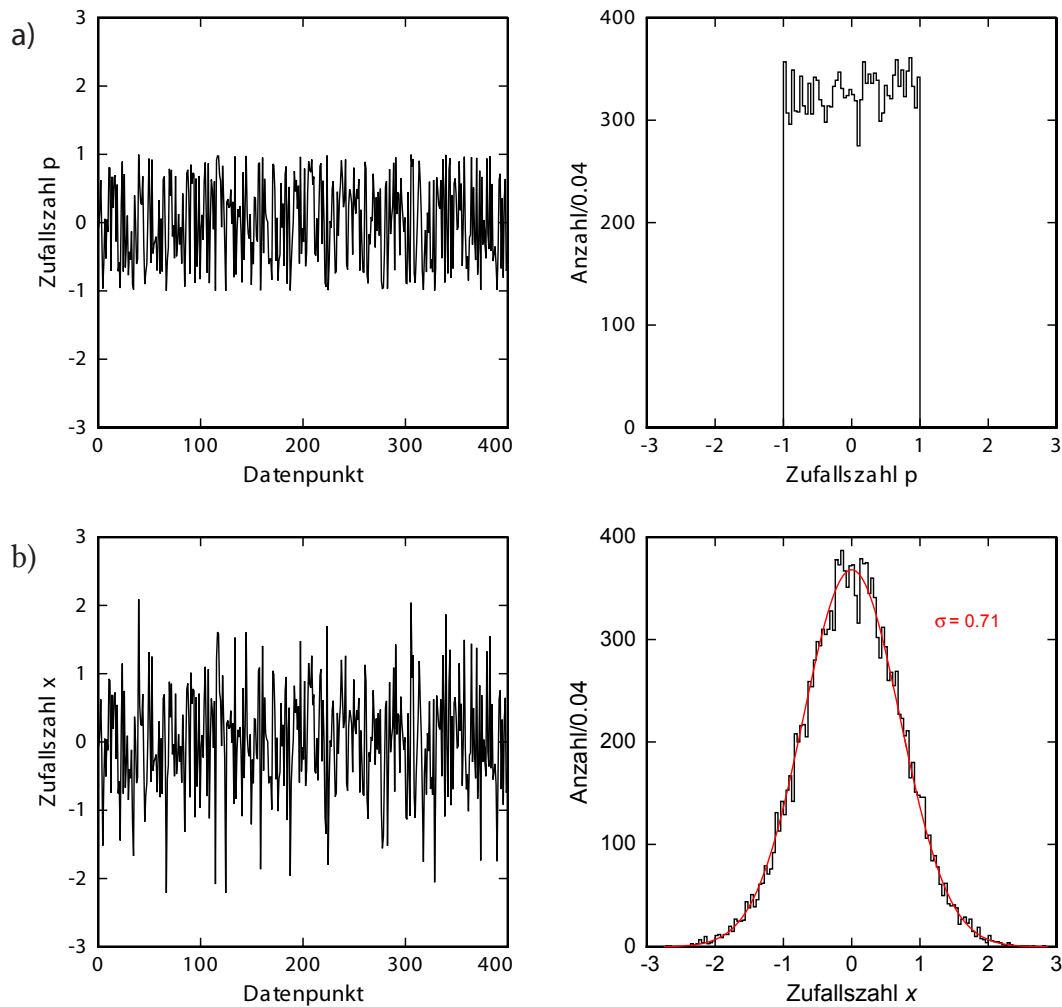


Abbildung 3.1: Veranschaulichung der Erzeugung von weißem Rauschen mit Hilfe von gleichverteilten Zufallszahlen und der Inversionsmethode: **a)** Erzeugung einer Menge von gleichverteilten Zufallszahlen p_i mit Werten zwischen -1 und 1 . **b)** Durch Anwendung von Gleichung 3.3 aus den erzeugten Zufallszahlen generiertes weißes Rauschen mit normalverteilten Amplitudenwerten bei einer Standardabweichung von $\sigma = 0.71$.

3.1.1 Auswertung der simulierten Detektorsignale

Nach dem Erzeugen eines Datensatzes wurde zunächst überprüft, ob die Detektorsignale korrekt erzeugt wurden. Dafür wurde die erwartete spektrale Dichte des magnetischen Flussrauschens berechnet. Aus den simulierten Ruhesignalen der Datensätze wurde dann die spektrale Dichte des Rauschens berechnet und mit dem erwarteten Spektrum verglichen. Danach wurde durch Mittelung aller Pulse eines Datensatzes ein Musterpuls erzeugt. Dieser wurde ebenfalls mit der erwarteten Pulsform und -höhe verglichen. Dieses Vorgehen wurde mit jedem Datensatz wiederholt. Abbil-

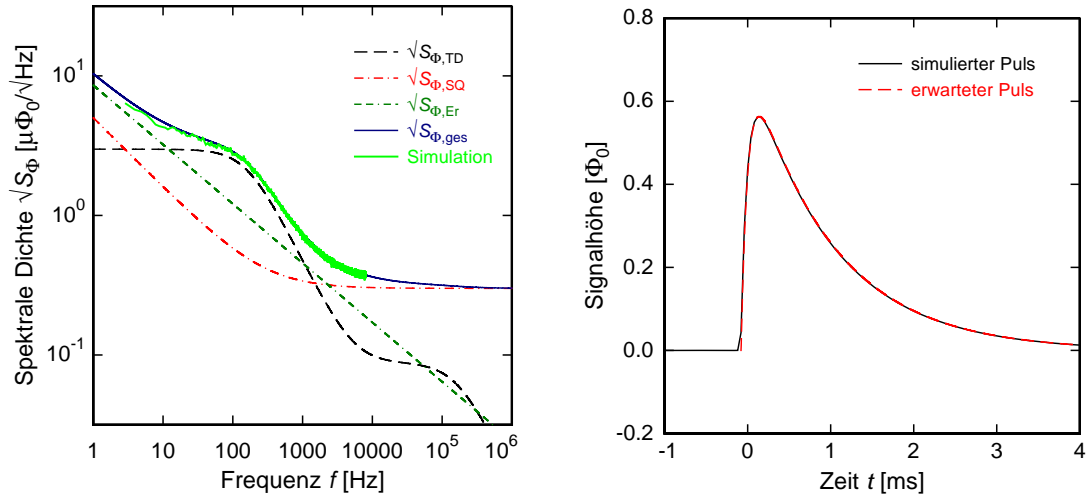


Abbildung 3.2: **Links:** Gesamtrauschen und einzelne Rauschbeiträge für einen fiktiven Detektor mit $C_{\text{sens}} = 0,174 \text{ pJ/K}$, $C_{\text{abs}} = 0,15 \text{ pJ/K}$, $\tau_0 = 1 \text{ } \mu\text{s}$, $\tau_1 = 1 \text{ ms}$, $\delta\Phi/\delta E = 1,19 \cdot 10^{-4} \Phi_0/\text{eV}$, $\sqrt{S_{\Phi,\text{SQ,weiss}}} = 0,3 \text{ } \mu\Phi_0/\sqrt{\text{Hz}}$, $\sqrt{S_{\Phi,\text{SQ},1/f}} = 5 \text{ } \mu\Phi_0$ bei $f = 1 \text{ Hz}$ und $\sqrt{S_{\Phi,\text{Er}}} = 8,57 \text{ } \mu\Phi_0$ bei $f = 1 \text{ Hz}$ bei einer Badtemperatur von $T = 30 \text{ mK}$. Zusätzlich ist die spektrale Dichte des Rauschens von simulierten Detektorsignalen bei einer Zeitfensterlänge von $655,36 \text{ ms}$ mit $16\,384$ Datenpunkten eingezeichnet. **Rechts:** Vergrößerte Ansicht der bei gleicher Zeitfensterlänge und Anzahl an Datenpunkten erwarteten Pulsform sowie des zeitlichen Verlaufs eines simulierten Pulses.

Abbildung 3.2 zeigt beispielhaft die berechnete und aus den simulierten Detektorsignalen bestimmte spektrale Dichte des Flussrauschens sowie die simulierte und erwartete Signalform für einen Datensatz mit $16\,384$ Datenpunkten bei einer Zeitfensterlänge von $655,36 \text{ ms}$. Nach dem Erzeugen des Rauschspektrums und des Musterpulses wurde jedem Puls eines Datensatzes mit Hilfe der in Abschnitt 2.3 vorgestellten Algorithmen eine Amplitude zugeordnet. Diese Amplituden wurden in ein Histogramm eingezeichnet. Die Energieskala für die Verteilung dieser Amplitudenwerte wurde danach mit Hilfe des bekannten Energieeintrages festgelegt. Anschließend wurde an das Histogramm eine Gauß-Kurve angepasst. Mit der aus der Anpassung erhaltenen Standardabweichung σ wurde schließlich die Energieauflösung ΔE_{FWHM} bestimmt.

3.2 Aufnahme realer Detektorsignale

Um die in Abschnitt 2.3 beschriebenen Algorithmen auch mit Hilfe von realen Detektorsignalen bei verschiedenen Aufnahmeszenarien zu testen, wurden mit Hilfe des im Folgenden beschriebenen Detektors eine Reihe von Detektorsignalen mit verschiedenen Zeitfenstern und Anzahlen an Datenpunkten aufgezeichnet.

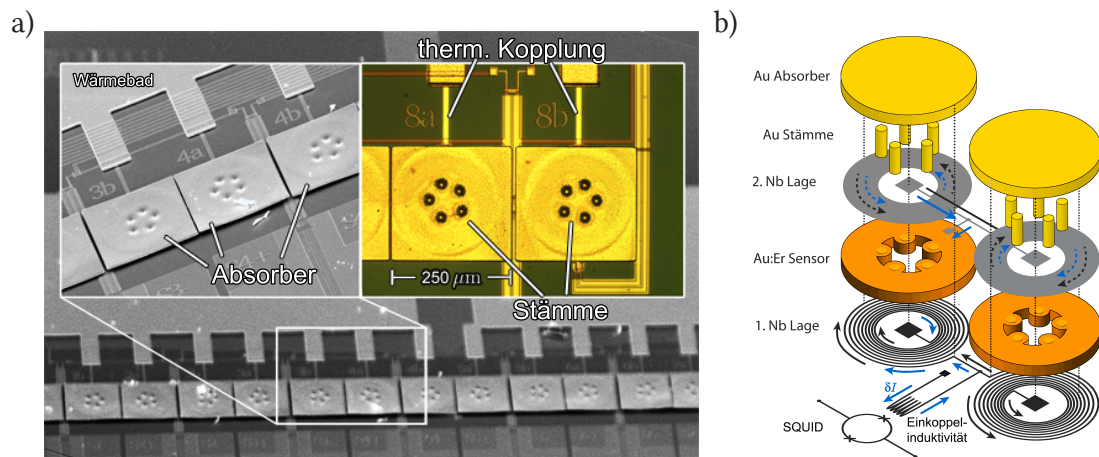


Abbildung 3.3: Aufbau des verwendeten maXs-20-Detektorarrays mit 8 Sandwich-Detektoren: **a)** Zwei Rasterelektronenmikroskop- und ein Lichtmikroskopbild des Detektorarrays. Gut zu erkennen sind die Absorber und die Wölbungen, bei denen sich die Stämme befinden, sowie die Kopplungen an das Wärmebad. **b)** Schematische Darstellung des Aufbaus eines sogenannten Sandwich-Detektors.

3.2.1 Detektor

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Detektorarray des Typs maXs¹-20 verwendet, welches für die Detektion von Röntgenstrahlung bis zu Energien von 20 keV optimiert ist und vollständig mikrostrukturiert wurde. Dieses Detektorarray wurde in [Heu11] entwickelt und besteht aus einer Reihe von 8 sogenannten Sandwich-Detektoren [Fle09, Heu11], welche jeweils von einem SQUID ausgelesen werden. Abbildung 3.3 zeigt den Aufbau eines solchen Detektors. Die Detektoren sind Gradiometer erster Ordnung, sodass Änderungen eines homogenen äußeren Magnetfeldes oder Temperaturschwankungen des Wärmebades kompensiert werden. Die Absorber eines jeden Detektors bestehen aus Gold und sind $250 \times 250 \times 5 \mu\text{m}$ groß und über 5 Stämme mit dem Sensor verbunden. Die Kopplung des Absorbers über Stämme an den Sensor verhindert, dass die Signalförmigkeit eine Ortsabhängigkeit innerhalb eines einzelnen Absorbers zeigt. Die Sensoren bestehen aus Au:Er mit einer Erbiumkonzentration von 256 ppm und sind $1,3 \mu\text{m}$ hoch. Sie haben einen Außenradius von $106 \mu\text{m}$ und einen Innenradius von $40 \mu\text{m}$. Die Sensoren liegen jeweils auf einer planaren, spiralförmigen Detektionsspule aus Niob, die durch einen eingefrorenen Dauerstrom das magnetische Feld und damit die Magnetisierung im Sensor erzeugt. Über dem Sensor liegt eine vollflächige Niob-Schicht, durch die ein Füllfaktor von $F \simeq 1$ erreicht wird und so die Sensitivität maximiert.

¹Microcalorimeter Arrays for High-Resolution X-ray Spectroscopy

3.2.2 Detektoraufbau

Zur Aufnahme realer Detektorsignale wurde der verwendete Detektor zusammen mit den SQUIDS mit Hilfe eines Spulensacks (GE Varnish 7031) auf einen mit Niob besputterten Kupferhalter geklebt. Die thermische Kopplung zwischen Detektor und Kupferhalter wurde über Gold-Bonddrähte hergestellt. Über Aluminium-Bonddrähte wurden zudem die elektrischen Verbindungen zwischen Detektor und SQUID sowie dem SQUID und den elektrischen Leitungen im Kryostaten hergestellt. Über den Detektor wurde ein ca. 100 μm dicker Kollimator aus Gold gebaut, um zu verhindern, dass Teilchen im Substrat absorbiert werden. Um die benötigten tiefen Temperaturen zu erreichen, wurde ein $^3\text{He}/^4\text{He}$ Verdünnungskryostat mit Pulsröhrenkühler verwendet, der für Röntgenspektroskopie an Speicherringen vorgesehen ist. Der Kupferhalter wurde darin auf der Spitze eines Kupferauslegers, welcher thermisch mit der Mischkammer des Kryostaten verbunden ist, befestigt und über Steckverbindungen mit den an den Seiten des Kupferauslegers verlaufenden weiterführenden elektrischen Leitungen verbunden. Der Kupferausleger wird von mehreren Schilden gegen äußere magnetische Felder und Wärmestrahlung abgeschirmt. Das innerste Schild besteht aus Niob und steht in direktem Kontakt zum Ausleger. Es wird beim Abkühlen des Kryostaten supraleitend, verdrängt daher äußere magnetische Felder und hält das magnetische Hintergrundfeld konstant. Konzentrisch dazu sind 3 Schilde, eines aus Kupfer und zwei aus Aluminium, zur thermischen Abschirmung angeordnet. Das äußerste Schild besteht aus einem Mu-Metall-Rohr, welches zur weiteren magnetischen Abschirmung dient. Jedes dieser Schilde hat an seiner Stirnseite ein Röntgenfenster, sodass Röntgenstrahlung einer außerhalb des Kryostaten befindlichen Strahlungsquelle auf den Detektor treffen kann. Vor dem äußeren Röntgenfenster wurde eine ^{55}Fe -Probe als Röntgenquelle platziert.

3.2.3 Datenaufnahme

Die SQUID-Elektronik liefert eine zum magnetischen Fluss proportionale Spannung als Ausgangssignal, welches auf zwei Kanäle aufgeteilt wird. Einer davon dient als Daten- und der andere als Trigger-Kanal. Beide Kanäle durchlaufen rauscharme Verstärker². In diesen wird auf den Datenkanal ein Tiefpass mit einer Grenzfrequenz von 1 MHz und einer Flankensteilheit von 6 dB/Oktave angewendet. Auf den Triggerkanal wird ein Hochpass mit einer Grenzfrequenz von 10 Hz und ein Tiefpass mit einer Grenzfrequenz von 10 kHz, beide mit einer Flankensteilheit von 6 dB/Oktave, bei einer Verstärkung um den Faktor 2 angewendet. Die Signale beider Kanäle wurden mit Hilfe einer Oszilloskop-Computersteckkarte³, die es erlaubt einen geeigneten

²SR560; Stanford-Research Systems, Sunnyvale, CA 94089, USA, www.thinksrs.com

³CompuScope SAC-12100; GaGe, Lockport, IL 60441, USA., www.gage-applied.com

Trigger-Schwellwert einzustellen, mit 12 bit Auflösung digitalisiert. Für verschiedene Zeitfensterlängen und Anzahlen an Datenpunkten pro Zeitfenster wurden so jeweils um die 6000 Zeitfenster bei einem Puls-zu-Ruhe-signal-Verhältnis von 1:1 aufgezeichnet. Die Lage der Zeitfenster wurde analog zu den durchgeführten Simulationen so eingestellt, dass der Trigger erst nach 25 % des Zeitfensters auslöste.

3.2.4 Auswertung der realen Detektorsignale

Da die Aufzeichnung der Datensätze realer Detektorsignale automatisiert vonstatten ging, wurden auch solche Zeitfenster gespeichert in denen sich beispielsweise mehrere Pulse überlappten, in denen Pulse das Spannungsfenster überschritten und daher abgeschnitten wurden oder in denen die Ruhesignale von unerwünschten Störungen, die noch nicht zum Auslösen des Triggers reichten, überlagert waren. Anders als bei der Auswertung der Datensätze aus simulierten Detektorsignalen, musste bei den aufgezeichneten Datensätzen realer Detektorsignale daher zuerst eine manuelle Auswahl der geeigneten Pulse und Ruhesignale getroffen werden. Aufgrund der Komplexität der damit verbundenen Datenauswertung wurden daher nur einige, anhand der Ergebnisse der Simulationen ausgewählte, Datensätze realer Detektorsignale mit der in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Vorgehensweise ausgewertet.

4. Experimentelle Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Auswertung der verschiedenen simulierten und aufgezeichneten, realen Detektorsignale diskutiert. Zu Beginn werden die Ergebnisse der drei verwendeten Auswertelgorithmen getrennt voneinander betrachtet. Für den optimalen Filter und die χ^2 -Methode werden im Rahmen dieser Untersuchung simulierte Detektorsignale mit und ohne Trigger-Jitter betrachtet. Außerdem wird überprüft, ob die Energieauflösung vom Wert des Energieeintrags abhängt. Für die Boxcar-Integration wird unter anderem der Einfluss der Boxgröße, d.h. der Ordnung n des gleitenden Mittelwertes, auf die Energieauflösung unter dem Einfluss eines Trigger-Jitters untersucht. Danach werden die zuvor gemachten Beobachtungen an realen Detektorsignalen überprüft. Abschließend werden die Ergebnisse der verschiedenen Algorithmen miteinander verglichen.

4.1 Analyse des optimalen Filters

Bei der Analyse des optimalen Filters und des χ^2 -Algorithmus wurden zunächst simulierte Detektorsignale betrachtet, bei denen kein Trigger-Jitter berücksichtigt wurde, d.h. alle Detektorsignale beginnen wohldefiniert zum Zeitpunkt $t = 0$. Für die Länge der Zeitfenster wurden Werte zwischen 1 ms und 2 s gewählt. Die maximale Zahl an Datenpunkten, die pro Zeitfenster aufgezeichnet¹ wurden, betrug 32 768. Dies entspricht effektiven Abtastfrequenzen f_s zwischen 195 Hz und 26 MHz. Für den Energieeintrag wurde ein Wert von $E = 5,9$ keV für die Anstiegszeit- und Abfallszeit Werte von $\tau_0 = 1$ μ s und $\tau_1 = 1$ ms angenommen. Abbildung 4.1 (links) zeigt die bei den unterschiedlichen Abtastfrequenzen mit dem optimalen Filter erzielten Energieauflösungen ΔE_{FWHM} für Zeitfensterlängen von 1,28 ms bis 327,68 ms als Funktion der Abtastfrequenz f_s . Man erkennt, dass für Zeitfensterlängen oberhalb von 10 ms die mit dem optimalen Filter erzielte Energieauflösung nur von der Abtastfrequenz und nicht von der Zeitfensterlänge abhängig ist. Es fällt jedoch auf, dass die Energieauflösung bei Zeitfensterlängen, die in der Größenordnung der Abfallszeit der Detektorsignale liegen, erkennbar schlechter wird. In diesen Fällen wird offensichtlich die Signalform und das Frequenzspektrum des Rauschens sowie der einzelnen Detektorsignale nur unzureichend wiedergegeben. Für Abtastfrequenzen oberhalb von 10 MHz wird dieser Effekt immer dominanter, sodass die Energieauflösung sogar mit der Abtastfrequenz zunimmt. Für Zeitfensterlängen oberhalb von 10 ms, dies

¹Im Folgenden werden auch solche Detektorsignale als „aufgezeichnet“ betrachtet, die mit den in Abschnitt 3.1 diskutierten Monte-Carlo-Simulationen synthetisiert wurden.

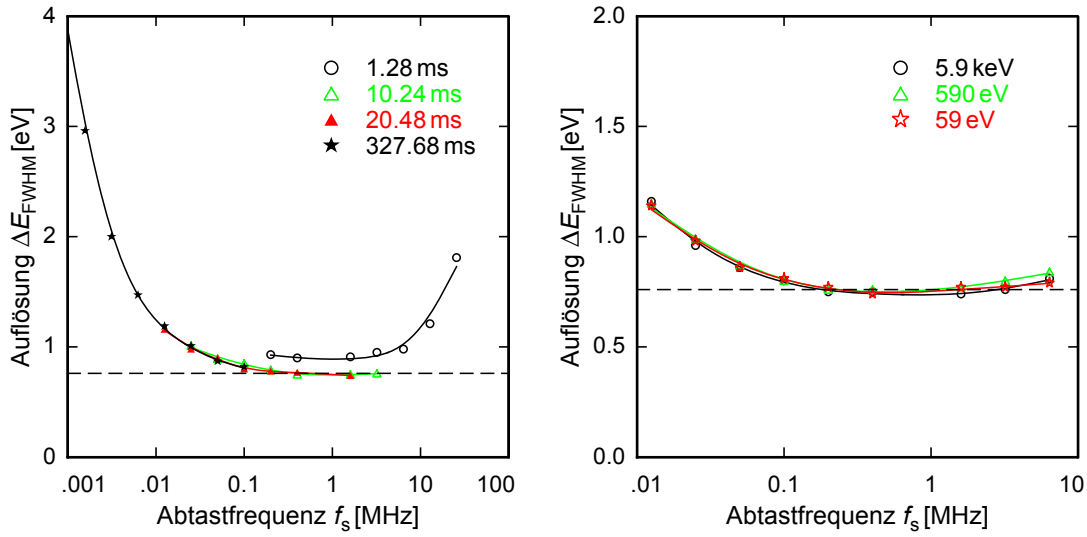


Abbildung 4.1: Links: Mit dem Algorithmus des optimalen Filters erreichte Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für vier exemplarisch ausgewählte Zeitfensterlängen. Für die Erzeugung der zugehörigen Datensätze wurde ein Energieeintrag von 5,9 keV angenommen. **Rechts:** Mit dem optimalen Filter erreichte Energieauflösungen ΔE_{FWHM} bei Energieeinträgen von 5,9 keV, 590 eV und 59 eV als Funktion der Abtastfrequenz f_s . Bei der Erzeugung der Daten wurde eine Anstiegszeit von 1 μs eine Abfallszeit von 1 ms angenommen kein Trigger-Jitter berücksichtigt. Die gestrichelte Linie gibt in beiden Fällen die theoretisch erreichbare Energieauflösung an.

entspricht in etwa dem Zehnfachen der Signalabfallszeit, konnte ab Abtastfrequenzen von ca. 200 kHz die theoretisch erreichbare Energieauflösung von $\Delta E_{\text{FWHM}} = 0,76 \text{ eV}$ erreicht werden. Abbildung 4.1 (links) legt dementsprechend nahe, dass der theoretische Wert der Energieauflösung für Detektorsignale, die zu einem wohldefinierten Zeitpunkt $t = 0$ beginnen, d.h. die nicht einem Trigger-Jitter unterliegen, mit einer Zeitfensterlänge, die dem Zehnfachen der Abfallszeit entspricht und einer Abtastfrequenz von 400 kHz aufgezeichnet wurden, erreicht werden kann. Hierfür müssen lediglich 4096 Datenpunkte pro Detektorsignal aufgezeichnet werden. Im Vergleich zu den bisher in der Arbeitsgruppe typischerweise aufgezeichneten 16384 Datenpunkten pro Zeitfenster ließe sich damit der benötigte Speicherplatz auf ein Viertel reduzieren.

Um zu überprüfen, ob die erreichbaren Energieauflösungen vom Wert des Energieeintrages E , d.h. der Signalgröße, abhängt, wurde eine Reihe von Datensätzen erzeugt, bei denen Energieeinträge von $E = 590 \text{ eV}$ bzw. $E = 59 \text{ eV}$ angenommen wurden. Auch hier wurde kein Trigger-Jitter berücksichtigt. Abbildung 4.1 (rechts) zeigt einen Vergleich der erreichbaren Energieauflösung ΔE_{FWHM} für die drei Energieeinträge als Funktion der Abtastfrequenz f_s . Man erkennt, dass die Kurven sehr gut

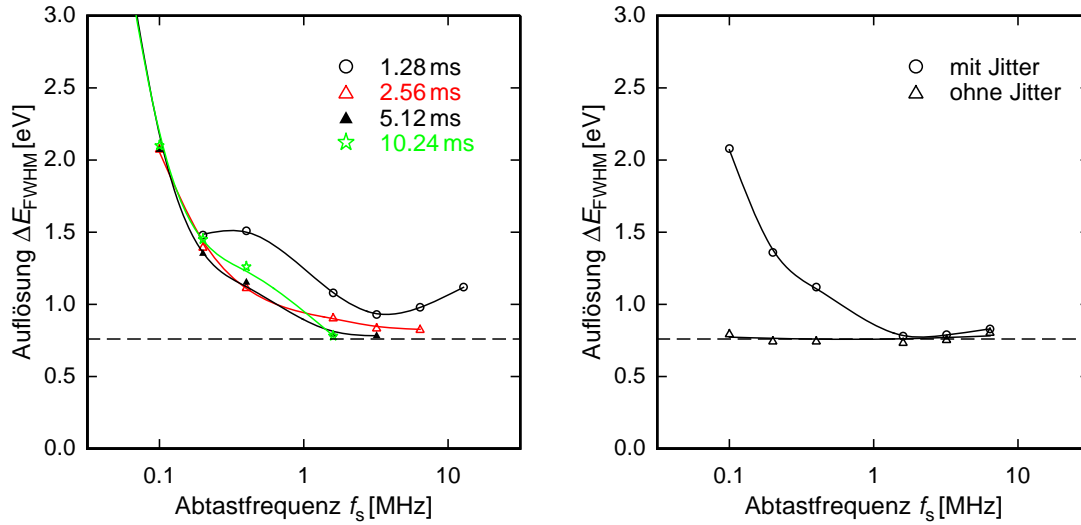


Abbildung 4.2: Links: Mit dem optimalen Filter erreichte Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für vier verschiedene Zeitfenster. Bei der Erzeugung der zugehörigen Datensätze wurde ein Trigger-Jitter berücksichtigt. Rechts: Vergleich der jeweils besten mit dem optimalen Filter erreichbaren Energieauflösungen ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für Datensätze, bei deren Erzeugung ein Trigger-Jitter berücksichtigt wurde oder nicht. Für die Erzeugung aller hier gezeigten Datensätze wurde ein Energieeintrag von 5,9 keV sowie eine Anstiegszeit von 1 μs und eine Abfallszeit von 1 ms vorausgesetzt. Die gestrichelte Linie gibt in beiden Fällen die theoretisch erreichbare Energieauflösung an.

aufeinander liegen. Es lässt sich somit für keinen der drei Energieeinträge eine systematisch schlechtere oder bessere Energieauflösung feststellen. Für den optimalen Filter ist folglich keine Abhängigkeit der Energieauflösung vom Energieeintrag feststellbar, was der theoretischen Erwartung gemäß Gleichung 2.13 entspricht.

Da reale Detektorsignale stets von einem Trigger-Jitter beeinflusst werden, wurden weitere Datensätze erzeugt, bei denen ein Trigger-Jitter von $\pm \frac{1}{2} \Delta t_{\text{sample}}$ berücksichtigt wurde. Abbildung 4.2 (links) zeigt für verschieden Zeitfensterlängen die erreichbare Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für Datensätze, bei denen ein Trigger-Jitter berücksichtigt wurde. Man erkennt, dass die mit dem optimalen Filter erreichbare Energieauflösung nur von der Abtastfrequenz und nicht von der Zeitfensterlänge abhängt. Bei Zeitfensterlängen in der Größenordnung der Abfallszeit bleibt die Auflösung dabei weiterhin schlechter. Man kann des Weiteren erkennen, dass mit dem optimalen Filter die theoretisch mögliche Energieauflösung auch in Anwesenheit eines Trigger-Jitters erreicht werden kann. Dafür sind jedoch Abtastfrequenzen von mindestens 1,6 MHz bei einer Zeitfensterlänge von mehr als 5 ms notwendig. Dies lässt sich dadurch erklären, dass der Anstieg des Detektor-

signals mit einer Mindestanzahl von etwa 16 Datenpunkten abgetastet werden muss, damit der optimale Filter den Trigger-Jitter gänzlich kompensieren kann. Es zeigt sich außerdem anhand von Abbildung 4.2 (rechts), in der die besten mit dem optimalen Filter erreichten Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für Datensätze mit und ohne Trigger-Jitter aufgetragen sind, dass für Abtastraten unter 1,6 MHz die erreichte Energieauflösung deutlich über der für Datensätze ohne Trigger-Jitter erreichten Auflösung liegt. Zusammenfassend lässt sich demnach sagen, dass die beste Energieauflösung in Anwesenheit eines Trigger-Jitters somit bei einer Abtastfrequenz von 1,6 MHz und einer Zeitfensterlänge von 10,24 ms, d.h. 16 384 Datenpunkte pro Zeitfenster, erreicht wird und $\Delta E_{\text{FWHM}} = 0,78 \text{ eV}$ beträgt. Jedoch wird bei der gleichen Abtastfrequenz und einer Zeitfensterlänge von 5,12 ms und folglich 8192 Datenpunkten pro Zeitfenster eine mit $\Delta E_{\text{FWHM}} = 0,8 \text{ eV}$ nur unwesentlich schlechtere Energieauflösung erreicht, was gegenüber den aktuell üblichen 16 384 zu speichernden Datenpunkten pro Zeitfenster zumindest 50 % Speicherplatz sparen würde. Bei 4096 Datenpunkten mit gleicher Abtastfrequenz kann eine Auflösung von $\Delta E_{\text{FWHM}} = 0,91 \text{ eV}$ erreicht werden, was nur 17 % über der minimal erreichbaren Auflösung liegt.

4.2 Analyse der χ^2 -Methode

Um einen direkten Vergleich zwischen beiden Algorithmen zu ermöglichen, wurden im Rahmen der Analyse die selben Datensätze, die in Abschnitt 4.1 für die Untersuchung des optimalen Filters ausgewertet wurden, auch mit der χ^2 -Methode ausgewertet. Wie man anhand von Abbildung 4.3 (links), in der für verschiedene Zeitfensterlängen die erreichte Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s dargestellt ist, sieht, wird die theoretisch erreichbare Energieauflösung mit der χ^2 -Methode auch bei Datensätzen, bei denen kein Trigger-Jitter berücksichtigt wurde, nicht erreicht. Dabei fällt auf, dass die erzielte Energieauflösung für Abtastfrequenzen oberhalb von 12,5 kHz deutlich von der Zeitfensterlänge abhängt und dabei mit der Zeitfensterlänge kleiner wird. Für die kleinste simulierte Zeitfensterlänge von 1,28 ms, die in Abbildung 4.4 nicht gezeigt ist, ist die erzielte Energieauflösung jedoch für alle Abtastfrequenzen deutlich schlechter als bei einer Zeitfensterlänge von 2,56 ms. Dieser Effekt steigt, wie beim optimalen Filter, mit der Abtastfrequenz an. In dem Bereich von 50 kHz–3 MHz zeigt die erzielte Energieauflösung für die übrigen Zeitfensterlängen nur eine geringe Abhängigkeit von der Abtastfrequenz. Mit der χ^2 -Methode wird die insgesamt beste Energieauflösung von $\Delta E_{\text{FWHM}} = 1,07 \text{ eV}$ bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 100 \text{ kHz}$ und einer Zeitfensterlänge von 2,56 ms erreicht. Die Anzahl an Datenpunkten pro Zeitfenster beträgt in diesem Fall gerade einmal 256.

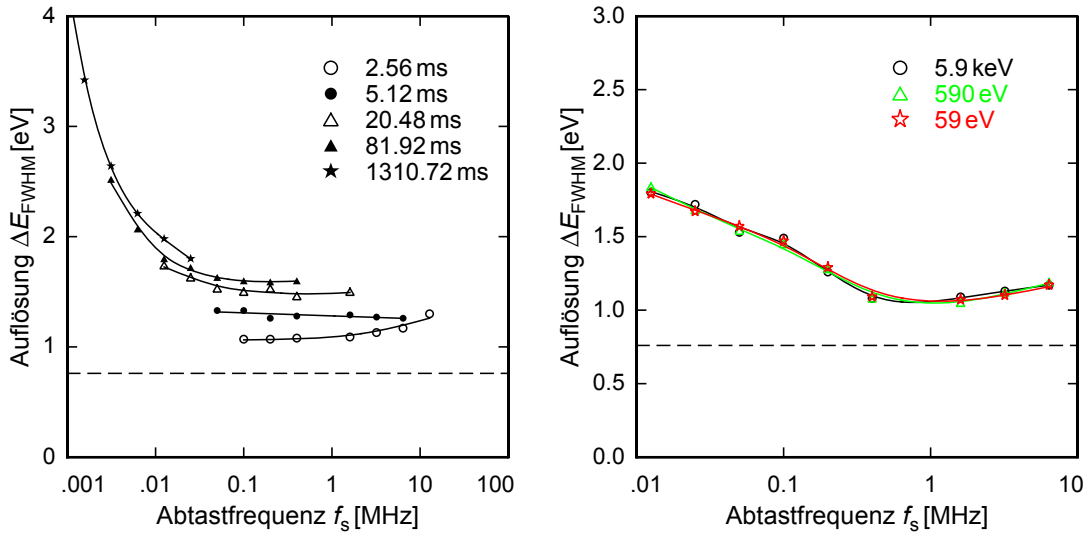


Abbildung 4.3: Links: Mit der χ^2 -Methode erreichte Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für einige Zeitfensterlängen. Für die Erzeugung der zugehörigen Datensätze wurde ein Energieeintrag von 5,9 keV angenommen. **Rechts:** Mit dem optimalen Filter erreichte Energieauflösungen ΔE_{FWHM} bei Energieeinträgen von 5,9 keV, 590 eV und 59 eV als Funktion der Abtastfrequenz f_s . Für Erzeugung aller hier gezeigten Datensätze wurde eine Anstiegszeit von 1 μ s eine Abfallszeit von 1 ms angenommen und kein Trigger-Jitter berücksichtigt. Die gestrichelte Linie gibt in beiden Fällen die theoretisch erreichbare Energieauflösung an.

Für den Vergleich der mit der χ^2 -Methode erzielten Energieauflösungen bei verschiedenen Energieeinträgen werden in Abbildung 4.3 (rechts), analog zum Vorgehen bei der Analyse des optimalen Filters, für jede Abtastfrequenz nur die jeweils besten erzielten Energieauflösungen über der Abtastfrequenz f_s aufgetragen. Die erzielten Energieauflösungen liegen bei allen ausgewerteten Abtastfrequenzen für alle drei Energieeinträge sehr nahe beieinander. Auch hier lässt sich für keinen der Energieeinträge eine systematisch bessere oder schlechtere Energieauflösung feststellen. Damit ist auch unter Verwendung der χ^2 -Methode keine Abhängigkeit der Energieauflösung vom Energieeintrag erkennbar.

Abbildung 4.4 (links) zeigt für verschiedene Zeitfensterlängen die erreichte Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s . Man erkennt, dass die Energieauflösung weiterhin zu kleinen Zeitfenstern hin besser wird. Auch hier wird bei einer Zeitfensterlänge von 2,56 ms die niedrigste Energieauflösung erzielt. Der Absolutwert der erreichten Energieauflösung ist gegenüber den Datensätzen ohne Trigger-Jitter jedoch um mindestens 3% erhöht. Dies lässt sich darauf zurückführen, dass bei der χ^2 -Methode keine Trigger-Jitter-Korrektur vorgesehen ist. Der Bereich in dem die Energieauflösung nahezu unabhängig von der Abtastfrequenz ist, ist auf

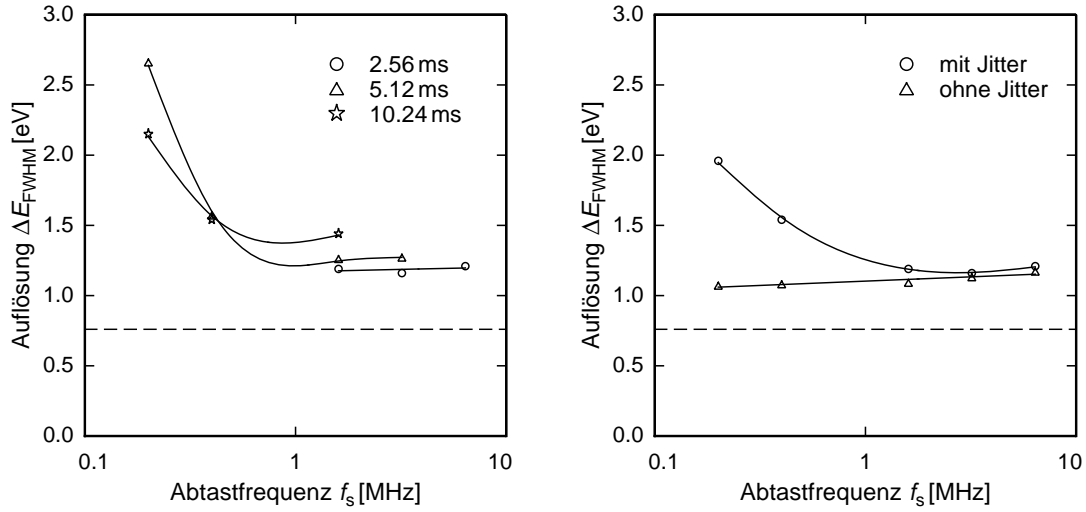


Abbildung 4.4: Links: Mit der χ^2 -Methode erreichte Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für drei verschiedene Zeitfensterlängen. Bei der Erzeugung der zugehörigen Datensätze wurde ein Trigger-Jitter berücksichtigt. **Rechts:** Vergleich der jeweils besten mit der χ^2 -Methode erreichbaren Energieauflösungen ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für Datensätze, bei deren Erzeugung ein Trigger-Jitter berücksichtigt wurde oder nicht. Für die Erzeugung aller hier gezeigten Datensätze wurde ein Energieeintrag von 5,9 keV sowie eine Anstiegszeit von 1 μs und eine Abfallszeit von 1 ms vorausgesetzt. Die gestrichelte Linie gibt in beiden Fällen die theoretisch erreichbare Energieauflösung an.

Abtastfrequenzen oberhalb von 1 MHz beschränkt. Dies zeigt Abbildung 4.4 (rechts), in der die besten mit der χ^2 -Methode erreichten Energieauflösung ΔE_{FWHM} als Funktion der Abtastfrequenz f_s für Datensätze mit und ohne Trigger-Jitter aufgetragen sind, deutlich. Man kann hier erkennen, dass in Anwesenheit eines Trigger-Jitters die Abtastfrequenz analog zum optimalen Filter mindestens 1,6 MHz betragen muss, um die erreichte Energieauflösung nicht signifikant zu erhöhen. Mit der χ^2 -Methode wird bei Vorhandensein eines Trigger-Jitters die beste Energieauflösung bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 3,2$ MHz und 8192 Datenpunkten pro Zeitfenster erzielt. Sie beträgt 1,16 eV und ist damit um etwa 8% höher als die beste ohne Trigger-Jitter erreichte Energieauflösung. Bei einer Abtastfrequenz von 1,6 MHz und 4096 Datenpunkten pro Zeitfenster wird mit $\Delta E_{\text{FWHM}} = 1,19$ eV eine kaum schlechtere Energieauflösung bei halbem Datenvolumen und halber Abtastfrequenz erzielt.

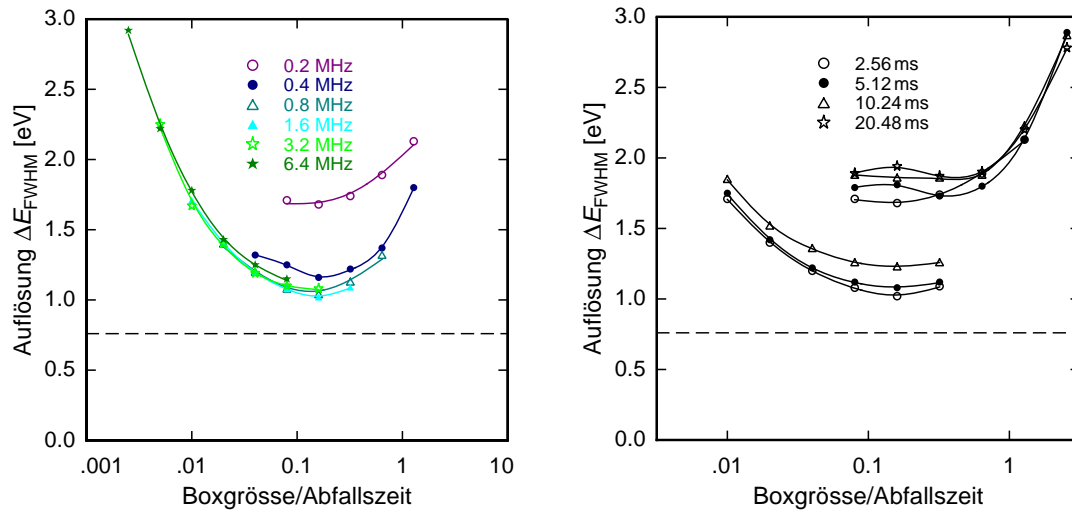


Abbildung 4.5: Links: Für eine Zeitfensterlänge von 2,56 ms mit der Boxcar-Integration bei verschiedenen Abtastfrequenzen erzielte Energieauflösungen als Funktion des Verhältnisses von Boxgröße zu Abfallszeit des Detektorsignals. **Rechts:** Für vier Zeitfensterlängen, bei einer Abtastfrequenz von 200 kHz (oben, rechts) und 1,6 MHz (unten, links), mit der Boxcar-Integration erzielte Energieauflösungen als Funktion des Verhältnisses von Boxgröße zu Abfallszeit des Detektors. Für die Erzeugung aller hier gezeigten Datensätze wurde ein Energieeintrag von 5,9 keV sowie eine Anstiegszeit von 1 μ s und eine Abfallszeit von 1 ms vorausgesetzt. Die gestrichelte Linie gibt in beiden Fällen die theoretisch erreichbare Energieauflösung an.

4.3 Analyse der Boxcar-Integration

Der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Boxcar-Algorithmus wurde mit verschiedenen Boxgrößen auf die Datensätze simulierter Detektorsignale mit Trigger-Jitter angewandt. Um allgemeingültige Aussagen über die Eigenschaften des Algorithmus treffen zu können, wurden die bei verschiedenen Zeitfensterlängen und Abtastfrequenzen erhaltenen Energieauflösungen abhängig von dem Verhältnis von Boxgröße zu Abfallszeit des Detektorsignals betrachtet. In Abbildung 4.5 (links) ist dies zunächst für eine Zeitfensterlänge von 2,56 ms dargestellt. Es fällt auf, dass die erzielte Energieauflösung ein Minimum besitzt, welches für alle Abtastfrequenzen bei dem gleichen Verhältnis von Boxgröße zu Abfallszeit von 0,16 liegt. Des Weiteren sieht man, dass auch bei diesem Algorithmus mit einer Abtastfrequenz von $f_s = 1,6$ MHz die beste Energieauflösung erzielt wird. Die mit den unterschiedlichen Abtastfrequenzen erzielten Energieauflösungen liegen im Bereich von 0,4 bis 6,4 MHz allerdings sehr nahe beieinander. Lediglich für Abtastfrequenzen f_s unterhalb von 200 kHz wird die Energieauflösung deutlich schlechter. Um den Einfluss der Zeitfensterlänge auf die Energieauflösung zu untersuchen, sind in Abbildung 4.5 (rechts) die erzielten Energie-

auffösungen exemplarisch bei zwei verschiedenen Abtastfrequenzen für verschiedene Zeitfensterlängen über dem Verhältnis von Boxgröße zu Abfallszeit dargestellt. Die untere, linke Kurvenschar spiegelt die erreichten Energieauflösungen bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 1,6$ MHz und die obere, rechte Kurvenschar die erreichten Energieauflösungen bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 200$ kHz wider. Es zeigt sich, dass das Minimum der erzielten Energieauflösung bezüglich des Verhältnisses von Boxgröße zu Abfallszeit für alle betrachteten Zeitfenster bei einem Wert von 0,16 liegt. An diesem Punkt wird die Energieauflösung mit kleineren Zeitfensterlängen besser. Die beste erzielte Energieauflösung von $\Delta E_{\text{FWHM}} = 1,02$ eV ergibt sich bei den hier betrachteten Datensätzen für eine Zeitfensterlänge von 2,56 ms bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 1,6$ MHz. Mit $\tau_1 = 1$ ms entspricht die Boxgröße dabei 0,16 ms oder 256 Datenpunkte. Die theoretisch erreichbare Energieauflösung wird damit zwar nicht erreicht, jedoch wird eine bessere Energieauflösung als mit der χ^2 -Methode erzielt. Bevor diese Beobachtung allerdings als allgemeingültig betrachtet werden kann, muss zukünftig überprüft werden, welche Energieauflösung mit Hilfe der χ^2 -Methode nach Implementierung einer Trigger-Jitter-Korrektur erreicht werden kann.

4.4 Analyse der Algorithmen mit Hilfe realer Detektorsignale

Für die Auswertung der realen Detektorsignale mit Hilfe der drei vorgestellten Algorithmen musste beachtet werden, dass die charakteristische Röntgenlinie bei 5,9 keV im Spektrum der ^{55}Fe -Quelle eine Feinstrukturaufspaltung aufweist und damit eine komplexe Linienform. Dementsprechend muss streng genommen zur Bestimmung der Energieauflösung die natürliche Linienform mit einer Gauß-Kurve, deren Breite der instrumentellen Linienbreite entspricht, gefaltet werden [Fle03]. Dieser Vorgang wird solange iterativ durchgeführt bis das Resultat der Faltung die gemessenen Daten möglichst gut beschreibt. Da bei den hier diskutierten Messungen allerdings die Energieauflösung des Detektors nicht ausreichend war, um die Feinstruktur der Linie aufzulösen, wurde analog zur Auswertung der simulierten Detektorsignale nur eine Gauß-Kurve an das berechnete Histogramm angepasst. Der systematische Fehler, der bei diesem Vorgehen entsteht, ist gering und kann vernachlässigt werden. Abbildung 4.6 (rechts) zeigt die erzielten Energieauflösungen für drei verschiedene Zeitfensterlängen als Funktion der Abtastfrequenz. Es zeigt sich, dass bei einer Zeitfensterlänge von 3,28 ms die Energieauflösung bei einer Abtastfrequenz von 625 kHz besser als bei einer Abtastfrequenz von 1,25 MHz ist. Der Verlauf der Energieauflösung weist daher eine sehr große Ähnlichkeit mit dem Verlauf der Energieauflösung bei einer Zeitfensterlänge von 1,28 ms bei den simulierten Detektorsignalen auf. Gleichzeitig ist jedoch die Energieauflösung bei einem Zeitfenster von 3,28 ms besser als bei Zeitfensterlängen von 6,55 ms oder 13,11 ms. Die Beobachtung

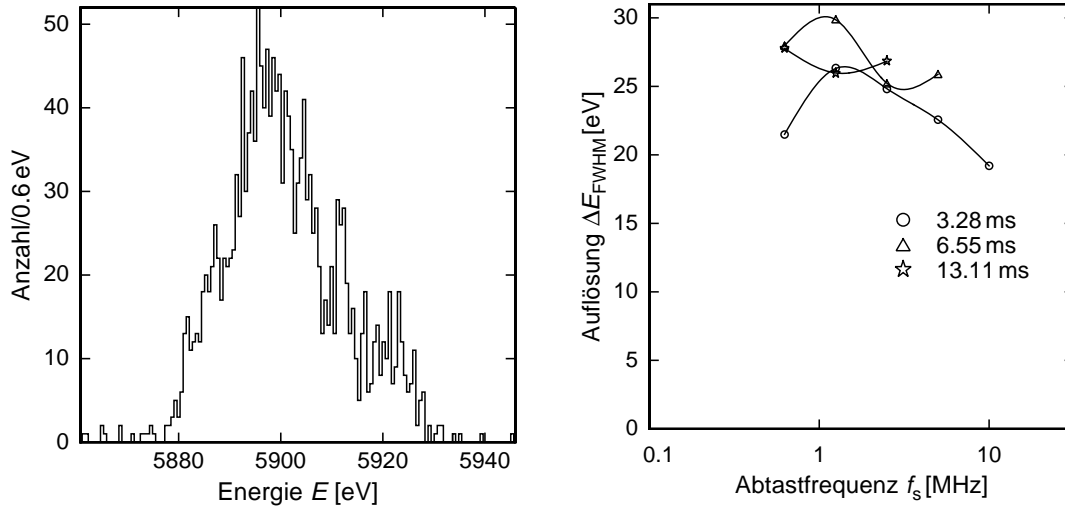


Abbildung 4.6: Links: Auf eine Energie von 5,9 keV normierte Amplitudenverteilung, die mit dem optimalen Filter für reale Detektorsignale, die mit einer Zeitfensterlänge von 6,55 ms und einer Abtastfrequenz von $f_s = 1,25$ MHz aufgezeichnet wurden, bestimmt wurde. **Rechts:** Für drei Zeitfensterlängen mit dem optimalen Filter an realen Detektorsignalen erzielte Energieauflösung als Funktion der Abtastfrequenz f_s .

gen, die an den simulierten Detektorsignalen gemacht wurden lassen sich daher anhand der realen Detektorsignale nicht direkt bestätigen. Allerdings zeigt sich für die realen Detektorsignale ebenfalls eine leichte Tendenz dazu, dass die Energieauflösung mit größerer Abtastfrequenz besser wird. Berücksichtigt man, wie in Abbildung 4.6 (links) zu sehen ist, dass die Amplitudenverteilung, die mit Hilfe des optimalen Filters bestimmt wurde, für Abtastfrequenzen unterhalb von 10 MHz asymmetrisch ist, kann davon ausgegangen werden, dass die hier gewonnenen Resultate nicht repräsentativ sind. Die Ursache für die unerwartete Asymmetrie der Linienform, die nicht auf die Feinstrukturaufspaltung zurückzuführen ist, konnte im Rahmen dieser Arbeit nicht gefunden werden.

Mit der χ^2 -Methode konnten an den realen Detektorsignalen deutlich bessere Energieauflösungen erzielt werden. Abbildung 4.7 (links) zeigt die erzielten Energieauflösungen für drei verschiedene Zeitfensterlängen als Funktion der Abtastfrequenz. Der Verlauf der erzielten Energieauflösungen über der Abtastfrequenz ähnelt dem an den simulierten Detektorsignalen beobachteten Verlauf. Für die Zeitfensterlängen von 6,55 ms und 13,11 ms wird die erzielte Energieauflösung für Abtastfrequenzen unterhalb von 1,25 MHz deutlich schlechter. Dieser Verlauf setzt damit schon bei höheren Frequenzen ein, als bei den simulierten Detektorsignalen. Dies liegt mit hoher Wahrscheinlichkeit daran, dass die mit dem Detektor aufgezeichneten Signale andere charakteristische Zeitkonstanten besitzen. Bei einer Zeitfensterlänge von 3,28 ms

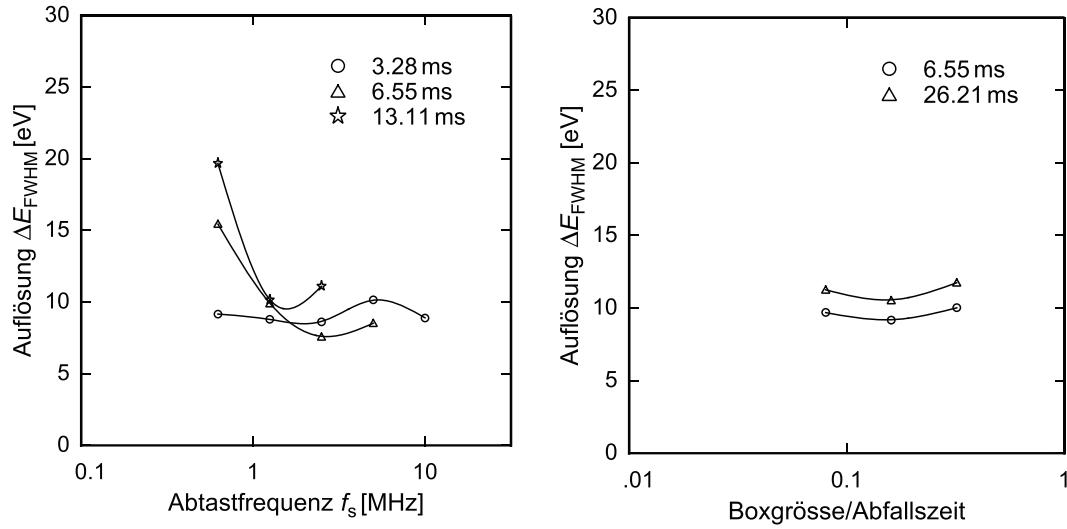


Abbildung 4.7: Links: Für drei Zeitfensterlängen mit der χ^2 -Methode an realen Detektorsignalen erzielte Energieauflösungen als Funktion der Abtastfrequenz. **Rechts:** Mit der Boxcar-Integration an realen Detektorsignalen erzielte Energieauflösung als Funktion des Verhältnisses von Boxgröße zu Abfallszeit des Detektors. Es werden die Ergebnisse für zwei Zeitfensterlängen bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 1,25$ MHz dargestellt.

hängt die Energieauflösung weniger stark von der Abtastfrequenz ab. Ein ähnliches Verhalten konnte bei simulierten Signalen bei einer Zeitfensterlänge von 2,56 ms beobachtet werden. Eine weiterführende Analyse zeigt, dass mit der χ^2 -Methode auch noch bei einer Abtastfrequenz von 625 kHz eine Energieauflösung von 9,16 eV erzielt werden kann. Obwohl dieser Wert nur um 21 % über dem besten mit der χ^2 -Methode bestimmten Wert liegt, können bei diesem Aufnahmeszenario die Akquisitionparameter deutlich herabgesetzt, d.h. vereinfacht, werden. Die beste Energieauflösung wurde bei einer Zeitfenstergröße von 6,55 ms und einer Abtastfrequenz von $f_s = 2,5$ MHz erzielt und stellt gleichzeitig die Beste der mit allen drei Auswertelgorithmen an den Datensätzen realer Detektorsignale erzielten Energieauflösungen dar.

Um die Boxcar-Integration an realen Detektorsignalen zu testen, wurde zunächst die Abfallszeit zu $\tau_1 = 7,3$ ms bestimmt. Anhand der Abfallszeit wurden dann die Boxgrößen gewählt, um prüfen zu können, ob auch an realen Detektorsignalen die erzielte Energieauflösung für ein Boxgröße-zu-Abfallszeit-Verhältnis von 0,16 am besten ist. In Abbildung 4.7 (rechts) sind die Energieauflösungen für zwei Zeitfensterlängen bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 1,25$ MHz als Funktion des Boxgröße-zu-Abfallszeit-Verhältnisses aufgetragen. Man erkennt, dass die erzielte Energieauflösung bei den betrachteten Datensätzen in der Tat bei einem Boxgröße-zu-Abfallszeit-Verhältnis von 0,16 ein Minimum aufweist. Des Weiteren zeigt sich auch hier, dass

die Energieauflösung für kürzere Zeitfenster besser ist.

Mittels der Boxcar-Integration konnten bei einem Verhältnis von Boxgröße zu Abfallszeit von etwa 0,16 bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 1,25$ MHz ähnlich gute Energieauflösungen erzielt werden, wie mit der χ^2 -Methode, welche die besten Auflösungen bei Abtastfrequenzen über 1 MHz lieferte. Durch geschickte Wahl der Zeitfensterlänge können mit der χ^2 -Methode offenbar auch bei niedrigeren Abtastfrequenzen gute Energieauflösungen erzielt werden. Die theoretische Erwartung, dass sich mit dem optimalen Filter die besten Auflösungen erzielen lassen, konnte bei der hier diskutierten Messung allerdings nicht bestätigt werden. Die Ursache hierfür ist unklar, jedoch werden zukünftige Messungen zeigen, ob es sich um ein einmaliges Phänomen gehandelt hat, das z.B. auf Störungen der Detektorsignale zurückgeführt werden kann, oder ob es sich um einen systematischen Effekt handelt.

4.5 Vergleich der Algorithmen

Um die Algorithmen miteinander zu vergleichen, wurden die Ergebnisse der Auswertung der simulierten Detektorsignale mit Trigger-Jitter herangezogen. Für die verwendeten Algorithmen wurden die jeweils besten erreichten Energieauflösungen ΔE_{\min} ausgewählt. Des weiteren wurden Randbedingungen der Detektorsignale gesucht, bei denen die Algorithmen ca. die theoretisch erreichbare Energieauflösung ΔE_{theo} , sowie 150 % und 200 % von diesem Wert erzielten. Dabei war das ausschlaggebende Kriterium die Anzahl der pro Detektorsignal gespeicherten Datenpunkte, welche so klein wie möglich bleiben sollte, um zukünftig die Menge an gespeicherten Daten zu minimieren. In Tabelle 4.1 sind die entsprechenden Werte angegeben.

Die beste Energieauflösung $\Delta E_{\text{FWHM}} = 0,78$ eV wird mit dem optimalen Filter erzielt. Dafür ist eine Abtastfrequenz von $f_s = 1,6$ MHz bei einer Zeitfensterlänge von $t_{\text{ZF}} = 10,24$ ms nötig. Das entspricht 16 384 Datenpunkten pro Zeitfenster. Bei einer Abtastfrequenz von ebenfalls $f_s = 1,6$ MHz und einer Zeitfensterlänge von $t_{\text{ZF}} = 5,12$ ms kann mit dem optimalen Filter jedoch bei nur 8192 Datenpunkten pro Zeitfenster eine ähnlich gute Energieauflösung von $\Delta E_{\text{FWHM}} = 0,8$ eV erzielt werden. Sofern die Anwendung, für die ein Detektor vorgesehen ist, um einen Faktor 1,5 oder 2,0 höhere Auflösungen als die theoretisch mögliche erlaubt, kann die Abtastfrequenz sowie die Anzahl an Datenpunkten weiter reduziert werden. Die Beobachtung, dass der optimale Filter die beste Auflösung zeigt, bleibt auch hier bestehen. Bei einer Zeitfensterlänge von $t_{\text{ZF}} = 2,56$ ms wird mit dem optimalen Filter eine Energieauflösung von ca. $1,5\Delta E_{\text{theo}}$ bei einer Abtastfrequenz von $f_s = 400$ kHz erzielt. Mit der χ^2 -Methode sind für eine gute Energieauflösung Abtastfrequenzen von mindestens $f_s = 1,6$ MHz bei gleicher Zeitfensterlänge nötig. Die Boxcar-Integration liefert eine Energieauflösung von $1,5\Delta E_{\text{theo}}$ analog zum optimalen Filter bei 1024 Daten-

optimaler Filter	ΔE_{\min}	$1,5 \cdot \Delta E_{\text{theo}}$	$2 \cdot \Delta E_{\text{theo}}$
t_{ZF} [ms]	10,24	2,56	1,28
f_{s} [MHz]	1,6	0,4	0,2
Anzahl an Datenpunkten	16 384	1024	256
ΔE_{FWHM} [eV]	0,78	1,12	1,48
χ^2-Methode			
t_{ZF} [ms]	2,56	2,56	5,12
f_{s} [MHz]	3,2	1,6	0,4
Anzahl an Datenpunkten	8192	4096	2048
ΔE_{FWHM} [eV]	1,16	1,19	1,57
Boxcar-Integration			
t_{ZF} [ms]	2,56	2,56	2,56
f_{s} [MHz]	1,6	0,4	0,2
Anzahl an Datenpunkten	4096	1024	512
Boxgröße/ τ_1	0,16	0,16	0,16
ΔE_{FWHM} [eV]	1,02	1,16	1,68

Tabelle 4.1: Übersicht über die Parameter der Datenaufnahme, bei denen mit den drei verwendeten Algorithmen bestimmte Energieauflösungen erzielt wurden. Dazu zählen die jeweils beste erreichte Energieauflösung ΔE_{\min} sowie 150 % und 200 % der theoretisch erreichbaren Energieauflösung $\Delta E_{\text{theo}} = 0,76 \text{ eV}$. Hierbei steht t_{ZF} für die Zeitfensterlänge. Für die Erzeugung aller hierfür analysierten Datensätze wurde ein Energieeintrag von 5,9 keV sowie eine Anstiegszeit von 1 μs und eine Abfallszeit von 1 ms, unter Berücksichtigung eines Trigger-Jitters, vorausgesetzt.

punkten pro Zeitfenster.

Abschließend lässt sich sagen, dass sich mit dem optimalen Filter die besten Energieauflösungen erzielen lassen. Die theoretisch mögliche Energieauflösung wird auch unter Vorhandensein eines Trigger-Jitters mit diesem Algorithmus erreicht, allerdings erfordert er auch den größten Rechenaufwand der drei im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Algorithmen. Die Boxcar-Integration ist der einfachste der drei Algorithmen und liefert mit Energieauflösungen, die um 31 % über der theoretisch erreichbaren Energieauflösung liegen, sogar bessere Ergebnisse als die χ^2 -Methode. Letztere ist zwar weniger rechenaufwendig als der optimale Filter, liefert im besten Fall aber um 49 % über der theoretisch erreichbaren Energieauflösung liegende Energieauflösungen. Durch die Implementierung einer Trigger-Jitter-Korrektur könnte sich dies allerdings noch verbessern. Zukünftig stellt das Aufzeichnen von Detektorsignalen mit 4096 bis 8192 Datenpunkten pro Zeitfenster bei einer Abtastfrequenz

von $f_s = 1,6$ MHz ein Datenaufnahmeszenario dar, welches den Speicherbedarf und die Anforderungen an Analog-zu-Digital-Wandler reduziert und es gleichzeitig durch Verwendung des optimalen Filters erlaubt, Energieauflösungen zu erzielen, die nah an der theoretisch erreichbaren Energieauflösung sind.

5. Zusammenfassung und Ausblick

Metallische magnetische Mikrokalorimeter sind energiedispersive Tieftemperatur-Teilchendetektoren, die eine sehr gute Energieauflösungen besitzen. Bei dieser Art von Detektoren erzeugt die Absorption eines energiereichen Teilchens ein pulsartiges Signal, dessen Amplitude proportional zum Energieeintrag ist. Bei Messungen werden diese Detektorsignale bisher üblicherweise bei hohen Abtastfrequenzen digitalisiert und auf diese Weise Signale mit mehreren tausend Spannungspunkten aufgezeichnet. Dies führt dazu, dass sehr schnell große Datenmengen gespeichert werden müssen. Die Entwicklung großer Detektorarrays, bestehend aus mehreren hundert bis tausend solcher Detektoren, macht es nun beinahe zwingend erforderlich, die Datenaufnahme in Zukunft zu vereinfachen, um die anfallende Datenmenge sowie die Anforderungen an die Digitalisierer reduzieren zu können. Im Rahmen dieser Arbeit wurde daher untersucht, welchen Einfluss verschiedene Parameter bei der Aufnahme von Detektorsignalen eines metallischen magnetischen Kalorimeters auf die mit verschiedenen Auswertelgorithmen erzielte Energieauflösung haben. Des Weiteren wurde im Rahmen dieser Arbeit ein auf der Methode eines gleitenden Mittelwertes basierender Algorithmus entwickelt und getestet. Dafür wurden Datensätze von Detektorsignalen mit unterschiedlichen Aufnahmeparametern mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation erzeugt, wobei ein dem aktuellen Stand der Technik entsprechender Detektor für weiche Röntgenstrahlung mit einer Anstiegszeit von $\tau_0 = 1 \mu\text{s}$ und einer Abfallszeit von $\tau_1 = 1 \text{ms}$ bei einer Badtemperatur von $T = 30 \text{mK}$ angenommen wurde. Außerdem wurden mit einem in der Arbeitsgruppe entwickelten Detektor reale Detektorsignale aufgenommen. Diese Datensätze wurden mit Hilfe eines optimalen Filters, eines χ^2 -Algorithmus und des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Algorithmus ausgewertet.

Die Auswertung der unter Berücksichtigung eines Trigger-Jitters simulierten Detektorsignale ergab, dass der optimale Filter die besten Energieauflösungen liefert und ab Abtastfrequenzen von $f_s = 1,6 \text{MHz}$ die theoretisch erreichbare Energieauflösung erreicht. Dabei konnte gezeigt werden, dass auch mit weniger als den bisher üblichen 16 384 Datenpunkten pro aufgezeichnetem Detektorsignal Energieauflösungen erzielt werden können, die sehr nah an der theoretisch erreichbaren Energieauflösungen liegen. Für die χ^2 -Methode zeigte sich, dass die Energieauflösung mit kleineren Werten der Zeitfensterlänge besser wird. Wird das Zeitfenster jedoch kleiner als 2,56 ms, nimmt die erzielte Energieauflösung allerdings deutlich ab. Diese Beobachtung wurde auch für die anderen untersuchten Auswertelgorithmen gemacht. Es zeigte sich weiterhin, dass auch bei der χ^2 -Methode die besten Energieauflö-

sungen ab Abtastfrequenzen von $f_s = 1,6$ MHz erzielt werden. Die beste mit der χ^2 -Methode bei Vorhandensein eines Trigger-Jitters erreichte Energieauflösung betrug $\Delta E_{\text{FWHM}} = 1,16$ eV. Die theoretisch erreichbare Energieauflösung wird damit zwar nicht erreicht, jedoch kann bei der χ^2 -Methode die Anzahl an Datenpunkten pro Detektorsignal stark variiert werden, ohne bedeutende Unterschiede in der erzielten Energieauflösung festzustellen. Dieser Sachverhalt konnte mit realen Detektorsignalen bestätigt werden. Obwohl der optimale Filter bei gleicher Anzahl an Datenpunkten pro Detektorsignal für simulierte Detektorsignale zwar stets die beste Auflösung liefert, zeigte sich bei der Analyse realer Detektorsignale, dass der optimale Filter anfällig für Störungen wie etwa Pulsformvariationen ist, die in den Simulationen nicht berücksichtigt wurden. Aus diesem Grund wurden für die im Rahmen dieser Arbeit mit einem realen Detektor aufgezeichneten Signale mit der χ^2 -Methode deutlich bessere Auflösungen erzielt. Um einen wirklich aussagekräftigen Vergleich anzustellen, müssen jedoch weitere Messungen durchgeführt werden. Des Weiteren wurde festgestellt, dass die erzielte Energieauflösung erwartungsgemäß sowohl mit dem optimalen Filter als auch mit der χ^2 -Methode nicht von der Höhe des Energieeintrages abhängt.

Der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte *Boxcar*-Algorithmus wurde mit verschiedenen Boxgrößen auf die Datensätze simulierter und realer Detektorsignale angewandt. Dabei wurde in erste Linie die Abhängigkeit der erzielten Energieauflösung von dem Verhältnis von Boxgröße zu Abfallszeit des Detektorsignals untersucht. Hierbei fiel auf, dass die erzielte Energieauflösung ein Minimum besitzt, welches für alle Abtastfrequenzen und Zeitfensterlängen bei dem gleichen Verhältnis von Boxgröße zu Abfallszeit von 0,16 liegt. Dieser Wert konnte an realen Detektorsignalen bestätigt werden. Die theoretisch erreichbare Energieauflösung wird an diesem Punkt zwar nicht erreicht, jedoch wird eine mit der χ^2 -Methode vergleichbare Energieauflösung erzielt. Dieser Algorithmus scheint daher eine geeignete Wahl für eine Hardwarebasierte Echtzeit-Datenauswertung zu sein. Bisher wird bei dem entwickelten Algorithmus ein ungewichteter gleitender Mittelwert gebildet, indem die Datenpunkte eines Ausschnitts eines Detektorsignals, der Box, unter einem Vorfaktor von 1 aufsummiert werden. Ein nächster Schritt kann darin bestehen, eine Gewichtung bei der Integration einzuführen. Wie in [Tan09] gezeigt wurde, kann ein solcher Algorithmus sogar dahingehend erweitert werden, dass auch überlappende Detektorsignale verarbeitet werden können.

Im Rahmen dieser Arbeit konnte demnach gezeigt werden, dass die Datenaufnahme bei der Akquisition von Signalen metallischer magnetischer Kalorimeter zukünftig vereinfacht werden kann und so die Entwicklung sehr großer Detektorarrays möglich ist. Mit solchen Arrays wird es dann möglich sein, dass zukünftig eine Reihe von sehr interessanten Messungen durchführen zu können.

Literaturverzeichnis

- [Ban93] S.R. Bandler, C. Enss, R.E. Lanou, H.J. Maris, T. More, F.S. Porter und G.M. Seidel, Metallic magnetic bolometers for particle detection, *Journal Of Low Temperature Physics*, **93**(3), 709–714, 1993.
- [Cla04] J. Clarke und A. Braginski, *The SQUID Handbook: Fundamentals and Technology of SQUIDs and SQUID Systems*, volume 1, Wiley - Weinheim, 2004.
- [Dan05] T. Daniyarov, *Metallische magnetische Kalorimeter zum hochauflösenden Nachweis von Röntgenquanten und hochenergetischen Molekülen*, Dissertation, Heidelberg Universität, 2005.
- [Dru11] D. Drung, J. Beyer, J.-H. Storm, M. Peters und T. Schurig, Investigation of low-frequency excess flux noise in dc squids at mk temperatures, *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, **11**, 1–5, 2011.
- [Ens00] C. Enss, A. Fleischmann, K. Horst, J. Schonefeld, J. Sollner, S. Adams, Y.H. Huang, Y.H. Kim und G.M. Seidel, Metallic Magnetic Calorimeters for Particle Detection, *Journal Of Low Temperature Physics*, **121**(3), 137–176, 2000.
- [Fle98] A. Fleischmann, *Hochauflösendes magnetisches Kalorimeter zur Detektion von einzelnen Röntgenquanten*, Diplomarbeit, Institut für Angewandte Physik, Universität Heidelberg, 1998.
- [Fle03] A. Fleischmann, *Magnetische Mikrokalorimeter: Hochauflösende Röntgenspektroskopie mit energiedispersiven Detektoren*, Dissertation, Kirchhoff-Institut für Physik, Universität Heidelberg, 2003.
- [Fle05] A. Fleischmann, C. Enss und G.M. Seidel, Metallic Magnetic Calorimeters, *Cryogenic Particle Detection, Topics in Appl. Phys.*, **99**, 151–216, 2005.
- [Fle09] A. Fleischmann, L. Gastaldo, J.P. Porst, S. Kempf, A. Kirsch, A. Pabinger, C. Pies, P.C. Ranitzsch, S. Schäfer, F.V. Seggern, T. Wolf, C. Enss und G.M. Seidel, Metallic magnetic calorimeters, *AIP Conference Proceedings*, **1185**, 2009.
- [Gör01] T. Görlach, *Untersuchung paramagnetischer Legierungen für magnetische Tieftemperatur-Kalorimeter*, Diplomarbeit, Universität Heidelberg, 2001.
- [Heu11] S. Heuser, *Entwicklung mikrostrukturierter magnetischer Kalorimeter mit verbesserter magnetischer Flusskopplung für die hochauflösende Röntgen-*

spektroskopie, Diplomarbeit, Universität Heidelberg, 2011.

- [Hof12] V. Hoffmann, *Messung der AC-Suszeptibilität von paramagnetischem Au:Er bei Temperaturen oberhalb des Spinglasübergangs*, Bachelorarbeit, Kirchhoff-Institut für Physik, Universität Heidelberg, 2012.
- [Hsi08] W. Hsieh, S. Adams, S.R. Bandler, J. Beyer, K. Denis, H. Eguchi, E. Figueroa-Feliciano, H. Rotzinger, G. Schneider, G.M. Seidel, T.R. Stevenson und D. Travers, Fabrication of Metallic Magnetic Calorimeter X-ray Detector Arrays, *Journal Of Low Temperature Physics*, **151**(1), 357–362, 2008.
- [Kem12] S. Kempf, *Entwicklung eines Mikrowellen-SQUID-Multiplexers auf der Grundlage nicht-hysteretischer rf-SQUIDs zur Auslesung metallischer magnetischer Kalorimeter*, Dissertation, Universität Heidelberg, 2012.
- [McC05] D. McCammon, Semiconductor thermistors, *Cryogenic Particle Detection, Topics in Appl. Phys.*, **99**(Topics in Applied Physics), 35–62, 2005.
- [Sha49] C. E. Shannon, Communication in the Presence of Noise, *Proceedings of the IRE*, **37**(1), 10–21, Jan. 1949.
- [Tan08] H. Tan, D. Breus, W. Hennig, K. Sabourov, W.K. Warburton, W.B. Doriese, J.N. Ullom, M.K. Bacrania, A.S. Hoover und M.W. Rabin, High rate pulse processing algorithms for microcalorimeters, *Nuclear Science Symposium Conference Record*, 1130–1133, 2008.
- [Tan09] H. Tan, D. Breus, W. Hennig, K. Sabourov, J.W. Collins, W.K. Warburton, W.B. Doriese, J.N. Ullom, M.K. Bacrania, A.S. Hoover und M.W. Rabin, High rate pulse processing algorithms for microcalorimeters, *AIP Conference Proceedings*, **1185**, 2009.
- [Tan11] H. Tan, W.K. Warburton, W.B. Doriese und C.A. Kilbourne, Development of a real-time pulse processing algorithm for tes-based x-ray microcalorimeters, *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, **21**(3), 276–280, 2011.
- [Wis13] V. Wissdorf, *Magnetisches 1/f-Rauschen und Imaginärteil der Suszeptibilität von Erbium dotiertem Gold bei Millikelvin Temperaturen*, Bachelorarbeit, Kirchhoff-Institut für Physik, Universität Heidelberg, 2013.
- [Zin06] B.L. Zink, J.N. Ullom, J.A. Beall, K.D. Irwin, W.B. Doriese, W.D. Duncan, L. Ferreira, G.C. Hilton, R.D. Horansky, C.D. Reintsema und L.R. Vale, Array-compatible transition-edge sensor microcalorimeter gamma-ray detector with 42 eV energy resolution at 103 keV, *Applied Physics Letters*, **89**(12), 2006.

Hiermit versichere ich, dass ich diese Arbeit selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe.

Heidelberg, den ...

.....

(Jan Bug)