

---

Artem Moskalew  
Jonas Christ  
Maximilian Nolte



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
DARMSTADT

---

## Inhaltsverzeichnis

---

1	Einführung	2
1.1	Modell und Konvention	2
1.1.1	Hammerstein Modell	3
1.2	Motivation	3
1.3	Aufgabenstellung	3
2	Vorgehen	4
2.1	Vorhandene Implementierung	4
2.1.1	Python	4
2.1.2	MATLAB	4
2.2	Funktionalität reproduzieren	4
2.2.1	Neues Design	5
2.2.2	Tests	5
2.2.3	Fehlersuche	5
2.3	Funktionalität erweitern	5
2.3.1	Erste Optimierungs Idee	5
2.4	Gerätekommunikation	6
2.5	Kritische Punkte	7
3	Code-Design	8
3.1	Motivation	8
3.2	Aufbau	8
3.2.1	Namenskonvention	8
3.2.2	Ordnerstruktur	8
3.2.3	Abstract Data Types	8
3.3	Methodik	8
3.3.1	Test Driven Development	8
3.3.2	Mock-System	8
4	Iterative Optimierung des Hammerstein-Modells	9
4.1	Optimierung der linearen Übertragungsfunktion $H$	9
4.2	Optimierung der nichtlinearen Kennlinie $K$	13
5	— Anhang —	17

---

## 1 Einführung

---

Mit den Barrier Bucket (BB) RF Systemen können am neu entstehenden Synchrotron SIS100 oder im Experimentier Speicherring (ESR) am GSI Helmholtzzentrum viele longitudinale Manipulationen am Teilchenstrahl vorgenommen werden. Der dazu notwendige Spannungspuls hat die Form wie in Abb. (1.1) dargestellt. Wenn die Wiederholfrequenz des Spannungspulses gleich der Umlauffrequenz ist, so wird im Phasenraum eine stationäre Potential Barriere erstellt. Wenn die Wiederholfrequenz nicht gleich der Umlauffrequenz ist verschiebt sich die Potential Barriere im Phasenraum und es entstehen Bunches mit unterschiedlicher Länge.

Der Anspruch an diese Systeme liegt darin eine hohe Qualität des Impulses am Gap der Kavität zu erzeugen, damit sogenannte Microbunches unerwünscht entstehen, deshalb müssen die Nachschwinger nach dem Einzelsinus kleiner als 2,5% von  $\hat{U}_{BB}$  sein.

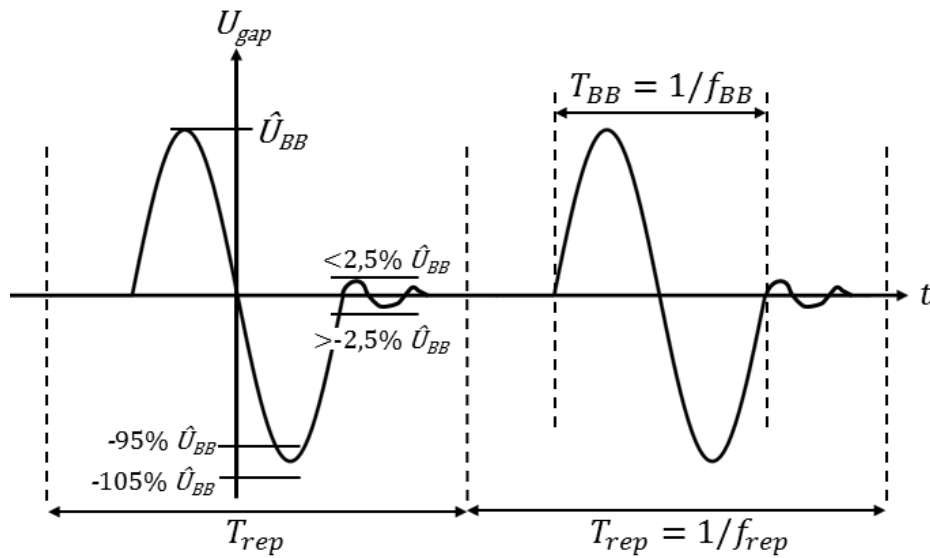


Abbildung 1.1: Ausgangssignal

Dabei benutzen wir im Folgenden  $f_{rep}$  für die Wiederholfrequenz des Spannungssignals und die Barrier Bucket Frequenz  $f_{BB}$  bestimmt die Breite der Potential Barriere. Für unsere Messungen haben wir  $f_{rep} = 900\text{kHz}$  und  $f_{BB} = 5\text{MHz}$  verwendet.

---

### 1.1 Versuchsaufbau und Modell

---

Der Prototyp des ESR BB besteht aus einem Funktionsgenerator (Keysight 3600A series 2-channel AWG), einem Verstärker (AR1000A225) und der Breitband Ringkern Kavität. Der Versuchsaufbau ist in Abb. (1.2) gezeigt.

Dabei kann angenommen werden, dass sich das System bis  $\hat{U}_{BB} = 550\text{V}$  annähernd linear verhält und durch die Übertragungsfunktion  $\underline{H}$  beschrieben werden kann. Eine mathematische Modellierung ist ebenfalls in Abb. (1.2) gegeben, bei der zur linearen Übertragungsfunktion  $\underline{H}$  noch eine nichtlineare Kennlinie enthalten ist. Die Größen werden im nächsten Abschnitt erklärt.

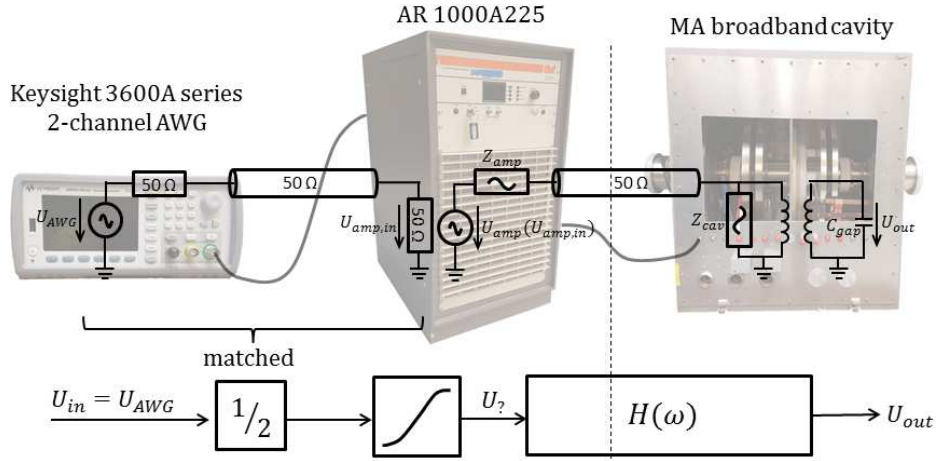


Abbildung 1.2: Versuchsaufbau und Modell

### 1.1.1 Hammerstein Modell

In Abb. (1.3) sind alle von uns verwendeten Größen dargestellt.  $U_{in}$  ist die Eingangsspannung vom Funktionsgenerator. Der erste Block in Abb. (1.3) stellt die nichtlineare Modellierung dar. Die Spannung  $U_{\gamma}$  ist eine rein virtuelle Größe und kann wie in Glg. (1.1) über die Koeffizienten  $a_n$  berechnet werden. Bei der Potenzreihe hatte  $N = 3$  in der MATLAB Implementierung schon gute Ergebnisse geliefert und wurde von uns auch weiterhin so verwendet. Die nichtlinearen Kennlinie im Folgenden nur noch als  $K$  bezeichnet wird als Look-Up Tabelle in unserem Programm hinterlegt. Die Spannung  $U_{out}$  ist die Gap Spannung in der Kavität.

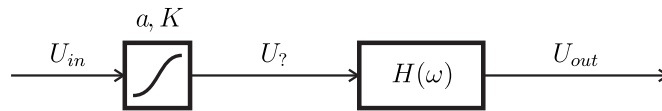


Abbildung 1.3: Hammerstein Modell

$$U_{\gamma}(t) = \sum_{n=1}^N a_n [U_{in}(t)]^n \quad U_{out}(t) = \mathcal{F}^{-1} \{ \underline{H}(\omega) \cdot \underline{U}_{in}(\omega) \} \quad (1.1)$$

## 1.2 Motivation

Dieses Modell wurde bis auf die Berechnung von  $K$  schon erfolgreich in Python implementiert, dabei sei auf das Projektseminar [2] verwiesen. Deshalb lag unsere Motivation darin dieses Modell in Python zu vervollständigen, um dann einen möglichen Optimierungsansatz aufzustellen.

## 1.3 Aufgabenstellung

Im Rahmen unseres Projektseminar sollte eine iterative Optimierung der Vorverzerrung auf Basis einer Hammersteinmodellierung in Python implementiert werden. Dabei sollte das Tool die nichtlineare Kennlinie  $K$  und die Übertragungsfunktion  $\underline{H}$  wechselseitig optimieren, wobei eine optimale Gewichtung der Parameter zur Optimierung noch nicht erreicht werden musste.

---

## 2 Vorgehen

---

In diesem Kapitel werden die wichtigsten Punkte in der Weiterentwicklung des vorhandenen Tools erklärt. Dabei wird die Methodik vorgestellt mit der der vorhandene Weg fortgesetzt wurde im Hinblick darauf, dass andere Personen daran anschließen können.

---

### 2.1 Vorhandene Implementierung

---

Das Projekt setzt an 2 Punkten an. Zum einen das Projektseminar [2], in dem der Grundstein in Python gelegt wurde und zum anderen eine funktionierende Implementierung des nichtlinearen Bestandteils des Modells aus Abb. (1.3) nach der Vorstellung aus [3].

---

#### 2.1.1 Python

---

Das vorhandene Python Tool kann mit einem Pseudorauschen die Übertragungsfunktion des Systems im linearen Bereich bestimmen. Diese Funktionalität wurde vollständig übernommen. Darüber hinaus waren folgende Funktionalitäten implementiert:

- $\underline{H}$  auf das Spektrum von  $U_{out,ideal}$  anzuwenden.
- Signale an das AWG zu senden und vom Oszilloskop zu messen.
- aus gegebenen Koeffizienten  $a_n$  eine Kennlinie  $K$  als Look-Up Tabelle zu berechnen.

---

#### 2.1.2 MATLAB

---

Als zweiten Ansatzpunkt hatten wir funktionierende Methoden aus der MATLAB Implementierung des nichtlinearen Teils mit folgenden Funktionalitäten:

- $\underline{H}$  auf das Spektrum von  $U_{out,ideal}$  anzuwenden.
- $a_n$  für die nichtlineare Kennlinie zu berechnen.
- $K$  als Look-Up Tabelle aufzustellen.
- ein vorverzerrtes Eingangssignal über  $K$  zu berechnen.

---

### 2.2 Funktionalität reproduzieren

---

Als ersten wurde versucht die vorhandene Implementierung zu überblicken und letztendlich beide in Python zusammenzuführen. Dabei wurde eine starke Kopplung innerhalb der vorhandenen Implementierungen festgestellt, was die Fehlersuche und Fortführung erschwerte. Ein paar Funktionen hatten teilweise auch mehrere logische Aufgaben, die für eine bessere Verständlichkeit getrennt werden sollten. Mit dem Code wurden aber schon gute Ergebnisse erzielt und das erste Ziel war, den Code in eine neue Form zu überführen, ohne die Funktionalität zu beeinträchtigen.

---

### 2.2.1 Neues Design

---

Das in Abb. (1.3) dargestellte Modell wird in zwei Blöcke gegliedert und so wurde ein Code-Design gewählt, das diese Blöcke repräsentiert. Dafür bietet sich ein modulares Design an, das in Kap. 3 genauer erklärt ist und dabei möglichst selbsterklärend dieses Modell abbildet. Dieses Design wurde auch in Hinblick auf die Team Arbeit gewählt, damit an mehreren logisch getrennten Abschnitten gleichzeitig gearbeitet werden kann.

Dafür wurde eine Github Repository erstellt, um eine Versionen Kontrolle vorzunehmen.

---

### 2.2.2 Tests

---

Aus den erstellten Daten der beiden Implementierungen konnten Unit-Tests erstellt werden, die die geforderte Funktionalität beschreiben und somit die Ergebnisse aus dem neuen Design mit schon bestehenden Ergebnissen evaluieren.

Ziel war es den Code umzustrukturieren mit der Bedingung, dass die Funktionalität nicht verändert wird. Die bestehende Implementierung wurde in mehrere logische Abschnitte unterteilt, bei denen jeder Abschnitt für sich die geforderten Daten erzeugen sollte. Dabei sollte die funktionierenden Teile aus MATLAB in Python überführt werden.

---

### 2.2.3 Fehlersuche

---

Die Möglichkeiten der Fehlersuche soll an zwei Beispielen erklärt werden. In der Python Implementierung aus dem Projektseminar [2] war schon ein erster Entwurf zur Berechnung der Koeffizienten  $a_n$  gegeben, der aber noch keine guten Werte berechnete. Die Ergebnisse aus der MATLAB Implementierung wurden in den Unit Test importiert, sodass in Python mehrere Möglichkeiten getestet wurden, bis die Ergebnisse mit den schon bestehenden Werten übereinstimmen.

Das zweite Beispiel ist die Berechnung des Eingangssignals über  $K$ . Dabei wurden während einer Messung Daten gespeichert, die zu einem Programmabbruch führten. Diese Daten wurden in einem Unit Test zusammengeführt, damit der Fehler im Programm ohne Messaufbau behoben werden konnte. Einzelheiten dazu im Abschnitt (4.2). Des weiteren wird durch das neue Design eine strukturierte Fehlersucher ermöglicht. Wenn eine Veränderung an einem Block vorgenommen wird, so lässt sich diese isoliert betrachten und sollte keinen Einfluss auf die Logik anderer Blöcke haben.

---

## 2.3 Funktionalität erweitern

---

Nachdem die Funktionalitäten beider Implementierungen in Python zusammengeführt wurden konnten im nächsten Schritt Erweiterungen der vorhandenen Funktionalität vorgenommen werden. Dabei stellte das neue Design mit seinem modularen Aufbau eine gute Grundlage dar, um an den logisch getrennten Aufbau anzuschließen und schon vorhandene Funktionalität zu nutzen.

---

### 2.3.1 Erste Optimierungs Idee

---

Als nächster Schritt wurde ein erster Optimierungsansatz implementiert, wie er in der Aufgabenstellung aus Abschnitt (1.3) vorgesehen war. Genauere Erläuterungen folgen in Kap. 4. Der Ansatz wurde mit zwei Routinen getestet und mit dem RF-Tool zur Güteberechnung des Ausgangssignals evaluiert.

Das Tool befand sich zu diesem Zeitpunkt noch in der Entwicklung und Testphase, sodass erst einmal herausgefunden werden musste, wie das Tool die Daten verarbeiten kann.

Bei der Nutzung des Programms ist eine längere Wartezeit für die Geräte aufgefallen, die bei kleineren Durchläufen nicht so ins Gewicht fällt aber im Hinblick auf mehr Iterationsschritten noch optimiert werden sollte. Dazu werden im folgenden Abschnitt Ansätze vorgestellt.

---

## 2.4 Gerätekommunikation

---

Um Messergebnisse sinnvoll für die Verarbeitung in Python aufzunehmen, ist eine effiziente Kommunikation zwischen den Messgeräten und dem angeschlossenen Computer essentiell. Besonders relevant ist hier die zeitliche Abstimmung zwischen Computer und Gerät sowie die bestmögliche Nutzung der Genauigkeiten der verwendeten Geräte. Hierbei wurden die zu Beginn vorliegenden Implementierungen für die Gerätekommunikation erweitert, wobei vor allem

1. die Optimierung der Laufzeit beim Schreiben und Lesen von Gerätewerten sowie
2. die Anpassung der Darstellung des Oszilloskops an die gemessenen Daten für eine höhere Genauigkeit

Ziele der Anpassungen waren.

Die Fernsteuerung von Messgeräten, der Remote-Modus, wird standardmäßig durch das Visa-Protokoll und im vorliegenden Fall durch die Implementierung von National Instruments, NIVisa, geregelt. Die Einbindung in Python wird durch die Erweiterung PyVisa ermöglicht. Übertragen werden Befehle in Form standardisierter Befehlsstrukturen, den SCPI (Standard Commands for Programmable Instruments). Dem inneren Aufbau von Messgeräten zugrunde liegt der IEE-488 Standard, sodass unabhängig vom konkreten Gerät oder der Art der Verbindung eine Reihe von Befehlen existiert, die gemäß IEE-488.2 gebräuchliche Standards bieten [5, S. 224 ff.]. Weiterhin bieten die Geräte spezifische Befehle zur Manipulation der Einstellungen, die in großer Analogie zur direkten Benutzeroberfläche formuliert sind. Diese werden nach Kontext gegliedert in sogenannte Subsysteme oder Command Groups.

---

### Laufzeitoptimierung

---

Im vorliegenden Messaufbau ist es notwendig, beim Konfigurieren des AWG alle Einstellungen zurückzusetzen und anschließend neu zu setzen. Dabei werden Befehle nach dem First-Come-First-Serve Prinzip aus dem internen Speicher abgearbeitet. Dies führt aufgrund begrenzter Speicherkapazität und Verarbeitungsgeschwindigkeit bei einer Reihe von Befehlen zur Notwendigkeit, das Senden von Befehlen im Programm mit dem Arbeitsstatus des Gerätes zu synchronisieren. Einen Eindruck der zeitlichen Größenordnung bietet Tab. (2.1).

(a) Knotenliste

$P_{\#}$	$x$	$y$
1	$\cos(72^\circ)$	$\sin(72^\circ)$
2	1	0
3	$\cos(72^\circ)$	$-\sin(72^\circ)$
4	$-\cos(36^\circ)$	$-\sin(36^\circ)$
5	$-\cos(36^\circ)$	$\sin(36^\circ)$
6	0	0

Tabelle 2.1: Laufzeit unterschiedlicher Befehle am Keysight 33622A

In der zu Beginn vorliegenden Implementierung lagen pauschale Wartezeiten nach einigen Befehlen sowohl in der Ansteuerung des AWG als auch des Oszilloskops vor.

Die Wartezeiten für das AWG wurde letztendlich mit ————— angepasst. Die Laufzeit der Routine zum Schreiben eines Arbiträrsignals in der speziellen hier geforderten Form wurde damit von etwa 25 s auf ungefähr — reduziert.

---

Erfolglos blieben Versuche mit einigen anderen Standardbefehlen. `*WAI` und `*BUSY?` sind keine für das AWG definierten Befehle. `*OPC?` zwingt Python zum Warten auf Beenden aller Befehle im AWG und führt zu einem `TimeoutError`, da die Ausführung zu lange für die internen Routinen von Python braucht, vergleiche hierfür [7, S. 9]. Weiterhin wurde die pauschale Wartezeit an der im Datenblatt [6, S. 21] für die Verbindung via USB angegebenen, gemessenen Ladedauer eines Arbiträrsignals orientiert. Dieser Richtwert von 1.25 s stellte sich jedoch als zu gering für den hier vorliegenden Fall heraus.

Es wurde festgestellt, dass die Verarbeitungsgeschwindigkeit des Oszilloskops bei den hier benötigten Abfragen und Befehlen kein Hindernis darstellt und die Ausführung der Befehle in Python ohne Zeitverzögerung möglich ist. Durch diese Feststellung konnte die Laufzeit je Lese-Aufruf bereits um ungefähr 15 s reduziert werden. Bei den zur Sicherheit implementierten Warte-Befehlen handelt es sich um Status-Abfragen ähnlich den oben für das AWG erläuterten.

Letztlich sei erwähnt, dass die Abfrage der Fehler im AWG mittels `SYSTEM:ERROR?` möglich ist und durch das dabei erfolgte Löschen der Fehler aus dem internen Speicher nicht nur die Abfrage sondern auch das Rücksetzen des Fehlerstatus ermöglicht. Dies ist insbesondere für das Debugging vorteilhaft, wenn Befehle ausprobiert werden und die gegebenenfalls auftretenden Fehler gehandhabt werden müssen [5, S. 454]. Dies vermeidet das unter Umständen mehrmalige Trennen und Wiederherstellen der Verbindung zum AWG sowie das Löschen der Fehler an der Benutzeroberfläche.

---

## Anpassung der horizontalen Auflösung am Oszilloskop

---

Um die Auflösung des Oszilloskops ausnutzen zu können, ist die Anpassung der horizontalen wie auch vertikalen Auflösung an das zu messende Signal notwendig. Während die horizontale Auflösung durch die Wiederholfrequenz des Pulses mit  $f_{BB}$  sich nahezu unabhängig des betrachteten Signals setzen lässt, muss die vertikale Skalierung an das Signal angepasst werden. Um dies etwa während einer Optimierung mit wechselnden Spannungsamplituden zu ermöglichen, sind zwei direkt aufeinander folgende Messungen notwendig. Dabei wird aus der ersten Messung die Amplitude des Signals entnommen und die Skalierung für die zweite, dann genauere Messung, dahingehend angepasst, dass das Signal bildfüllender dargestellt wird. Dieser Gewinn an Genauigkeit in der Messung stellte sich insbesondere für die Optimierung der linearen Übertragungsfunktion  $H$  als notwendig heraus.

---

## 2.5 Kritische Punkte

---

Infolge der Auseinandersetzung mit dem anfangs vorliegenden Code sowie im Zuge der Ausarbeitung sind einige Punkte aufgetreten, an deren Bedeutung die implementierte Funktionalität teilweise essenziell hing, die jedoch im Zuge der Implementierung für Probleme sorgten. Diese seien aufgrund ihrer unterschiedlichen Natur hier stichpunktartig erläutert:

- Bei diskreten Zeitsignalen ist zu beachten, dass die Periodendauer  $T$  nicht durch die Differenz der Zeitwerte des letzten und des ersten Wertes, sondern noch zuzüglich eines Zeitschritts zu berechnen ist, also `T = time[end] - time[0] + delta_time`, womit gelten sollte `T = N * delta_time`. Dies wirkt sich insbesondere auch auf die FFT aus, wenn die zugehörige Frequenzachse berechnet werden muss.



---

### 3 Code-Design

---

Vorstellung Namenskonvention und

---

#### 3.1 Motivation

---

Waarum wurde das Design von uns so gewählt?

---

#### 3.2 Aufbau

---

---

##### 3.2.1 Namenskonvention

---

---

##### 3.2.2 Ordnerstruktur

---

---

##### 3.2.3 Abstact Data Types

---

---

#### 3.3 Methodik

---

---

##### 3.3.1 Test Driven Development

---

---

##### 3.3.2 Mock-System

---

---

## 4 Iterative Optimierung des Hammerstein-Modells

---

— In diesem Kapitel werden die Aspekte der durchgeführten Optimierungs-Algorithmen erläutert — Ziel der Optimierung von Übertragungsfunktion  $\underline{H}$  und Kennlinie  $K$  mit ihren Parametern  $a$  ist die Minimierung des Fehlers zwischen idealem und gemessenem Ausgangssignal,  $U_{out,id}$  und  $U_{out,meas}$ . Die Minimierung des relativen Fehlers ist also gegeben durch

$$\min f(t) = \min \left( \frac{U_{out,meas} - U_{out,id}}{U_{out,id}} \right) = \min \left( \frac{U_{out,meas}}{U_{out,id}} - 1 \right). \quad (4.1)$$

Für das verwendete Hammerstein-Modell liegt die in [?] vorgeschlagene getrennte, iterative Optimierung von  $\underline{H}$  und  $K$  nahe. Die Auswertung der Qualität des Einzelsinus erfolgt dabei durch das RF-Tool von — Zitat RF-Tool — mit Entwicklungsstand vom — — unter Verwendung des als `qGesamt1` geführten Qualitätswerts <sup>1</sup>.

---

### 4.1 Optimierung der linearen Übertragungsfunktion $H$

---

—insbesondere gemessene Daten, ohne jedwede Anpassung /Limitierung der Faktoren —

Die Optimierung von  $\underline{H}(\omega)$  beruht auf der Annahme, dass sich Glg. (4.1) auf die Betragsspektren des berechneten und des gemessenen Ausgangssignals,  $\underline{U}_{out,id}(\omega)$  und  $\underline{U}_{out,meas}(\omega)$  fortsetzen lässt mit

$$f_{abs}(\omega) := \frac{\text{abs}(\underline{U}_{out,meas}(\omega))}{\text{abs}(\underline{U}_{out,id}(\omega))} - 1. \quad (4.2)$$

Ist im Betragsspektrum des gemessenen Signals eine Frequenz mit halbem Betrag verglichen mit dem idealen Signal vertreten, wird dies entsprechend der Linearität der Übertragungsfunktion dahingehend gedeutet, dass die Verstärkung von  $\underline{H}$  bei dieser Frequenz um einen Faktor 2 zu gering ist. Iterativ mit einer Schrittweite  $\sigma_H$  ausgeführt, folgt für den  $i$ -ten Schritt

$$\text{abs}(\underline{H}^{i+1}) = \text{abs}(\underline{H}^i) \cdot (1 - \sigma_H^i f_{abs}^i) \quad (4.3)$$

für  $\sigma_H^i \in [0, 1]$  und  $\underline{U}_{out,meas}^i$  in  $f_{abs}^i$  als gemessenem Ausgangssignal für das mit  $\underline{H}^i$  berechnete Eingangssignal <sup>2</sup>. Würde allerdings Glg. (4.3) mit komplexen Zahlen und nicht allein den Beträgen ausgeführt, würde auch die Phase der  $-1$  beachtet und folglich die durch  $\sigma_H$  skalierte komplexe Zahl wesentlich verändert. Also muss für das Phasenspektrum eine andere Optimierung erfolgen. Eine Möglichkeit hierfür wäre die simple Anpassung der Phase  $\arg(\underline{H}) = \varphi_H$  mit

$$\varphi_H^{i+1} = \varphi_H^i - \sigma_\varphi^i \left( \arg(\underline{U}_{out,meas}) - \arg(\underline{U}_{out,id}) \right) \quad (4.4)$$

mit  $\sigma_\varphi^i \in [0, 1]$ . Diese Anpassung der Phase wurde jedoch nur kurzen Tests unterzogen und anschließend nicht weiter verfolgt. Es hat sich die Signalform des Ausgangssignals unproportional stärker verändert,

---

<sup>1</sup> Hierauf beziehen sich alle weiteren Angaben zur Qualität des Signals. Eine intensivere Befassung mit dem Tool hat nicht stattgefunden.

<sup>2</sup> Nachfolgend wird aus Gründen der Übersichtlichkeit  $f_{abs}$  statt dem länglichen Bruch genutzt

als dies nur im Falle der Betrags-Anpassung der Fall war. Vermutlich liegt dies an dem aus dem Ausgangssignal gewonnenen Phasengang, der in wesentlich größerem Maße vom idealen Phasengang abweicht als im Betragsspektrum. In Abb. (4.1) sind Betrag und Phase der durch FFT erhaltenen Spektren für gemessenes und ideales Ausgangssignal vor Durchführung einer Optimierung dargestellt. Insbesondere illustriert Abb. (??) die bei gemessenem Signal auftretende Streuung der Phase.

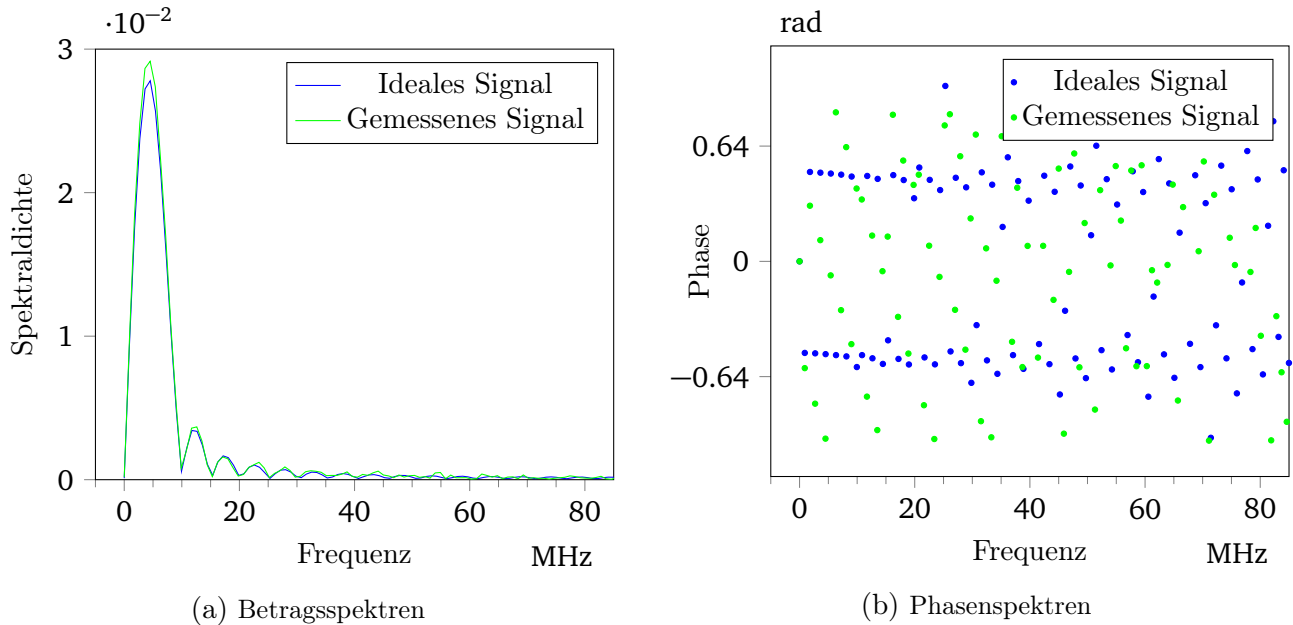


Abbildung 4.1: Spektrum des Einzelsinus-Signals, berechnet und gemessen mit je 109 Punkten

Eine Aufstellung der rein auf Glg. (4.3) beruhenden Anpassung der Übertragungsfunktion über mehrere Iterationsschritte findet sich in — Abb —. Neben den für kontinuierliche Funktionen problemlos definierbaren iterativen Zuweisungen ergeben sich in Messung und diskreter Ausführung jedoch Fehlerquellen. Problematisch sind insbesondere solche, die in Glg. (4.3) durch das Betragsverhältnis der Ausgangssignale verstärkt werden. Unterscheiden sich die Spektren hier um einen großen Faktor, resultiert dies in einer großen Anpassung der Übertragungsfunktion für die betreffende Frequenz. Dies ist folglich insbesondere bei kleinen Beträgen der Spektren problematisch, wenn Ungenauigkeiten und Störeinflüsse betrachtet werden.

Besondere Störeinflüsse ergeben sich also durch

- Rauschen: Weißes Rauschen macht sich in allen Frequenzen bemerkbar mit kritischem Einfluss bei geringer Spektraldichte des Signals.
- Diskretisierungsfehler: Die FFT bedingt eine begrenzte Auflösung, in den Spektren von  $\underline{H}$  und den gemessenen Signalen und liegt insbesondere im Allgemeinen an unterschiedlichen Frequenzen und mit unterschiedlich vielen Punkten vor.
- Interpolationsfehler: Die (hier lineare) Interpolation der Spektren zur Auswertung von  $f_{\text{abs}}$  an den Frequenzen von  $\underline{H}$  kann insbesondere den Einfluss oben genannter Punkte verstärken.

Weiterhin zeigt sich auch in der geringen Stützstellenzahl in Abb. (4.1) bereits eine erste konzeptuelle Problematik des Vorgehens. Der Frequenzabstand zwischen zwei Werten der FFT ist stets mit der Wiederholfrequenz  $f_{\text{rep}}$  gegeben und lässt sich somit nicht durch eine höhere Auflösung der Messgeräte verbessern, der betrachtete Bereich bis 80 MHz nicht besser auflösen. Folglich setzt sich diese Ungenauigkeit auch auf die Optimierung der Kennlinie fort. Insbesondere relevant wird dies, da die Kennlinie mit nahezu der doppelten Anzahl an Werten erstellt wird und somit der Interpolationsfehler ungleich größer wird als bei ähnlicher Anzahl Stützstellen.

---

## Ignorieren kleiner Beträge im Spektrum

---

Um Rauscheinflüsse und Probleme durch Nulldurchgänge zu dämpfen, wurde einer erster intuitiver Ansatz vorgenommen: Bei den Betragsspektren der in  $f_{\text{abs}}$  eingehenden Signale, des gemessenen und idealisierten Spannungssignals, wurden alle Anteile, die verglichen mit dem Maximalwert des betreffenden Spektrums besonders klein sind, auf einen vorgegebenen Wert, im Folgenden Default-Wert genannt, gesetzt. Dies führt an den betroffenen Frequenzen zu  $f_{\text{abs}} = 0$  und damit keiner Änderung von  $\underline{H}$ . Dies bedeutet also, dass alle Einträge des Betragsspektrums von  $U_{\text{out,ideal}}$  mit weniger als zum Beispiel 5‰ der maximalen Amplitude auf den Default-Wert gesetzt werden. Insbesondere werden auch die Einträge an den Frequenzen zurückgesetzt, die im Spektrum von  $U_{\text{out,meas}}$  klein gegen das zugehörige Maximum sind.

Zu beachten bei letzterem Punkt ist die notwendige Rundung, wenn die Einträge der FFT an unterschiedlichen Frequenzen vorliegen.

Mit Beschränkung auf 5‰ und dem globalen Minimum beider Spektren als Default-Wert ergeben sich die angepassten Betragsspektren wie in — ABB — zu sehen, der Übersichtlichkeit halber mit kleinem vertikalen Ausschnitt. Mit diesem Schritt ergibt sich über drei Iterationen ein Verlauf des Korrekturterms  $f_{\text{abs}}$  und der Übertragungsfunktion für eine Schrittweite  $\sigma_H = 1/2$  wie in — ABB — dargestellt.

---

## Ignorieren großer Korrektur-Terme

---

Ein zweiter, sehr grober Ansatz liegt in der Beschränkung von  $f_{\text{abs}}$  auf Werte unterhalb einer vorgegebenen Schwelle. Zugrunde liegt die Annahme, dass die gerade an Nulldurchgängen des Spektrums sowie bei vielen hohen Frequenzen auftretenden großen Werte durch die in obiger Aufzählung genannten Fehlerquellen entstehen. Hier bedeutet dies insbesondere, dass die Diskretisierung die Nulldurchgänge nicht korrekt darstellen kann. Die Interpolation auf Frequenzen von  $\underline{H}$  ist dann aufgrund der großen Sprünge von Werten in direkter Umgebung der problematischen Frequenzen mit großer Ungenauigkeit behaftet. Dies kann zu den beschriebenen, großen Korrektur-Termen in  $f_{\text{abs}}$  führen.

Listing 4.1: Pseudocode zur Veranschaulichung der Anpassung des Korrekturterms

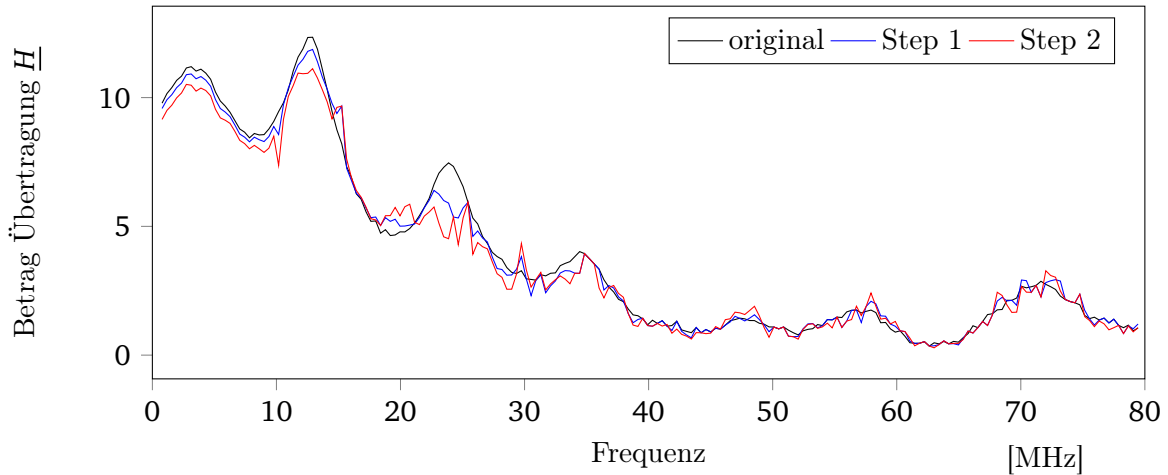
```
rms_orig = root_mean_square( f_abs )
f_abs_to_use = f_abs[ where( abs(f_abs) >= 0.02 * rms_orig ) ]
rms_mod = root_mean_square( f_abs_to_use )
idx_to_clear = f_abs[ where( abs(f_abs) >= rms_mod ) ]
f_abs[ ix_to_clear ] = 0
```

Vereinfacht bedeutet der verfolgte Ansatz, ausnehmend große Werte von  $f_{\text{abs}}$  als unrealistisch abzutun. Eine Pseudo-Implementierung findet sich in 4.1, um die nachfolgende Erläuterung zu illustrieren. In der vorgenommenen Implementierung wurde  $f_{\text{abs}}$  an den ausgewählten Frequenzen auf 0 gesetzt. Als Grenze genutzt wurde ein modifizierter Effektivwert, nachfolgend mit RMS (Root Mean Square) bezeichnet. Der reine RMS von  $f_{\text{abs}}$  unterliegt der Problematik, eine unproportional große Gewichtung von kleinen Einträgen zu enthalten.

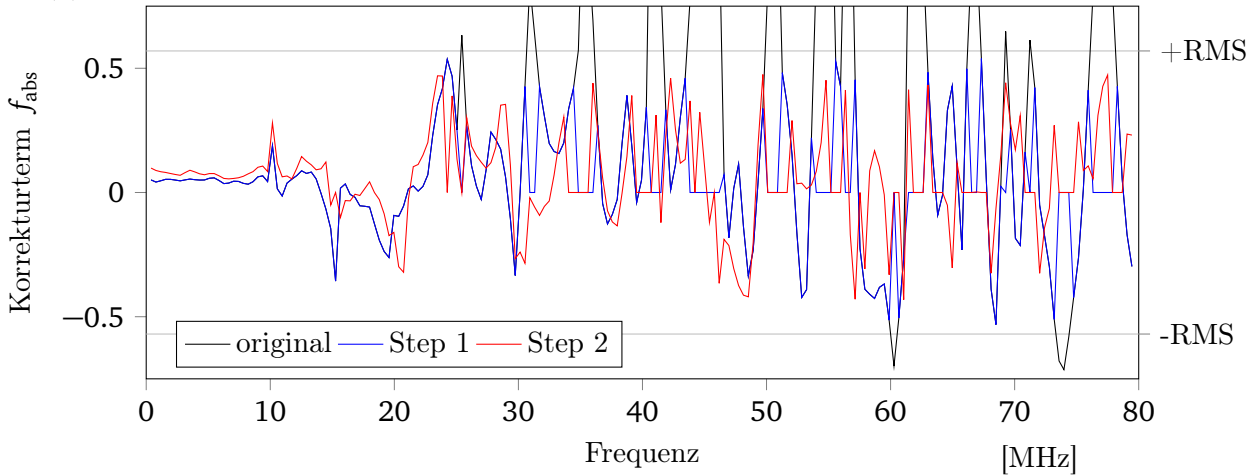
Idealerweise enthält  $f_{\text{abs}}$  mit jeder Iteration kleinere Einträge als zuvor. Es würden also bei Nutzung des reinen RMS unter Umständen mit zunehmender Schrittzahl zunehmend mehr Werte in  $f_{\text{abs}}$  ignoriert - was der Optimierung entsprechende Grenzen setzt. In Kombination mit den im vorigen Abschnitt erläuterten Anpassungen wäre die Problematik unumgänglich, da Frequenzen, die explizit nicht bei der Anpassung berücksichtigt werden sollen, den reinen RMS-Wert beeinflussen. Folglich muss der RMS modifiziert werden. Hier wurden zur Berechnung des modifizierten RMS nur die Werte einbezogen, die mehr als beliebig gewählte 2% des reinen RMS betragen. Es handelt sich also bei der vorgenommenen

Anpassung um eine sehr grobe und größtenteils willkürliche Wahl der Parameter, die zu Zwecken der Illustration jedoch brauchbare Ergebnisse liefert.

In Abb. (4.2) ist die Entwicklung von Übertragungsfunktion und  $f_{\text{abs}}$  über mehrere Iterationen aufgetragen. Der Einfluss des RMS-Cutters macht sich dabei verglichen mit — ABB oben, rein iteriert — bemerkbar, es treten weniger starke Änderungen auf. Gleichzeitig zeigt sich, dass nicht in jedem Schritt an exakt den gleichen Stellen am jeweiligen RMS geschnitten werden muss. Dies belegt die Zufälligkeit des Fehlers und erläutert die prinzipielle Berechtigung der Methodik. Es zeigt sich, dass die vorgenommene Anpassung keinen großartigen Einfluss auf die Qualität des Signals hat. Dies ist insofern beachtenswert, als dass die Übertragungsfunktion auch an einigen Stellen mit massiver Verstärkung stark angepasst wird, vergleiche hierzu Abb. (4.2a) bei etwa 25 MHz. Die Qualität des Signals bewegt sich zwischen einem Wert von — — und — — und zeigt vor allem rauschbedingte Schwankungen.



(a) Entwicklung des Betrags der Übertragungsfunktion über mehrere Iterationen und im Anfangszustand



(b) Entwicklung des Korrekturterms in angepasster Form über mehrere Iterationen und in initialer, nicht angepasster Form - RMS aus Step 1 zum Vergleich

Abbildung 4.2: Entwicklung von Übertragungsfunktion und Korrekturterm bei Beschränkung von  $f_{\text{abs}}$  mit angepasstem RMS-Wert und Schrittweite  $\sigma_H = \frac{1}{2}$

---

## 4.2 Optimierung der nichtlinearen Kennlinie $K$

---

Der Unterschied zur Optimierung von  $\underline{H}$  ist, dass diese Optimierung im Zeitbereich statt findet. Deshalb kann Glg. (4.1) zu

$$\Delta U_{\gamma}(t) = U_{\gamma,\text{meas}}(t) - U_{\gamma,\text{ideal}}(t) \quad U_{\gamma,\text{meas}}(t) = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \underline{H}^{-1}(\omega) \cdot \underline{U}_{\text{out,meas}}(\omega) \right\} \quad (4.5)$$

geändert werden. Bei den Funktionen  $U_{\gamma,\text{meas}}(t)$  und  $U_{\gamma,\text{ideal}}(t)$  handelt es sich um Polynome gleichen Grades deshalb lässt sich die Differenz ebenfalls als ein Polynom mit Grad  $N$  darstellen

$$\Delta U_{\gamma}(t) = \sum_{n=1}^N \tilde{a}_n [U_{\text{in}}(t)]^n \quad (4.6)$$

Die Berechnung der Koeffizienten  $\tilde{a}_n$  stellt ebenso ein lineares Optimierungsproblem dar wie schon die Berechnung der Koeffizienten  $a_n$  in Glg. (1.1) siehe [3]. Dabei werden  $M$  Samples von  $\Delta U_{\gamma,i} = \Delta U_{\gamma}(i \cdot \Delta t)$  mit zugehörigen Samples des Eingangssignals  $U_{\text{in},i} = U_{\text{in}}(i \cdot \Delta t)$  verglichen. Mit der Potenzreihe aus Glg. (4.5) ergibt sich folgendes Gleichungssystem

$$\begin{pmatrix} U_{\text{in},1} & U_{\text{in},1}^2 & \cdots & U_{\text{in},1}^N \\ U_{\text{in},2} & U_{\text{in},2}^2 & \cdots & U_{\text{in},2}^N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{\text{in},M} & U_{\text{in},M}^2 & \cdots & U_{\text{in},M}^N \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta U_{\gamma,1} \\ \Delta U_{\gamma,2} \\ \vdots \\ \Delta U_{\gamma,M} \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

Dieses Gleichungssystem ist mit normalerweise  $M > N$  überbestimmt und wird mit der Methode der kleinsten Quadrate gelöst. Die Koeffizienten  $\tilde{a}_n$  werden nun wie folgt zur Anpassung der Koeffizienten  $a_n$  verwendet

$$a_n^{i+1} = a_n^i + \sigma_a^i \tilde{a}_n^i \quad (4.8)$$

Für die Schrittweite gilt  $\sigma_a^i \in [0, 1]$ .

---

### Erste Ergebnisse

---

Für die Berechnung der ersten Kennlinie  $K_0$  wurde das ideal Ausgangssignal  $U_{\text{out,ideal}}$  über  $\underline{H}^{-1}$  zurückgerechnet und als Eingangssignal verwendet  $U_{\text{in,initial}} = U_{\gamma,\text{ideal}}$ . Dabei wurde  $V_{PP} = 600 \text{ mV}$  gesetzt, um  $K_0$  in einen größeren Bereich berechnen zu können.

Wenn man jetzt  $U_{\gamma,\text{ideal}}$  mit  $V_{PP} = 600 \text{ mV}$  über  $K_0$  zurückrechnet, um das erste nichtlinear vorverzernte Eingangssignal zu erhalten, so stellt man fest, dass die Grenzen, in denen  $K_0$  invertiert werden kann, zu klein sind. Wenn also  $U_{\gamma,\text{ideal}}$  über die Grenzen von  $K_0$  geht, so wäre ein möglicher Ansatz  $V_{PP}$  auf den maximal von  $K_0$  zulässigen Wert zu setzen.

Als andere Möglichkeit die Kennlinie anzupassen könnte man  $V_{PP}$  von  $U_{\gamma,\text{ideal}}$  verkleinern siehe Abb. (4.3a)

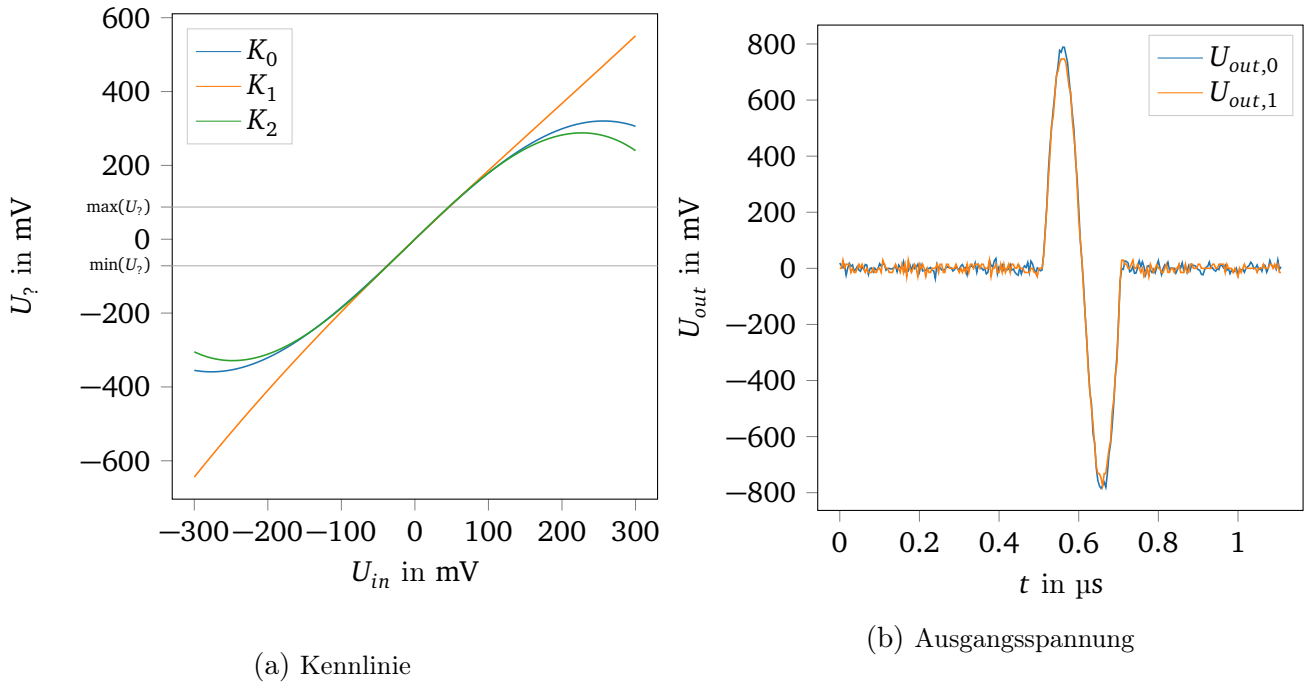


Abbildung 4.3: Anpassung von  $K$

In Abb. (4.3a) ist  $K_0$  die initial Kennlinie und  $K_1$  ist die Kennlinie nach der ersten Anpassung und  $K_2$  nach der 2. Anpassung. Dabei wurde  $U_{?,ideal}$  so berechnet, dass für  $U_{out,ideal}$  gilt  $V_{pp} = 1.5V$ . Die Grenzen sind in Abb. (4.3a) angezeigt.

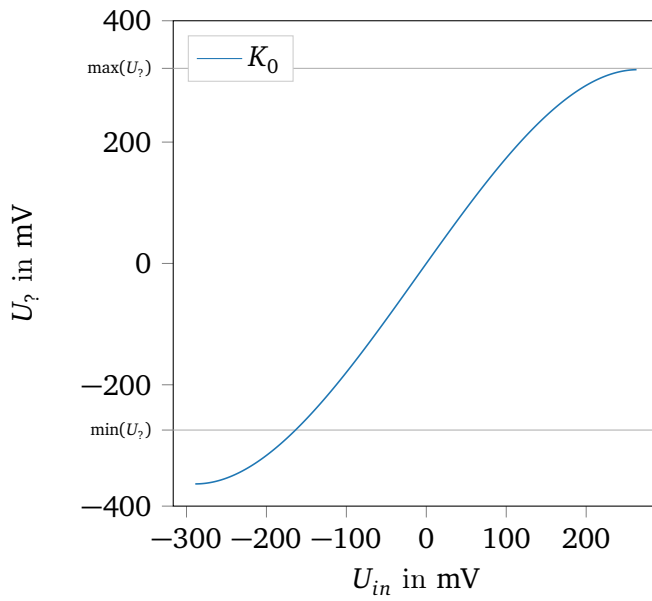
---

#### Grenzen der initial Kennlinie

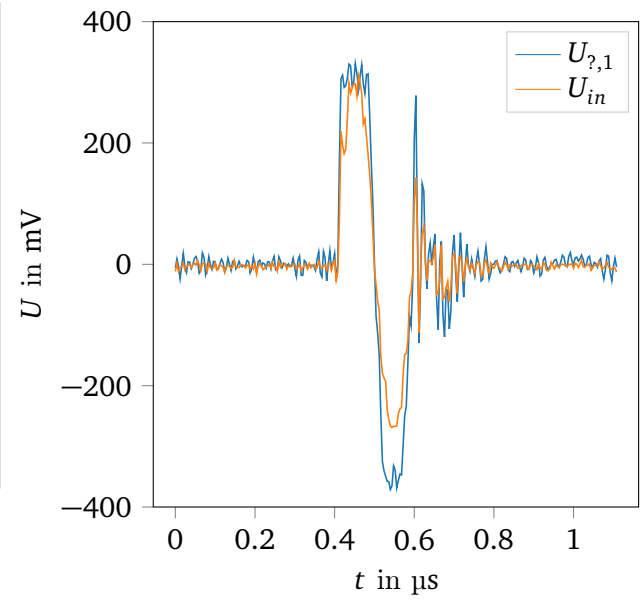
---

In Abb. (4.4b) sind die Spannungen eingezeichnet mit denen  $K_0$  berechnet wurde. Dabei gilt für  $U_{in} = U_{?,ideal}$ , was sich durch  $U_{out,ideal}$  mit  $V_{pp} = 3V$  berechnen lässt. Die Spannung  $U_{?,1}$  wurde aus dem gemessenen  $U_{out,meas}$  berechnet.

Das eingezeichnete Maximum von  $U_?$  in Abb. (4.4a) liegt über der zulässigen Grenze von  $K_0$ , deshalb kann damit kein vorverzerrtes Signal berechnet werden. -Erläuterung des Problems mit der least square method: Grenzen bekommen nicht genug Gewichtung, um genau berechnet zu werden. Und damit nicht garantiert im bijektiven Bereich liegen-



(a) Kennlinie



(b) Berechnung von  $K$

Abbildung 4.4: Nichtlineare Vorverzerrung



---

## Literaturverzeichnis

---

- [1] Leslie Lamport,  $\text{\LaTeX}$ : a document preparation system, Addison Wesley, Massachusetts, 2nd edition, 1994.
- [2] Denys Bast, Armin Galetzka, Projektseminar Beschleunigertechnik, 2017.
- [3] Jens Harzheim et al., Input Signal Generation For Barrier Bucket RF Systems At GSI, In Proceedings of IPAC2017 in Copenhagen, Dänemark. pp. 3948 - 3950 2017.
- [4] Kerstin Gross et al., Test Setup For Automated Barrier Bucket Signal Generation, In Proceedings of IPAC2017 in Copenhagen, Dänemark. pp. 3948 - 3950 2017.
- [5] Keysight Technologies, Keysight Trueform Series Operating and Service Guide, 2015.
- [6] Keysight Technologies, 33600A Series Trueform Waveform Generators - Data Sheet, 2014.
- [7] C. Tröser, Application Note: Top Ten SCPI Programming Tips for Signal Generators, Rohde & Schwarz, 2013.

