

HUMBOLDT-UNIVERSITÄT ZU BERLIN
MATHEMATISCH-NATURWISSENSCHAFTLICHE FAKULTÄT
INSTITUT FÜR MATHEMATIK



Die Crouzeix-Raviart-Finite-Elemente-Methode für eine nichtkonforme Formulierung des Rudin-Osher-Fatemi-Modellproblems

Bachelorarbeit

zur Erlangung des akademischen Grades
Bachelor of Science (B. Sc.)

eingereicht von: Enrico Bergmann
geboren am: 13.10.1995
geboren in: Berlin
Gutachter/innen: Prof. Dr. Carsten Carstensen
Dr. Philipp Bringmann

Eingereicht am Institut für Mathematik der Humboldt-Universität zu Berlin am:

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung	3
2 Theoretische Grundlagen	6
2.1 Notation	6
2.2 Crouzeix-Raviart-Finite-Elemente-Funktionen	7
2.3 Variationsrechnung auf Banachräumen	8
2.4 Subdifferentiale	9
2.5 Funktionen beschränkter Variation	10
3 Das kontinuierliche Problem	12
3.1 Existenz eines eindeutigen Minimierers	12
3.2 Konstruktion eines Eingangssignals zu einer gegebenen Lösung	16
4 Das diskrete Problem	18
4.1 Formulierung	18
4.2 Charakterisierung und Existenz eines eindeutigen Minimierers	18
4.3 Verfeinerungsindikator und garantierter Energieschranken	23
5 Iterative Lösung	24
5.1 Primale-duale Iteration	24
5.2 Konvergenz der Iteration	25
6 Implementierung	29
6.1 Hinweise zur Benutzung des Programms	29
6.2 Programmablauf	30
6.3 Realisierung der primalen-dualen Iteration	36
6.4 Mathematische Grundlagen ausgewählter Methoden	37
6.4.1 Berechnung lokaler Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen	37
6.4.2 Berechnung lokaler Knotenwerte einer Crouzeix-Raviart-Funktion	37
6.4.3 Berechnung von Sprungtermen	37
7 Numerische Beispiele	39
7.1 Wahl der Parameter für die primale-duale Iteration	44
7.2 Experimente mit bekannter exakter Lösung	47
7.3 Graufarbenbilder als Eingangssignale	54
7.4 Stetige Approximation eines unstetigen Eingangssignals	60
7.5 Fazit und Ausblick	62
Literatur	69

1 Einleitung

In der Bildverarbeitung kann ein gegebenes Signal häufig nur durch eine unstetige Funktion dargestellt werden. Deshalb stellt sich zunächst die Frage, welcher Funktionenraum zum Beschreiben dieser Signale geeignet ist.

Sei $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ ein polygonal berandetes Lipschitz-Gebiet und $g : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ stelle ein gegebenes Signal auf Ω dar. Das Signal g könnte im Sobolev-Raum $W^{1,1}(\Omega)$ vermutet werden, da Elemente dieses Raums im Allgemeinen nicht stetig sein müssen. Allerdings lassen Sobolev-Funktionen die oftmals benötigten Sprünge über Teilmengen niedrigerer Dimension von Ω nicht zu. Dieses Problem kann gelöst werden, indem der Raum der Funktionen von beschränkter Variation $BV(\Omega)$ betrachtet wird. Dieser ist eine echte Obermenge von $W^{1,1}(\Omega)$ und hat sich als geeignet für die Modellierung von Signalen in der Bildverarbeitung und weitere Anwendungen erwiesen (cf. [ABM14, S. 393; AK06, S. 42; Bar15b, S. 297; Bra98, S. 1 f.]).

Eine mögliche Problemstellung in der Bildverarbeitung ist die Rauschunterdrückung, das heißt, der Versuch unerwünschtes Rauschen in einem Signal zu verringern. In [ROF92] beschrieben Rudin, Osher und Fatemi 1992 das heute als ROF-Modell bekannte Minimierungsproblem dafür (cf. [Bar15a, S. 1217; CP10, S. 132; Get12, S. 74 f.]). Dabei ist für das gegebene Signal $g \in L^2(\Omega)$ und eine Funktion $v \in BV(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ die Minimierung der Summe der zwei folgenden Terme relevant. Der erste Term ist die Seminorm

$$|v|_{BV(\Omega)} := \sup_{\substack{\phi \in C_0^\infty(\Omega; \mathbb{R}^2) \\ |\phi| \leq 1}} \int_\Omega v \operatorname{div}(\phi) dx < \infty.$$

von v auf $BV(\Omega)$ [Bar12, S. 1162]. Diese entspricht der totalen Variation der distributiven Ableitung Dv von v und ihre Minimierung vermindert Oszillationen in der Lösung, lässt aber Unstetigkeiten zu [Get12, S. 75]. Außerdem stimmt diese, falls $v \in W^{1,1}(\Omega)$, mit der Seminorm auf $W^{1,1}(\Omega)$ überein. Der zweite Term ist die Normdifferenz von v und g in $L^2(\Omega)$. Die Minimierung dieses Terms bewirkt, dass die Lösung dem Eingangssignal ähnelt. Mit diesen Termen und mit einem positiven Parameter $\alpha \in \mathbb{R}_+$, der das Verhältnis zwischen Rauschverminderung und Ähnlichkeit der Lösung zum Eingangssignal gewichtet, sucht das ROF-Modell eine Funktion $u \in BV(\Omega) \cap L^2(\Omega)$, die das Funktional

$$I(v) := |v|_{BV(\Omega)} + \frac{\alpha}{2} \|v - g\|_{L^2(\Omega)}^2 \quad (1.1)$$

unter allen $v \in BV(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ minimiert. Wird hierbei α zu klein gewählt, führt das zu einer zu stark geglätteten, verwaschen aussehenden Lösung, zu sehen zum Beispiel in den Abbildungen 1.1c und 1.1d. Wird andererseits α zu groß gewählt, ist die Verminderung des Rauschens im Vergleich zum Eingangssignal g nur gering, zu sehen zum Beispiel in den Abbildungen 1.1g und 1.1h. Für weitere Details und Referenzen zur Rauschunterdrückung und zur Wahl von α siehe [Get12].

Zur numerischen Behandlung dieses Problems gibt es bereits einige Ansätze in der Literatur. Dazu gehören die Regularisierung der Seminorm $|\cdot|_{BV(\Omega)}$, indem die Betragsfunktion $|\cdot|$ durch eine stetig differenzierbare Approximation $|\cdot|_\varepsilon$ ersetzt wird, und die Nutzung von höheren Ableitungen in der Definition von $|\cdot|_{BV(\Omega)}$. Vor- und Nachteile dieser Ansätze und entsprechende Referenzen werden in [Bar12, S. 1165] zusammengefasst. Außerdem wird ebenda auf Arbeiten verwiesen, in denen verschiedene iterative Lösungsmethoden

1 Einleitung

für das ROF-Modellproblem diskutiert werden. Professor Bartels untersucht in [Bar15b, Section 10.2] eine $W^{1,1}$ -konforme Diskretisierung des ROF-Modells mit Courant-Finite-Elemente-Funktionen. Zur numerischen Lösung dieser diskreten Formulierung nutzt er eine primale-duale Iteration, welche durch Betrachtung der primalen und der dualen Formulierung des Minimierungsproblems motiviert ist. Eine Regularisierung oder die Nutzung höherer Ableitungen für die BV-Seminorm werden dabei nicht benötigt.

In dieser Arbeit möchten wir die Anwendung dieser primalen-dualen Iteration auf eine nichtkonforme, mit Crouzeix-Raviart-Finite-Elemente-Funktionen diskretisierten Formulierung des ROF-Modells untersuchen. Dabei nutzen wir einen, von Professor Carstensen zur Verfügung gestellten, Verfeinerungsindikator, um die Iteration im Solve-Schritt der AFEM-Routine aus Abbildung 6.1 nutzen zu können. Außerdem erlaubt uns die nichtkonforme Formulierung die Betrachtung einer garantierten unteren Energieschranke, welche ebenfalls von Professor Carstensen zur Verfügung gestellt wurde. Die Implementierung des adaptiven Algorithmus basiert auf dem Matlab-Softwarepaket AFEM [Car09a].

Abschließend sei angemerkt, dass wir folgende, leicht andere Formulierung des ROF-Modells betrachten. Wir minimieren das Funktional

$$E(v) := \frac{\alpha}{2} \|v\|_{L^2(\Omega)}^2 + |v|_{BV(\Omega)} + \|v\|_{L^1(\partial\Omega)} - \int_{\Omega} fv \, dx$$

unter allen $v \in BV(\Omega) \cap L^2(\Omega)$. Dabei ist der Term $\|v\|_{L^1(\partial\Omega)}$ durch den Spursatz für BV-Funktionen [ABM14, S. 400, Theorem 10.2.1] wohldefiniert und seine Minimierung modelliert homogene Randdaten. Für $f = \alpha g$ gilt dann

$$I(v) = E(v) - \|v\|_{L^1(\partial\Omega)} + \frac{\alpha}{2} \|g\|_{L^2(\Omega)}^2 \quad \text{für alle } v \in BV(\Omega) \cap L^2(\Omega).$$

Aufgrund der Konstanz von $\|g\|_{L^2(\Omega)}$ folgt damit, dass die Funktionale E und I die gleichen Minimierer in $\{v \in BV(\Omega) \cap L^2(\Omega) \mid \|v\|_{L^1(\partial\Omega)} = 0\}$ besitzen.

Die Struktur dieser Arbeit ist wie folgt. Nachdem in Kapitel 2 zunächst die Notation eingeführt und die theoretischen Grundlagen aus der Optimierung und zu den Funktionen beschränkter Variation zusammengetragen wurden, wird in Kapitel 3 bewiesen, dass für unsere Formulierung des ROF-Modells ein eindeutiger Minimierer existiert. Anschließend folgt in Kapitel 4 die nichtkonforme Formulierung und Diskretisierung des Minimierungsproblems. Mithilfe der Sattelpunktsformulierung des diskreten Problems werden äquivalente Charakterisierungen für den eindeutigen diskreten Minimierer bewiesen. Außerdem werden der Verfeinerungsindikator und garantierte Schranken für E aufgeführt. In Kapitel 5 wird die primale-duale Iteration formuliert und bewiesen, dass diese gegen den diskreten Minimierer konvergiert. Es folgen in Kapitel 6 Hinweise zur Benutzung des Programms und Details zur Implementierung des Algorithmus und schließlich in Kapitel 7 die Darstellung der Experimente und deren Auswertung.



Abbildung 1.1: Zu sehen sind das Originalbild¹ (a) und das Originalbild mit additivem weißen gaußschen Rauschen (englisch „additive white Gaussian noise“, AWGN) mit einem Signal-Rausch-Verhältnis (englisch „signal-to-noise ratio“, SNR) von 15 (b), jeweils mit einem nachträglich hinzugefügten graduellen Übergang zu schwarzem Rand, der bei Graufarbenbildern als Eingangssignal Nullranddaten entspricht. Außerdem sind sechs Ergebnisse (c)–(h) des in Kapitel 6 beschriebenen adaptiven Algorithmus mit Eingangssignal (b) und verschiedenen Werten von α abgebildet.

¹  <https://homepages.cae.wisc.edu/~ece533/images/cameraman.tif>

2 Theoretische Grundlagen

In dieser Arbeit werden Grundbegriffe in topologischen Räumen und Kenntnisse zu Banach- und Hilberträumen sowie zu Lebesgue- und Sobolev-Räumen vorausgesetzt. Dazu gehören insbesondere wichtige Ungleichungen (beispielsweise Cauchy-Schwarz, Hölder, Young), grundlegende Einbettungssätze, Dualraumtheorie, Aussagen zur schwachen Konvergenz sowie der Rieszsche Darstellungssatz und seine Implikationen. Benötigte topologische Begriffe und grundlegende Aussagen zu Banach- und Hilberträumen können beispielsweise in [Zei86] nachgeschlagen werden. Grundlagen der Optimierung sind in [Zei85] nachlesbar und alles Weitere eben genannte in [Zei90a] und [Zei90b]. Dabei eignen sich die Register von [Zei90b] und [Zei85] hervorragend zum schnellen Auffinden von Begriffen in allen eben aufgeführten Referenzen.

Schließlich sollte ein Verständnis des AFEM-Softwarepaketes [Car09a], von den darin verwendeten Datenstrukturen und von den mathematischen Konzepten hinter dessen Funktionen vorhanden sein. Dazu sei an dieser Stelle auf die Dokumentation [Car+10] dieses Softwarepaketes verwiesen. Die in dieser Arbeit benötigten Begriffe und Notationen führen wir im nächsten Abschnitt nochmals ein, wobei wir den Definitionen und Aussagen zum Crouzeix-Raviart-Finite-Elemente-Raum einen separaten Abschnitt 2.2 widmen.

2.1 Notation

Wir wählen für die natürlichen Zahlen die Konvention $\mathbb{N} = \{1, 2, 3, \dots\}$ und $\mathbb{N}_0 := \mathbb{N} \cup \{0\}$. Die Menge der positiven reellen Zahlen notieren wir mit \mathbb{R}_+ . Um auszudrücken, dass eine Menge A Teilmenge einer Menge B ist, schreiben wir $A \subseteq B$. Falls wir hervorheben wollen, dass A sogar eine echte Teilmenge von B ist, so schreiben wir $A \subset B$. Ist A Teilmenge eines topologischen Raumes, so notieren wir den Rand von A mit ∂A , das Innere von A mit $\text{int}(A)$ und den Abschluss von A mit \overline{A} . Wir nennen weiterhin eine Teilmenge $B \subseteq A$ Umgebung eines Punktes $x \in A$, wenn es eine offene Teilmenge von B gibt, die x enthält. Ist eine Funktion $F : X \rightarrow Y$ zwischen nichtleeren Mengen X und Y konstant, das heißt, nimmt sie nur genau einen Wert $y \in Y$ an, schreiben wir $F \equiv y$.

Für den Rest dieses Abschnitts seien $d, m \in \mathbb{N}$, $k \in \mathbb{N}_0$, $p \in [1, \infty]$ und U eine nichtleere, offene Teilmenge von \mathbb{R}^d . Die Einheitsmatrix in $\mathbb{R}^{m \times m}$ bezeichnen wir mit I_m . Für das euklidische Skalarprodukt zweier Vektoren $v, w \in \mathbb{R}^m$ schreiben wir $v \cdot w$. Betrachten wir einen Funktionenraum mit Werten in \mathbb{R} , so verzichten wir auf \mathbb{R} beim Notieren des Funktionenraums. Zum Beispiel schreiben wir $C(U) := C(U; \mathbb{R})$ für den Raum der stetigen Funktionen von U nach \mathbb{R} .

Mit $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ bezeichnen wir stets ein polygonal berandetes Lipschitz-Gebiet. Dazu sei \mathcal{T} eine reguläre Triangulierung von Ω im Sinne von Ciarlet (cf. [Car09b, S. 34; CGR12, S. 345; Car+10, S. 8 f.]), das heißt, \mathcal{T} sei eine endliche Menge von abgeschlossenen Dreiecken T mit positivem Flächeninhalt $|T|$, sodass

$$\bigcup_{T \in \mathcal{T}} T = \overline{\Omega}$$

und zwei Dreiecke $T_1, T_2 \in \mathcal{T}$ mit $T_1 \neq T_2$ und $T_1 \cap T_2 \neq \emptyset$ genau eine gemeinsame Ecke oder genau eine gemeinsame Kante haben. Die Menge der Knoten der Triangulierung sei \mathcal{N} , wobei die Menge der inneren Knoten mit $\mathcal{N}(\Omega)$, die Menge der Randknoten mit

$\mathcal{N}(\partial\Omega)$ und die Menge der Knoten eines Dreiecks $T \in \mathcal{T}$ mit $\mathcal{N}(T)$ bezeichnet werde. Für die Kanten der Triangulierung seien die Mengen \mathcal{E} , $\mathcal{E}(\Omega)$, $\mathcal{E}(\partial\Omega)$ und $\mathcal{E}(T)$ analog definiert. Außerdem definieren wir für $z \in \mathcal{N}$ die Menge $\mathcal{T}(z) := \{T \in \mathcal{T} \mid z \in \mathcal{N}(T)\}$ und für $E \in \mathcal{E}$ die Menge $\mathcal{T}(E) := \{T \in \mathcal{T} \mid E \in \mathcal{E}(T)\}$. Den Mittelpunkt einer Kante $E \in \mathcal{E}$ bezeichnen wir mit $\text{mid}(E)$. Der Normaleneinheitsvektor auf dem Rand eines Dreiecks $T \in \mathcal{T}$ sei ν_T und der Normaleneinheitsvektor auf einer Kante $E \in \mathcal{E}$ sei ν_E . Für eine Innenkante $E \in \mathcal{E}(\Omega)$ bezeichnen wir dann die beiden Dreiecke in $\mathcal{T}(E)$ so mit T_+ und T_- , dass ν_{T_+} und ν_E gleich orientiert sind, also $\nu_{T_+} \cdot \nu_E = 1$. Damit können wir den Sprung entlang einer Innenkante $E \in \mathcal{E}(\Omega)$ definieren als $[\cdot]_E := \cdot|_{T_+} - \cdot|_{T_-}$. Für eine Randkante $E \in \mathcal{E}(\partial\Omega)$ definieren wir $[\cdot]_E := \cdot|_E$. Die Menge der stückweise konstanten Funktionen auf der Triangulierung \mathcal{T} mit Werten in \mathbb{R}^m notieren wir dann mit $P_0(\mathcal{T}, \mathbb{R}^m)$ und die Menge der stückweise affinen Funktionen auf \mathcal{T} mit Werten in \mathbb{R}^m mit $P_1(\mathcal{T}, \mathbb{R}^m)$. Weiterhin ist der Courant-Finite-Elemente-Raum (cf. [Car+10, S. 12]) definiert als

$$S^1(\mathcal{T}) := P_1(\mathcal{T}) \cap C(\overline{\Omega}).$$

Für ein Dreieck $T \in \mathcal{T}$ sei die Länge der längsten Seite h_T . Damit können wir die stückweise konstante Funktion $h_T \in P_0(\mathcal{T})$ für alle $T \in \mathcal{T}$ durch $h_T|_T := h_T$ und die Länge der längsten Seite der Triangulierung durch $h := \max_{T \in \mathcal{T}} h_T$ definieren.

Mit $|\cdot|$ bezeichnen wir, je nach Argument, die euklidischen Norm eines Vektors $v \in \mathbb{R}^m$, das Lebesgue-Maß einer Menge $M \subset \mathbb{R}^2$, die Länge einer Kante $E \in \mathcal{E}$ oder die Kardinalität einer endlichen Menge A .

Ist V ein Vektorraum, so notieren wir die konvexe Hülle einer Teilmenge $X \subseteq V$ mit $\text{conv } X$. Falls V ein normierter Vektorraum ist, dann bezeichnen wir die entsprechende Norm auf V mit $\|\cdot\|_V$. Die Einheitskugel auf V ist damit $B_V := \{v \in V \mid \|v\|_V < 1\}$ und die abgeschlossene Einheitskugel auf V ist $\overline{B_V} = \{v \in V \mid \|v\|_V \leq 1\}$. Ist V sogar ein Prähilbertraum, so bezeichnen wir das Skalarprodukt auf V , welches $\|\cdot\|_V$ induziert, mit $(\cdot, \cdot)_V$. Betrachten wir eine Eigenschaft, für die gegeben sein muss, bezüglich welcher Norm Folgen auf V konvergieren, so ist stets die Konvergenz in der Norm $\|\cdot\|_V$ gewählt, sofern nicht anders angegeben. Beispielsweise meinen wir mit der Folgenstetigkeit eines Funktionalen $F : V \rightarrow \mathbb{R}$ im Detail die Folgenstetigkeit mit der Normkonvergenz bezüglich $\|\cdot\|_V$ in V und der Konvergenz bezüglich $|\cdot|$ in \mathbb{R} .

Die Signumfunktion auf dem \mathbb{R}^m definieren wir für einen Vektor $v \in \mathbb{R}^m$ durch

$$\text{sign}(v) := \begin{cases} \left\{ \frac{v}{\|v\|} \right\}, & \text{falls } v \in \mathbb{R}^m \setminus \{0\}, \\ \overline{B_{\mathbb{R}^m}}, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (2.1)$$

Für den Dualraum eines Banachraums X über \mathbb{R} schreiben wir X^* . Die Auswertung eines Funktionalen $F \in X^*$ an der Stelle $u \in X$ notieren wir, vor eventueller Anwendung des Rieszschen Darstellungssatzes, mit $\langle F, u \rangle$. Identifizieren wir einen Raum Y mit dem Dualraum X^* , so schreiben wir $Y \cong X^*$.

Weiterhin benutzen wir die übliche Notation für Lebesgue-Räume $L^p(U; \mathbb{R}^m)$ und die Sobolev-Räume $W^{k,p}(U)$ sowie $H^k(U) := W^{k,2}(U)$ und $H_0^k(U)$. Die Normen auf diesen Räumen definieren wir ebenfalls wie üblich. Außerdem schreiben wir kurz $\|\cdot\| := \|\cdot\|_{L^2(\Omega)}$ und $(\cdot, \cdot) := (\cdot, \cdot)_{L^2(\Omega)}$. Mit $H^1(\mathcal{T})$ bezeichnen wir den Raum der stückweisen H^1 -Funktionen auf \mathcal{T} .

2.2 Crouzeix-Raviart-Finite-Elemente-Funktionen

In Abschnitt 4.1 wollen wir für eine nichtkonforme Diskretisierung des Minimierungsproblems 3.1 den Crouzeix-Raviart-Finite-Elemente-Raum nutzen. Die dafür benötigten

2 Theoretische Grundlagen

Definitionen und Aussagen tragen wir in diesem Abschnitt aus [Car09b; CGR12; Car+10] zusammen.

Die Räume der Crouzeix-Raviart-Finite-Elemente-Funktionen sind definiert durch

$$\begin{aligned}\text{CR}^1(\mathcal{T}) &:= \{v_{\text{CR}} \in P_1(\mathcal{T}) \mid v_{\text{CR}} \text{ ist stetig im } \text{mid}(E) \text{ für alle } E \in \mathcal{E}\} \quad \text{und} \\ \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) &:= \{v_{\text{CR}} \in \text{CR}^1(\mathcal{T}) \mid \forall E \in \mathcal{E}(\partial\Omega) \quad v_{\text{CR}}(\text{mid}(E)) = 0\}.\end{aligned}$$

Wir wollen $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ mit einem diskreten Skalarprodukt ausstatten. Dafür führen wir den stückweisen Gradienten $\nabla_{\text{NC}} : H^1(\mathcal{T}) \rightarrow L^2(\Omega; \mathbb{R}^2)$ ein. Dieser ist für alle $v \in H^1(\mathcal{T})$ und alle $T \in \mathcal{T}$ definiert durch $(\nabla_{\text{NC}}v)|_T := \nabla v|_T$. Das ermöglicht uns die Definition der diskreten Bilinearform $a_{\text{NC}}(\cdot, \cdot) : \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \rightarrow \mathbb{R}$ durch

$$a_{\text{NC}}(u_{\text{CR}}, v_{\text{CR}}) := \int_{\Omega} \nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}} \cdot \nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}} \, dx \quad \text{für alle } u_{\text{CR}}, v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}).$$

Diese ist ein Skalarprodukt auf $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$. Die von a_{NC} induzierte Norm bezeichnen wir mit $\|\cdot\|_{\text{NC}}$.

Nun definieren wir für jede Kante $E \in \mathcal{E}$ eine Funktion $\psi_E \in \text{CR}^1(\mathcal{T})$ durch ihre Werte

$$\psi_E(\text{mid}(E)) := 1 \quad \text{sowie} \quad \psi_E(\text{mid}(F)) := 0 \quad \text{für alle } F \in \mathcal{E}.$$

Die Menge $\{\psi_E \mid E \in \mathcal{E}\}$ bildet dann eine Basis von $\text{CR}^1(\mathcal{T})$ und die Menge $\{\psi_E \mid E \in \mathcal{E}(\Omega)\}$ bildet eine Basis von $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$. Für Kapitel 6 werden wir außerdem die folgenden Aussagen benötigen. Sei $T \in \mathcal{T}$ mit $T = \text{conv}\{P_1, P_2, P_3\}$. Dann sind die baryzentrischen Koordinaten $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \in P_1(T)$ für $j, k \in \{1, 2, 3\}$ charakterisiert durch

$$\lambda_j(P_k) = \begin{cases} 1, & \text{falls } j = k, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Seien die Kanten von T nun so mit E_1, E_2 und E_3 bezeichnet, dass für $j \in \{1, 2, 3\}$ die Kante E_j gegenüber von P_j liegt. Dann können wir die lokalen Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen $\psi_{E_j}|_T$, $j \in \{1, 2, 3\}$, für alle $x \in T$ darstellen durch

$$\psi_{E_j}|_T(x) = 1 - 2\lambda_j(x). \tag{2.2}$$

Dadurch ist für alle $k_1, k_2, k_3 \in \mathbb{N}$ die Integrationsformel

$$\int_T \lambda_1^{k_1} \lambda_2^{k_2} \lambda_3^{k_3} \, dx = 2|T| \frac{k_1! k_2! k_3!}{(2 + k_1 + k_2 + k_3)!} \tag{2.3}$$

auch für die Berechnung von Integralen über Produkte der lokalen Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen auf T nutzbar. Ein Beweis der Formel (2.3) ist in [EM73] zu finden.

2.3 Variationsrechnung auf Banachräumen

In dieser Arbeit setzen wir Kenntnisse über die Variationsrechnung voraus. Da wir aber auch Funktionale betrachten, die auf unendlichdimensionalen, reellen Banachräumen definiert sind, führen wir in diesem Abschnitt die grundlegenden Notationen dafür ein und formulieren schließlich die notwendige Optimalitätsbedingung erster Ordnung.

Dabei folgen wir [Zei85, S. 189-194]. Dort werden einige der Aussagen auf einem reellen, lokal konvexen Raum formuliert. Da nach [Zei86, S. 781, (43)] alle Banachräume lokal konvex sind und wir die Aussagen in dieser Arbeit nur auf Banachräumen benötigen, formulieren wir sie hier auf einem reellen Banachraum X . Außerdem betrachten wir eine Teilmenge $V \subseteq X$, einen inneren Punkt u von V und ein Funktional $F : V \rightarrow \mathbb{R}$. Schließlich definieren wir noch für alle $h \in X$ eine Funktion $\varphi_h : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, die für alle $t \in \mathbb{R}$ gegeben ist durch $\varphi_h(t) := F(u + th)$. Damit können wir die n -te Variation, das Gâteaux- und das Fréchet-Differential von F definieren.

Definition 2.1 (*n*-te Variation). Die *n*-te Variation von F an der Stelle u in Richtung $h \in X$ ist, falls die *n*-te Ableitung $\varphi_h^{(n)}(0)$ von φ_h in 0 existiert, definiert durch

$$\delta^n F(u; h) := \varphi_h^{(n)}(0) = \left. \frac{d^n F(u + th)}{dt^n} \right|_{t=0}.$$

Wir schreiben δ für δ^1 .

Definition 2.2 (Gâteaux- und Fréchet-Differential). F heißt Gâteaux-differenzierbar an der Stelle u , falls ein Funktional $F'(u) \in X^*$ existiert, sodass

$$\lim_{t \rightarrow 0} \frac{F(u + th) - F(u)}{t} = \langle F'(u), h \rangle \quad \text{für alle } h \in X.$$

$F'(u)$ heißt dann Gâteaux-Differential von F an der Stelle u . F heißt Fréchet-differenzierbar an der Stelle u , falls ein Funktional $F'(u) \in X^*$ existiert, sodass

$$\lim_{\|h\|_X \rightarrow 0} \frac{|F(u + th) - F(u) - \langle F'(u), h \rangle|}{\|h\|_X} = 0.$$

$F'(u)$ heißt dann Fréchet-Differential von F an der Stelle u . Das Fréchet-Differential von F an der Stelle u in Richtung $h \in X$ ist definiert durch $dF(u; h) := \langle F'(u), h \rangle$.

Bemerkung 2.3. Existiert das Fréchet-Differential $F'(u)$ von F an der Stelle u , so ist $F'(u)$ auch das Gâteaux-Differential von F an der Stelle u und es gilt

$$\delta F(u; h) = dF(u; h) = \langle F'(u), h \rangle \quad \text{für alle } h \in X.$$

Nachdem nun die relevante Notation eingeführt ist, können wir zum Abschluss die notwendige Bedingung erster Ordnung für einen lokalen Minimierer von F formulieren.

Theorem 2.4 (Notwendige Optimalitätsbedingung erster Ordnung). Sei $u \in \text{int}(V)$ lokaler Minimierer von F , das heißt, es existiere eine Umgebung $U \subseteq V$ von u , sodass $F(v) \geq F(u)$ für alle $v \in U$. Dann gilt für alle $h \in X$, dass $\delta F(u; h) = 0$, falls diese Variation für alle $h \in X$ existiert, beziehungsweise $F'(u) = 0$, falls $F'(u)$ als Gâteaux- oder Fréchet-Differential existiert.

Beweis. Die Aussage folgt direkt aus [Zei85, S. 193 f., Theorem 40.A, Theorem 40.B]. \square

2.4 Subdifferentiale

Für diesen Abschnitt betrachten wir stets einen reellen Banachraum X und, falls nicht anders spezifiziert, ein Funktional $F : X \rightarrow [-\infty, \infty]$. Wir wollen die in dieser Arbeit benötigten Notationen und Eigenschaften des Subdifferentials von F zusammentragen. Zuvor starten wir mit einer grundlegenden Definition.

Definition 2.5 ([Zei85, S. 245, Definition 42.1]). Sei V ein Vektorraum, $M \subseteq V$ und $F : M \rightarrow \mathbb{R}$. Dann heißt die Menge M konvex, wenn für alle $u, v \in M$ und alle $t \in [0, 1]$ gilt

$$(1 - t)u + tv \in M.$$

Ist M konvex, so heißt F konvex, falls für alle $u, v \in M$ und alle $t \in [0, 1]$ gilt

$$F((1 - t)u + tv) \leq (1 - t)F(u) + tF(v). \tag{2.4}$$

Gilt Ungleichung (2.4) für alle $t \in (0, 1)$ mit „ $<$ “, so heißt F strikt konvex. Falls $-F$ konvex ist, so heißt F konkav.

2 Theoretische Grundlagen

Für den Rest dieses Abschnitts folgen wir [Zei85, S. 385-397]. Analog zur Begründung zum Beginn von Abschnitt 2.3, schränken wir auch hier die Definitionen und Aussagen, die in [Zei85] auf reellen, lokal konvexen Räumen formuliert sind, auf den reellen Banachraum X ein. Zunächst definieren wir das Subdifferential von F an einer Stelle $u \in X$.

Definition 2.6 (Subdifferential). Für $u \in X$ mit $F(u) \neq \pm\infty$ heißt

$$\partial F(u) := \{u^* \in X^* \mid \forall v \in X \quad F(v) \geq F(u) + \langle u^*, v - u \rangle\} \quad (2.5)$$

Subdifferential von F an der Stelle u . Für $F(u) = \pm\infty$ ist $\partial F(u) := \emptyset$. Ein Element $u^* \in \partial F(u)$ heißt Subgradient von F an der Stelle u .

Es folgen für Optimierungsprobleme wichtige Aussagen über das Subdifferential von F .

Theorem 2.7 ([Zei85, S. 387, Proposition 47.12]). *Falls $F : X \rightarrow (-\infty, \infty]$ mit $F \not\equiv \infty$, gilt $F(u) = \inf_{v \in X} F(v)$ genau dann, wenn $0 \in \partial F(u)$.*

Theorem 2.8 ([Zei85, S. 387, Proposition 47.13 (i)]). *Falls F konvex und Gâteaux-differenzierbar an der Stelle $u \in X$ mit Gâteaux-Differential $F'(u)$ ist, gilt $\partial F(u) = \{F'(u)\}$.*

Das folgende Theorem folgt aus [Zei85, S. 389, Theorem 47.B] unter Beachtung der Tatsache, dass die Addition von Funktionen $F_1, F_2, \dots, F_n : X \rightarrow (-\infty, \infty]$ und die Addition von Mengen in X^* kommutieren.

Theorem 2.9. *Seien für $n \geq 2$ die Funktionale $F_1, F_2, \dots, F_n : X \rightarrow (-\infty, \infty]$ konvex und es existiere ein $u_0 \in X$, sodass $F_k(u_0) < \infty$ für alle $k \in \{1, 2, \dots, n\}$. Außerdem seien mindestens $n - 1$ der n Funktionale F_1, F_2, \dots, F_n stetig an der Stelle u_0 . Dann gilt*

$$\partial(F_1 + F_2 + \dots + F_n)(u) = \partial F_1(u) + \partial F_2(u) + \dots + \partial F_n(u) \quad \text{für alle } u \in X.$$

Zum Abschluss formulieren wir noch die Monotonie des Subdifferentials. Diese folgt aus [Zei85, S. 396 f., Definition 47.15, Theorem 47.F (1)].

Theorem 2.10. *Sei $F : X \rightarrow (-\infty, \infty]$ konvex und unterhalbstetig mit $F \not\equiv \infty$. Dann ist $\partial F(\cdot)$ monoton, das heißt,*

$$\langle u^* - v^*, u - v \rangle \geq 0 \quad \text{für alle } u, v \in X, u^* \in \partial F(u), v^* \in \partial F(v).$$

2.5 Funktionen beschränkter Variation

In diesem Abschnitt führen wir den Raum der Funktionen beschränkter Variation ein. Wir vermeiden dabei für den weiteren Verlauf dieser Arbeit nicht benötigte Notation und Theorie, indem wir die Definitionen und Aussagen entsprechend aus- und umformulieren. Für detaillierte Ausführungen und die maßtheoretischen Hintergründe siehe zum Beispiel [ABM14; EG92; Bra98]. Soweit nicht anders angegeben, folgen die Definitionen und Aussagen dieses Abschnitts aus [ABM14, S. 393-395]. Sei im Weiteren U eine offene Teilmenge des \mathbb{R}^d . Zunächst definieren wir den Raum der Funktionen beschränkter Variation.

Definition 2.11 (Funktionen beschränkter Variation). Eine Funktion $u \in L^1(U)$ ist von beschränkter Variation, wenn

$$|u|_{BV(U)} := \sup_{\substack{\phi \in C_C^1(U; \mathbb{R}^d) \\ \|\phi\|_{L^\infty(U)} \leq 1}} \int_U u \operatorname{div}(\phi) dx < \infty. \quad (2.6)$$

Die Menge aller Funktionen beschränkter Variation ist $BV(U)$.

Bemerkung 2.12. Durch $|\cdot|_{BV(U)}$ ist eine Seminorm auf $BV(U)$ gegeben. Ausgestattet mit der Norm

$$\|\cdot\|_{BV(U)} := \|\cdot\|_{L^1(U)} + |\cdot|_{BV(U)}$$

ist $BV(U)$ ein Banachraum. Außerdem gilt $W^{1,1}(U) \subset BV(U)$ und $\|u\|_{BV(U)} = \|u\|_{W^{1,1}(U)}$ für alle $u \in W^{1,1}(U)$.

In der Anwendung ist Konvergenz in $BV(U)$ bezüglich der Norm $\|\cdot\|_{BV(U)}$ zu restriktiv (cf. [Bar15b, S. 300]). Deshalb führen wir einen schwächeren Konvergenzbegriff ein.

Definition 2.13. Sei $(u_n)_{n \in \mathbb{N}} \subset BV(U)$ und sei $u \in BV(U)$ mit $u_n \rightarrow u$ in $L^1(U)$ für $n \rightarrow \infty$. Dann konvergiert die Folge $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ schwach gegen u in $BV(U)$, wenn für alle $\phi \in C_0(U; \mathbb{R}^d)$ gilt, dass

$$\int_U u_n \operatorname{div}(\phi) dx \rightarrow \int_U u \operatorname{div}(\phi) dx \quad \text{für } n \rightarrow \infty.$$

Wir schreiben dann $u_n \rightharpoonup u$ für $n \rightarrow \infty$.

Damit können wir das folgende Theorem formulieren, welches unmittelbar die schwache Unterhalbstetigkeit der Seminorm $|\cdot|_{BV(U)}$ auf $BV(U)$ impliziert.

Theorem 2.14 ([ABM14, S. 394, Proposition 10.1.1]). *Sei $u \in L^1(U)$ und sei $(u_n)_{n \in \mathbb{N}} \subset BV(U)$ mit $\sup_{n \in \mathbb{N}} |u_n|_{BV(U)} < \infty$ und $u_n \rightarrow u$ in $L^1(U)$ für $n \rightarrow \infty$. Dann gilt $u \in BV(U)$ und $|u|_{BV(U)} \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} |u_n|_{BV(U)}$. Außerdem gilt dann $u_n \rightharpoonup u$ in $BV(U)$.*

Für den Rest dieses Abschnitts sei U ein beschränktes Lipschitz-Gebiet. Unter dieser Voraussetzung können wir zeigen, dass jede in $BV(U)$ beschränkte Folge eine in $BV(U)$ schwach konvergente Teilfolge besitzt mit schwachem Grenzwert in $BV(U)$. Für den Beweis dieser Aussage benötigen wir zunächst das folgende Theorem.

Theorem 2.15 ([EG92, S. 176, Theorem 4]). *Sei $(u_n)_{n \in \mathbb{N}} \subset BV(U)$ eine beschränkte Folge. Dann existiert eine Teilfolge $(u_{n_k})_{k \in \mathbb{N}}$ von $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ und ein $u \in BV(U)$, sodass $u_{n_k} \rightarrow u$ in $L^1(U)$ für $k \rightarrow \infty$.*

Damit können wir nun das folgende Theorem beweisen.

Theorem 2.16. *Sei $(u_n)_{n \in \mathbb{N}} \subset BV(U)$ eine beschränkte Folge. Dann existiert eine Teilfolge $(u_{n_k})_{k \in \mathbb{N}}$ und ein $u \in BV(U)$, sodass $u_{n_k} \rightharpoonup u$ in $BV(U)$ für $k \rightarrow \infty$.*

Beweis. Nach Theorem 2.15 besitzt $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ eine Teilfolge $(u_{n_k})_{k \in \mathbb{N}}$, die in $L^1(U)$ gegen ein $u \in BV(U)$ konvergiert. Diese Teilfolge ist nach Voraussetzung beschränkt in $BV(U)$, woraus nach Definition der Norm $\|\cdot\|_{BV(U)}$ insbesondere folgt, dass $\sup_{k \in \mathbb{N}} |u_{n_k}|_{BV(U)} < \infty$. Somit ist Theorem 2.14 anwendbar und impliziert die schwache Konvergenz von $(u_{n_k})_{k \in \mathbb{N}}$ in $BV(U)$ gegen $u \in BV(U)$. \square

3 Das kontinuierliche Problem

In diesem Kapitel wollen wir für einen Parameter $\alpha \in \mathbb{R}_+$ und eine Funktion $f \in L^2(\Omega)$ folgendes Minimierungsproblem untersuchen.

Problem 3.1. Finde $u \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$, sodass u das Funktional

$$E(v) := \frac{\alpha}{2} \|v\|^2 + |v|_{\text{BV}(\Omega)} + \|v\|_{L^1(\partial\Omega)} - \int_{\Omega} fv \, dx \quad (3.1)$$

unter allen $v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ minimiert.

Dabei ist der Term $\|v\|_{L^1(\partial\Omega)}$ wohldefiniert, da nach [ABM14, S. 400, Theorem 10.2.1] eine lineare, stetige Abbildung $T : \text{BV}(\Omega) \rightarrow L^1(\partial\Omega)$ existiert mit $T(v) = v|_{\partial\Omega}$ für alle $v \in \text{BV}(\Omega) \cap C(\overline{\Omega})$. Wie in Kapitel 1 beschrieben, hat Problem 3.1 für homogene Randdaten die gleichen Minimierer wie das ROF-Modellproblem mit Eingangssignal $g \in L^2(\Omega)$, falls $f = \alpha g$.

Bemerkung 3.2. Für $d \in \{2, 3\}$ und ein beschränktes Lipschitz-Gebiet $U \subset \mathbb{R}^d$ ist nach [Bar15b, S. 302, Remark 10.5 (i)] die Einbettung $\text{BV}(U) \hookrightarrow L^p(U)$ stetig, wenn $1 \leq p \leq d/(d-1)$. Damit ist $\text{BV}(\Omega)$ für das polygonal berandete Lipschitz-Gebiet $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ Teilmenge von $L^2(\Omega)$ und die Lösung von Problem 3.1 kann in $\text{BV}(\Omega)$ gesucht werden. Wir vernachlässigen diese Vereinfachung und erreichen dadurch, dass alle Aussagen im nachfolgenden Abschnitt auch gelten, falls $\Omega \subset \mathbb{R}^d$ mit $d \in \mathbb{N}$ ein beschränktes Lipschitz-Gebiet ist.

In den folgenden Abschnitten zeigen wir, dass Problem 3.1 eine eindeutige Lösung $u \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ besitzt. Außerdem beschreiben wir, wie f für eine gegebene Lösung u konstruiert werden kann und welche Eigenschaften u dafür erfüllen muss.

3.1 Existenz eines eindeutigen Minimierers

Nach Bemerkung 3.2 kann in diesem Abschnitt $\Omega \subset \mathbb{R}^d$ für $d \in \mathbb{N}$ ein beliebiges beschränktes Lipschitz-Gebiet sein. Zunächst zeigen wir, dass Problem 3.1 eine Lösung besitzt. Dafür benötigen wir die folgende Formulierung der Youngschen Ungleichung.

Lemma 3.3 (Youngsche Ungleichung). *Seien $a, b \in \mathbb{R}$ und $\varepsilon \in \mathbb{R}_+$ beliebig. Dann gilt*

$$ab \leq \frac{1}{\varepsilon} a^2 + \frac{\varepsilon}{4} b^2.$$

Außerdem wird die folgende Aussage benötigt, die direkt aus [EG92, S. 183, Theorem 1] folgt, da $0 \in \text{BV}(\mathbb{R}^d \setminus \overline{\Omega})$ mit $|0|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d \setminus \overline{\Omega})} = 0$ und $0|_{\partial\Omega} = 0$.

Lemma 3.4. *Sei $v \in \text{BV}(\Omega)$. Definiere die Fortsetzung \tilde{v} von v für alle $x \in \mathbb{R}^d$ durch*

$$\tilde{v}(x) := \begin{cases} v(x), & \text{falls } x \in \Omega, \\ 0, & \text{falls } x \in \mathbb{R}^d \setminus \overline{\Omega}. \end{cases}$$

Dann gilt $\tilde{v} \in \text{BV}(\mathbb{R}^d)$ und $|\tilde{v}|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d)} = |v|_{\text{BV}(\Omega)} + \|v\|_{L^1(\partial\Omega)}$.

Theorem 3.5 (Existenz einer Lösung). *Problem 3.1 besitzt eine Lösung $u \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$.*

Beweis. Die Beweisidee ist die Anwendung der direkten Methode der Variationsrechnung (cf. [Dac89]) unter Nutzung der in Abschnitt 2.5 aufgeführten Eigenschaften der schwachen Konvergenz in $\text{BV}(\Omega)$.

Für alle $v \in L^2(\Omega)$ gilt mit der Hölderschen Ungleichung und der Youngschen Ungleichung aus Lemma 3.3, dass

$$\int_{\Omega} fv \, dx \leq \|f\| \|v\| \leq \frac{1}{\alpha} \|f\|^2 + \frac{\alpha}{4} \|v\|^2. \quad (3.2)$$

Die Höldersche Ungleichung impliziert außerdem für alle $v \in L^2(\Omega) \subseteq L^1(\Omega)$, dass

$$\|v\|_{L^1(\Omega)} = \|1 \cdot v\|_{L^1(\Omega)} \leq \|1\| \|v\| = \sqrt{|\Omega|} \|v\|. \quad (3.3)$$

Für das Funktional E aus (3.1) folgt dann mit den Ungleichungen (3.2) und (3.3) für alle $v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$, dass

$$\begin{aligned} E(v) &\geq \frac{\alpha}{4} \|v\|^2 + |v|_{\text{BV}(\Omega)} + \|v\|_{L^1(\partial\Omega)} - \frac{1}{\alpha} \|f\|^2 \\ &\geq \frac{\alpha}{4|\Omega|} \|v\|_{L^1(\Omega)}^2 + |v|_{\text{BV}(\Omega)} + \|v\|_{L^1(\partial\Omega)} - \frac{1}{\alpha} \|f\|^2 \geq -\frac{1}{\alpha} \|f\|^2. \end{aligned} \quad (3.4)$$

Somit ist E nach unten beschränkt, was die Existenz einer infimierenden Folge $(u_n)_{n \in \mathbb{N}} \subset \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ von E impliziert, das heißt, $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ erfüllt

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(u_n) = \inf_{v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)} E(v).$$

Ungleichung (3.4) impliziert außerdem, dass $E(u_n) \rightarrow \infty$ für $n \rightarrow \infty$, falls $|u_n|_{\text{BV}(\Omega)} \rightarrow \infty$ oder $\|u_n\|_{L^1(\Omega)} \rightarrow \infty$ für $n \rightarrow \infty$. Daraus folgt insbesondere, dass $E(u_n) \rightarrow \infty$ für $n \rightarrow \infty$, falls $\|u_n\|_{\text{BV}(\Omega)} \rightarrow \infty$ für $n \rightarrow \infty$. Deshalb muss die Folge $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ beschränkt in $\text{BV}(\Omega)$ sein. Nun garantiert Theorem 2.16 die Existenz einer in $\text{BV}(\Omega)$ schwach konvergenten Teilfolge $(u_{n_k})_{k \in \mathbb{N}}$ von $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ mit schwachem Grenzwert $u \in \text{BV}(\Omega)$. Ohne Beschränkung der Allgemeinheit sei $(u_{n_k})_{k \in \mathbb{N}} = (u_n)_{n \in \mathbb{N}}$. Aus der schwachen Konvergenz von $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ in $\text{BV}(\Omega)$ gegen u folgt nach Definition, dass $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ stark, und damit insbesondere auch schwach, in $L^1(\Omega)$ gegen u konvergiert.

Weiterhin folgt aus (3.4), dass $E(v) \rightarrow \infty$ für $\|v\| \rightarrow \infty$. Somit muss $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ auch beschränkt sein bezüglich der Norm $\|\cdot\|$ und besitzt deshalb, wegen der Reflexivität von $L^2(\Omega)$, eine Teilfolge (ohne Beschränkung der Allgemeinheit weiterhin bezeichnet mit $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$), die in $L^2(\Omega)$ schwach gegen einen Grenzwert $\bar{u} \in L^2(\Omega)$ konvergiert. Damit gilt für alle $w \in L^2(\Omega) \cong L^2(\Omega)^*$ und, da $L^\infty(\Omega) \subseteq L^2(\Omega)$, insbesondere auch für alle $w \in L^\infty(\Omega) \cong L^1(\Omega)^*$, dass

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \int_{\Omega} u_n w \, dx = \int_{\Omega} \bar{u} w \, dx.$$

Das bedeutet, dass $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ auch schwach in $L^1(\Omega)$ gegen $\bar{u} \in L^2(\Omega) \subseteq L^1(\Omega)$ konvergiert. Da schwache Grenzwerte eindeutig bestimmt sind, gilt insgesamt $u = \bar{u} \in L^2(\Omega)$, das heißt, $u \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$. Nun definieren wir für alle $n \in \mathbb{N}$ und für alle $x \in \mathbb{R}^d$ die Fortsetzungen

$$\tilde{u}_n(x) := \begin{cases} u_n(x), & \text{falls } x \in \Omega, \\ 0, & \text{falls } x \in \mathbb{R}^d \setminus \overline{\Omega} \end{cases} \quad \text{und} \quad \tilde{u}(x) := \begin{cases} u(x), & \text{falls } x \in \Omega, \\ 0, & \text{falls } x \in \mathbb{R}^d \setminus \overline{\Omega}. \end{cases}$$

3 Das kontinuierliche Problem

Dann gilt nach Lemma 3.4 sowohl

$$\begin{aligned}\tilde{u}_n &\in \text{BV}(\mathbb{R}^d) \quad \text{und} \quad |\tilde{u}_n|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d)} = |u_n|_{\text{BV}(\Omega)} + \|u_n\|_{L^1(\partial\Omega)} \quad \text{für alle } n \in \mathbb{N} \text{ als auch} \\ \tilde{u} &\in \text{BV}(\mathbb{R}^d) \quad \text{und} \quad |\tilde{u}|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d)} = |u|_{\text{BV}(\Omega)} + \|u\|_{L^1(\partial\Omega)}.\end{aligned}$$

Da $(u_n)_{n \in \mathbb{N}}$ infimierende Folge von E ist, muss die Folge

$$\left(|\tilde{u}_n|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d)}\right)_{n \in \mathbb{N}} = \left(|u_n|_{\text{BV}(\Omega)} + \|u_n\|_{L^1(\partial\Omega)}\right)_{n \in \mathbb{N}}$$

beschränkt sein. Außerdem folgt aus den Definitionen von \tilde{u} und \tilde{u}_n für alle $n \in \mathbb{N}$ und der bereits bekannten Eigenschaft $u_n \rightarrow u$ in $L^1(\Omega)$ für $n \rightarrow \infty$, dass

$$\|\tilde{u}_n - \tilde{u}\|_{L^1(\mathbb{R}^d)} = \int_{\mathbb{R}^d} |\tilde{u}_n - \tilde{u}| \, dx = \int_{\Omega} |u_n - u| \, dx = \|u_n - u\|_{L^1(\Omega)} \rightarrow 0 \quad \text{für } n \rightarrow \infty,$$

das heißt, $\tilde{u}_n \rightarrow \tilde{u}$ in $L^1(\mathbb{R}^d)$ für $n \rightarrow \infty$. Insgesamt ist also $(\tilde{u}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ eine Folge in $\text{BV}(\mathbb{R}^d)$, die in $L^1(\mathbb{R}^d)$ gegen $\tilde{u} \in \text{BV}(\mathbb{R}^d) \subseteq L^1(\mathbb{R}^d)$ konvergiert und $\sup_{n \in \mathbb{N}} |\tilde{u}_n|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d)} < \infty$ erfüllt. Somit folgt mit Theorem 2.14

$$\begin{aligned}|u|_{\text{BV}(\Omega)} + \|u\|_{L^1(\partial\Omega)} &= |\tilde{u}|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d)} \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} |\tilde{u}_n|_{\text{BV}(\mathbb{R}^d)} \\ &= \liminf_{n \rightarrow \infty} (|u_n|_{\text{BV}(\Omega)} + \|u_n\|_{L^1(\partial\Omega)}).\end{aligned}\tag{3.5}$$

Die Funktionen $\|\cdot\|^2$ und $-\int_{\Omega} f \cdot \, dx$ sind auf $L^2(\Omega)$ stetig und konvex, was impliziert, dass sie schwach unterhalbstetig auf $L^2(\Omega)$ sind. Da wir bereits wissen, dass $u_n \rightarrow u$ in $L^2(\Omega)$ für $n \rightarrow \infty$, folgt

$$\frac{\alpha}{2} \|u\|^2 - \int_{\Omega} f u \, dx \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{\alpha}{2} \|u_n\|^2 - \int_{\Omega} f u_n \, dx \right).$$

Damit und mit Ungleichung (3.5) gilt insgesamt

$$\inf_{v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)} E(v) \leq E(u) \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} E(u_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} E(u_n) = \inf_{v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)} E(v),$$

das heißt, $\min_{v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)} E(v) = E(u)$. \square

Nachdem wir nun gezeigt haben, dass eine Lösung von Problem 3.1 existiert, können wir aus dem folgenden Theorem unmittelbar die Eindeutigkeit dieser Lösung folgern.

Theorem 3.6 (Stabilität). *Seien $u_1, u_2 \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ die Lösungen von Problem 3.1 mit $f_1, f_2 \in L^2(\Omega)$ anstelle von f , das heißt, für $\ell \in \{1, 2\}$ minimiere u_ℓ das Funktional*

$$E_\ell(v) := \frac{\alpha}{2} \|v\|^2 + |v|_{\text{BV}(\Omega)} + \|v\|_{L^1(\partial\Omega)} - \int_{\Omega} f_\ell v \, dx$$

unter allen $v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$. Dann gilt

$$\|u_1 - u_2\| \leq \frac{1}{\alpha} \|f_1 - f_2\|.$$

Beweis. Wir folgen der Argumentation im Beweis von [Bar15b, S. 304, Theorem 10.6].

Zunächst definieren wir die Funktionale $F : L^2(\Omega) \rightarrow [0, \infty]$ und $G_\ell : L^2(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$, $\ell \in \{1, 2\}$, für alle $v \in L^2(\Omega)$ durch

$$F(v) := \begin{cases} |v|_{\text{BV}(\Omega)} + \|v\|_{L^1(\partial\Omega)}, & \text{falls } v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega), \\ \infty, & \text{falls } v \in L^2(\Omega) \setminus \text{BV}(\Omega) \end{cases} \quad \text{und}$$

$$G_\ell(v) := \frac{\alpha}{2} \|v\|^2 - \int_{\Omega} f_\ell v \, dx.$$

3.1 Existenz eines eindeutigen Minimierers

Damit gilt für $\ell \in \{1, 2\}$ und alle $v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$, dass $E_\ell(v) = F(v) + G_\ell(v)$. Für $\ell \in \{1, 2\}$ ist G_ℓ Fréchet-differenzierbar und die Fréchet-Ableitung $G'_\ell(v) : L^2(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$ von G_ℓ an der Stelle $v \in L^2(\Omega)$ ist für alle $w \in L^2(\Omega)$ gegeben durch

$$dG_\ell(v; w) = \alpha(v, w) - \int_{\Omega} f_\ell w \, dx = (\alpha v - f_\ell, w).$$

Das Funktional F ist konvex, unterhalbstetig und es gilt $F \not\equiv \infty$. Deshalb ist nach Theorem 2.10 das Subdifferential $\partial F(\bullet)$ von F monoton. Damit gilt für alle $\mu_\ell \in \partial F(u_\ell)$, $\ell \in \{1, 2\}$, dass

$$(\mu_1 - \mu_2, u_1 - u_2) \geq 0. \quad (3.6)$$

Für $\ell \in \{1, 2\}$ gilt, dass E_ℓ konvex ist und von u_ℓ in $\text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ minimiert wird. Außerdem gilt $E_\ell \not\equiv \infty$ und G_ℓ ist stetig. Somit gilt nach den Theoremen 2.7 – 2.9, dass

$$0 \in \partial E_\ell(u_\ell) = \partial F(u_\ell) + \partial G_\ell(u_\ell) = \partial F(u_\ell) + \{G'_\ell(u_\ell)\}.$$

Daraus folgt $-G'_\ell(u_\ell) \in \partial F(u_\ell)$. Zusammen mit Ungleichung (3.6) impliziert das

$$(-(\alpha u_1 - f_1) - (-(\alpha u_2 - f_2)), u_1 - u_2) \geq 0.$$

Durch Umformen und Anwenden der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung erhalten wir

$$\alpha \|u_1 - u_2\|^2 \leq (f_1 - f_2, u_1 - u_2) \leq \|f_1 - f_2\| \|u_1 - u_2\|.$$

Falls $\|u_1 - u_2\| = 0$, gilt die zu zeigende Aussage. Ansonsten führt die Division durch $\alpha \|u_1 - u_2\| \neq 0$ den Beweis zum Abschluss. \square

Zum Ende dieses Abschnitts beweisen wir, dass der Abstand einer Funktion zu einem Minimierer des Funktionals E durch die Differenz der Werte des Funktionals kontrolliert wird. Auch aus diesem Theorem folgt die Eindeutigkeit der nach Theorem 3.5 existierenden Lösung von Problem 3.1.

Theorem 3.7. *Sei $u \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ Lösung von Problem 3.1. Dann gilt*

$$\frac{\alpha}{2} \|u - v\|^2 \leq E(v) - E(u) \quad \text{für alle } v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega).$$

Beweis. Wir folgen der Argumentation im Beweis von [Bar15b, S. 309, Lemma 10.2].

Wir betrachten die konvexen Funktionale $F : L^2(\Omega) \rightarrow [0, \infty]$ und $G : L^2(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$, wobei F wie im Beweis von Theorem 3.6 definiert ist und G für alle $v \in L^2(\Omega)$ gegeben ist durch

$$G(v) := \frac{\alpha}{2} \|v\|^2 - \int_{\Omega} fv \, dx.$$

Es gilt $E(v) = F(v) + G(v)$ für alle $v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$. Die Fréchet-Ableitung $G'(u) : L^2(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$ von G an der Stelle $u \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ ist für alle $v \in L^2(\Omega)$ gegeben durch

$$dG(u; v) = \alpha(u, v) - \int_{\Omega} fv \, dx = (\alpha u - f, v).$$

Das impliziert mit wenigen Rechenschritten

$$dG(u; v - u) + \frac{\alpha}{2} \|u - v\|^2 + G(u) = G(v) \quad \text{für alle } v \in L^2(\Omega). \quad (3.7)$$

3 Das kontinuierliche Problem

Da u der Minimierer von E ist, erhalten wir mit den Theoremen 2.7 – 2.9 die Aussage

$$0 \in \partial E(u) = \partial F(u) + \{G'(u)\},$$

woraus folgt $-G'(u) \in \partial F(u)$. Das ist nach Definition 2.6 äquivalent zu

$$-dG(u; v - u) \leq F(v) - F(u) \quad \text{für alle } v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega).$$

Für alle $v \in \text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ folgt daraus, zusammen mit Gleichung (3.7), dass

$$\frac{\alpha}{2} \|u - v\|^2 + G(u) - G(v) + F(u) = -dG(u; v - u) + F(u) \leq F(v).$$

Da $E = F + G$ auf $\text{BV}(\Omega) \cap L^2(\Omega)$, impliziert das die zu zeigende Aussage. \square

3.2 Konstruktion eines Eingangssignals zu einer gegebenen Lösung

Für die numerische Untersuchung der primalen-dualen Iteration aus Kapitel 5 ist es sinnvoll, Eingangssignale f für Problem 3.1 gegeben zu haben, für die der entsprechende gesuchte Minimierer bekannt ist. Die folgende Konstruktion solcher Signale basiert auf einer Aussage von Professor Carstensen.

Sei $u : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ gegeben als Funktion in Polarkoordinaten. Dabei beschränken wir uns auf vom Polarwinkel unabhängige Funktionen, das heißt, für alle $x \in \Omega$ gelte $u(x) := u_P(|x|)$ für $u_P : [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$. Weiterhin fordern wir $u_P(r) = 0$ für $r \geq 1$ und die Existenz der partiellen Ableitung $\partial_r u_P$ fast überall in $[0, \infty)$. Außerdem existiere fast überall in $[0, \infty)$ die partielle Ableitung des für $r \in [0, \infty)$ mithilfe einer Funktion $q : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ definierten Ausdrucks

$$\operatorname{sgn}(\partial_r u_P(r)) := \begin{cases} -1 & \text{für } \partial_r u_P(r) < 0, \\ q(r) & \text{für } \partial_r u_P(r) = 0, \\ 1 & \text{für } \partial_r u_P(r) > 0. \end{cases}$$

Des Weiteren fordern wir $\operatorname{sgn}(\partial_r u_P(r))/r \rightarrow 0$ für $r \rightarrow 0$, damit f_P in der folgenden Definition stetig in 0 fortgesetzt werden kann. Sei $f_P : [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ mit α aus Problem 3.1 gegeben durch

$$f_P(r) := \alpha u_P(r) - \partial_r(\operatorname{sgn}(\partial_r u_P(r))) - \frac{\operatorname{sgn}(\partial_r u_P(r))}{r} \quad \text{für alle } r \in [0, \infty). \quad (3.8)$$

Dann ist u Lösung von Problem 3.1, wenn das Eingangssignal auf $\Omega \supseteq \{w \in \mathbb{R}^2 \mid |w| \leq 1\}$ für fast alle $x \in \Omega$ gegeben ist durch $f(x) := f_P(|x|)$.

Für die Experimente in Kapitel 7 wollen wir die garantierte untere Energieschranke aus Theorem 4.9 berechnen können. Da dieses Theorem für das Eingangssignal voraussetzt, dass $f \in H_0^1(\Omega)$, müssen wir noch die folgenden Bedingungen an u_P formulieren. Hinreichend für $f \in H_0^1(\Omega)$ ist nach Gleichung (3.8), dass u_P , $\partial_r(\operatorname{sgn}(\partial_r u_P))$ und $\operatorname{sgn}(\partial_r u_P)$ stetig sind und

$$u_P(1) = \partial_r(\operatorname{sgn}(\partial_r u_P(1))) = \operatorname{sgn}(\partial_r u_P(1)) = 0.$$

Mit diesen Einschränkung gilt insbesondere $u \in H_0^1(\Omega)$, weshalb die exakte Energie $E(u)$ nach Bemerkung 2.12 berechnet werden kann durch

$$E(u) = \frac{\alpha}{2} \|u\|^2 + \|u\|_{W^{1,1}(\Omega)} - \int f u \, dx.$$

3.2 Konstruktion eines Eingangssignals zu einer gegebenen Lösung

Um also $E(u)$ berechnen zu können, wird der schwache Gradient ∇u von u benötigt und um die gesuchte untere Energieschranke $E_{\text{GLEB}, \mathcal{T}}$ aus Gleichung (4.12) zu berechnen, wird der schwache Gradient ∇f von f benötigt. Deshalb betrachten wir an dieser Stelle noch kurz die benötigten Zusammenhänge zwischen den partiellen Ableitungen in kartesischen Koordinaten und in Polarkoordinaten für eine hinreichend glatte Funktion $g_P : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$. Für $x_1, x_2 \in \mathbb{R}$ sei

$$\text{atan2}(x_2, x_1) := \begin{cases} \arctan\left(\frac{x_2}{x_1}\right), & \text{wenn } x_1 > 0, \\ \arctan\left(\frac{x_2}{x_1}\right) + \pi, & \text{wenn } x_1 < 0, x_2 \geq 0, \\ \arctan\left(\frac{x_2}{x_1}\right) - \pi, & \text{wenn } x_1 < 0, x_2 < 0, \\ \frac{\pi}{2}, & \text{wenn } x_1 = 0, x_2 > 0, \\ -\frac{\pi}{2}, & \text{wenn } x_1 = 0, x_2 < 0, \\ \text{undefiniert,} & \text{wenn } x_1 = x_2 = 0. \end{cases}$$

Ein Argument $x = (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$ von g_P kann dann in Polarkoordinaten charakterisiert werden durch die Länge $r = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$ und den Winkel $\varphi = \text{atan2}(x_2, x_1)$. Mit dieser Notation gelten für die partiellen Ableitungen die Zusammenhänge

$$\partial_{x_1} = \cos(\varphi)\partial_r - \frac{1}{r}\sin(\varphi)\partial_\varphi \quad \text{und} \quad \partial_{x_2} = \sin(\varphi)\partial_r - \frac{1}{r}\cos(\varphi)\partial_\varphi.$$

Ist nun g_P vom Winkel φ unabhängig, so erhalten wir

$$\nabla g_P = \begin{pmatrix} \cos(\varphi) \\ \sin(\varphi) \end{pmatrix} \partial_r g_P. \quad (3.9)$$

Unter Beachtung der trigonometrischen Zusammenhänge

$$\sin(\arctan(y)) = \frac{y}{\sqrt{1+y^2}} \quad \text{und} \quad \cos(\arctan(y)) = \frac{1}{\sqrt{1+y^2}}$$

für alle $y \in \mathbb{R}$ gilt

$$\begin{pmatrix} \cos(\varphi) \\ \sin(\varphi) \end{pmatrix} = \frac{1}{r} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}.$$

Aus Gleichung (3.9) folgt damit

$$\nabla g_P = \frac{\partial_r g_P}{r} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}.$$

Zum Bestimmen des Gradienten in kartesischen Koordinaten einer in Polarkoordinaten gegebenen Funktion g_P , die vom Polarwinkel unabhängig ist, muss also lediglich die partielle Ableitung $\partial_r g_P$ berechnet werden. Konkrete Beispiele formulieren wir in Kapitel 7.

4 Das diskrete Problem

4.1 Formulierung

Bevor wir Problem 3.1 diskretisieren, merken wir an, dass $\text{CR}^1(\mathcal{T}) \subset \text{BV}(\Omega)$, da

$$|v_{\text{CR}}|_{\text{BV}(\Omega)} = \|\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}\|_{L^1(\Omega)} + \sum_{F \in \mathcal{E}(\Omega)} \|[v_{\text{CR}}]_F\|_{L^1(F)} \quad \text{für alle } v_{\text{CR}} \in \text{CR}^1(\mathcal{T}).$$

Dies wird für $|\mathcal{T}| = 2$ zum Beispiel von [ABM14, S. 404, Example 10.2.1; Bar15b, S. 301, Proposition 10.1] impliziert und kann analog für beliebige reguläre Triangulierungen von Ω bewiesen werden. Damit gilt für alle $v_{\text{CR}} \in \text{CR}^1(\mathcal{T})$ insbesondere

$$|v_{\text{CR}}|_{\text{BV}(\Omega)} + \|v_{\text{CR}}\|_{L^1(\partial\Omega)} = \|\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}\|_{L^1(\Omega)} + \sum_{F \in \mathcal{E}} \|[v_{\text{CR}}]_F\|_{L^1(F)}.$$

Um eine nichtkonforme Formulierung von Problem 3.1 zu erhalten, ersetzen wir die Terme $|\cdot|_{\text{BV}(\Omega)} + \|\cdot\|_{L^1(\partial\Omega)}$ des Funktionals E durch $\|\nabla_{\text{NC}} \cdot\|_{L^1(\Omega)}$, das heißt, wir vernachlässigen bei der nichtkonformen Formulierung die Terme $\sum_{F \in \mathcal{E}} \|[\cdot]_F\|_{L^1(F)}$. Somit erhalten wir das folgende Minimierungsproblem für den Parameter $\alpha \in \mathbb{R}_+$ und das Eingangssignal $f \in L^2(\Omega)$.

Problem 4.1. Finde $u_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$, sodass u_{CR} das Funktional

$$E_{\text{NC}}(v_{\text{CR}}) := \frac{\alpha}{2} \|v_{\text{CR}}\|^2 + \|\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}\|_{L^1(\Omega)} - \int_{\Omega} f v_{\text{CR}} \, dx \quad (4.1)$$

unter allen $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ minimiert.

4.2 Charakterisierung und Existenz eines eindeutigen Minimierers

In diesem Abschnitt führen wir die Argumente in [Bar15b, S. 313], angepasst für unsere Formulierung in Problem 4.1, detailliert aus. Zunächst zeigen wir, dass Problem 4.1 eine eindeutige Lösung besitzt. Dafür benötigen wir folgendes Lemma.

Lemma 4.2. Das Funktional E_{NC} aus Gleichung (4.1) ist stetig bezüglich der Konvergenz in $L^2(\Omega)$.

Beweis. Die Folge $(v_n)_{n \in \mathbb{N}} \subset \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ konvergiere gegen $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ bezüglich der Norm $\|\cdot\|$. Damit ist $(v_n)_{n \in \mathbb{N}}$ insbesondere beschränkt in $L^2(\Omega)$ und es gilt mit einer binomischen Formel und der umgekehrten Dreiecksungleichung, dass

$$\begin{aligned} |\|v_{\text{CR}}\|^2 - \|v_n\|^2| &= \||v_{\text{CR}}| - \|v_n\|\| \||v_{\text{CR}}| + \|v_n\| \\ &\leq \|v_{\text{CR}} - v_n\| (\|v_{\text{CR}}\| + \|v_n\|) \rightarrow 0 \quad \text{für } n \rightarrow \infty. \end{aligned}$$

Außerdem gilt mit der Hölderschen Ungleichung

$$\left| \int_{\Omega} f(v_{\text{CR}} - v_n) \, dx \right| \leq \|f\| \|v_{\text{CR}} - v_n\| \rightarrow 0 \quad \text{für } n \rightarrow \infty.$$

4.2 Charakterisierung und Existenz eines eindeutigen Minimierers

Schließlich gilt für alle $n \in \mathbb{N}$ und alle $T \in \mathcal{T}$ mit der inversen Ungleichung (cf. [Bar15b, S. 53, Lemma 3.5]) mit Konstante $c_T \in \mathbb{R}_+$ und der Hölderschen Ungleichung, dass

$$\|\nabla_{NC}(v_{CR} - v_n)\|_{L^1(T)} \leq c_T h_T^{-1} \|v_{CR} - v_n\|_{L^1(T)} \leq c_T h_T^{-1} \sqrt{|T|} \|v_{CR} - v_n\|_{L^2(T)}.$$

Damit folgt zusammen mit der umgekehrten Dreiecksungleichung

$$\begin{aligned} |\|\nabla_{NC}v_{CR}\|_{L^1(\Omega)} - \|\nabla_{NC}v_n\|_{L^1(\Omega)}| &\leq \|\nabla_{NC}(v_{CR} - v_n)\|_{L^1(\Omega)} \\ &= \sum_{T \in \mathcal{T}} \|\nabla_{NC}(v_{CR} - v_n)\|_{L^1(T)} \\ &\leq \max_{T \in \mathcal{T}} (c_T h_T^{-1} \sqrt{|T|}) \sum_{T \in \mathcal{T}} \|v_{CR} - v_n\|_{L^2(T)} \\ &= \max_{T \in \mathcal{T}} (c_T h_T^{-1} \sqrt{|T|}) \|v_{CR} - v_n\| \rightarrow 0 \quad \text{für } n \rightarrow \infty. \end{aligned}$$

Somit ist E_{NC} Summe von drei Termen, die bezüglich der Norm $\|\cdot\|$ folgenstetig sind, und deshalb stetig bezüglich der Konvergenz in $L^2(\Omega)$. \square

Theorem 4.3. *Es existiert eine eindeutige Lösung $u_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$ von Problem 4.1.*

Beweis. Mit analogen Abschätzungen wie in (3.4) erhalten wir für das Funktional E_{NC} aus Problem 4.1 für alle $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T}) \subset L^2(\Omega)$ die Ungleichung

$$E_{NC}(v_{CR}) \geq \frac{\alpha}{4} \|v_{CR}\|^2 + \|\nabla_{NC}v_{CR}\|_{L^1(\Omega)} - \frac{1}{\alpha} \|f\|^2 \geq -\frac{1}{\alpha} \|f\|^2. \quad (4.2)$$

Somit ist E_{NC} nach unten beschränkt und es existiert eine infimierende Folge $(v_n)_{n \in \mathbb{N}} \subset CR_0^1(\mathcal{T})$ von E_{NC} . Ungleichung (4.2) impliziert weiterhin, dass diese Folge beschränkt bezüglich der Norm $\|\cdot\|$ sein muss. Der endlichdimensionale Raum $CR_0^1(\mathcal{T})$ ist, ausgestattet mit der Norm $\|\cdot\|$, ein Banachraum und damit reflexiv. Demnach existiert eine in $CR_0^1(\mathcal{T})$ schwach konvergente Teilfolge von $(v_n)_{n \in \mathbb{N}}$. Da $CR_0^1(\mathcal{T})$ endlichdimensional ist, konvergiert diese sogar stark in $L^2(\Omega)$. Weil $CR_0^1(\mathcal{T})$ ein Banachraum und damit abgeschlossen bezüglich der Konvergenz in $\|\cdot\|$ ist, gilt für den Grenzwert u_{CR} dieser Teilfolge, dass $u_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$. Nach Lemma 4.2 ist E_{NC} stetig bezüglich der Konvergenz in $L^2(\Omega)$, was impliziert, dass u_{CR} Minimierer von E_{NC} in $CR_0^1(\mathcal{T})$ sein muss. Dieser Minimierer u_{CR} ist eindeutig, da E_{NC} strikt konvex ist. \square

Als Nächstes wollen wir äquivalente Charakterisierungen der eindeutigen Lösung von Problem 4.1 beweisen, die von Professor Carstensen formuliert wurden. Dazu leiten wir zunächst ein zu Problem 4.1 äquivalentes Minimaxproblem nach [Roc70, Section 36] her. Wir betrachten die konvexe Menge

$$K := \{\Lambda \in L^\infty(\Omega; \mathbb{R}^2) \mid |\Lambda(\bullet)| \leq 1 \text{ fast überall in } \Omega\}$$

und das dazugehörige Indikatorfunktional $I_K : L^\infty(\Omega; \mathbb{R}^2) \rightarrow \mathbb{R} \cup \{\infty\}$, das für $\Lambda \in L^\infty(\Omega; \mathbb{R}^2)$ gegeben ist durch

$$I_K(\Lambda) := \begin{cases} \infty, & \text{falls } \Lambda \notin K, \\ 0, & \text{falls } \Lambda \in K. \end{cases}$$

Aufgrund der Konvexität von K ist I_K konvex. Für $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$ und $\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \subset L^\infty(\Omega; \mathbb{R}^2)$ können wir damit die Sattelfunktion $L : CR_0^1(\mathcal{T}) \times P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \rightarrow [-\infty, \infty)$ nach [Roc70, Section 33] definieren durch

$$L(v_{CR}, \Lambda_0) := \int_{\Omega} \Lambda_0 \cdot \nabla_{NC}v_{CR} \, dx + \frac{\alpha}{2} \|v_{CR}\|^2 - \int_{\Omega} f v_{CR} \, dx - I_K(\Lambda_0). \quad (4.3)$$

4 Das diskrete Problem

Nun wählen wir $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ beliebig. Mit der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung gilt für alle $\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K$, dass

$$\int_{\Omega} \Lambda_0 \cdot \nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}} \, dx \leq \int_{\Omega} |\Lambda_0| |\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}| \, dx \leq \|\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}\|_{L^1(\Omega)}.$$

Daraus folgt

$$\sup_{\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K} L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0) \leq E_{\text{NC}}(v_{\text{CR}}). \quad (4.4)$$

Weiterhin gilt, wenn wir $\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K$ mit der Signumfunktion aus Gleichung (2.1) elementweise auf allen $T \in \mathcal{T}$ definieren durch $\Lambda_0(x) \in \text{sign}(\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}(x))$ für alle $x \in \text{int}(T)$, dass $L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0) = E_{\text{NC}}(v_{\text{CR}})$ und deshalb auch

$$E_{\text{NC}}(v_{\text{CR}}) \leq \sup_{\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K} L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0). \quad (4.5)$$

Außerdem ist $L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0) > -\infty$ genau dann, wenn $\Lambda_0 \in K$. Damit folgt aus den Ungleichungen (4.4) und (4.5) insgesamt

$$E_{\text{NC}}(v_{\text{CR}}) = \sup_{\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K} L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0) = \sup_{\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)} L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0).$$

Wenn also das folgende Minimaxproblem 4.4 eine Lösung $(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ hat, dann löst die Funktion \tilde{u}_{CR} Problem 4.1.

Problem 4.4. Finde $(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$, sodass

$$L(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) = \inf_{v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})} \sup_{\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)} L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0).$$

Lemma 4.5. Es existiert eine Lösung $(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times (P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K)$ von Problem 4.4.

Beweis. Die Sattelfunktion L aus Gleichung (4.3) ist, wenn ihre zweite Komponente in $P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K$ fixiert ist, in ihrer ersten Komponente eine konvexe, unterhalbstetige, auf $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ reellwertige Funktion und in ihrer zweiten Komponente eine konkave, oberhalbstetige, auf $P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K$ reellwertige Funktion. Somit ist L in beiden Komponenten abgeschlossen nach [Roc70, S. 52, 308]. Insgesamt ist L damit eine konvex-konkave, propere und abgeschlossene Funktion nach [Roc70, S. 349, 362 f.], deren effektiver Definitionsbereich nach [Roc70, S. 362] die Menge $\text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times (P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K)$ ist. Unter Beachtung der Isomorphie von $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ zu $\mathbb{R}^{|\mathcal{E}(\Omega)|}$ und der Isomorphie von $P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ zu $\mathbb{R}^{2|\mathcal{T}|}$, folgt aus [Roc70, S. 397, Theorem 37.6] die Existenz eines Sattelpunkts $(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times (P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K)$ von L nach [Roc70, S. 380]. Für diesen impliziert [Roc70, S. 380, Lemma 36.2], dass

$$\sup_{\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)} \inf_{v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})} L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0) = L(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) = \inf_{v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})} \sup_{\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)} L(v_{\text{CR}}, \Lambda_0).$$

Somit löst $(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times (P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K)$ Problem 4.4. \square

Nachdem diese Vorbereitungen abgeschlossen sind, können wir nun folgendes Theorem beweisen.

Theorem 4.6. Für eine Funktion $\tilde{u}_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ sind die folgenden drei Aussagen äquivalent.

4.2 Charakterisierung und Existenz eines eindeutigen Minimierers

(i) Problem 4.1 wird von \tilde{u}_{CR} gelöst.

(ii) Es existiert ein $\bar{\Lambda}_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ mit $|\bar{\Lambda}_0(\bullet)| \leq 1$ fast überall in Ω , sodass

$$\bar{\Lambda}_0(\bullet) \cdot \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}(\bullet) = |\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}(\bullet)| \quad \text{fast überall in } \Omega \quad (4.6)$$

und

$$(\bar{\Lambda}_0, \nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}) = (f - \alpha \tilde{u}_{\text{CR}}, v_{\text{CR}}) \quad \text{für alle } v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}). \quad (4.7)$$

(iii) Für alle $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ gilt

$$(f - \alpha \tilde{u}_{\text{CR}}, v_{\text{CR}} - \tilde{u}_{\text{CR}}) \leq \|\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}\|_{L^1(\Omega)} - \|\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}\|_{L^1(\Omega)}. \quad (4.8)$$

Beweis. Sei $\tilde{u}_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$.

(i) \Rightarrow (ii). Sei \tilde{u}_{CR} Lösung von Problem 4.1. Nach Lemma 4.5 existiert eine Lösung $(\hat{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0) \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times (P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K)$ von Problem 4.4. Außerdem wissen wir, dass damit \hat{u}_{CR} Lösung von Problem 4.1 ist. Daraus folgt, da nach Theorem 4.3 die Lösung von Problem 4.1 eindeutig ist, dass $\hat{u}_{\text{CR}} = \tilde{u}_{\text{CR}}$ in $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$. Weiterhin wissen wir aus dem Beweis von Lemma 4.5, dass $(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0)$ Sattelpunkt der Funktion L aus Gleichung (4.3) ist. Das bedeutet nach [Roc70, S. 380] insbesondere, dass \tilde{u}_{CR} Minimierer von $L(\bullet, \bar{\Lambda}_0)$ in $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ und $\bar{\Lambda}_0$ Maximierer von $L(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bullet)$ in $P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ ist. Mit dieser Erkenntnis können wir nun die entsprechenden Optimalitätsbedingungen diskutieren. Zunächst gilt, da $L(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bullet) : P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \rightarrow [-\infty, \infty)$ konkav und $\bar{\Lambda}_0$ Maximierer von $L(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bullet)$ in $P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ ist, dass das konvexe Funktional $-L(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bullet) : P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \rightarrow (-\infty, \infty]$ von $\bar{\Lambda}_0$ in $P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ minimiert wird. Nach den Theoremen 2.7 – 2.9 gilt somit

$$0 \in \partial(-L(\tilde{u}_{\text{CR}}, \bullet))(\bar{\Lambda}_0) = \{-(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}, \bullet)\} + \partial I_K(\bar{\Lambda}_0).$$

Äquivalent zu dieser Aussage ist, dass $(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}, \bullet) \in \partial I_K(\bar{\Lambda}_0)$. Da $\bar{\Lambda}_0 \in K$, folgt mit Definition 2.6, dass für alle $\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ gilt

$$(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}, \Lambda_0 - \bar{\Lambda}_0) \leq I_K(\Lambda_0) - I_K(\bar{\Lambda}_0) = I_K(\Lambda_0).$$

Falls $\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K$, folgt insbesondere

$$\begin{aligned} (\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}, \Lambda_0 - \bar{\Lambda}_0) &\leq 0, \quad \text{also} \\ (\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}, \Lambda_0) &\leq (\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}, \bar{\Lambda}_0). \end{aligned} \quad (4.9)$$

Sei nun $\Lambda_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2) \cap K$ elementweise auf allen $T \in \mathcal{T}$ durch $\Lambda_0(x) \in \text{sign}(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}(x))$ definiert für alle $x \in \text{int}(T)$. Mit dieser Wahl von Λ_0 , Ungleichung (4.9), der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung und $\bar{\Lambda}_0 \in K$ erhalten wir die Abschätzung

$$\begin{aligned} \int_{\Omega} |\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}| dx &= \int_{\Omega} \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}} \cdot \Lambda_0 dx \leq \int_{\Omega} \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}} \cdot \bar{\Lambda}_0 dx \\ &\leq \int_{\Omega} |\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}| |\bar{\Lambda}_0| dx \leq \int_{\Omega} |\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}| dx, \quad \text{das heißt,} \\ \int_{\Omega} |\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}}| dx &= \int_{\Omega} \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}} \cdot \bar{\Lambda}_0 dx \quad \text{beziehungsweise} \\ \sum_{T \in \mathcal{T}} |T| |(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}})|_T &= \sum_{T \in \mathcal{T}} |T| |(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}} \cdot \bar{\Lambda}_0)|_T. \end{aligned} \quad (4.10)$$

Außerdem gilt für alle $T \in \mathcal{T}$ mit der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung und $\bar{\Lambda}_0 \in K$, dass

$$(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}} \cdot \bar{\Lambda}_0)|_T \leq |(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}})|_T |\bar{\Lambda}_0|_T \leq |(\nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_{\text{CR}})|_T.$$

4 Das diskrete Problem

Mit Gleichung (4.10) folgt daraus für alle $T \in \mathcal{T}$, dass $(\nabla_{NC}\tilde{u}_{CR} \cdot \bar{\Lambda}_0)|_T = |(\nabla_{NC}\tilde{u}_{CR})|_T$, das heißt, fast überall in Ω gilt $\bar{\Lambda}_0(\bullet) \cdot \nabla_{NC}\tilde{u}_{CR}(\bullet) = |\nabla_{NC}\tilde{u}_{CR}(\bullet)|$. Damit ist Gleichung (4.6) gezeigt. Als Nächstes betrachten wir das reellwertige Funktional $L(\bullet, \bar{\Lambda}_0) : CR_0^1(\mathcal{T}) \rightarrow \mathbb{R}$. Es ist Fréchet-differenzierbar mit

$$dL(\bullet, \bar{\Lambda}_0)(\tilde{u}_{CR}; v_{CR}) = \int_{\Omega} \bar{\Lambda}_0 \cdot \nabla_{NC}v_{CR} dx + \alpha(\tilde{u}_{CR}, v_{CR}) - \int_{\Omega} fv_{CR} dx$$

für alle $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$. Da \tilde{u}_{CR} Minimierer von $L(\bullet, \bar{\Lambda}_0)$ in $CR_0^1(\mathcal{T})$ ist, gilt nach Theorem 2.4, dass $0 = dL(\bullet, \bar{\Lambda}_0)(\tilde{u}_{CR}; v_{CR})$ für alle $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$. Diese Bedingung ist für alle $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$ äquivalent zu $(\bar{\Lambda}_0, \nabla_{NC}v_{CR}) = (f - \alpha\tilde{u}_{CR}, v_{CR})$. Somit ist auch Gleichung (4.7) gezeigt.

(ii) \Rightarrow (iii). Die Funktion $\bar{\Lambda}_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ erfülle $|\bar{\Lambda}_0(\bullet)| \leq 1$ fast überall in Ω sowie die Gleichungen (4.6) und (4.7). Sei $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$. Mit den Gleichungen (4.7) und (4.6) gilt

$$\begin{aligned} (f - \alpha\tilde{u}_{CR}, v_{CR} - \tilde{u}_{CR}) &= (\bar{\Lambda}_0, \nabla_{NC}v_{CR}) - (\bar{\Lambda}_0, \nabla_{NC}\tilde{u}_{CR}) \\ &= \int_{\Omega} \bar{\Lambda}_0 \cdot \nabla_{NC}v_{CR} dx - \int_{\Omega} |\nabla_{NC}\tilde{u}_{CR}| dx. \end{aligned} \quad (4.11)$$

Weiterhin gilt mit der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung und $|\bar{\Lambda}_0(\bullet)| \leq 1$ fast überall in Ω , dass

$$\int_{\Omega} \bar{\Lambda}_0 \cdot \nabla_{NC}v_{CR} dx \leq \int_{\Omega} |\bar{\Lambda}_0| |\nabla_{NC}v_{CR}| dx \leq \int_{\Omega} |\nabla_{NC}v_{CR}| dx.$$

Zusammen mit Gleichung (4.11) folgt daraus Ungleichung (4.8).

(iii) \Rightarrow (i). Es gelte Ungleichung (4.8) für alle $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$, also

$$(f - \alpha\tilde{u}_{CR}, v_{CR} - \tilde{u}_{CR}) \leq \|\nabla_{NC}v_{CR}\|_{L^1(\Omega)} - \|\nabla_{NC}\tilde{u}_{CR}\|_{L^1(\Omega)}.$$

Nach Theorem 4.3 existiert eine eindeutige Lösung $u_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$ von Problem 4.1. Wir haben bereits gezeigt, dass somit für alle $v_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$ gilt

$$(f - \alpha u_{CR}, v_{CR} - u_{CR}) \leq \|\nabla_{NC}v_{CR}\|_{L^1(\Omega)} - \|\nabla_{NC}u_{CR}\|_{L^1(\Omega)}.$$

Um nun zu beweisen, dass \tilde{u}_{CR} Problem 4.1 löst, genügt es $\tilde{u}_{CR} = u_{CR}$ in $CR_0^1(\mathcal{T})$ zu zeigen. Es gilt

$$\begin{aligned} (f - \alpha u_{CR}, \tilde{u}_{CR} - u_{CR}) &\leq \|\nabla_{NC}\tilde{u}_{CR}\|_{L^1(\Omega)} - \|\nabla_{NC}u_{CR}\|_{L^1(\Omega)} \quad \text{und} \\ (f - \alpha\tilde{u}_{CR}, u_{CR} - \tilde{u}_{CR}) &\leq \|\nabla_{NC}u_{CR}\|_{L^1(\Omega)} - \|\nabla_{NC}\tilde{u}_{CR}\|_{L^1(\Omega)}. \end{aligned}$$

Die Addition dieser Ungleichungen impliziert

$$\alpha \|\tilde{u}_{CR} - u_{CR}\|^2 = (-\alpha u_{CR}, \tilde{u}_{CR} - u_{CR}) + (-\alpha\tilde{u}_{CR}, u_{CR} - \tilde{u}_{CR}) \leq 0.$$

Da $\alpha > 0$, folgt daraus $\|\tilde{u}_{CR} - u_{CR}\|^2 = 0$, also $\tilde{u}_{CR} = u_{CR}$ in $CR_0^1(\mathcal{T})$. \square

Zum Abschluss dieses Abschnitts wollen wir noch zwei Bemerkungen von Professor Carstensen erwähnen und kurz deren Gültigkeit begründen. Die erste Bemerkung ist eine äquivalente Charakterisierung der dualen Variable $\bar{\Lambda}_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ aus Theorem 4.6 zur diskreten Lösung $u_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$ von Problem 4.1.

Bemerkung 4.7. Dass $\bar{\Lambda}_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ fast überall in Ω Gleichung (4.6) und $|\bar{\Lambda}_0(\bullet)| \leq 1$ erfüllt, ist äquivalent zu der Bedingung $\bar{\Lambda}_0(x) \in \text{sign}(\nabla_{NC}u_{CR}(x))$ für alle $x \in \text{int}(T)$ für alle $T \in \mathcal{T}$.

4.3 Verfeinerungsindikator und garantierter Energieschranken

Beweis. Dass die genannte Bedingung hinreichend ist, folgt direkt aus der Definition der Signumfunktion. Ihre Notwendigkeit folgt aus der folgenden Beobachtung. Da $|\bar{\Lambda}_0(\cdot)| \leq 1$ fast überall in Ω , ist Gleichung (4.6) eine Cauchy-Schwarzsche Ungleichung, bei der sogar Gleichheit gilt. Dies ist genau dann der Fall, wenn $\bar{\Lambda}_0(\cdot)$ und $\nabla_{NC} u_{CR}(\cdot)$ fast überall in Ω linear abhängig sind. \square

Daraus können wir folgern, unter welchen Umständen die duale Variable $\bar{\Lambda}_0$ auf einem Dreieck $T \in \mathcal{T}$ eindeutig bestimmt ist.

Bemerkung 4.8. Falls $\nabla_{NC} u_{CR} \neq 0$ auf $T \in \mathcal{T}$, gilt nach Definition der Signumfunktion, dass $\bar{\Lambda}_0 = \nabla_{NC} u_{CR} / |\nabla_{NC} u_{CR}|$ eindeutig bestimmt ist auf T . Im Allgemeinen ist $\bar{\Lambda}_0$ allerdings nicht eindeutig bestimmbar. Betrachten wir zum Beispiel $f \equiv 0$ in Problem 4.1 mit eindeutiger Lösung $u_{CR} \equiv 0$ fast überall in Ω . Dann erfüllt nach der diskreten Helmholtz-Zerlegung [Car09b, S. 193, Theorem 3.32] die Wahl $\bar{\Lambda}_0 := \operatorname{Curl} v_C$ für ein beliebiges $v_C \in S^1(\mathcal{T})$ mit $|\operatorname{Curl} v_C| \leq 1$ die Charakterisierung (ii) aus Theorem 4.6.

4.3 Verfeinerungsindikator und garantierter Energieschranken

Professor Carstensen stellte für die numerischen Untersuchungen eine Aussage über eine garantierter untere Energieschranke und einen Verfeinerungsindikator zur adaptiven Netzverfeinerung zur Verfügung, die wir in diesem Abschnitt aufführen wollen.

Theorem 4.9 (Garantierte untere Energieschranke). *Sei Ω konvex, $f \in H_0^1(\Omega)$ das Eingangssignal für Problem 3.1 mit Lösung $u \in H_0^1(\Omega)$ sowie für Problem 4.1 mit Lösung $u_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$. Dann gilt*

$$E_{NC}(u_{CR}) + \frac{\alpha}{2} \|u - u_{CR}\|^2 - \frac{\kappa_{CR}}{\alpha} \|h_{\mathcal{T}}(f - \alpha u_{CR})\| \|\nabla f\| \leq E(u).$$

Dabei ist die Konstante $\kappa_{CR} := \sqrt{1/48 + 1/j_{1,1}^2}$ mit der kleinsten positiven Nullstelle $j_{1,1}$ der Bessel-Funktion erster Art. Insbesondere gilt dann für

$$E_{GLEB,\mathcal{T}} := E_{NC}(u_{CR}) - \frac{\kappa_{CR}}{\alpha} \|h_{\mathcal{T}}(f - \alpha u_{CR})\| \|\nabla f\|, \quad (4.12)$$

dass $E_{NC}(u_{CR}) \geq E_{GLEB,\mathcal{T}}$ und $E(u) \geq E_{GLEB,\mathcal{T}}$.

Definition 4.10 (Verfeinerungsindikator). Für $d \in \mathbb{N}$ (in dieser Arbeit stets $d = 2$) und $0 < \gamma \leq 1$ definieren wir für alle $T \in \mathcal{T}$ und $u_{CR} \in CR_0^1(\mathcal{T})$ die Funktionen

$$\eta_{V,\mathcal{T}}(T) := |T|^{2/d} \|f - \alpha u_{CR}\|_{L^2(T)}^2 \quad \text{und}$$

$$\eta_{J,\mathcal{T}}(T) := |T|^{\gamma/d} \sum_{F \in \mathcal{E}(T)} \| [u_{CR}]_F \|_{L^1(F)}.$$

Damit definieren wir den Verfeinerungsindikator $\eta_{\mathcal{T}} := \sum_{T \in \mathcal{T}} \eta_{\mathcal{T}}(T)$, wobei

$$\eta_{\mathcal{T}}(T) := \eta_{V,\mathcal{T}}(T) + \eta_{J,\mathcal{T}}(T) \quad \text{für alle } T \in \mathcal{T}. \quad (4.13)$$

Darüber hinaus können wir eine garantierter obere Energieschranke formulieren. Dabei nutzen wir den Operator $J_{1,\mathcal{T}} : CR^1(\mathcal{T}) \rightarrow P_1(\mathcal{T}) \cap C_0(\Omega)$ (cf. [CH18, Section 4]), wobei $J_{1,\mathcal{T}} v_{CR}$ für eine Funktion $v_{CR} \in CR^1(\mathcal{T})$ in allen Innenknoten $z \in \mathcal{N}(\Omega)$ definiert ist durch

$$J_{1,\mathcal{T}} v_{CR}(z) := |\mathcal{T}(z)|^{-1} \sum_{T \in \mathcal{T}(z)} v_{CR}|_T(z). \quad (4.14)$$

Da für die Lösung u von Problem 3.1 und die Lösung u_{CR} von Problem 4.1 gilt

$$E(u) \leq E(J_{1,\mathcal{T}} u_{CR}) = E_{NC}(J_{1,\mathcal{T}} u_{CR}) =: E_{GUEB,\mathcal{T}}, \quad (4.15)$$

wählen wir $E_{GUEB,\mathcal{T}}$ als garantierter obere Energieschranke.

5 Iterative Lösung

5.1 Primale-duale Iteration

In diesem Abschnitt präsentieren wir ein iteratives Verfahren mit dem wir Problem 4.1 numerisch lösen möchten. Dieses basiert auf der primalen-dualen Iteration [Bar15b, S. 314, Algorithm 10.1] unter Beachtung von [Bar15b, S. 314, Remark 10.11]. Details dazu und weitere Referenzen finden sich in [Bar12; Bar15b, S. 118-121]. Angepasst an unser Problem und die Notation dieser Arbeit lautet der Algorithmus wie folgt.

Algorithmus 5.1 (Primale-duale Iteration).

Input: $(u_0, \Lambda_0) \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times P_0(\mathcal{T}; \overline{B_{\mathbb{R}^2}}), \tau > 0$

Initialisiere $v_0 := 0$ in $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$.

for $j = 1, 2, \dots$

$$\begin{aligned}\tilde{u}_j &:= u_{j-1} + \tau v_{j-1}, \\ \Lambda_j &:= \frac{\Lambda_{j-1} + \tau \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_j}{\max \{1, |\Lambda_{j-1} + \tau \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_j|\}},\end{aligned}\tag{5.1}$$

bestimme $u_j \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ als Lösung des linearen Gleichungssystems

$$\begin{aligned}\frac{1}{\tau} a_{\text{NC}}(u_j, \cdot) + \alpha(u_j, \cdot) &= \frac{1}{\tau} a_{\text{NC}}(u_{j-1}, \cdot) + (f, \cdot) - (\Lambda_j, \nabla_{\text{NC}} \cdot) \quad \text{in } \text{CR}_0^1(\mathcal{T}), \\ v_j &:= \frac{u_j - u_{j-1}}{\tau}.\end{aligned}\tag{5.2}$$

Output: Folge $(u_j, \Lambda_j)_{j \in \mathbb{N}}$ in $\text{CR}_0^1(\mathcal{T}) \times P_0(\mathcal{T}; \overline{B_{\mathbb{R}^2}})$

In [Bar15b] wird in Gleichung (5.2) anstelle des diskreten Skalarprodukts $a_{\text{NC}}(\cdot, \cdot)$ ein diskretes Skalarprodukt $(\cdot, \cdot)_{h,s}$, welches ungleich dem L^2 -Skalarprodukt sein kann, genutzt. Die Iteration wird ebenda abgebrochen, wenn die von $(\cdot, \cdot)_{h,s}$ induzierte Norm des Terms $(u_j - u_{j-1})/\tau$ kleiner einer gegebenen Toleranz ist. Dementsprechend nutzen wir mit $\varepsilon_{\text{stop}} > 0$ für Algorithmus 5.1 das Abbruchkriterium

$$\left\| \frac{u_j - u_{j-1}}{\tau} \right\|_{\text{NC}} < \varepsilon_{\text{stop}}.\tag{5.3}$$

Bemerkung 5.2. Mit den kantenorientierten Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen $\{\psi_E \mid E \in \mathcal{E}\}$ aus Abschnitt 2.2 können wir die Steifigkeitsmatrix $A \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}| \times |\mathcal{E}|}$ und die Massenmatrix $M \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}| \times |\mathcal{E}|}$ für alle $k, \ell \in \{1, 2, \dots, |\mathcal{E}|\}$ definieren durch

$$A_{k\ell} := a_{\text{NC}}(\psi_{E_k}, \psi_{E_\ell}) \quad \text{und} \quad M_{k\ell} := (\psi_{E_k}, \psi_{E_\ell}).$$

Außerdem definieren wir mit u_{j-1} und Λ_j aus Algorithmus 5.1 den Vektor $b \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}|}$ für alle $k \in \mathbb{N}$ durch

$$b_k := \left(\frac{1}{\tau} \nabla_{\text{NC}} u_{j-1} - \Lambda_j, \nabla_{\text{NC}} \psi_{E_k} \right) + (f, \psi_{E_k}).$$

Sei nun $\mathcal{E} = \{E_1, E_2, \dots, E_{|\mathcal{E}|}\}$ und sei ohne Beschränkung der Allgemeinheit $\mathcal{E}(\Omega) := \{E_1, E_2, \dots, E_{|\mathcal{E}(\Omega)|}\}$. Dann ist $J := \{|\mathcal{E}(\Omega)| + 1, |\mathcal{E}(\Omega)| + 2, \dots, |\mathcal{E}|\}$ die Menge der Indizes der Randkanten in \mathcal{E} . Damit definieren wir die Matrix $\bar{A} \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}(\Omega)| \times |\mathcal{E}(\Omega)|}$, die durch

Streichen der Zeilen und Spalten von A mit den Indizes aus J entsteht, die Matrix $\bar{M} \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}(\Omega)| \times |\mathcal{E}(\Omega)|}$, die ebenso aus M hervorgeht und den Vektor $\bar{b} \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}(\Omega)|}$, der durch Streichen der Komponenten von b mit Indizes in J entsteht. Weiterhin sei $x \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}(\Omega)|}$, wobei x_k für alle $k \in \{1, 2, \dots, |\mathcal{E}(\Omega)|\}$ der Koeffizient der Lösung $u_j \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ des Gleichungssystems (5.2) zur k -ten Basisfunktion von $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ sei, das heißt, es gelte

$$u_j = \sum_{k=1}^{|\mathcal{E}(\Omega)|} x_k \psi_{E_k}.$$

Da wir das Gleichungssystem (5.2) in $\text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ lösen, lässt sich somit u_j durch Lösen einer Matrixgleichung nach x bestimmen. Diese lautet

$$\left(\frac{1}{\tau} \bar{A} + \alpha \bar{M} \right) x = \bar{b}. \quad (5.4)$$

5.2 Konvergenz der Iteration

In diesem Abschnitt beweisen wir die Konvergenz der Iterate von Algorithmus 5.1 gegen die Lösung von Problem 4.1. Dabei bedienen wir uns unter anderem der äquivalenten Charakterisierungen aus Theorem 4.6.

Theorem 5.3. *Sei $u_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ Lösung von Problem 4.1 und $\bar{\Lambda}_0 \in P_0(\mathcal{T}; \mathbb{R}^2)$ erfülle $|\bar{\Lambda}_0(\cdot)| \leq 1$ fast überall in Ω sowie Gleichung (4.6) und Gleichung (4.7) aus Theorem 4.6 mit $\tilde{u}_{\text{CR}} = u_{\text{CR}}$. Falls $\tau \in (0, 1]$, dann konvergieren die Iterate $(u_j)_{j \in \mathbb{N}}$ von Algorithmus 5.1 in $L^2(\Omega)$ gegen u_{CR} .*

Beweis. Der Beweis folgt einer Skizze von Professor Carstensen.

Sei $j \in \mathbb{N}$. Seien weiterhin u_0, Λ_0 und v_0 sowie $\tilde{u}_j, \Lambda_j, u_j$ und v_j definiert wie in Algorithmus 5.1. Außerdem definieren wir $\mu_j := \max\{1, |\Lambda_{j-1} + \tau \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_j|\}$ und für alle $k \in \mathbb{N}_0$ die Abkürzungen $e_k := u_{\text{CR}} - u_k, E_k := \bar{\Lambda}_0 - \Lambda_k$. Dabei nutzen wir die Konvention $e_{-1} := e_0$. Wir testen zunächst (5.2) mit e_j und formen das Resultat um. Damit erhalten wir

$$a_{\text{NC}}(v_j, e_j) + \alpha(u_j, e_j) + (\Lambda_j, \nabla_{\text{NC}} e_j) = (f, e_j).$$

Zusammen mit Gleichung (4.7) folgt daraus

$$a_{\text{NC}}(v_j, e_j) = \alpha(u_{\text{CR}} - u_j, e_j) + (\bar{\Lambda}_0 - \Lambda_j, \nabla_{\text{NC}} e_j) = \alpha \|e_j\|^2 + (E_j, \nabla_{\text{NC}} e_j). \quad (5.5)$$

Als Nächstes betrachten wir Gleichung (5.1). Es gilt

$$\Lambda_{j-1} - \Lambda_j + \tau \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_j = (\mu_j - 1) \Lambda_j \quad \text{fast überall in } \Omega. \quad (5.6)$$

Außerdem folgt aus Gleichung (5.1) und einer Fallunterscheidung zwischen $1 \geq |\Lambda_{j-1} + \tau \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_j|$ und $1 < |\Lambda_{j-1} + \tau \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_j|$, dass

$$(1 - |\Lambda_j|)(\mu_j - 1) = 0 \quad \text{fast überall in } \Omega. \quad (5.7)$$

Testen wir nun Gleichung (5.6) in $L^2(\Omega)$ mit E_j , erhalten wir unter Nutzung von $\mu_j \geq 1$, der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung, $|\bar{\Lambda}_0(\cdot)| \leq 1$ fast überall in Ω und Gleichung (5.7), dass

$$\begin{aligned} (\Lambda_{j-1} - \Lambda_j + \tau \nabla_{\text{NC}} \tilde{u}_j, E_j) &= ((\mu_j - 1) \Lambda_j, \bar{\Lambda}_0 - \Lambda_j) \\ &\leq \int_{\Omega} (\mu_j - 1) (|\Lambda_j| - |\Lambda_j|^2) \, dx \\ &= \int_{\Omega} |\Lambda_j| (1 - |\Lambda_j|)(\mu_j - 1) \, dx = 0. \end{aligned}$$

5 Iterative Lösung

Daraus folgt mit $\Lambda_{j-1} - \Lambda_j = E_j - E_{j-1}$ und $\tilde{u}_j = u_{j-1} - (e_{j-1} - e_{j-2})$, dass nach Division durch τ gilt

$$\left(\frac{E_j - E_{j-1}}{\tau} + \nabla_{\text{NC}} u_{j-1} - \nabla_{\text{NC}}(e_{j-1} - e_{j-2}), E_j \right) \leq 0. \quad (5.8)$$

Aus der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung, Gleichung (4.6) und $|\Lambda_j(\bullet)| \leq 1$ fast überall in Ω folgt, dass

$$\begin{aligned} \nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}} \cdot E_j &= \nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}} \cdot \bar{\Lambda}_0 - \nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}} \cdot \Lambda_j \\ &\geq \nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}} \cdot \bar{\Lambda}_0 - |\nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}}| |\Lambda_j| \\ &= |\nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}}| (1 - |\Lambda_j|) \geq 0 \quad \text{fast überall in } \Omega. \end{aligned}$$

Daraus folgt

$$(\nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}}, E_j) = \int_{\Omega} \nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}} \cdot E_j \, dx \geq 0. \quad (5.9)$$

Aus den Ungleichungen (5.8) und (5.9) folgt insgesamt

$$\left(\frac{E_j - E_{j-1}}{\tau} + \nabla_{\text{NC}} u_{j-1} - \nabla_{\text{NC}}(e_{j-1} - e_{j-2}), E_j \right) \leq (\nabla_{\text{NC}} u_{\text{CR}}, E_j).$$

Das ist äquivalent zu

$$\left(\frac{E_j - E_{j-1}}{\tau} - \nabla_{\text{NC}}(2e_{j-1} - e_{j-2}), E_j \right) \leq 0. \quad (5.10)$$

Weiterhin gilt

$$\begin{aligned} \|e_j\|_{\text{NC}}^2 - \|e_{j-1}\|_{\text{NC}}^2 + \|E_j\|^2 - \|E_{j-1}\|^2 + \|e_j - e_{j-1}\|_{\text{NC}}^2 + \|E_j - E_{j-1}\|^2 \\ = 2a_{\text{NC}}(e_j, e_j - e_{j-1}) + 2(E_j, E_j - E_{j-1}). \end{aligned} \quad (5.11)$$

Unter Nutzung von $e_j - e_{j-1} = -\tau v_j$ und Gleichung (5.5) gilt außerdem

$$\begin{aligned} 2a_{\text{NC}}(e_j, e_j - e_{j-1}) + 2(E_j, E_j - E_{j-1}) &= -2\tau a_{\text{NC}}(e_j, v_j) + 2(E_j, E_j - E_{j-1}) \\ &= -2\tau \alpha \|e_j\|^2 + 2\tau \left(E_j, -\nabla_{\text{NC}} e_j + \frac{E_j - E_{j-1}}{\tau} \right). \end{aligned}$$

Daraus folgt durch Ungleichung (5.10) zusammen mit $\tau > 0$, dass

$$\begin{aligned} 2a_{\text{NC}}(e_j, e_j - e_{j-1}) + 2(E_j, E_j - E_{j-1}) \\ \leq -2\tau \alpha \|e_j\|^2 + 2\tau \left(E_j, -\nabla_{\text{NC}} e_j + \frac{E_j - E_{j-1}}{\tau} \right) \\ - 2\tau \left(\frac{E_j - E_{j-1}}{\tau} - \nabla_{\text{NC}}(2e_{j-1} - e_{j-2}), E_j \right) \\ = -2\tau \alpha \|e_j\|^2 - 2\tau (E_j, \nabla_{\text{NC}}(e_j - 2e_{j-1} + e_{j-2})). \end{aligned}$$

Damit und mit Gleichung (5.11) erhalten wir insgesamt

$$\begin{aligned} \|e_j\|_{\text{NC}}^2 - \|e_{j-1}\|_{\text{NC}}^2 + \|E_j\|^2 - \|E_{j-1}\|^2 + \|e_j - e_{j-1}\|_{\text{NC}}^2 + \|E_j - E_{j-1}\|^2 \\ \leq -2\tau \alpha \|e_j\|^2 - 2\tau (E_j, \nabla_{\text{NC}}(e_j - 2e_{j-1} + e_{j-2})). \end{aligned}$$

Für jedes $J \in \mathbb{N}$ führt die Summation dieser Ungleichung über $j = 1, \dots, J$ und eine Äquivalenzumformung zu

$$\begin{aligned} & \|e_J\|_{\text{NC}}^2 + \|E_J\|^2 + \sum_{j=1}^J (\|e_j - e_{j-1}\|_{\text{NC}}^2 + \|E_j - E_{j-1}\|^2) \\ & \leq \|e_0\|_{\text{NC}}^2 + \|E_0\|^2 - 2\tau\alpha \sum_{j=1}^J \|e_j\|^2 - 2\tau \sum_{j=1}^J (E_j, \nabla_{\text{NC}}(e_j - 2e_{j-1} + e_{j-2})). \end{aligned} \quad (5.12)$$

Für die letzte Summe auf der rechten Seite dieser Ungleichung gilt, unter Beachtung von $e_{-1} = e_0$, dass

$$\begin{aligned} & \sum_{j=1}^J (E_j, \nabla_{\text{NC}}(e_j - 2e_{j-1} + e_{j-2})) \\ &= \sum_{j=1}^J (E_j, \nabla_{\text{NC}}(e_j - e_{j-1})) - \sum_{j=0}^{J-1} (E_{j+1}, \nabla_{\text{NC}}(e_j - e_{j-1})) \\ &= \sum_{j=1}^{J-1} (E_j - E_{j+1}, \nabla_{\text{NC}}(e_j - e_{j-1})) + (E_J, \nabla_{\text{NC}}(e_J - e_{J-1})) - (E_1, \nabla_{\text{NC}}(e_0 - e_{-1})) \\ &= \sum_{j=1}^{J-1} (E_j - E_{j+1}, \nabla_{\text{NC}}(e_j - e_{j-1})) + (E_J, \nabla_{\text{NC}}(e_J - e_{J-1})). \end{aligned}$$

Mit dieser Umformung erhalten wir aus Ungleichung (5.12) für jedes $\tau \in (0, 1]$, das heißt, $\tau^{-1} \geq 1$, dass

$$\begin{aligned} & \|e_J\|_{\text{NC}}^2 + \|E_J\|^2 + \sum_{j=1}^J (\|e_j - e_{j-1}\|_{\text{NC}}^2 + \|E_j - E_{j-1}\|^2) \\ & \leq \tau^{-1} (\|e_0\|_{\text{NC}}^2 + \|E_0\|^2) - 2\alpha \sum_{j=1}^J \|e_j\|^2 \\ & \quad - 2 \sum_{j=1}^{J-1} (E_j - E_{j+1}, \nabla_{\text{NC}}(e_j - e_{j-1})) - 2(E_J, \nabla_{\text{NC}}(e_J - e_{J-1})). \end{aligned} \quad (5.13)$$

Außerdem gilt

$$\begin{aligned} 2\alpha \sum_{j=1}^J \|e_j\|^2 &\leq 2\alpha \sum_{j=1}^J \|e_j\|^2 + \|E_J + \nabla_{\text{NC}}(e_J - e_{J-1})\|^2 + \|e_J\|_{\text{NC}}^2 + \|E_1 - E_0\|^2 \\ &\quad + \sum_{j=1}^{J-1} \|\nabla_{\text{NC}}(e_j - e_{j-1}) - (E_{j+1} - E_j)\|^2 \\ &= 2\alpha \sum_{j=1}^J \|e_j\|^2 + \|e_J\|_{\text{NC}}^2 + \|E_J\|^2 + \sum_{j=1}^J (\|e_j - e_{j-1}\|_{\text{NC}}^2 + \|E_j - E_{j-1}\|^2) \\ &\quad + 2 \sum_{j=1}^{J-1} (E_j - E_{j+1}, \nabla_{\text{NC}}(e_j - e_{j-1})) + 2(E_J, \nabla_{\text{NC}}(e_J - e_{J-1})). \end{aligned}$$

Zusammen mit Ungleichung (5.13) folgt daraus

$$2\alpha \sum_{j=1}^J \|e_j\|^2 \leq \tau^{-1} (\|e_0\|_{\text{NC}}^2 + \|E_0\|^2). \quad (5.14)$$

5 Iterative Lösung

Somit gilt, dass $\sum_{j=1}^{\infty} \|e_j\|^2$ beschränkt ist, was impliziert $\|u_{\text{CR}} - u_j\| = \|e_j\| \rightarrow 0$ für $j \rightarrow \infty$. \square

6 Implementierung

6.1 Hinweise zur Benutzung des Programms

Ziel der für diese Arbeit implementierten Methoden ist die Realisierung von Algorithmus 5.1 im Solve-Schritt des AFEM-Algorithmus aus Abbildung 6.1. Wir gehen davon aus, dass dieser und die im AFEM-Softwarepaket [Car09a] realisierten Methoden sowie deren Datenstrukturen bekannt sind und verweisen für weitere Details auf [Car+10]. Im Estimate-Schritt nutzen wir anstelle eines Fehlerschätzers den Verfeinerungsindikator aus Definition 4.10. Alle in diesem Kapitel aufgeführten Pfadnamen sind relative Pfade in Relation zum Ordner `code` im Anhang. Die zur korrekten Funktionsweise dieses Programms nötigen Methoden und Dateien des AFEM-Softwarepakets sind enthalten in den Ordnern

```
./utils/afemPackage/ sowie ./utils/geometries/.
```

Dort ist eine veränderte Version der Methode `plotTriangulation` gespeichert, die nun den Plot einer Triangulierung als Schwarz-Weiß-Bild ohne Titel erzeugt. Alle Ein- und Ausgabeparameter der im Rahmen dieser Arbeit implementierten Methoden sind in den entsprechenden Dateien im Anhang detailliert dokumentiert. Ausgenommen davon sind die bekannten Datenstrukturen aus dem AFEM-Softwarepaket, welche die Triangulierung beschreiben. Diese werden lediglich aufgelistet. Entwickelt und getestet wurde das Programm in Matlab R2017b. Die mathematischen Grundlagen für die Realisierung einiger Methoden diskutieren wir in Abschnitt 6.4.

Das Hauptprogramm, das heißt die ausführbare Methode, welche den AFEM-Algorithmus realisiert, ist

```
./nonconforming/startAlgorithmCR.m.
```

Beim Ausführen dieser Methode sollte das aktuelle Verzeichnis `./nonconforming/` sein. Als optionaler Eingabeparameter ist dabei ein nichtleeres `char array` mit genau einer Zeile möglich, das den Namen einer Matlab-Funktion enthält. Diese muss die Parameter und Einstellungen für ein Experiment als Felder eines Structure Arrays zurückgeben und in

```
./nonconforming/benchmarks/
```

gespeichert sein. Als Muster für eine solche Benchmark-Datei dient

```
./nonconforming/benchmarks/editable.m.
```

Wird das Hauptprogramm ohne Übergabe eines Parameters ausgeführt, nutzt es den Standardwert `benchmark = 'editable'`. Für jedes in dieser Arbeit dokumentierte Experiment verweisen wir in Kapitel 7 an entsprechender Stelle auf das dafür benutzte Benchmark, welches in `./nonconforming/benchmarks/` hinterlegt ist und somit die Reproduzierbarkeit

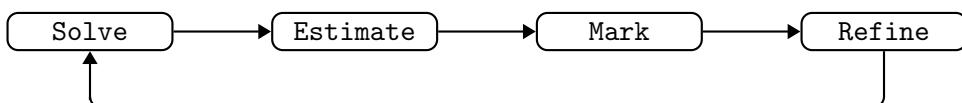


Abbildung 6.1: AFEM-Schleife

6 Implementierung

des Experiments garantiert. Eine Übersicht über die in einer Benchmark-Datei wählbaren Parameter ist zu finden in den Tabellen 6.1 – 6.5 sowie über die definierbaren Funktionen in Tabelle 6.6. Details zu den Datentypen sind in `editable.m` aufgeführt. Dass die zahlreichen Parameter, die während des Programmablaufs über- oder ausgegeben werden müssen, als Felder von Structure Arrays gespeichert werden, dient der Modifizierbarkeit des Programms. So haben Änderungen am Programm häufig nur zur Folge, dass einige `structs` um Felder ergänzt werden müssen, während Methodenköpfe unverändert bleiben können. Das Eingangssignal f und eventuell weitere Funktionen, wie die exakte Lösung u von Problem 3.1 oder die schwache Ableitung ∇f eines schwach differenzierbaren Eingangssignals, müssen in der Benchmark-Datei definiert werden, um sie dem Programm zu übergeben. Die für die Experimente in Kapitel 7 genutzten Funktionen sind zu finden in

```
./utils/functions/.
```

Ist eine Lösung $u \in H_0^1(\Omega)$ von Problem 3.1 bekannt, so kann die exakte Energie $E(u)$ approximiert werden mit der Methode

```
./nonconforming/computeExactEnergyBV.m.
```

Die so berechneten Energien werden gespeichert im Ordner

```
./nonconforming/knownExactEnergies/
```

und können anschließend manuell in ein Benchmark aufgenommen werden. Soll als Eingangssignal ein Graufarbenbild gegeben sein, so muss es in einem mit der Matlab-Funktion `imread` kompatiblen Format gespeichert sein in

```
./utils/functions/images/.
```

Um Dirichlet-Nullranddaten des Bildes zu garantieren, was einem schwarzen Rand entspricht, kann die Methode

```
./utils/functions/images/addBoundary2image.m
```

genutzt werden. Diese fügt wahlweise einen graduellen Übergang zu schwarzem Rand auf den äußeren 25 Pixeln des Bildes hinzu oder ergänzt das Bild um einen 10 Pixel breiten schwarzen Rand. Um additives weißes gaußsches Rauschen zu einem Bild hinzuzufügen, kann die Methode

```
./utils/functions/images/addNoise2image.m
```

genutzt werden, welche dafür die Matlab-Funktion `awgn` verwendet.

6.2 Programmablauf

In diesem Abschnitt betrachten wir eine beispielhafte Ausführung des Programms, bei der alle relevanten Methoden genutzt werden. In der Benchmark-Datei für den Programmabruft müssen dafür, neben dem Eingangssignal $f \in H_0^1(\Omega)$, die Lösung $u \in H_0^1(\Omega)$ von Problem 3.1 mit Eingangssignal f , die exakte Energie $E(u)$ und der schwache Gradient von f gegeben sein. Damit diese Informationen tatsächlich genutzt werden, müssen zusätzlich einige Parameter aus Tabelle 6.4 passend gewählt werden. Diese Wahlen sind

- `useImage = false,`
- `inSiGradientKnown = true,`
- `exactSolutionKnown = true,`

Parametername	Beschreibung
<code>showPlots</code>	<code>true</code> , wenn während des Programmablaufs Plots angezeigt werden sollen, sonst <code>false</code>
<code>plotModeGrayscale</code>	<code>true</code> , wenn während des Programmablaufs Plots von Funktionen als Graufarbenbilder mit Blick aus positiver z-Richtung auf die xy-Ebene angezeigt werden sollen, sonst <code>false</code> (Wahl irrelevant, wenn <code>showPlots==false</code>)
<code>showProgress</code>	<code>true</code> , wenn während der primalen-dualen Iteration Informationen über den aktuellen Iterationsschritt angezeigt werden sollen, sonst <code>false</code>
<code>degree4Integrate</code>	algebraischer Exaktheitsgrad für Aufrufe der Methode <code>integrate</code> [Car+10, Abschnitt 1.8.2] des AFEM-Software-pakets
<code>plotGivenFunctions</code>	<code>true</code> , wenn Plots des Eingangssignals f und, falls angegeben, der Lösung u von Problem 3.1 erstellt und gespeichert werden sollen, sonst <code>false</code>
<code>refinementLevel4Plots</code>	Anzahl der Rotverfeinerungen der geladenen Geometrie, um Plots des Eingangssignal f und, falls angegeben, der Lösung u von Problem 3.1 zu erstellen (Wahl irrelevant, falls <code>plotGivenFunctions==false</code>)
<code>debugIfError</code>	<code>true</code> , wenn Matlab beim Auftreten eines Fehlers den Debug-Modus starten soll, sonst <code>false</code>

Tabelle 6.1: Diverse Parameter zur Kontrolle des Programmablaufs

Parametername	Beschreibung
<code>geometry</code>	Name der Geometrie auf deren Triangulierung der AFEM-Algorithmus angewendet werden soll (wird <code>'Square'</code> gesetzt, falls <code>useImage</code> aus Tabelle 6.4 den Wert <code>true</code> hat)
<code>initialRefinementLevel</code>	Anzahl der Rotverfeinerungen, die auf die Triangulierung der Geometrie <code>geometry</code> angewendet werden sollen vor Start des AFEM-Algorithmus (cf. <code>loadGeometry</code> in [Car+10, Abschnitt 1.9.1])
<code>parTheta</code>	Bulk-Parameter θ für den Mark-Schritt des AFEM-Algorithmus ($\theta \in (0, 1)$ für adaptive und $\theta = 1$ für uniforme Netzverfeinerung)
<code>minNrDof</code>	Anzahl der Freiheitsgrade der Triangulierung eines Levels, die mindestens erreicht werden soll, bevor der AFEM-Algorithmus abbricht
<code>useProlongation</code>	<code>true</code> , wenn eine Prolongation der Lösung der primalen-dualen Iteration als Startwert für die Iteration des nächsten Levels genutzt werden soll, sonst <code>false</code>
<code>parGamma</code>	Parameter γ aus Definition 4.10
<code>d</code>	Dimension d aus Definition 4.10 (muss für diese Implementierung stets 2 sein)

Tabelle 6.2: Parameter für den AFEM-Algorithmus

6 Implementierung

Parametername	Beschreibung
<code>u0Mode</code>	Startwert u_0 für Algorithmus 5.1 auf dem ersten Level und, falls <code>useProlongation==false</code> , für die Iteration auf allen Leveln der AFEM-Routine (' <code>zeros</code> ' für $u_0 = 0$ und ' <code>interpolationInSi</code> ', falls für u_0 die Crouzeix-Raviart-Interpolation des Eingangssignals f genutzt werden soll)
<code>epsStop</code>	Parameter $\varepsilon_{\text{stop}}$ für das Abbruchkriterium (5.3) von Algorithmus 5.1
<code>parTau</code>	Parameter τ aus Algorithmus 5.1
<code>maxIter</code>	Anzahl der Iterationsschritte der primalen-dualen Iteration, die auf jedem Level maximal durchgeführt werden sollen

Tabelle 6.3: Parameter für die primale-duale Iteration

Parametername	Beschreibung
<code>useImage</code>	<code>true</code> , wenn als Eingangssignal f ein quadratisches Graufarbenbild anstelle eines <code>function_handle</code> genutzt werden soll, sonst <code>false</code>
<code>imageName</code>	Name (mit Dateiendung) eines quadratischen Graufarbenbildes im Ordner <code>./utils/functions/images/</code> , welches als Eingangssignal f genutzt werden soll (Wahl irrelevant, falls <code>useImage==false</code>)
<code>parAlpha</code>	Parameter α aus Problem 3.1 und Problem 4.1
<code>parBeta</code>	Parameter β einiger Experimente aus Kapitel 7
<code>inSiGradientKnown</code>	<code>true</code> , wenn ein <code>function_handle</code> des schwachen Gradienten ∇f eines Eingangssignals $f \in H_0^1(\Omega)$ gegeben ist und zur Berechnung der garantierten unteren Energieschranke aus Theorem 4.9 genutzt werden soll, sonst <code>false</code> (wird <code>false</code> gesetzt, falls <code>useImage==true</code>)
<code>exactSolutionKnown</code>	<code>true</code> , wenn die Lösung u von Problem 3.1 bekannt ist und zur Berechnung von exakten Fehlern zu Iteraten von Algorithmus 5.1 genutzt werden soll, sonst <code>false</code> (wird <code>false</code> gesetzt, falls <code>useImage==true</code>)
<code>useExactEnergy</code>	<code>true</code> , wenn $E(u)$ für die Lösung u von Problem 3.1 bekannt ist und in Auswertungen der Ergebnisse genutzt werden soll, sonst <code>false</code> (wird <code>false</code> gesetzt, falls <code>exactSolutionKnown==false</code>)
<code>exactEnergy</code>	Wert $E(u)$ für die Lösung u von Problem 3.1 (Wahl irrelevant, falls <code>useExactEnergy==false</code>)

Tabelle 6.4: Parameter des Experiments

Parametername	Beschreibung
<code>expName</code>	Name des Ordners, der in <code>./../results/nonconforming/</code> zum Speichern der Ergebnisse von Durchläufen des Programms für ein Experiment erstellt werden soll
<code>dirInfoName</code>	Name des Ordners, der in <code>./../results/nonconforming/expName/</code> zum Speichern der Ergebnisse eines Durchlaufs des Programms erstellt werden soll

Tabelle 6.5: Parameter zum Speichern der Ergebnisse

Parametername	Beschreibung
<code>inputSignal</code>	<code>function_handle</code> des Eingangssignals f (Wahl irrelevant, falls <code>useImage</code> aus Tabelle 6.4 den Wert <code>true</code> hat)
<code>gradientInputSignal</code>	<code>function_handle</code> des schwachen Gradienten ∇f des Eingangssignals f (Wahl irrelevant, falls <code>inSiGradientKnown</code> aus Tabelle 6.4 den Wert <code>false</code> hat)
<code>exactSolution</code>	<code>function_handle</code> der Lösung u von Problem 3.1 (Wahl irrelevant, falls <code>exactSolutionKnown</code> aus Tabelle 6.4 den Wert <code>false</code> hat)

Tabelle 6.6: Definierbare `function_handles`

- `useExactEnergy = true.`

Bemerkung 6.1. Wird `useImage = true` gewählt, dann erzeugt die Methode

```
./utils/functions/image2function.m
```

unter Nutzung der Matlab-Funktionen `imread` und `im2double` ein `function_handle`, welches das durch `imageName` aus Tabelle 6.4 gegebene quadratische Graufarbenbild beschreibt. Dabei wird genutzt, dass dieses Bild durch eine Funktion $g : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ repräsentiert werden kann. Um die Ergebnisse des Programms unter Berücksichtigung der in Kapitel 1 beschriebenen Anwendung des ROF-Modellproblems interpretieren zu können, wird dann mit dem Parameter α aus Problem 3.1 ein `function_handle` der Funktion $f = \alpha g$ zurückgegeben und als Eingangssignal gewählt.

Noch in der Benchmark-Datei werden mit den gewählten Einstellungen die benötigten geometrischen Datenstrukturen für die Triangulierung \mathcal{T} initialisiert. Diese werden mit allen weiteren gegebenen Informationen als Felder eines Structure Arrays gespeichert und an das Hauptprogramm übergeben. Dort werden zunächst Structure Arrays mit Feldern für die benötigten Daten während der AFEM-Routine sowie deren Ergebnisse erstellt. Insbesondere wird der Startwert u_0 für die primale-duale Iteration auf dem ersten Level des AFEM-Algorithmus initialisiert. Dieser hängt von der Wahl des Parameters `u0Mode` aus Tabelle 6.3 ab. Falls dabei die Crouzeix-Raviart-Interpolation des Eingangssignals f bezüglich \mathcal{T} genutzt werden soll, wird diese in

```
./nonconforming/common/interpolationCR.m
```

ermittelt. Nach dem Berechnen einiger weiterer Informationen beginnt die AFEM-Schleife.

Zu Beginn der Schleife werden die für das aktuelle Level benötigten Daten ermittelt, zum Beispiel die Flächeninhalte der Dreiecke und die Freiheitsgrade, das heißt in dieser Implementierung die inneren Kanten, der aktuellen Triangulierung \mathcal{T} . Insbesondere werden die auf dem Level mehrmals benötigten Gradienten der lokalen Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen aus Abschnitt 2.2 auf allen Dreiecken berechnet (cf. [Car+10, Abschnitt 1.4.2]) in

```
./nonconforming/common/computeGradsCR4e.m.
```

Mit diesen wird der stückweise Gradient des Startwerts u_0 aus Algorithmus 5.1 berechnet in

```
./nonconforming/common/gradientCR.m.
```

Mit $\nabla_{NC} u_0$ wird anschließend Λ_0 aus Algorithmus 5.1 auf allen $T \in \mathcal{T}$ initialisiert als

$$\Lambda_0|_T := \begin{cases} \frac{\nabla u_0|_T}{|\nabla u_0|_T}, & \text{falls } \nabla u_0|_T \neq 0, \\ 0, & \text{falls } \nabla u_0|_T = 0. \end{cases} \quad (6.1)$$

Außerdem werden die Steifigkeits- und Massenmatrix aus Bemerkung 5.2 aufgestellt in

6 Implementierung

```
./nonconforming/common/computeFeMatricesCR.m.
```

Dabei benutzten wir für jedes $T \in \mathcal{T}$, dass die lokale Massenmatrix auf T mithilfe der Gleichungen (2.2) und (2.3) berechnet werden kann durch

$$M_T = \frac{|T|}{3} I_3. \quad (6.2)$$

Das Aufstellen der lokalen Steifigkeitsmatrizen sowie die Berechnung der globalen Steifigkeits- und Massenmatrix aus ihren lokalen Versionen geschieht analog zu [Car+10, Abschnitt 1.4.2]). Danach werden in

```
./nonconforming/common/integralsWithInSi.m
```

mit den Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen ψ_F , $F \in \mathcal{E}$, für jedes Dreieck $T \in \mathcal{T}$ mit Kanten $\mathcal{E}(T) = \{E_1, E_2, E_3\}$ die Integrale $\int_T f\psi_{E_k}|_T dx$, $k \in \{1, 2, 3\}$, berechnet. Dies geschieht mithilfe der `integrate` Methode [Car+10, Abschnitt 1.8.2] des AFEM-Softwarepaket. Die Berechnung der dafür benötigten lokalen Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen $\psi_{E_k}|_T$, $k \in \{1, 2, 3\}$, diskutieren wir in Abschnitt 6.4.1. Anschließend kann für alle $F \in \mathcal{E}$ auch das Integral

$$\int_{\Omega} f\psi_F dx = \sum_{T \in \mathcal{T}} \int_T f\psi_F|_T dx = \sum_{T \in \mathcal{T}(F)} \int_T f\psi_F|_T dx$$

bestimmt werden. Damit sind alle notwendigen Daten ermittelt, um die primale-duale Iteration für den Solve-Schritt des aktuellen Levels zu starten. Genutzt wird dafür die Methode

```
./nonconforming/main/solvePrimalDualFormulation.m.
```

Details dazu diskutieren wir in Abschnitt 6.3. Mit dem letzten Iterat $u_{\text{CR}, \mathcal{T}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ als Approximation der Lösung von Problem 4.1 auf dem Level berechnen wir unter anderem $|E(u) - E_{\text{NC}}(u_{\text{CR}, \mathcal{T}})|$ und, mithilfe der Methode `error4eCRL2` [Car+10, Abschnitt 1.8.3] des AFEM-Softwarepaket, den Fehler $\|u - u_{\text{CR}, \mathcal{T}}\|$. Außerdem werden Informationen über die Iteration und ihre Ergebnisse gespeichert und gegebenenfalls ausgegeben. Zur Berechnung der garantierten oberen Energieschranke $E_{\text{GUEB}, \mathcal{T}} = E_{\text{NC}}(J_{1, \mathcal{T}} u_{\text{CR}, \mathcal{T}})$ aus (4.15) nutzen wir anschließend die Methoden

```
./nonconforming/common/computeJ1.m,
```

die $J_{1, \mathcal{T}} u_{\text{CR}, \mathcal{T}} \in P_1(\mathcal{T}) \cap C_0(\Omega) \subset \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ mit dem Operator $J_{1, \mathcal{T}}$ aus (4.14) bestimmt,

```
./nonconforming/common/courant2CR.m,
```

welche die Koeffizienten von $J_{1, \mathcal{T}} u_{\text{CR}, \mathcal{T}}$ bezüglich der Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen aus Abschnitt 2.2 ermittelt, und schließlich

```
./nonconforming/common/computeDiscreteEnergyCR.m,
```

welche $E_{\text{NC}}(J_{1, \mathcal{T}} u_{\text{CR}, \mathcal{T}})$, wie zum Abschluss des nächsten Abschnitts 6.3 beschrieben, berechnet. Zum Bestimmen der garantierten unteren Energieschranke aus Theorem 4.9 und des Verfeinerungsindikators aus Definition 4.10 benötigen wir dann für alle $T \in \mathcal{T}$ den Term $\|f - \alpha u_{\text{CR}, \mathcal{T}}\|_{L^2(T)}^2$. Zur Berechnung dieser Terme nutzen wir die Methode

```
./nonconforming/common/computeNormDiffInSiSolCrSquared4e.m
```

wie folgt. Sei $T \in \mathcal{T}$ mit $\mathcal{E}(T) = \{E_1, E_2, E_3\}$ und $u_{\text{CR}, \mathcal{T}|T}$ habe mit $v_1, v_2, v_3 \in \mathbb{R}$ die Darstellung $u_{\text{CR}, \mathcal{T}|T} = \sum_{k=1}^3 v_k \psi_{E_k|T}$. Dann gilt

$$\begin{aligned} \|f - \alpha u_{\text{CR}, \mathcal{T}}\|_{L^2(T)}^2 &= \|f\|_{L^2(T)}^2 - 2\alpha (f, u_{\text{CR}, \mathcal{T}})_{L^2(T)} + \alpha^2 \|u_{\text{CR}, \mathcal{T}}\|_{L^2(T)}^2 \\ &= \|f\|_{L^2(T)}^2 - 2\alpha \sum_{k=1}^3 v_k \int_T f \psi_{E_k|T} dx \\ &\quad + \alpha^2 \sum_{k=1}^3 \sum_{\ell=1}^3 v_k (\psi_{E_k|T}, \psi_{E_\ell|T})_{L^2(T)} v_\ell. \end{aligned}$$

Um den ersten Term zu berechnen, nutzen wir die `integrate` Methode des AFEM-Softwarepaket und für die Berechnung des zweiten Terms merken wir an, dass die Integrale $\int_T f \psi_{E_k|T} dx$, $k \in \{1, 2, 3\}$, bereits ermittelt wurden. Der letzte Term vereinfacht sich durch Nutzung der expliziten Darstellung (6.2) der lokalen Massenmatrix M_T zu

$$\alpha^2 \sum_{k=1}^3 \sum_{\ell=1}^3 v_k (\psi_{E_k|T}, \psi_{E_\ell|T})_{L^2(T)} v_\ell = \alpha^2 \sum_{k=1}^3 \sum_{\ell=1}^3 v_k M_{T,k\ell} v_\ell = \alpha^2 \frac{|T|}{3} \sum_{k=1}^3 v_k^2.$$

Unter erneuter Zuhilfenahme der `integrate` Methode wird anschließend in

```
./nonconforming/common/computeGleb.m
```

die garantierte untere Energieschranke berechnet. Zur Berechnung des Verfeinerungsindikators benötigen wir noch für alle $F \in \mathcal{E}$ den Term $\|[u_{\text{CR}, \mathcal{T}}]_F\|_{L^1(F)}$. Diese ermitteln wir in der Methode

```
./nonconforming/common/computeL1NormOfJump4s.m.
```

Details dazu diskutieren wir in Abschnitt 6.4.3. Danach werden der Verfeinerungsindikator und seine Anteile $\eta_{V,\mathcal{T}}$ und $\eta_{J,\mathcal{T}}$ berechnet in der Methode

```
./nonconforming/estimate/estimateErrorCR4e.m.
```

Es folgt die Ausgabe einiger relevanter Informationen über das Level und das Abspeichern dieser und weiterer Ergebnisse in den durch die Parameter in Tabelle 6.5 gewählten Ordner mittels der Methode

```
./nonconforming/misc/saveResultsCR.m.
```

Endet nun der AFEM-Algorithmus nach Überprüfung des Abbruchkriteriums nicht, das heißt, ist die Anzahl der Freiheitsgrade der Triangulierung des aktuellen Levels geringer als die Zahl `minNrDof` aus Tabelle 6.2, so werden mithilfe des Verfeinerungsindikators $\eta_{\mathcal{T}}$ die Dreiecke markiert, die verfeinert werden sollen. Dafür nutzen wir die folgenden Methoden des AFEM-Softwarepaket, die in [Car+10, Abschnitt 1.6] beschriebenen sind. Gilt für den Bulk-Parameter θ , gewählt durch `parTheta` aus Tabelle 6.2, dass $\theta = 1$, so nutzen wir die Methode `markUniform`. Gilt $\theta \in (0, 1)$, so nutzen wir die Methode `markBulk`. Zum Verfeinern der Triangulierung wird anschließend die Methode `refineRGB` [Car+10, S. 1.7.2] des AFEM-Softwarepaket verwendet.

Zum Abschluss werden bereits Informationen für das nächste Level vorbereitet. Dazu gehören die Datenstrukturen, welche die verfeinerte Triangulierung $\hat{\mathcal{T}}$ beschreiben, sowie einige weitere Eigenschaften von $\hat{\mathcal{T}}$, zum Beispiel die Anzahl und Längen der Seiten der Triangulierung. Soll als Startwert für das nächste Level eine Prolongation $\hat{u}_{\text{CR}, \hat{\mathcal{T}}} \in \text{CR}_0^1(\hat{\mathcal{T}})$ von $u_{\text{CR}, \mathcal{T}}$ auf $\hat{\mathcal{T}}$ genutzt werden, festgelegt durch den Parameter `useProlongation` aus Tabelle 6.2, wird dessen Berechnung in der Methode

6 Implementierung

`./nonconforming/common/prolongationJ1.m`

realisiert. Als Prolongation von $u_{\text{CR},\mathcal{T}}$ wird ebenda mit dem Operator $J_{1,\mathcal{T}}$ aus (4.14) die Funktion $\hat{u}_{\text{CR},\mathcal{T}} := J_{1,\mathcal{T}} u_{\text{CR},\mathcal{T}} \in P_1(\mathcal{T}) \cap C_0(\Omega) \subseteq P_1(\hat{\mathcal{T}}) \cap C_0(\Omega) \subseteq \text{CR}_0^1(\hat{\mathcal{T}})$ gewählt. Die Berechnung der dabei benötigten lokalen Knotenwerte von $u_{\text{CR},\mathcal{T}}$ geschieht wie in Abschnitt 6.4.2 beschrieben.

6.3 Realisierung der primalen-dualen Iteration

In diesem Abschnitt beschreiben wir die Methode

`./nonconforming/main/solvePrimalDualFormulation.m`.

Dabei benutzen wir die Bezeichnungen aus Algorithmus 5.1, der in dieser Methode realisiert wird. Wie in Abschnitt 6.2 beschrieben, sind vor Aufruf der Methode bereits alle benötigten Informationen über die aktuelle Triangulierung \mathcal{T} sowie die Steifigkeits- und Massenmatrix aus Bemerkung 5.2 und die Integrale $\int_{\Omega} f \psi_F dx$ für alle Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen $\psi_F, F \in \mathcal{E}$, aus Abschnitt 2.2 bekannt. Mit der Steifigkeits- und Massenmatrix kann die Koeffizientenmatrix des Gleichungssystems (5.4) ohne Weiteres berechnet werden. Für die Implementierung der rechten Seite \bar{b} dieses Systems nutzen wir die folgende Beobachtung. Für alle $k \in \{1, 2, \dots, |\mathcal{E}|\}$ und alle $j \in \mathbb{N}$ gilt, da $\nabla_{\text{NC}} u_{j-1}$, Λ_j und $\nabla_{\text{NC}} \psi_{E_k}$ stückweise konstant sind, dass

$$\begin{aligned} \left(\frac{1}{\tau} \nabla_{\text{NC}} u_{j-1} - \Lambda_j, \nabla_{\text{NC}} \psi_{E_k} \right) &= \sum_{T \in \mathcal{T}} \left(\frac{1}{\tau} \nabla_{\text{NC}} u_{j-1} - \Lambda_j, \nabla_{\text{NC}} \psi_{E_k} \right)_{L^2(T)} \\ &= \sum_{T \in \mathcal{T}(E_k)} \frac{|T|}{\tau} (\nabla_{\text{NC}} u_{j-1} - \Lambda_j)|_T \cdot \nabla \psi_{E_k}|_T. \end{aligned}$$

Da die Terme $(f, \psi_{E_k}) = \int_{\Omega} f \psi_{E_k} dx$ bereits berechnet wurden, können wir somit die rechte Seite \bar{b} implementieren. Es ist direkt ersichtlich wie der verbleibende Teil von Algorithmus 5.1 mit Abbruchkriterium (5.3) realisiert werden kann.

Es bleibt anzumerken, dass in `solvePrimalDualFormulation`, neben Algorithmus 5.1, der Ausgabe des Fortschritts sowie der Übergabe von Ergebnissen der Iteration, auch die Berechnung der nichtkonformen Energien $E_{\text{NC}}(u_j)$ der Iterate realisiert wird. Diese wird ausgeführt in

`./nonconforming/common/computeDiscreteEnergyCR.m`.

Dabei werden die Massenmatrix M und die Integrale $\int_{\Omega} f \psi_F dx$, $F \in \mathcal{E}$, wie folgt genutzt. Sei $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ und $v \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}|}$ enthalte die Koordinaten von v_{CR} bezüglich der Basis $\{\psi_{E_1}, \psi_{E_2}, \dots, \psi_{E_{|\mathcal{E}|}}\}$ von $\text{CR}^1(\mathcal{T})$, das heißt, $v_{\text{CR}} = \sum_{k=1}^{|\mathcal{E}|} v_k \psi_{E_k}$. Dann gilt

$$\begin{aligned} E_{\text{NC}}(v_{\text{CR}}) &= \frac{\alpha}{2} \|v_{\text{CR}}\|^2 + \|\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}\|_{L^1(\Omega)} - \int_{\Omega} f v_{\text{CR}} dx \\ &= \frac{\alpha}{2} \sum_{k=1}^{|\mathcal{E}|} \sum_{\ell=1}^{|\mathcal{E}|} v_k (\psi_{E_k}, \psi_{E_\ell}) v_\ell + \sum_{T \in \mathcal{T}} \int_T |\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}}| dx - \sum_{k=1}^{|\mathcal{E}|} v_k \int_{\Omega} f \psi_{E_k} dx \\ &= \frac{\alpha}{2} v \cdot M v + \sum_{T \in \mathcal{T}} |T| |(\nabla_{\text{NC}} v_{\text{CR}})|_T - \sum_{k=1}^{|\mathcal{E}|} v_k \int_{\Omega} f \psi_{E_k} dx. \end{aligned}$$

6.4 Mathematische Grundlagen ausgewählter Methoden

6.4.1 Berechnung lokaler Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen

In der Methode

```
./nonconforming/common/integralsWithInSi.m
```

werden auf allen Dreiecken einer Triangulierung \mathcal{T} die lokalen Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen aus Abschnitt 2.2 benötigt. Sei $T \in \mathcal{T}$ mit $T = \text{conv}\{P_1, P_2, P_3\}$. Da nach Gleichung (2.2) die lokalen Crouzeix-Raviart-Basisfunktionen $\psi_F|_T$, $F \in \mathcal{E}(T)$, darstellbar sind durch die baryzentrischen Koordinaten $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \in P_1(T)$ aus Abschnitt 2.2, genügt es hier, deren Berechnung zu diskutieren. Dafür betrachten wir das Referenzdreieck, das definiert ist durch

$$T_{\text{ref}} := \text{conv} \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\},$$

und mit der Matrix $B := (P_1 - P_3, P_2 - P_3)$ die affine Transformation $p : T_{\text{ref}} \rightarrow T$, $x \mapsto Bx + P_3$. Mithilfe der Umkehrabbildung von p , die gegeben ist durch $p^{-1} : T \rightarrow T_{\text{ref}}$, $x \mapsto B^{-1}(x - P_3)$, können die baryzentrischen Koordinaten für alle $x \in T$ berechnet werden durch

$$\begin{pmatrix} \lambda_1(x) \\ \lambda_2(x) \end{pmatrix} = p^{-1}(x) \quad \text{und} \quad \lambda_3(x) = 1 - \lambda_1(x) - \lambda_2(x).$$

6.4.2 Berechnung lokaler Knotenwerte einer Crouzeix-Raviart-Funktion

Sei $v_{\text{CR}} \in \text{CR}^1(\mathcal{T})$. Um $J_{1,\mathcal{T}}v_{\text{CR}}$ für den Operator $J_{1,\mathcal{T}}$ aus Gleichung (4.14) zu bestimmen und für die Berechnung der L^1 -Norm der Kantensprünge von v_{CR} benötigen wir für jedes Dreieck $T \in \mathcal{T}$ die Werte von v_{CR} in den Knoten von T . Dazu sei $T = \text{conv}\{P_1, P_2, P_3\}$ mit den Kanten $E_1 = \text{conv}\{P_1, P_2\}$, $E_2 = \text{conv}\{P_2, P_3\}$ und $E_3 = \text{conv}\{P_3, P_1\}$. Die Funktion $v := v_{\text{CR}}|_T$ habe in den Mittelpunkten der Kanten die Werte $v_j := v(\text{mid}(E_j))$ für alle $j \in \{1, 2, 3\}$. Gesucht sind die Werte $v(P_1)$, $v(P_2)$ und $v(P_3)$.

Da $v_{\text{CR}} \in \text{CR}^1(\mathcal{T})$, ist v affin. Damit gilt für eine Kante $E = \text{conv}\{P, Q\} \in \{E_1, E_2, E_3\}$, dass $v(\text{mid}(E))$ gegeben ist durch das arithmetische Mittel von $v(P)$ und $v(Q)$. Somit erhalten wir die drei Gleichungen

$$v_1 = \frac{v(P_1) + v(P_2)}{2}, \quad v_2 = \frac{v(P_2) + v(P_3)}{2}, \quad v_3 = \frac{v(P_3) + v(P_1)}{2}.$$

Sind v_1 , v_2 und v_3 bekannt, können wir dieses Gleichungssystem nach $v(P_1)$, $v(P_2)$ und $v(P_3)$ lösen und erhalten die gesuchten Werte

$$v(P_1) = v_1 + v_3 - v_2, \quad v(P_2) = v_1 + v_2 - v_3, \quad v(P_3) = v_2 + v_3 - v_1.$$

Wir realisieren diese Berechnung in der Methode

```
./nonconforming/common/computeNodeValuesCR4e.m.
```

6.4.3 Berechnung von Sprungtermen

Insbesondere für die Berechnung des Verfeinerungsindikators aus Definition 4.10 benötigen wir eine Methode, die für eine Crouzeix-Raviart-Funktion $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ für jede Kante $F \in \mathcal{E}$ den Term $\|[v_{\text{CR}}]_F\|_{L^1(F)}$ bestimmt.

Da $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$, ist $[v_{\text{CR}}]_F$ affin und es gilt $[v_{\text{CR}}]_F(\text{mid}(F)) = 0$ für alle Kanten $F \in \mathcal{E}$. Betrachten wir nun eine beliebige Kante $F \in \mathcal{E}$ mit $F = \text{conv}\{P_1, P_2\}$. Wir definieren

6 Implementierung

eine Parametrisierung $\xi : [0, 2] \rightarrow \mathbb{R}^2$ von F durch $\xi(t) := \frac{t}{2}(P_2 - P_1) + P_1$. Es gilt $|\xi'| \equiv \frac{1}{2}|P_2 - P_1| = \frac{1}{2}|F|$. Sei außerdem $p(t) := [v_{\text{CR}}]_F(\xi(t))$. Dann gilt

$$\begin{aligned}\|[v_{\text{CR}}]_F\|_{L^1(F)} &= \int_F |[v_{\text{CR}}]_F| \, ds = \int_0^2 |p(t)| |\xi'(t)| \, dt = \frac{|F|}{2} \int_0^2 |p(t)| \, dt \\ &= \frac{|F|}{2} \left(\int_0^1 |p(t)| \, dt + \int_1^2 |p(t)| \, dt \right).\end{aligned}$$

Da $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$, ist $|p(\bullet)|$ auf $[0, 1]$ und $[1, 2]$ jeweils ein Polynom vom Grad 1 mit $|p(1)| = |[v_{\text{CR}}]_F(\text{mid}(F))| = 0$. Somit können wir $|p|$ explizit ausdrücken durch

$$\begin{aligned}|p(t)| &= (1-t)|p(0)| \quad \text{für alle } t \in [0, 1] \quad \text{und} \\ |p(t)| &= (t-1)|p(2)| \quad \text{für alle } t \in [1, 2].\end{aligned}$$

Damit erhalten wir, aufgrund der Exaktheit der Mittelpunktsregel für Polynome vom Grad 1, dass

$$\begin{aligned}\int_0^1 |p(t)| \, dt &= (1-0) \left| p\left(\frac{1}{2}\right) \right| = \frac{|p(0)|}{2} \quad \text{und} \\ \int_1^2 |p(t)| \, dt &= (2-1) \left| p\left(\frac{3}{2}\right) \right| = \frac{|p(2)|}{2}.\end{aligned}$$

Insgesamt gilt also

$$\begin{aligned}\|[v_{\text{CR}}]_F\|_{L^1(F)} &= \frac{|F|}{2} \left(\frac{|p(0)|}{2} + \frac{|p(2)|}{2} \right) = \frac{|F|}{4}(|p(0)| + |p(2)|) \\ &= \frac{|F|}{4}(|[v_{\text{CR}}]_F(P_1)| + |[v_{\text{CR}}]_F(P_2)|).\end{aligned}$$

Realisiert wird dies in der Methode

```
./nonconforming/common/computeL1NormOfJump4s.m.
```

Dabei werden für $v_{\text{CR}} \in \text{CR}_0^1(\mathcal{T})$ für jede Kante $F \in \mathcal{E}$ mit $F = \text{conv}\{P_1, P_2\}$ die Terme $|[v_{\text{CR}}]_F(P_1)|$ und $|[v_{\text{CR}}]_F(P_2)|$ berechnet in

```
./nonconforming/common/computeAbsNodeJumps4s.m.
```

7 Numerische Beispiele

In diesem abschließenden Kapitel möchten wir die Ergebnisse der in Kapitel 6 beschriebenen Realisierung von Algorithmus 5.1 mit Abbruchkriterium (5.3) im Solve-Schritt der AFEM-Schleife aus Abbildung 6.1 untersuchen. Bezuglich einer Triangulierung \mathcal{T} schreiben wir dabei $u_{\text{CR},\mathcal{T}}$ und $\bar{\Lambda}_{0,\mathcal{T}}$ für u_{CR} und $\bar{\Lambda}_0$ aus Theorem 5.3 sowie $(u_{j,\mathcal{T}}, \Lambda_{j,\mathcal{T}})_{j \in \mathbb{N}}$ für die Iterate $(u_j, \Lambda_j)_{j \in \mathbb{N}}$ von Algorithmus 5.1. Zunächst möchten wir die Belegung für alle Parameter aus den Tabellen 6.1–6.4, die für ein Experiment relevant sind, festlegen. Die Wahlen von τ aus Algorithmus 5.1 und von $\varepsilon_{\text{stop}}$ für das Abbruchkriterium (5.3) begründen wir in Abschnitt 7.1 experimentell. Außerdem untersuchen wir in Abschnitt 7.2 die Wahl des Parameters γ für den Verfeinerungsindikator aus Definition 4.10. Eine Übersicht über alle somit festgelegten Standardwerte ist in Tabelle 7.1 zu finden. Wir werden in einem Experiment die Wahl eines Parameters nur erwähnen, wenn diese vom Standardwert abweicht. In Tabelle 7.2 wird für alle verwendeten Benchmark-Dateien aufgelistet, für welche Abbildungen die Ergebnisse des entsprechenden Programmaufrufs genutzt wurden.

Als Startwert für die primale-duale Iteration des ersten Levels der AFEM-Routine wählen wir $u_0 \equiv 0$. Für die Iteration der darauffolgenden Level wählen wir die zum Ende von Abschnitt 6.2 beschriebene Prolongation des Ergebnisses des jeweils vorherigen Levels. In allen Experimenten hatte dadurch die Wahl der Startwerts für die Iteration des ersten Levels keinen nennenswerten Einfluss auf die Dauer des Experiments oder die Güte der Ergebnisse. Für jeden Aufruf der primalen-dualen Iteration auf einer Triangulierung \mathcal{T} wählen wir dann $\Lambda_{0,\mathcal{T}}$ wie in Gleichung (6.1) angegeben. Eingangssignale für Experimente, bei denen die exakte Lösung bekannt ist, konstruieren wir nach Abschnitt 3.2. Die schwachen Ableitungen dieser Eingangssignale und der entsprechenden exakten Lösungen berechnen wir ebenfalls nach Abschnitt 3.2. Dabei sei das Argument r einer Funktion stets aus $[0, \infty)$. Als Geometrie für das erste Level des AFEM-Algorithmus nutzen wir in Experimenten mit bekannter exakter Lösung die Triangulierung aus Abbildung 7.1a und in Experimenten mit einem Graufarbenbild als Eingangssignal die Triangulierung aus Abbildung 7.1b. Wir nutzen adaptive Netzverfeinerungen und dafür den Bulk-Parameter $\theta = 0.5$ für den Mark-Schritt des AFEM-Algorithmus und dem Parameter $\gamma = 1$ für den Verfeinerungsindikator aus Definition 4.10. Die maximale Iterationszahl wurde mit 10^{12} so gewählt, dass diese nie Grund für das Beenden der primalen-dualen Iteration war. Dementsprechend ist das Abbruchkriterium aus (5.3) für den Abbruch der Iteration verantwortlich. Die minimale Anzahl der Freiheitsgrade, welche eine Triangulierung während der AFEM-Routine zum Abbrechen erreichen soll, ist mit 10^8 so gewählt, dass die verfügbaren Ressourcen des verwendeten Rechners in der Regel ausgenutzt werden und die Rechnungen manuell beendet werden müssen. Dies geschah in allen Experimenten bei ungefähr 10^6 Freiheitsgraden. Beispielrechnungen mit verschiedenen Eingangssignalen ergaben, dass deutlich höhere Integrationsgrade als 10 zu keinen veränderten Konvergenzraten führen. Diese Wahl des Integrationsgrads erscheint daher als ausreichend. Da außerdem die `integrate` Methode des AFEM-Softwarepaketes [Car09a] nicht während der primalen-dualen Iteration aufgerufen werden muss, hat eine möglicherweise zu hohe Wahl des Integrationsgrads keinen signifikanten Einfluss auf die Programmlaufzeit. Nur die Methode `errorCRL2` des AFEM-Softwarepaketes, die zur Berechnung des exakten L^2 -Fehlers verwendet wird, nutzt den Integrationsgrad 12, da diese unverändert übernommen wurde.

Nun möchten wir ein Eingangssignal definieren, welches in mehreren der folgenden Abschnitte verwendet wird. Sei $\beta \geq 1/2$, wobei wir stets $\beta = 1$ wählen. Wir betrachten die

7 Numerische Beispiele

Parametername	Standardwert
<code>degree4Integrate</code>	10
<code>geometry</code>	'BigSquare' für Experimente mit bekannter exakter Lösung 'Square' für Experimente mit Graufarbenbild als Eingangssignal
<code>initialRefinementLevel</code>	0
<code>parTheta, θ</code>	0.5
<code>minNrDof</code>	10^8
<code>useProlongation</code>	true
<code>parGamma, γ</code>	1
<code>d, d</code>	2
<code>u0Mode</code>	<code>zeros</code>
<code>epsStop, ε_{stop}</code>	10^{-4}
<code>parTau, τ</code>	1
<code>maxIter</code>	10^{12}
<code>parAlpha, α</code>	α für Experimente mit Eingangssignal f_α 10^4 für Experimente mit Eingangssignal <code>cameraman</code>
<code>parBeta, β</code>	1 für Experimente mit Eingangssignal f_α

Tabelle 7.1: Wahl der relevanten Parameter für die Experimente

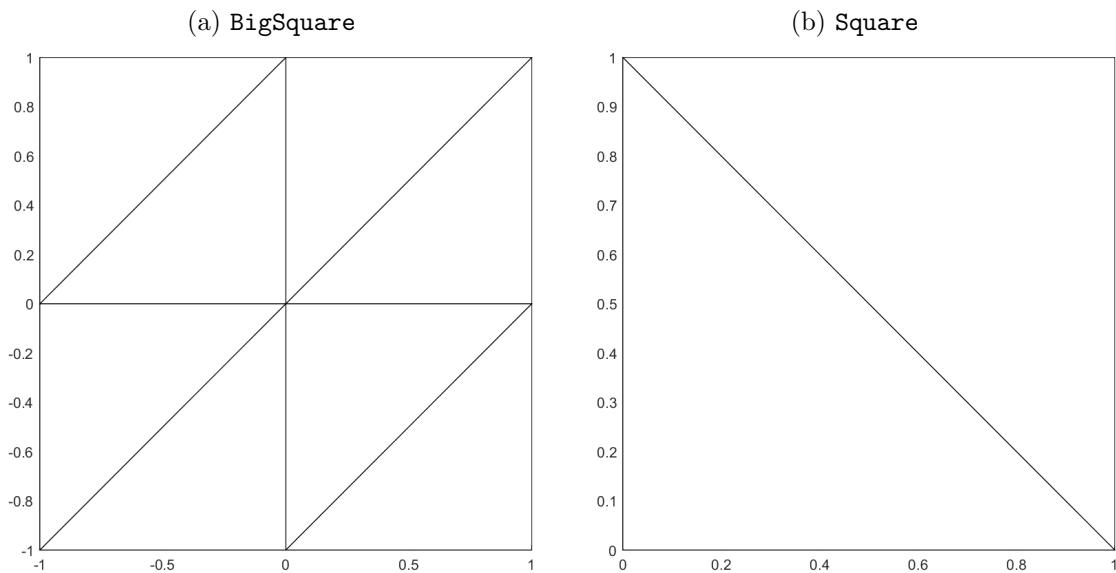


Abbildung 7.1: Initiale Triangulierung für Experimente mit bekannter exakter Lösung (a) und für Experimente mit Graufarbenbild als Eingangssignal (b)

benchmark	Abbildungen
denoiseAlpha100	1.1c
denoiseAlpha1000	1.1d
denoiseAlpha2500	1.1e
denoiseAlpha5000	1.1f
denoiseAlpha10000	1.1g
denoiseAlpha50000	1.1h
paramsTau_f01_0Dot1	7.3a, 7.4, 7.7b
paramsTau_f01_0Dot5 standard_f01	7.3a, 7.4 7.3a, 7.4
paramsTau_cameraman_0Dot1	7.3a, 7.4, 7.7a, 7.8, 7.9, 7.10, 7.11, 7.12, 7.13c, 7.17
paramsTau_cameraman_0Dot5 standard_cameraman	7.3b 7.3b 7.3b, 7.18, 7.20
noTerminationTau_maxIter1e5 paramsEpsStop_1em2	7.5 7.6
paramsEpsStop_1em3	7.6
paramsEpsStop_1em4	7.6
paramsEpsStop_1em5	7.6
standardUniform_f01	7.9, 7.11
standard_f01Alpha1e4	7.14, 7.17
standardUniform_f01Alpha1e4 parGamma_0	7.14 7.12, 7.13a
parGamma_0Dot5	7.12, 7.13b
standard_f04	7.16, 7.17
standardUniform_f04	7.16
standardUniform_cameraman	7.18
circleContinuousAdaptive	7.22a, 7.25, 7.23a, 7.23c, 7.24a, 7.24b
circleDiscontinuousAdaptive	7.22a
circleContinuousUniform	7.22b, 7.25, 7.23b, 7.23d, 7.24c, 7.24d
circleDiscontinuousUniform	7.22b

Tabelle 7.2: Eingabeparameter `benchmark` für `startAlgorithmCR`, um die Rechnung zu einem Experiment zu starten, und die Abbildungen, die auf den Ergebnissen dieses Experiments basieren

7 Numerische Beispiele

Funktion

$$u(r) := \begin{cases} 1, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{6}], \\ 1 + (6r - 1)^\beta, & \text{falls } r \in (\frac{1}{6}, \frac{1}{3}], \\ 2, & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{1}{2}], \\ 2(\frac{5}{2} - 3r)^\beta, & \text{falls } r \in (\frac{1}{2}, \frac{5}{6}], \\ 0, & \text{falls } r \in (\frac{5}{6}, \infty), \end{cases}$$

und wählen

$$\operatorname{sgn}(\partial_r u(r)) := \begin{cases} 12r - 36r^2, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{6}], \\ 1, & \text{falls } r \in (\frac{1}{6}, \frac{1}{3}], \\ \cos(\pi(6r - 2)), & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{1}{2}], \\ -1, & \text{falls } r \in (\frac{1}{2}, \frac{5}{6}], \\ -\frac{1+\cos(\pi(6r-5))}{2}, & \text{falls } r \in (\frac{5}{6}, \infty). \end{cases}$$

Nach Gleichung (3.8) ist u mit dieser Wahl von $\operatorname{sgn}(\partial_r u)$ die Lösung von Problem 3.1 mit Eingangssignal

$$f_\alpha(r) = \begin{cases} \alpha - 12(2 - 9r), & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{6}], \\ \alpha(1 + (6r - 1)^\beta) - \frac{1}{r}, & \text{falls } r \in (\frac{1}{6}, \frac{1}{3}], \\ 2\alpha + 6\pi \sin(\pi(6r - 2)) - \frac{1}{r} \cos(\pi(6r - 2)), & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{1}{2}], \\ 2\alpha(\frac{5}{2} - 3r)^\beta + \frac{1}{r}, & \text{falls } r \in (\frac{1}{2}, \frac{5}{6}], \\ -3\pi \sin(\pi(6r - 5)) + \frac{1+\cos(\pi(6r-5))}{2r}, & \text{falls } r \in (\frac{5}{6}, \infty). \end{cases}$$

Dieses Eingangssignal für zwei Wahlen von α und die exakte Lösung u von Problem 3.1 mit Eingangssignal f_α können in Abbildung 7.2 betrachtet werden. Wir können anhand von Abbildung 7.2 ebenfalls den in Kapitel 1 beschriebenen Zusammenhang von Problem 3.1 und dem ROF-Modell sehen, denn für $\alpha = 10^4$ scheint annähernd $f_\alpha = \alpha u$ zu gelten. Die schwachen Gradienten von u und f_α können bestimmt werden mithilfe der partiellen Ableitungen

$$\partial_r f_\alpha(r) = \begin{cases} 108, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{6}], \\ 6\alpha\beta(6r - 1)^{\beta-1} + \frac{1}{r^2}, & \text{falls } r \in (\frac{1}{6}, \frac{1}{3}], \\ (36\pi^2 + \frac{1}{r^2}) \cos(\pi(6r - 2)) + \frac{6\pi}{r} \sin(\pi(6r - 2)), & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{1}{2}], \\ -\left(6\alpha\beta(\frac{5}{2} - 3r)^{\beta-1} + \frac{1}{r^2}\right), & \text{falls } r \in (\frac{1}{2}, \frac{5}{6}], \\ -((18\pi^2 + \frac{1}{2r^2}) \cos(\pi(6r - 5)) + \frac{1}{2r^2} + \frac{3\pi}{r} \sin(\pi(6r - 5))), & \text{falls } r \in (\frac{5}{6}, \infty), \end{cases}$$

und

$$\partial_r u(r) = \begin{cases} 0, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{6}], \\ 6\beta(6r - 1)^{\beta-1}, & \text{falls } r \in (\frac{1}{6}, \frac{1}{3}], \\ 0, & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{1}{2}], \\ -6\beta(\frac{5}{2} - 3r)^{\beta-1}, & \text{falls } r \in (\frac{1}{2}, \frac{5}{6}], \\ 0, & \text{falls } r \in (\frac{5}{6}, \infty). \end{cases}$$

Durch Kenntnis des schwachen Gradienten von u erhalten wir für das Experiment mit Eingangssignal f_α die Approximation $E(u) \approx -2.05803$ für $\alpha = 1$ und $E(u) \approx -20580.34076$ für $\alpha = 10^4$. Ein weiteres Eingangssignal, welches wir in mehreren der folgenden Abschnitte nutzen werden, ist das Graufarbenbild **cameraman** aus Abb. 1.1a.



Abbildung 7.2: Funktionen f_α und u sowie deren Darstellungen entlang der x-Achse (blau) und der y-Achse (rot) für $\alpha \in \{1, 10^4\}$.

7.1 Wahl der Parameter für die primale-duale Iteration

Die Experimente in diesem Abschnitt zur Ermittlung der Einstellungen für die primale-duale Iteration werden adaptiv durchgeführt und alle hier nicht aufgeführten Parameter werden gewählt wie im vorhergehenden Abschnitt beschrieben. Die Eingangssignale für die Experimente sind in der Beschreibung der entsprechenden Abbildung angegeben.

Zunächst interessiert und die Wahl des Parameters τ in Algorithmus 5.1. Diesen müssen wir nach Theorem 5.3 in $(0, 1]$ wählen, um Konvergenz der primalen-dualen Iteration zu garantieren. Der Parameter $\varepsilon_{\text{stop}}$ wird mit 10^{-4} gewählt. Diese Wahl wird anschließend in diesem Abschnitt ebenfalls nochmal näher betrachtet. Wie in Abbildung 7.3 zu sehen, verhält sich die Anzahl der Iteration, und damit, wie zu erwarten war, auch die Laufzeit, antiproportional zur Größe der hier gewählten Werte von τ , d.h. größeres τ führt zu einer geringeren Laufzeit und weniger Iterationen. Da sich die betrachteten Graphen in Abbildung 7.4 für die verschiedenen Wahlen von τ nicht sichtbar unterscheiden, schlussfolgern wir, dass die ideale Wahl für τ , die Theorem 5.3 zulässt, das heißt $\tau = 1$, zu sein scheint, da die primale-duale Iteration bei gleichen Ergebnissen für dieses τ die geringste Laufzeit hat. Ein mögliche Erklärung liefert der Beweis von Theorem 5.3. Die darin bewiesene Gleichung (5.14) impliziert für die Iterate $(u_j)_{j \in \mathbb{N}}$ auf einem Level, dass

$$\sum_{j=1}^{\infty} \|u_{\text{CR}, \tau} - u_j\|^2 \leq \frac{1}{2\alpha\tau} \left(\|u_{\text{CR}, \tau} - u_0\|_{\text{NC}}^2 + \|\bar{\Lambda}_{0, \tau} - \Lambda_0\|^2 \right). \quad (7.1)$$

Die rechte Seite ist antiproportional zu $\tau > 0$, womit womöglich die Folge $(\|u_{\text{CR}} - u_j\|)_{j \in \mathbb{N}}$ schneller gegen 0 konvergiert und damit auch das Abbruchkriterium (5.3) nach einer geringeren Anzahl von Iterationen erfüllt ist. Der Beweis von Theorem 5.3 liefert uns keine Informationen darüber, ob möglicherweise auch eine Wahl $\tau > 1$ immer noch die Konvergenz der primalen-dualen Iteration garantiert. Wie aber in Abbildung 7.5 zu sehen, haben wir schon für $\tau = 1.2$ ein Beispiel gefunden, bei dem nicht davon ausgegangen werden kann, dass die primale-duale Iteration konvergiert. Diese Iteration wurde auf der Triangulierung aus Abbildung 7.1a durchgeführt. Dabei wurde die Iteration nach 10^5 Iterationen, wie in Abbildung 7.5a zu sehen, abgebrochen, da kein anderes Verhalten mehr zu erwarten war, zumal selbst für die nach Abbildung 7.3a suboptimale Wahl 0.1 für τ weniger als 10^3 Iterationen auf der gleichen Triangulierung benötigt wurden und für die Wahl $\tau = 1$ sogar weniger als 10 Iterationen. Auch die Betragsdifferenz zwischen den Energien zweier Iterate stagniert. Es ist stark davon auszugehen, dass dieses Problem mit keinem von den Iteraten abhängigen Abbruchkriterium terminiert. Mit Abbildung 7.5b steht außerdem fest, dass der Abstand zwischen den Iteraten nicht stagniert, während die Iterate divergieren oder konvergieren, sondern dass die Iterate sich mit alternierender Energie entwickeln zu scheinen. Insbesondere bleibt festzuhalten, dass die von Theorem 5.3 für $\tau \in (0, 1]$ garantierte Konvergenz für $\tau = 1.2$ nicht eintritt.

Nun betrachten wir die Wahl des Parameters $\varepsilon_{\text{stop}}$ für das Abbruchkriterium aus (5.3). Wie in Abbildung 7.6 zu sehen, stagniert der exakte L^2 -Fehler für $\varepsilon_{\text{stop}} = 10^{-2}$ und, es lässt sich erahnen, dass dieser Effekt auch für $\varepsilon_{\text{stop}} = 10^{-3}$ einsetzt. Da der Effekt bis 10^6 Freiheitsgrade für $\varepsilon_{\text{stop}} \in \{10^{-4}, 10^{-5}\}$ noch nicht einsetzt, scheint dies an einem zu frühen Abbruch der Iteration durch eine zu große Toleranz $\varepsilon_{\text{stop}}$ zu liegen. Bei hohen Freiheitsgraden und einer entsprechend kleinen Netzweite muss also $\varepsilon_{\text{stop}}$ ausreichend klein gewählt werden. Da wir in den Experimenten 10^6 Freiheitsgrade nicht deutlich überschreiten und sich bis dahin die Ergebnisse für die Wahlen 10^{-4} und 10^{-5} kaum unterscheiden, die Wahl 10^{-5} aber eine wesentlich längere Laufzeit verursacht, wählen wir als Standard $\varepsilon_{\text{stop}} = 10^{-4}$. Weiterhin bleibt festzuhalten, dass der Verfeinerungsindikator trotzdem noch passend Dreiecke auswählt und weiter fällt, d.h. insbesondere nicht stagniert, auch bei stagnierendem Fehler.

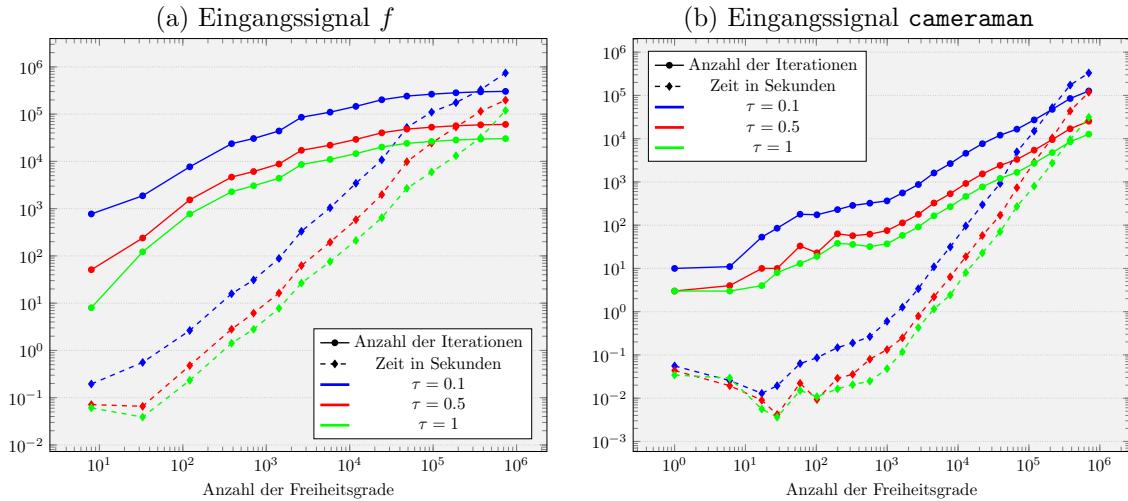


Abbildung 7.3: Anzahl der Iterationen und benötigte Zeit für verschiedene Werte von τ mit den Eingangssignalen f und cameraman.

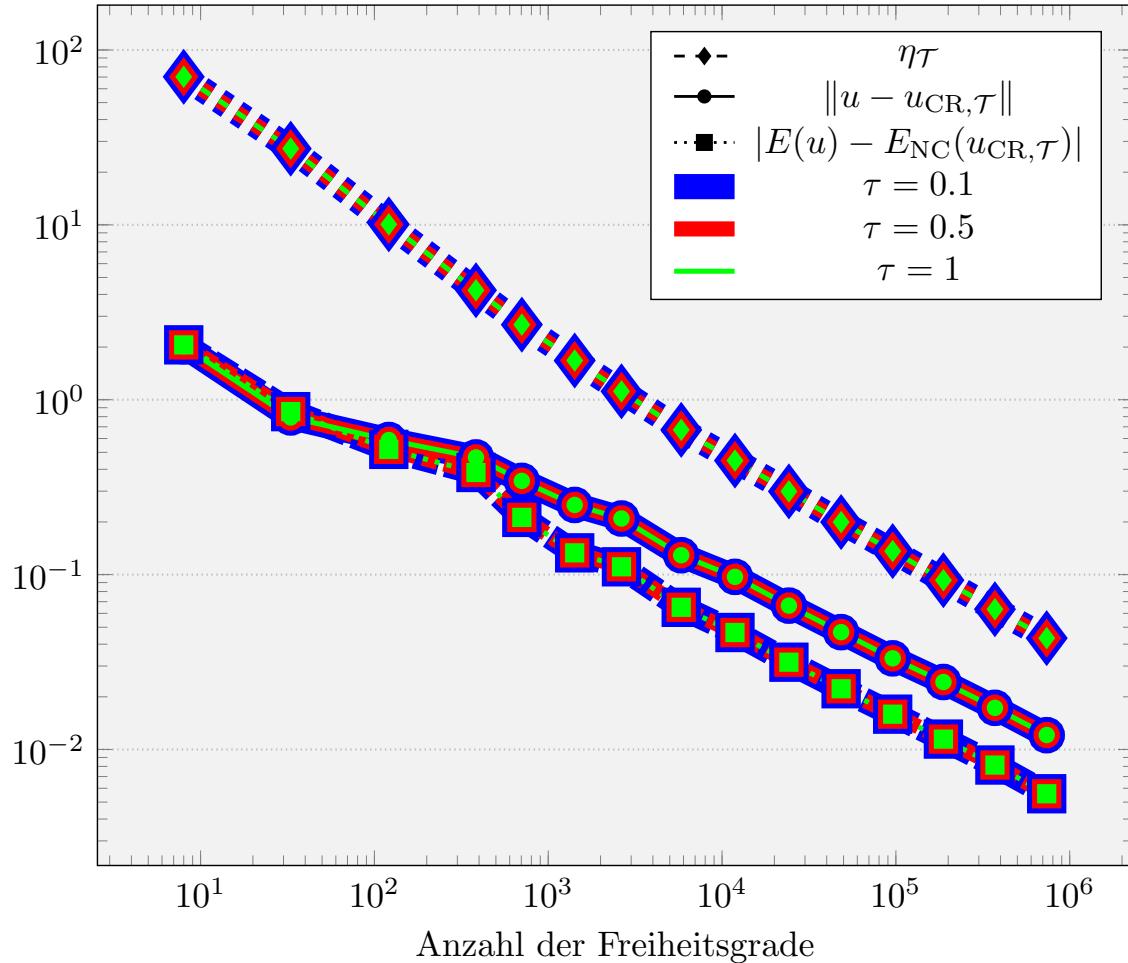


Abbildung 7.4: Verfeinerungsindikator, exakter L^2 -Fehler und Energiedifferenz für verschiedene Werte von τ mit Eingangssignal f .

7 Numerische Beispiele

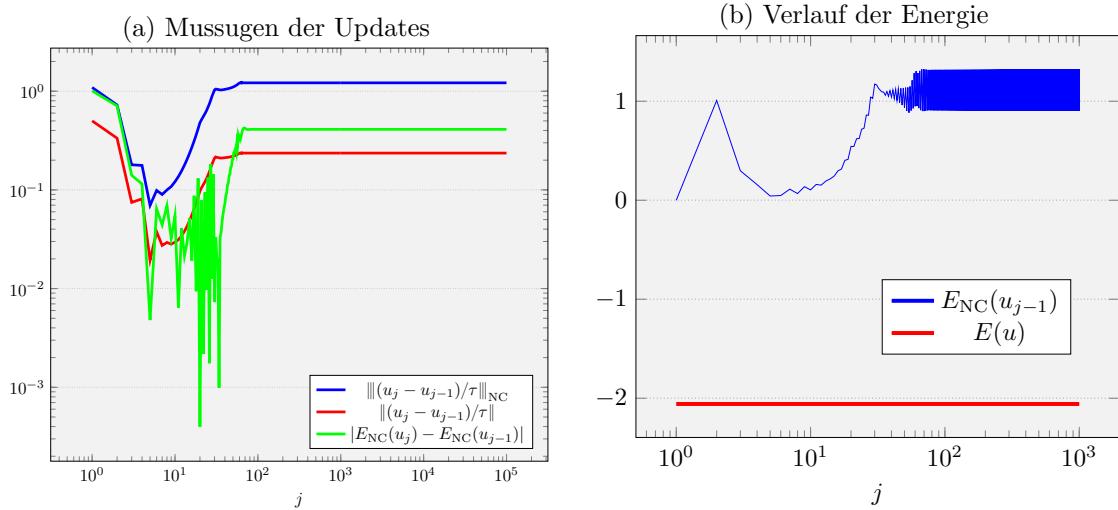


Abbildung 7.5: Drei Messungen des Updates der Iteration (a) und Verlauf der Energie während der ersten 1000 Iterationen (b) für $\tau = 1.2$ mit Eingangangssignal f .

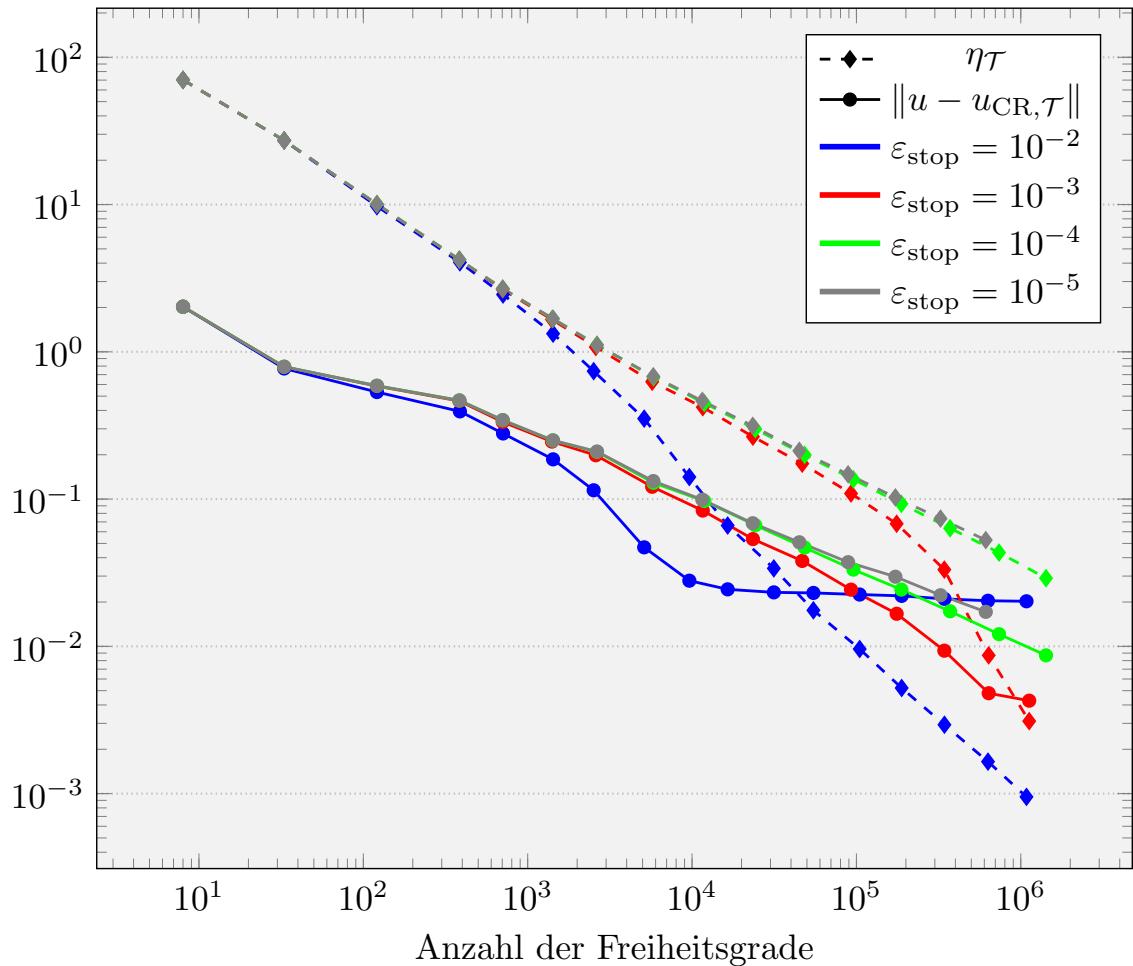


Abbildung 7.6: Verfeinerungsindikator und exakter L^2 -Fehler für verschiedene Werte von ε_{stop} mit Eingangangssignal f .

7.2 Experimente mit bekannter exakter Lösung

In diesem Abschnitt möchten wir nun anhand des Experiments mit Eingangssignal f_1 aus eq:inputSignalF01 die Ergebnisse des Programms betrachten. Außerdem werden wir die Ergebnisse mit zwei weiteren Eingangssignalen, für die exakte Lösungen bekannt sind, vergleichen, um so weitere Aussagen über die Ergebnisse treffen zu können. Die Wahl aller Parameter, die hier nicht noch einmal aufgeführt werden, ist im einleitenden Teil und dem vorherigen Abschnitt 7.1 begründet worden.

Zunächst möchten wir anhand der Experimente mit Eingangssignal f_1 einige Eigenarten der primalen-dualen Iteration betrachten. In Abbildung 7.7a sehen wir an einer Auswahl von Leveln der AFEM-Routine, wobei das erste Level mit 0 nummeriert wird, dass die nichtkonforme Energie $E_{NC}(\cdot)$ der Iterate von oben konvergiert. Dabei nimmt der Abstand zu der Energie der exakten Lösung $E(u)$ mit zunehmender Anzahl von Freiheitsgraden ab. Anhand der Energieentwicklung des ersten Iterationsschritts aller abgebildeten Level, mit Ausnahme von Level 3, und insbesondere durch Abbildung 7.7b, die auf dem gleichen Experiment mit $\tau = 10^{-1}$ basiert und Level 1 dieses Experiments mit 33 Freiheitsgraden, ist aber auch klar erkennbar, dass die Energie der Iterate nicht monoton fallend von oben konvergiert. Dieses Verhalten könnte mit einem Grund dafür sein, dass die Anzahl der Iterationen, wie schon in Abbildung 7.3a gesehen, bei kleinem $\tau = 10^{-1}$ deutlich höher ist als bei $\tau = 1$. In Abbildung 7.8a ist dann noch die Entwicklung des für die Abbruchbedingung relevanten Terms für verschiedene Level zu sehen, der wie gewünscht fällt bis die Toleranz erreicht ist. Zusätzlich sind in Abbildung 7.8b von Level 6 des gleichen Experiments die Verläufe zweier weiterer Terme zu sehen, die man für Abbruchkriterien bedenken könnte, da ihre Konvergenz gegen 0 erwartet ist. Dabei unterscheidet sich der Term, der sich lediglich in der Norm unterscheidet, nur um einen Faktor von ungefähr 10^2 . Dies passt zur bekannten Theorie, da die Norm $\|\cdot\|_{NC}$ ungefähr so skaliert wie $h^{-1}\|\cdot\|$ (cf. inverse Ungleichung [Bar15b, Lemma 3.5], diskrete Poincaré-Ungleichung [Bar15b, Lemma 3.7]), wobei für dieses Level $h \approx 10^{-2}$. Entsprechend müsste man nur, bei Wahl dieses Abbruchkriteriums, die Toleranz entsprechend kleiner wählen. Die Differenz der nichtkonformen Energien zweier Iterate scheint sich aber, aufgrund der teils starken Oszillationen, nur schlecht als alternatives Abbruchkriterium zu eignen, obwohl sie wie erwartet gegen 0 konvergieren.

Nun betrachten wir Konvergenzraten und überprüfen die Gültigkeit einiger in den theoretischen Kapiteln dieser Arbeit getätigten Aussagen. Wie in Abbildung 7.9 zu sehen, unterscheiden sich die Raten für uniforme und adaptive Netzverfeinerungen für das Eingangssignal f_1 nicht. Alle Graphen konvergieren mit einer Rate von etwa $1/2$ mit Ausnahme des quadrierten exakten Fehlers und dem Volumenanteil des Fehlerschätzers, die mit einer Rate von ungefähr 1 konvergieren. Nach [Bar15b, S. 309, Theorem 10.7] erwarten wir für die von Professor Bartels betrachtete Version des Problems, das heißt der Diskretisierung mit dem Courant-Finite-Elemente-Raum $S^1(\mathcal{T})$, für den quadrierten L^2 -Fehler zwischen den Minimierern $u_C \in S^1(\mathcal{T})$ und $u \in BV(\Omega) \cap L^2(\Omega)$ des Funktionalen I aus Gleichung (1.1) in den entsprechenden Räumen, eine entsprechend Rate von mindestens $1/4$, welche für seine Problemstellung garantiert ist. Obwohl wir eine andere Formulierung des ROF-Modells betrachten, können wir festhalten, dass wir diese Rate deutlich überschreiten, unser Programm in diesem Setting also nicht schlechter ist als die garantierte Rate der anderen Formulierung. Dabei bleibt aber noch hervorzuheben, dass gilt $u_1, f_1 \in H_0^1((0, 1)^2)$, wir also ein reguläreres Problem betrachten als eines, in dem die exakte Lösung nur eine BV-Funktion ist und nicht schwach differenzierbar. Insofern ist die deutlich bessere Rate so zu erwarten gewesen. Wir werden deshalb am Ende dieses Abschnitts ein noch regulärer Problem betrachten und untersuchen, ob dies die Raten

7 Numerische Beispiele

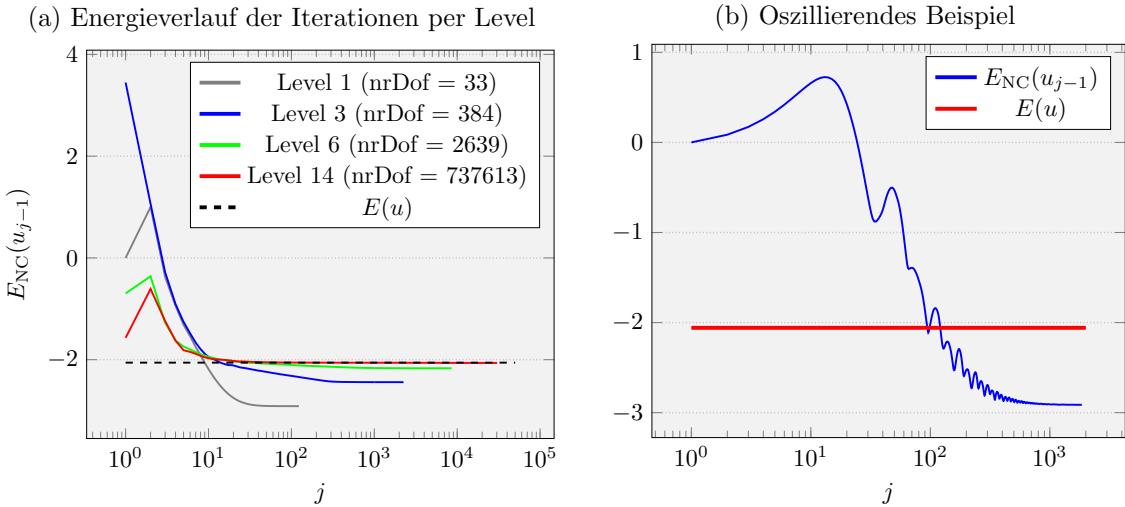


Abbildung 7.7: Energieentwicklung während der primalen-dualen Iteration für Eingangssignal f auf verschiedenen Leveln mit $\tau = 1$ (a) und für ein Level mit $\tau = 10^{-1}$ (b) wobei das initiale Level 0 ist.

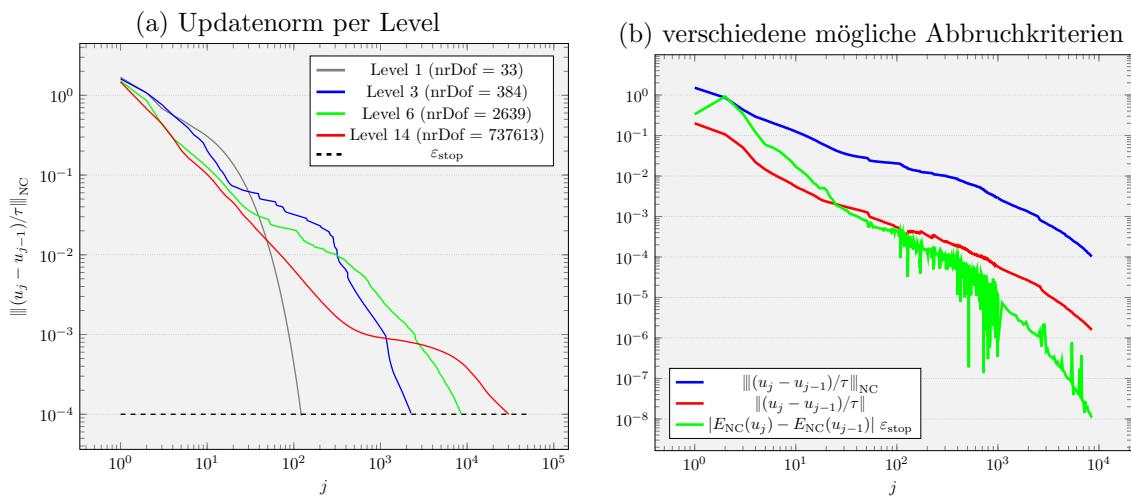


Abbildung 7.8: Abbruchkriterien wobei das initiale Level 0 ist.

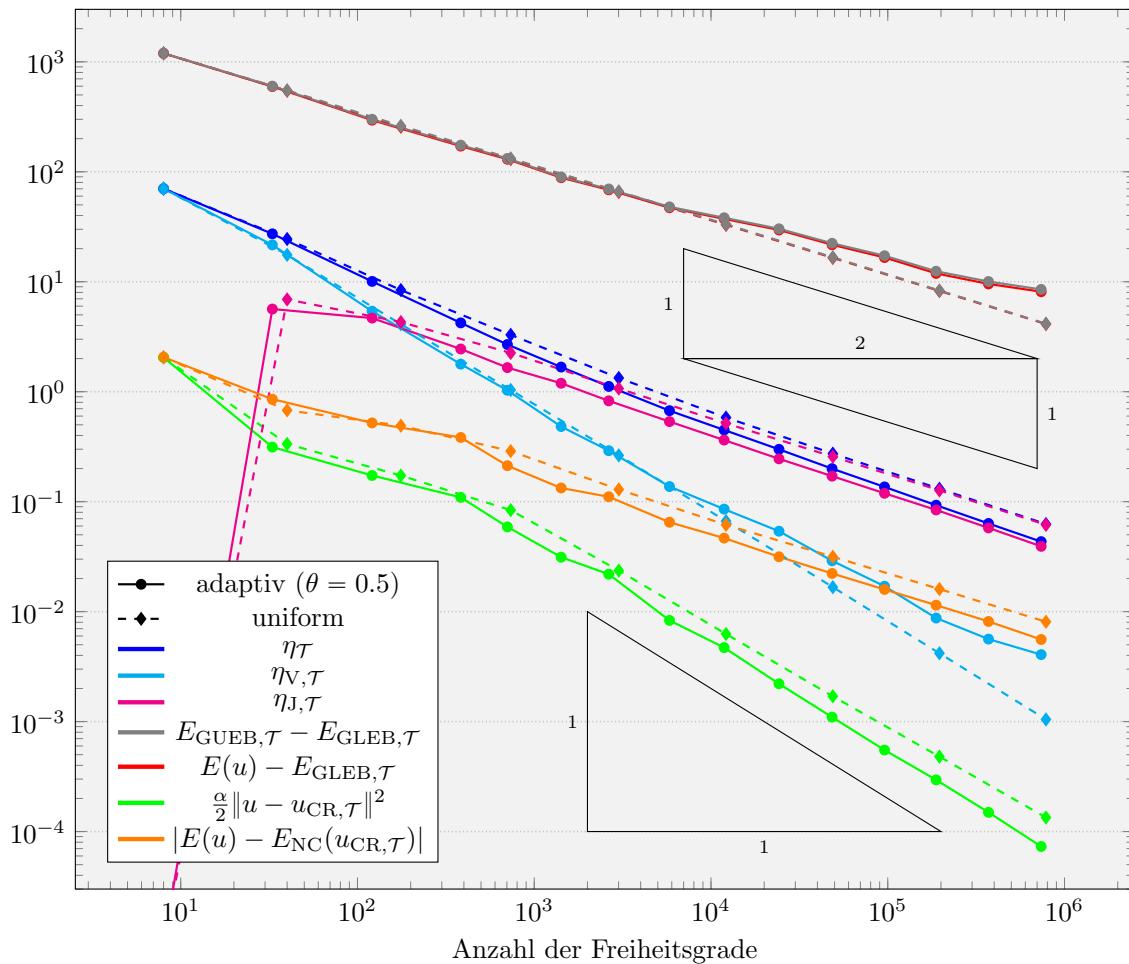


Abbildung 7.9: Ergebnisse der adaptiven und uniformen AFEM-Schleifen für das Eingangssignal f .

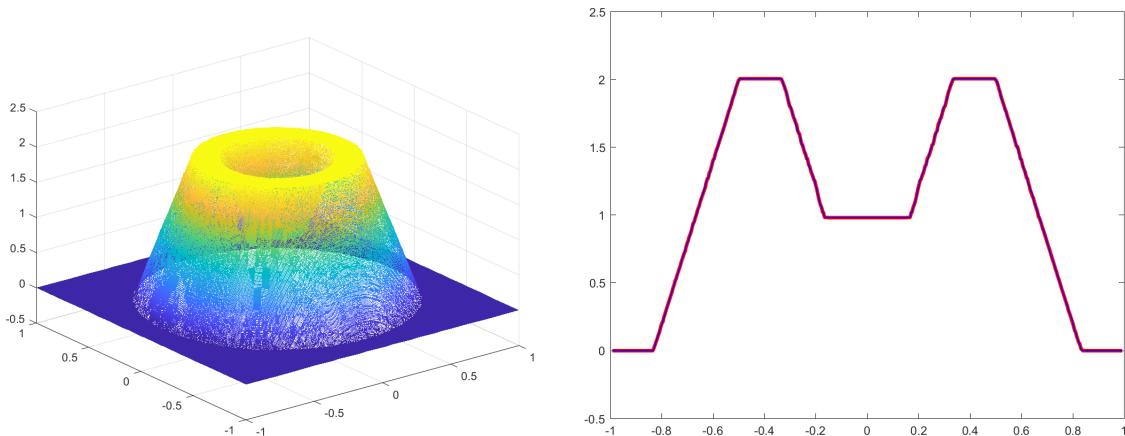


Abbildung 7.10: Lösung des adaptiven Algorithmus mit Eingangssignal f sowie deren Darstellungen entlang der x-Achse (blau) und der y-Achse (rot) auf einem Gitter mit 737613 Freiheitsgraden.

7 Numerische Beispiele

noch weiter verbessern kann. Als nächstes gilt nach Abbildung 7.9, dass

$$\frac{\alpha}{2} \|u - u_{\text{CR},\mathcal{T}}\|^2 \leq E(u) - E_{\text{GLEB},\mathcal{T}} \leq E_{\text{GUEB},\mathcal{T}} - E_{\text{GLEB},\mathcal{T}}, \quad (7.2)$$

wie wir nach Theorem 4.9 und Ungleichung 4.15 erwartet haben. Dabei merken wir an, dass dieser Sachverhalt für $E(u) - E_{\text{GLEB},\mathcal{T}} \leq E_{\text{GUEB},\mathcal{T}} - E_{\text{GLEB},\mathcal{T}}$ nur schwer zu erkennen ist, aber gilt, wie dank Abbildung 7.11a zu sehen ist, da $E_{\text{GUEB},\mathcal{T}} - E_{\text{GLEB},\mathcal{T}} = (E(u) - E_{\text{GLEB},\mathcal{T}}) = E_{\text{GUEB},\mathcal{T}} - E(u)$. In Abbildung 7.11b sehen wir weiterhin, dass die Sprungherme in unserer nichtkonformen Formulierung tatsächlich nicht minimiert werden. Zwar sind die jeweiligen Sprünge zwischen zwei Dreiecken bei einer hohen Anzahl von Freiheitsgraden klein, wie Abbildung 7.10 erahnen lässt, jedoch wird durch die hohe Anzahl von Kanten eine große Menge von kleinen Sprüngen addiert, die zu einer relativ großen Summe führen. Da durch Abbildung 7.9 zu sehen ist, dass $|E(u) - E_{\text{NC}}(u_{\text{CR},\mathcal{T}})|$ konvergiert, wird insgesamt klar, dass $E(u_{\text{CR},\mathcal{T}})$, im Gegensatz zu $E_{\text{NC}}(u_{\text{CR},\mathcal{T}})$, nicht gegen $E(u)$ konvergiert, wie zu erwarten war nach der Herleitung in Abschnitt 4.1. Zum Abschluss weisen wir darauf hin, dass die Konvergenz von $E_{\text{NC}}(u_{\text{CR},\mathcal{T}})$ gegen $E(u)$ durch betrachten von Abbildung 7.7a bereits zu sehen war, in der der Abstand des augenscheinlichen Grenzwerts der Iteration mit höherem Level näher an $E(u)$ liegt. Aus Abbildung 7.9 geht auch hervor, dass der Verfeinerungsindikator zum Schluss vom Sprunganteil dominiert wird und der Einfluss des Volumenanteils vernachlässigbar wird. In $\eta_{V,\mathcal{T}}$ liegt auch der deutlichste Unterschied zwischen adaptiven und uniformen Algorithmus. Bei uniformer Netzverfeinerung erreicht $\eta_{V,\mathcal{T}}$ eine leicht bessere Rate und geringere Werte als bei adaptiver Netzverfeinerung, da im adaptiven Algorithmus zu den Sprüngen hin verfeinert wird, was im geringfügig geringeren Wert von $\eta_{J,\mathcal{T}}$ im adaptiven Algorithmus zu sehen ist. Da $\eta_{V,\mathcal{T}}$ geringer ist im uniformen Algorithmus, ist nach der Definition der garantierten unteren Energieschranke in Gleichung (4.12) zu erwarten, dass $E_{\text{GLEB},\mathcal{T}}$ größere Werte annimmt, was sich in Abbildung 7.9 tatsächlich in den beiden Graphen widerspiegelt, in denen $E_{\text{GLEB},\mathcal{T}}$ subtrahiert wird, die im uniformen Algorithms geringere Werte annehmen als im adaptiven. Durch den geringeren Wert von $\eta_{J,\mathcal{T}}$ für den adaptiven Algorithmus und die deutliche Dominanz dessen in $\eta_{\mathcal{T}}$, nimmt tatsächlich $\eta_{\mathcal{T}}$ im adaptiven Algorithmus leicht geringere Werte an, trotz des Unterschieds von $\eta_{V,\mathcal{T}}$. Nun wollen wir noch anmerken, dass aus Theorem 3.7 und Abschnitt 4.1 folgt, dass

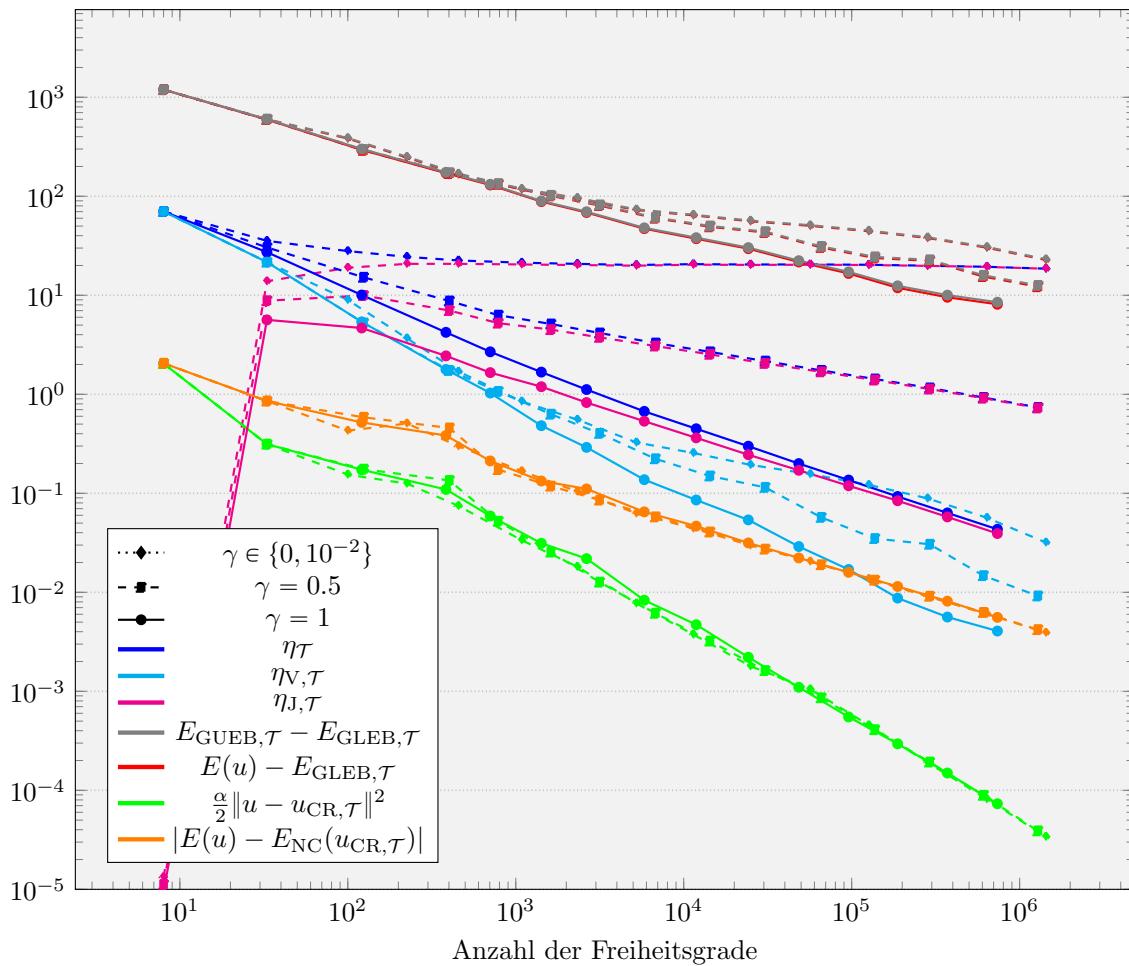
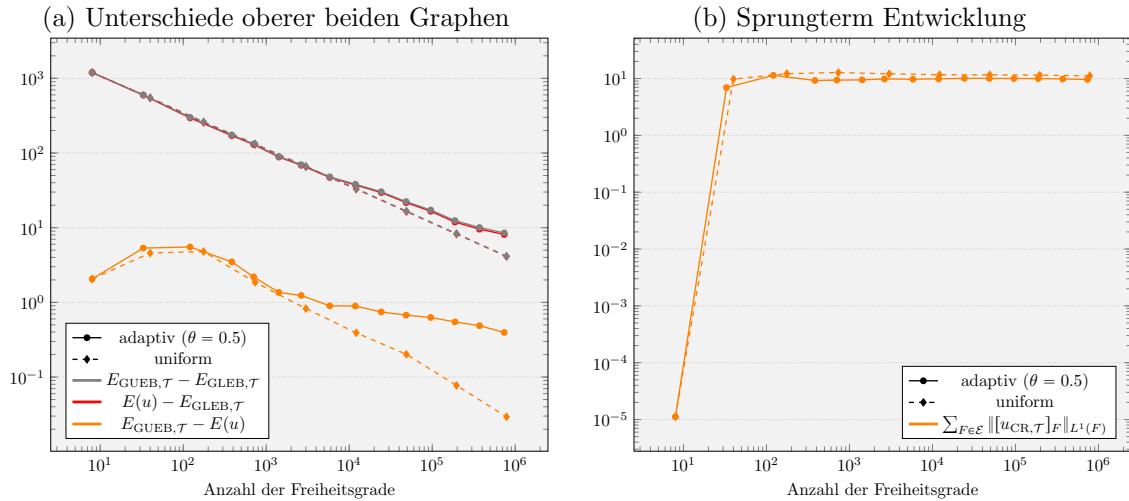
$$\frac{\alpha}{2} \|u - u_{\text{CR},\mathcal{T}}\|^2 \leq E(u_{\text{CR},\mathcal{T}}) - E(u) = E_{\text{NC}}(u_{\text{CR},\mathcal{T}}) + \sum_{F \in \mathcal{E}} \| [u_{\text{CR},\mathcal{T}}]_F \|_{L^1(F)} - E(u).$$

Insbesondere gilt auch

$$\frac{\alpha}{2} \|u - u_{\text{CR},\mathcal{T}}\|^2 \leq |E_{\text{NC}}(u_{\text{CR},\mathcal{T}}) - E(u)| + \sum_{F \in \mathcal{E}} \| [u_{\text{CR},\mathcal{T}}]_F \|_{L^1(F)}.$$

Dieser Aussage widerspricht Abbildung 7.9 nicht, obwohl die Sprünge, die auf der rechten Seite dieser Ungleichung stehen, im Plot nicht einbezogen sind. Zum Abschluss dieses Experiments betonen wir noch, dass Abbildung 7.10 zeigt, dass das Ergebnis des adaptiven Algorithmus tatsächlich der erwarteten exakten Lösung u aus Abbildung 7.2 ähnelt.

Mit diesen Erkenntnissen betrachten wir nun noch die Wahl von γ aus der Definition 4.10 des Verfeinerungsindikators $\eta_{\mathcal{T}}$. Je kleiner die Wahl von γ , desto größer sollte der Einfluss von $\eta_{J,\mathcal{T}}$ auf $\eta_{\mathcal{T}}$ sein und entsprechend eine stärkere Verfeinerung zu den Sprüngen geschehen. In Abbildung 7.12 ist tatsächlich zu erkennen, dass $\eta_{J,\mathcal{T}}$ mit kleinerem γ deutlich größere Werte annimmt. Tatsächlich stagniert $\eta_{J,\mathcal{T}}$ für $\gamma = 0$ sogar und entsprechend gilt dies auch für $\eta_{\mathcal{T}}$. Da die Sprungherme $\sum_{F \in \mathcal{E}(\mathcal{T})} \| [u_{\text{CR},\mathcal{T}}]_F \|_{L^1(F)}$ im diskreten Problem nicht minimiert werden, wie in Abschnitt 4.1 beschrieben, ist dies das Resultat davon. Weiterhin ist $\eta_{V,\mathcal{T}}$ und damit, wie im vorherigen Experiment erklärt, die Graphen mit $E_{\text{GUEB},\mathcal{T}}$,



7 Numerische Beispiele

entsprechend der Wahl von γ schlechter, wenn zu den Sprüngen verfeinert wird. Bei $\gamma = 0$ wird stark zu den Sprüngen hin verfeinert, welche aber nicht minimiert werden, womit keine Reduktion von $\eta_{\mathcal{T}}$ stattfindet. Da wir im vorherigen Experiment bereits gesehen habe, dass Adaptivität die Konvergenzrate nicht verbessert im Vergleich zur uniformen Netzverfeinerung, ist von der noch deutlicheren adaptive Verfeinerung zu den Sprüngen keine Verbesserung zu erwarten gewesen. Alle Graphen, die nicht direkt von $\eta_{V,\mathcal{T}}$ abhängen, für alle Wahlen von γ gleich. In Abbildung 7.13 ist die Wirkung des Verfeinerungsindikators gut zu erkennen. Die Sprünge sind da am höchsten, wo die Lösung, und damit im Endeffekt die Iterate, nicht konstant sind. Entsprechend wird mit kleinerem γ stark dort verfeinert, wo die Lösung u aus Abbildung 7.2 nicht konstant ist. Obwohl die abgebildeten Triangulierungen für kleine γ mehr Freiheitsgrade hat, ist die Lokalität der Verfeinerung trotzdem stärker als für $\gamma = 1$. Insgesamt halten wir fest, dass die zu Beginn des Kapitels getroffene Wahl von $\gamma = 1$ weiterhin sinnvoll bleibt, da so auch für den Verfeinerungsindikator eine Konvergenz zu erkennen ist, bzw. die besten Raten, bei keinem Einfluss auf den exakten Fehler. Auch hier möchten wir zum Abschluss kurz anmerken, dass Ungleichung (7.2) für alle Wahlen von γ gültig ist.

Nun wollen wir das Experiment zu Abbildung 7.9 noch kurz mit $\alpha = 10^4$ betrachten, das heißt insbesondere mit Eingangssignal $\alpha = 10^4$. Wir sehen in Abbildung 7.14 höhere Raten, welche sich aber ab etwa 10^4 Freiheitsgraden verringern und schließlich ab circa 10^5 Freiheitsgraden die schon in Abbildung 7.9 beobachteten Raten anzunehmen scheinen. Die einzige Rate, die sich verbessert, ist die Energiedifferenz $|E(u) - E_{NC}(u_{CR,\mathcal{T}})|$ die nun statt Rate $1/2$ die Rate 1 zu erreichen scheint. Ansonsten gibt es nur zwei nennenswerte Unterschiede zum vorherigen Experiment. Zum einen dominiert der Volumenanteil hier lange den Verfeinerungsindikator, wobei ab etwa 10^6 Freiheitsgraden die Dominanz des Sprunganteils zu beginnen scheint. Zum anderen erreichen alle Graphen, mit Ausnahme des exakten Fehlers und $\eta_{V,\mathcal{T}}$, geringere Werte bei 10^6 Freiheitsgraden als im vorherigen Experiment. Es bleibt festzuhalten, dass es einen relativ großen preasymptotischen Bereich zu geben scheint. Dies könnte daran liegen, dass im Experiment mit der großen Wahl $\alpha = 10^4$ die Graphen anfangs sehr groß sind und die Iterationen zu Beginn der AFEM-Schleife starke Reduzierungen der Terme schafft. Die Ungleich (7.2) ist auch hier weiterhin gültig, diese theoretische Eigenschaft ist also auch hier praktisch zu beobachten. Die Unterschiede zwischen adaptiven und uniformen Algorithmus scheinen hier minimaler als im vorherigen Experiment zu sein.

Wie zu Abbildung 7.9 erwähnt, sind die beobachten Raten besser als die in [Bar15b] für das konforme Problem vorhergesagt. Wir vermuten, dass die hohe Regularität der Lösung $u \in H_0^1((0, 1)^2)$ ein Faktor dafür ist. Um den Einfluss einer noch reguläreren Funktion zu untersuchen, folgt ein Beispiel mit exakter Lösung $u_{HR} \in H_0^2((0, 1)^2)$, gegeben durch

$$u_{HR}(r) := \begin{cases} 1, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{3}], \\ 54r^3 - 81r^2 + 36r - 4, & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{2}{3}], \\ 0, & \text{falls } r \in (\frac{2}{3}, \infty). \end{cases}$$

Mit der Wahl

$$\operatorname{sgn}(\partial_r u_{HR}(r)) := \begin{cases} -1458r^5 + 1215r^4 - 270r^3, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{3}], \\ -1, & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{2}{3}], \\ -243r^4 + 756r^3 - 864r^2 + 432r - 81, & \text{falls } r \in (\frac{2}{3}, \infty), \end{cases}$$

erhalten wir die rechte Seite

$$f_{HR}(r) := \begin{cases} \alpha + 8748r^4 - 6075r^3 + 1080r^2, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{3}], \\ \alpha(54r^3 - 81r^2 + 36r - 4) + \frac{1}{r}, & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{2}{3}], \\ 1215r^3 - 3024r^2 + 2592r - 864 + \frac{81}{r}, & \text{falls } r \in (\frac{2}{3}, \infty), \end{cases}$$

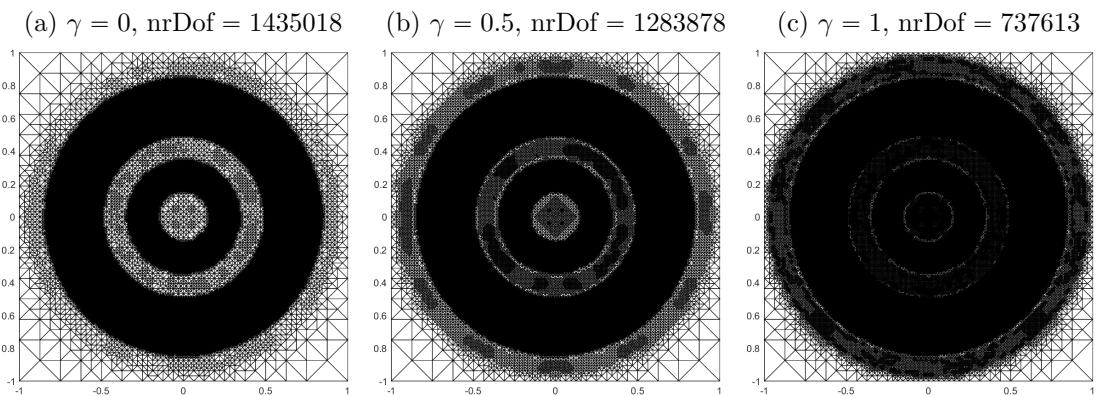


Abbildung 7.13: γ Triangulierungen Plots des jeweils letzten erreichten Levels (14).

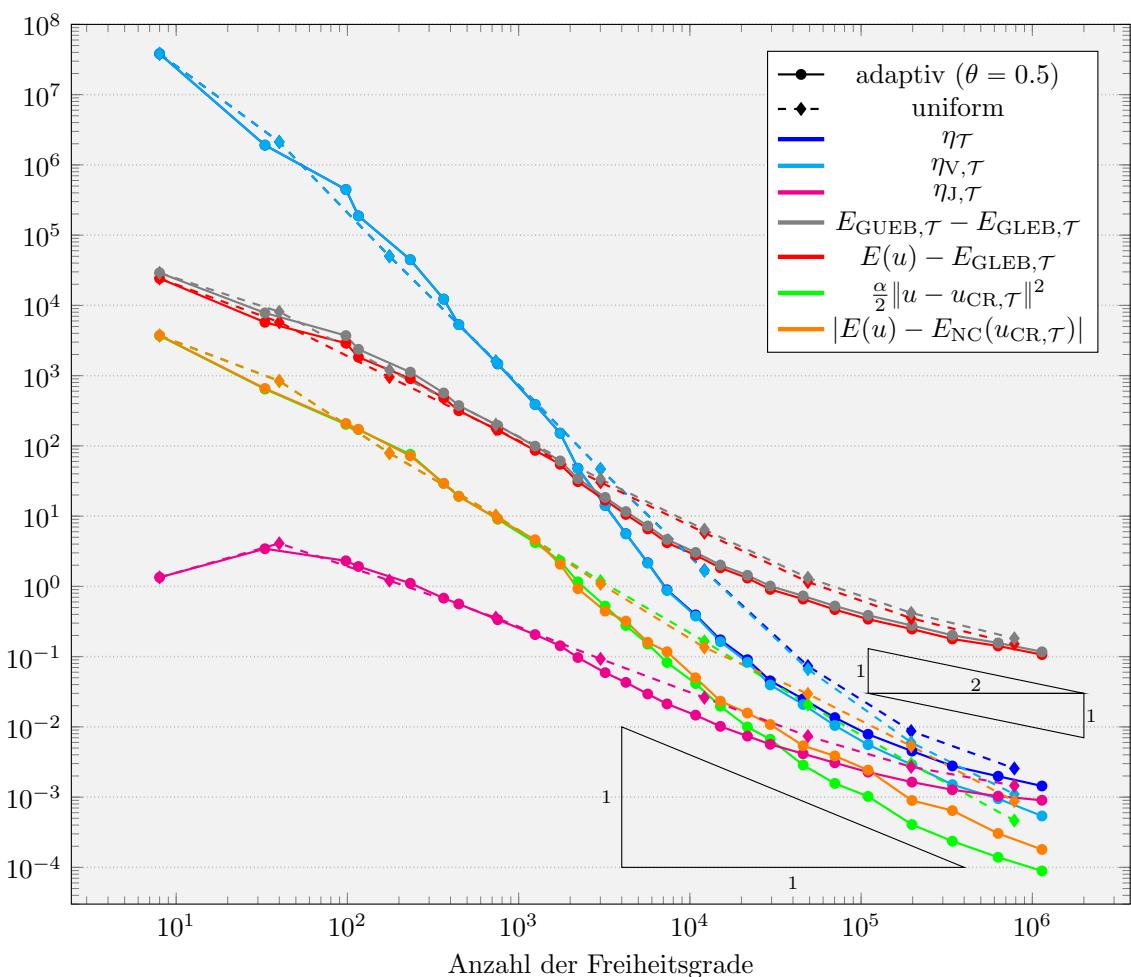


Abbildung 7.14: Ergebnisse der adaptiven und uniformen AFEM-Schleifen für das Eingangssignal f mit $\alpha = 10^4$.

7 Numerische Beispiele

für die gilt $f_{\text{HR}} \in H_0^2((0, 1)^2)$. Die schwachen Ableitungen ermittel wir mithilfe der partiellen Ableitungen

$$\partial_r f_{\text{HR}}(r) = \begin{cases} 34992r^3 - 18225r^2 + 2160r, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{3}], \\ \alpha(162r^2 - 162r + 36) - \frac{1}{r^2}, & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{2}{3}], \\ 3645r^2 - 6048r + 2592 - \frac{81}{r^2}, & \text{falls } r \in (\frac{2}{3}, \infty), \end{cases}$$

und

$$\partial_r u_{\text{HR}}(r) = \begin{cases} 0, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{3}], \\ 162r^2 - 162r + 36, & \text{falls } r \in (\frac{1}{3}, \frac{2}{3}], \\ 0, & \text{falls } r \in (\frac{2}{3}, \infty). \end{cases}$$

Als exakte Energie erhalten wir $E(u) \approx -0.33411$ Eingangssignal und exakte Lösung sind in Abbildung 7.15 zu sehen. In Abbildung 7.16 sehen wir als einzigen nennenswerten Unterschied zu Abbildung 7.9, dass alle Graphen um etwa einen Faktor $10^{1/2}$ nach unten verschoben sind, also kleinere Werte erreicht werden. Die Raten verändern sich insbesondere nicht, das heißt, eine noch stärkere Regularitätsannahme verbessert die Raten nicht weiter.

Zum Abschluss dieses Abschnitts wollen wir die drei Eingangssignale f_1 , f_{10^4} und f_{HR} dieses Abschnitts in ihrem entsprechenden Setting in der Anzahl der Iterationen verglichen. In Abbildung 7.17 ist klar zu sehen, dass bis 10^6 Freiheitsgrade das Beispiel mit Eingangssignal f_{10^4} , welches im Gegensatz zu den anderen beiden Eingangssignalen den Parameter $\alpha = 10^4$ nutzt, deutlich weniger Iterationen benötigt, dafür aber mehr Level in der AFEM-Routine durchläuft. Auch dies stützt unsere Hypothese aus dem vorherigen Abschnitt 7.1 zum Parameter τ , denn auch hier lässt sich feststellen, dass sich die rechte Seite der Ungleichung (7.1) antiproportional zur Größe von α verhält, was weniger Iterationsschritte zur Folge haben sollte. Dies ist ein zweites Indiz für die Gültigkeit der Hypothese. Insgesamt vermuten wir, dass eine Iteration mit möglichst wenigen Iterationsschritten konstruiert wird, indem $\tau = 1$ und α möglichst groß gewählt wird. Eine mögliche Erklärung dafür ist für den Parameter α , dass nach Problem 4.1 für sehr große α die Minimierung des Funktionalen $\|\cdot\|^2$ stark gewichtet ist und die Minimerung der anderen Terme nicht so relevant ist.

7.3 Graufarbenbilder als Eingangssignale

In diesem Abschnitt wollen wir nun auch Beispiele untersuchen, bei denen der schwache Gradient des Eingangssignals sowie die exakte Lösung nicht bekannt sind und prüfen, welche Aussagen wir für diese treffen können. Unser Hauptaugenmerk liegt auf dem Eingangssignal **cameraman** aus Abbildung 1.1a. Insbesondere können wir an diesen Beispielen gut veranschaulichen, wie der Verfeinerungsindikator wirkt.

In Abbildung 7.18 sehen wir für den Verfeinerungsindikator und den Volumenanteil die Rate 1 und für den Sprunganteil die Rate 1/2, wobei auch hier kein Unterschied in den Raten zwischen adaptiver und uniformer Netzverfeinerung festzustellen ist. Die Raten von $\eta_{V,\tau}$ und $\eta_{J,\tau}$ stimmen mit den Raten überein, die schon für das Experiment mit Eingangssignal f_1 in Abbildung 7.9 beobachtet wurde, wobei hier im Gegensatz zu diesem Experiment $\eta_{V,\tau}$ dominiert und $\eta_{J,\tau}$ entsprechend die Rate 1 annimmt. Ansonsten nimmt $\eta_{V,\tau}$, und somit auch $\eta_{J,\tau}$, zu Beginn der AFEM-Routine deutlich höhere Werte an, vergleichbar mit dem Experiment mit in Abbildung 7.14 mit Eingangssignal f_{10^4} und, ebenso wie hier, $\alpha = 10^4$. Die große Wahl von α scheint die großen Werte für $\eta_{V,\tau}$ also zu beginnen, womöglich da die Eingangssignale hier deutlich höhere Werte annehmen als die Experimente mit $\alpha = 1$. Diese Vermutung wird bekräftigt in Abbildung 7.19, in der wir

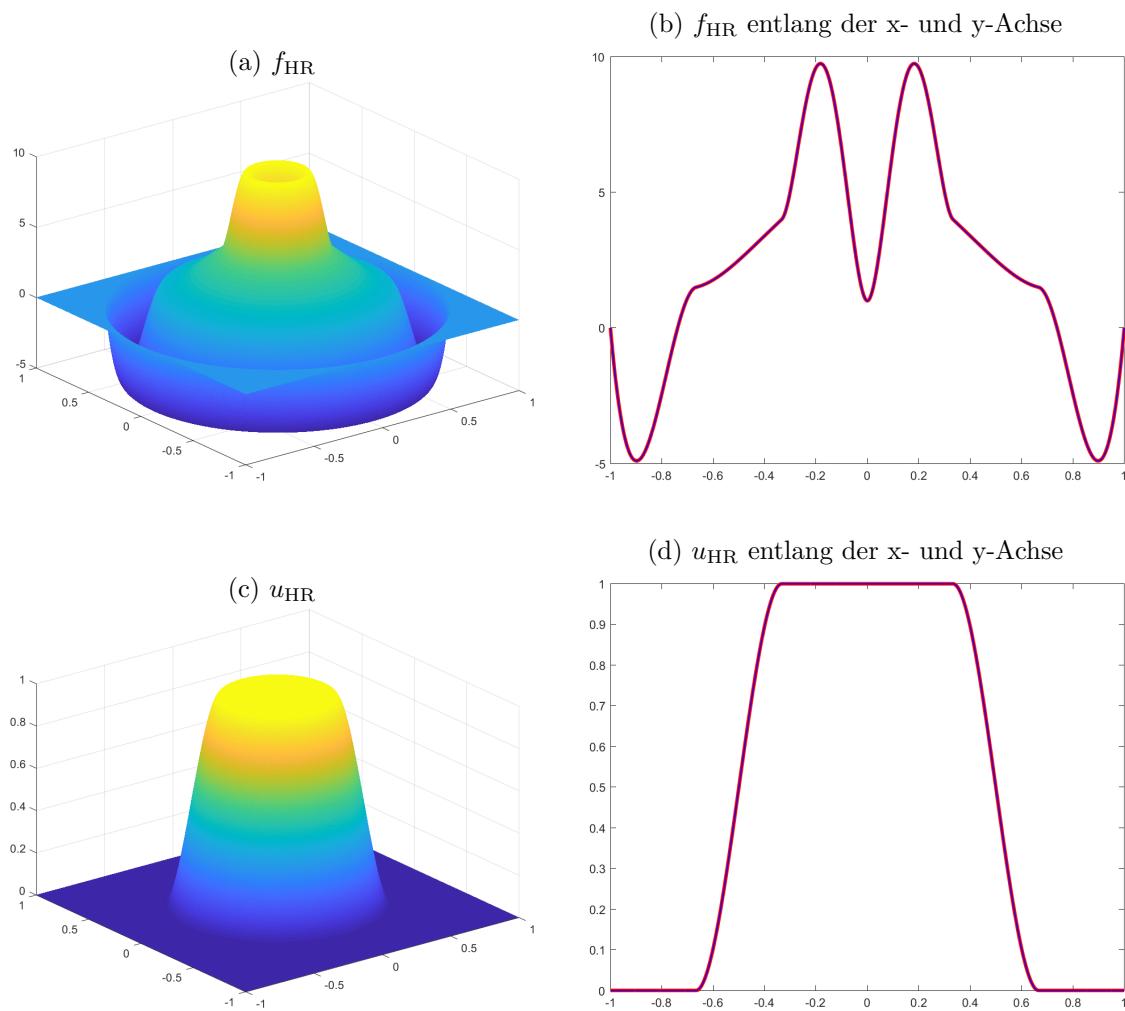


Abbildung 7.15: Eingangssignal f_{HR} und exakte Lösung u_{HR} sowie deren Darstellungen entlang der x-Achse (blau) und der y-Achse (rot) für $\alpha = 1$.

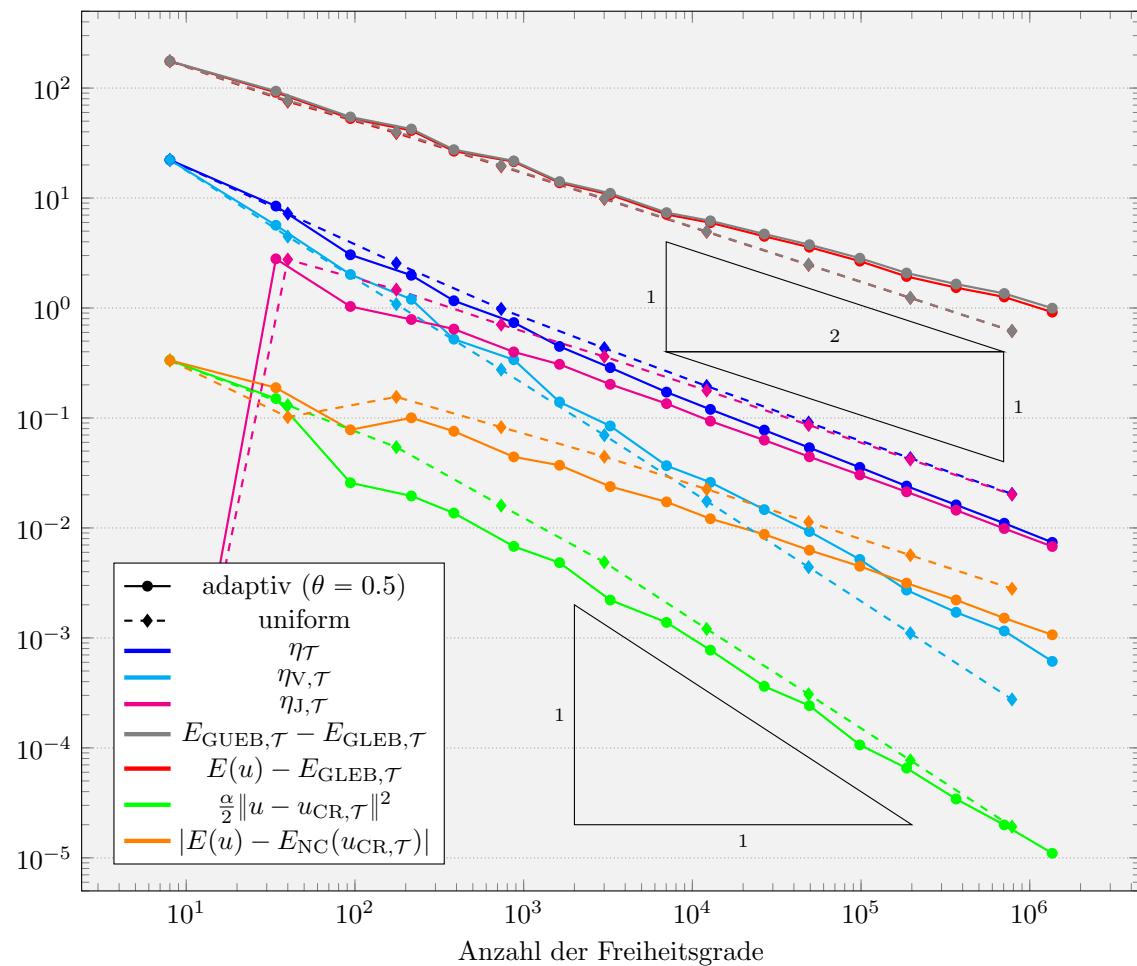


Abbildung 7.16: Ergebnisse der adaptiven und uniformen AFEM-Schleifen für das Eingangssignal f_{HR} .

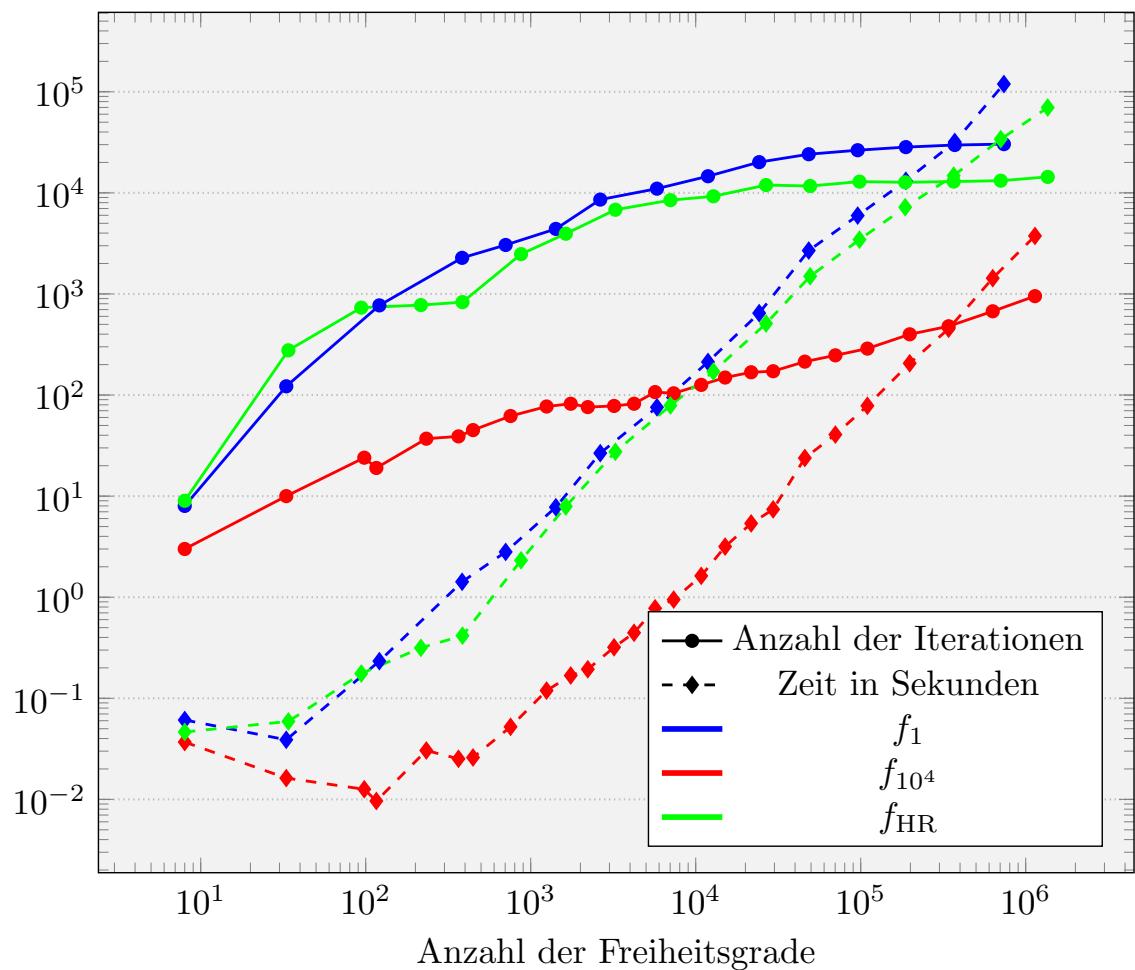


Abbildung 7.17: Vergleich der Iterationen für verschiedene Eingangssignale.

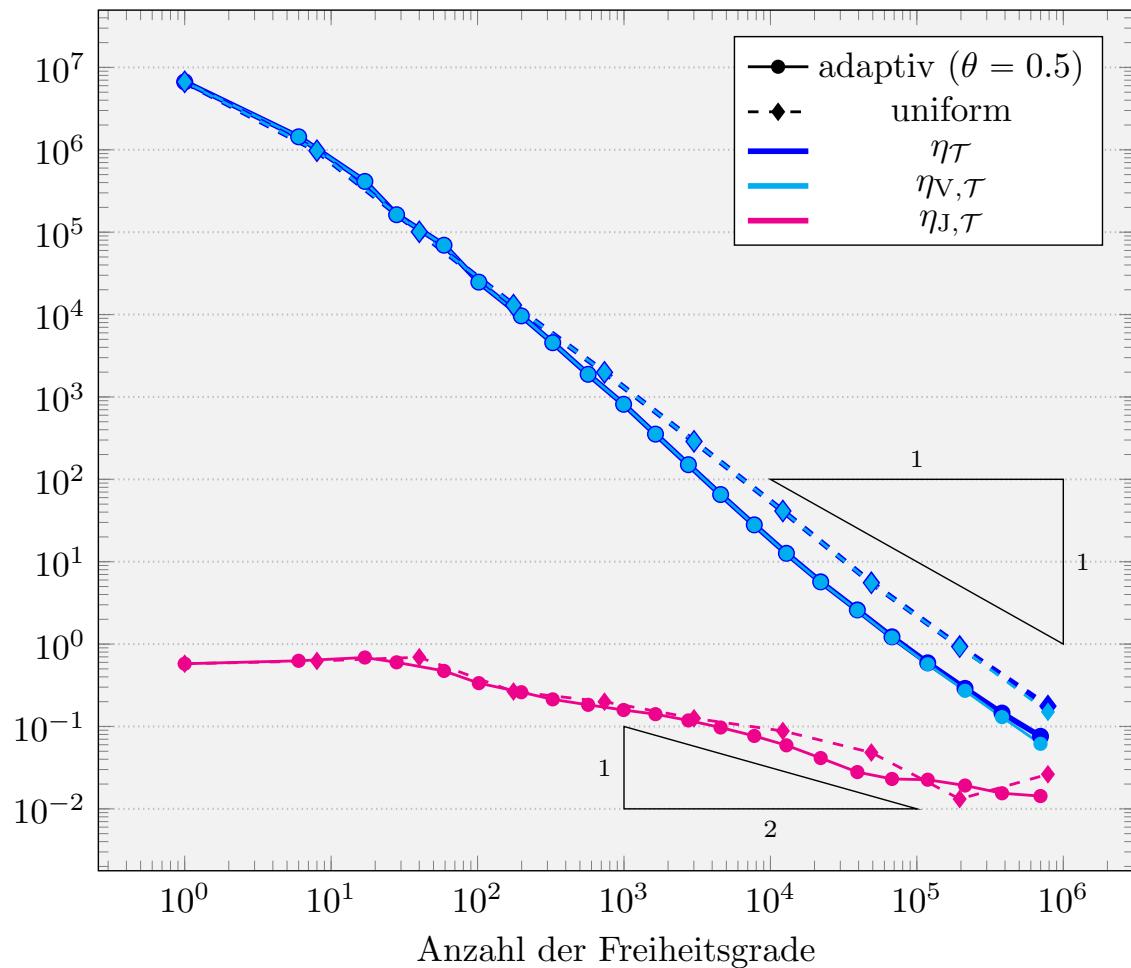


Abbildung 7.18: Ergebnisse der adaptiven und uniformen AFEM-Schleifen für das Eingangssignal `cameraman`.

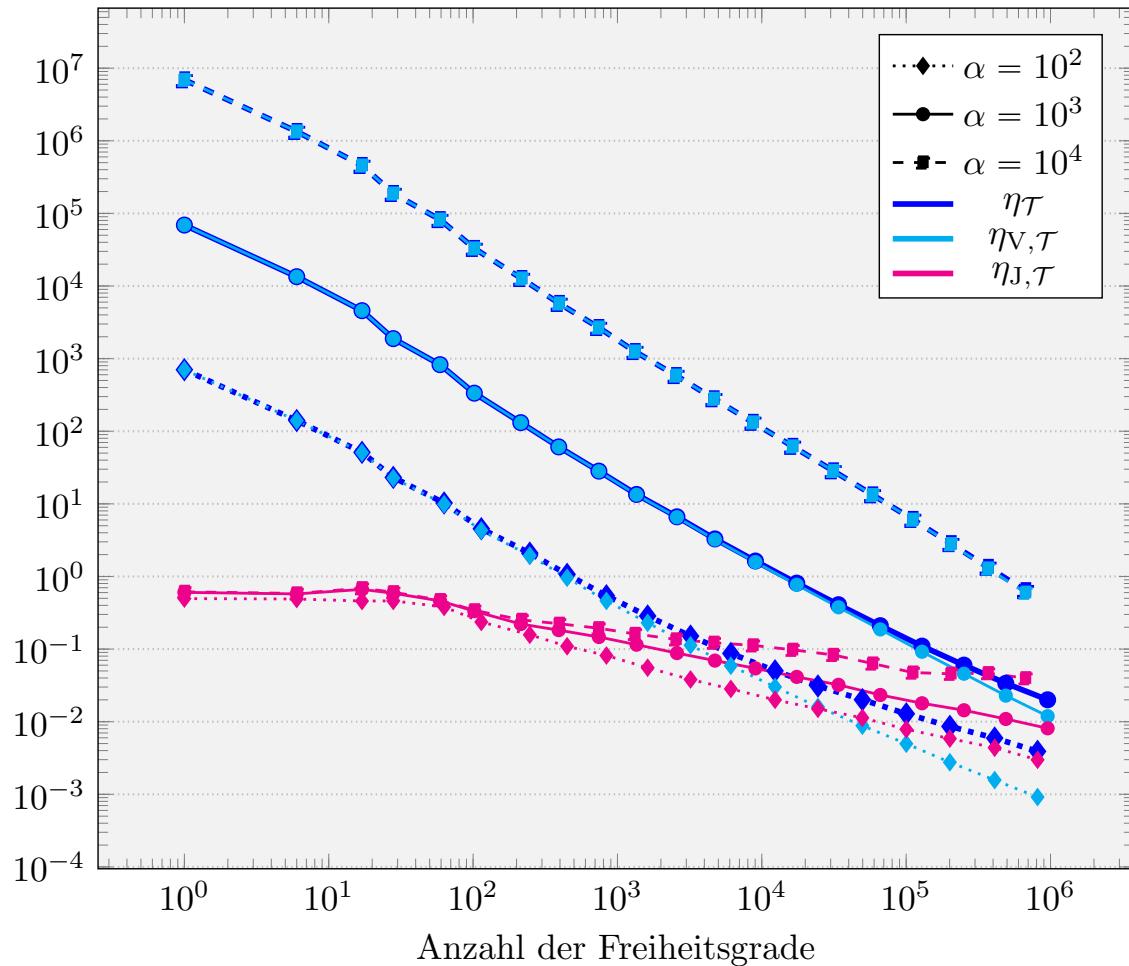


Abbildung 7.19: Konvergenz im Rauschunterdrückungs Beispiel für drei verschiedene Werte von α .

zum Vergleich die Konvergenzgraphen zu Abbildung 1.1 angucken für $\alpha \in \{10^2, 10^3, 10^4\}$. Zum Abschluss dieses Experiments noch eine Auswahl der entstandenen Triangulierungen und den entsprechenden Lösungen des adaptiven Algorithmus für das Eingangssignal **cameraman**, als Graufarbenplot aus der Vogelperspektie, in Abbildung 7.20. Wir sehen in Abbildung 7.20a den Effekt des Verfeinerungsindikators gut, der zu den Unstetigkeiten hin verfeinert, die da besonders groß sind, wo die Farbkontraste deutlich sind. Weiterhin ist zu erkennen, dass der graduelle Übergang zu schwarzem Rand den gewünschten Effekt hat, ein starke Verfeinerung am Rand, die aufgrund der angenommenen Nullranddaten passieren würde, zu unterdrücken. Somit wird das Netz tatsächlich da fein, wo mehr Informationen benötigt werden, was am Rand nicht der Fall wäre. Auch in Abbildung 7.20c kann man, trotz der hohen Anzahl an Freiheitsgraden noch erkennen, wo es im Bild kaum Farbkontraste gibt und eine Verfeinerung deshalb nicht nötig ist.

7.4 Stetige Approximation eines unstetigen Eingangssignals

Diese Experimente nutzen als die initiale Triangulierung aus Abbildung 7.1a. Da wir nun gesehen haben, dass die Raten für $\eta_{V,\tau}$ und $\eta_{J,\tau}$ übereinstimmen mit den beobachteten Raten im vorherigen Abschnitt 7.2, interessiert uns ob noch weitere Raten vergleichbar sind. Allerdings haben wir beim Eingangssignal **cameraman** das Problem, weder Gradienten noch die exakte Lösung zu kennen und so entsprechend keine der anderen Graphen plotten zu können. Deshalb betrachten wir ein weiteres Beispiel mit Unstetigkeitsmenge und eine kontinuierliche Approximation dieser, für die wir nach Abschnitt 3.2 eine exakte Lösung kennen. Als unstetige Funktion, die als Graufarbenbild interpretiert einem weißen Kreis mit Radius 1/2 entspricht, betrachten wir die Funktion

$$f_{DC}(r) := \begin{cases} 10^4, & \text{falls } r \in [0, \frac{1}{2}], \\ 0, & \text{falls } r \in (\frac{1}{2}, \infty). \end{cases}$$

Betrachten wir nun die Funktion

$$u_C(r) := \begin{cases} 1, & \text{falls } r \in [0, \frac{1-\beta}{2}], \\ -\frac{1}{\beta}r + \frac{1+\beta}{2\beta}, & \text{falls } r \in (\frac{1-\beta}{2}, \frac{1+\beta}{2}), \\ 0, & \text{falls } r \in (\frac{1+\beta}{2}, \infty), \end{cases}$$

erhalten wir mit der Wahl

$$\operatorname{sgn}(\partial_r u_C(r)) := \begin{cases} \frac{4}{1-\beta}r \left(\frac{1}{1-\beta}r - 1 \right), & \text{falls } r \in [0, \frac{1-\beta}{2}], \\ -1, & \text{falls } r \in (\frac{1-\beta}{2}, \frac{1+\beta}{2}), \\ \frac{4}{(\beta-1)^3} (4r^3 - 3(\beta+3)r^2 + 6(\beta+1)r - 3\beta - 1), & \text{falls } r \in (\frac{1+\beta}{2}, \infty), \end{cases}$$

die rechte Seite

$$f_C(r) := \begin{cases} \alpha - \frac{4}{1-\beta} \left(\frac{3}{1-\beta}r - 2 \right), & \text{falls } r \in [0, \frac{1-\beta}{2}], \\ -\frac{\alpha}{\beta} \left(r - \frac{1+\beta}{2} \right) + \frac{1}{r}, & \text{falls } r \in (\frac{1-\beta}{2}, \frac{1+\beta}{2}), \\ \frac{-4}{(\beta-1)^3} \left(16r^2 - 9(\beta+3)r + 12(\beta+1) - \frac{3\beta+1}{r} \right), & \text{falls } r \in (\frac{1+\beta}{2}, \infty). \end{cases}$$

Die entsprechenden Ableitungen sind

$$\partial_r f_C(r) = \begin{cases} -\frac{12}{(1-\beta)^2}, & \text{wenn } 0 \leq r \leq \frac{1-\beta}{2}, \\ -\frac{\alpha}{\beta} - \frac{1}{r^2}, & \text{wenn } \frac{1-\beta}{2} \leq r \leq \frac{1+\beta}{2}, \\ -\frac{4}{(1-\beta)^3} \left(32r - 9(\beta+3) + \frac{3\beta+1}{r^2} \right), & \text{wenn } \frac{1+\beta}{2} \leq r \leq 1, \end{cases}$$

7.4 Stetige Approximation eines unstetigen Eingangssignals



Abbildung 7.20: Triangulierung und Lösung für Eingangssignal `cameraman`.

und

$$\partial_r u_C(r) = \begin{cases} 0, & \text{wenn } 0 \leq r \leq \frac{1-\beta}{2}, \\ -\frac{1}{\beta}, & \text{wenn } \frac{1-\beta}{2} \leq r \leq \frac{1+\beta}{2}, \\ 0, & \text{wenn } \frac{1+\beta}{2} \leq r, \end{cases}$$

womit wir die Energie $E(u) \approx -3924.37413$ für das Experiment mit $\alpha = 10^4$ und $\beta = 10^{-3}$ erhalten. Augenscheinlich ist f_C für diese Wahl von α und β eine stetige Approximation von f_{DC} , wie in Abbildung 7.21 zu sehen ist. Außerdem sehen wir dort auch wieder für dieses große α das erwartete Verhalten, dass das Eingangssignal ungefähr gleich dem Produkt aus α und der exakten Lösung zu sein scheint, wie nach Kapitel 1 erwartet. Zunächst sehen wir in Abbildung 7.22 sowohl für adaptive als auch uniforme Netzverfeinerung, dass es für die beiden Eingangssignal bis 10^6 Freiheitsgrade keine deutlichen Unterschiede im Verlauf des Verfeinerungsindikators und seiner Anteile gibt. In Abbildung 7.23 (TODO update und Freiheitsgrade ergänzen) ist weiterhin zu sehen, dass auch der Verfeinerungsindikator beim adaptiven Algorithmus eine vergleichbare und erwartete Verfeinerung zur Unstetigkeitsmenge vollzieht bei Level 17 und sich die Verfeinerungen erst bei höheren Freiheitsgraden unterscheiden. Außerdem ähneln die in Abbildung 7.24 dargestellten Lösungen der adaptiven Algorithmen beide der exakten Lösung für das Eingangssignal f_C aus Abbildung 7.21b. Insgesamt scheinen die Ergebnisse beider Experiment tatsächlich vergleichbar zu sein, weshalb wir nun das Experiment mit Eingangssignal f_C mit $\alpha = 10^4$ und $\beta = 10^{-3}$ weiter untersuchen möchten. In Abbildung 7.25 ist zu sehen, dass wir hier ein Experiment gefunden haben, bei der der adaptive Algorithmus bessere Raten als der uniforme Algorithmus erzielt für den Fehler, die exakte Energiedifferenz und $\eta_{J,\tau}$, jeweils mit Rate $1/2$ statt 1 . Der Verfeinerungsindikator und $\eta_{V,\tau}$ und die von $E_{GLEB,\tau}$ abhängigen Graphen scheinen zwar die gleichen Raten zu haben, allerdings erzielt der adaptive Algorithmus deutlich geringere Werte. Dies wird bei diesem Beispiel daran liegen, dass es klar nur sinnvoll sein kann, bei der Unstetigkeit zu verfeinern, welche von der Triangulierung natürlich nicht perfekt aufgelöst werden kann. Diese Aussagen gelten dementsprechend womöglich auch für f_{DC} . Dies zeigt, dass für Eingangssignale, bei denen die Verfeinerung stark lokal sinnvoll ist, der adaptive Algorithmus ein besseres Konvergenzverhalten hat als der uniforme. Allerdings möchten wir an dieser Stelle auch festhalten, dass der adaptive Algorithmus in den hier betrachteten Experimenten mehr Level durchläuft und für Iterationen mit vergleichbar vielen Freiheitsgraden wie der uniforme Algorithmus in der Regel mehr Iterationen und damit mehr Zeit benötigt, insgesamt also mehr Zeit benötigt, wie in Abbildung 7.26 für drei Eingangssignale und insbesondere das Eingangssignal f_C zu sehen.

7.5 Fazit und Ausblick

Wir konnten in dieser Arbeit die primale-duale Iteration aus [Bar15b] für eine nichtkonforme Formulierung des ROF-Modellproblems implementieren und in numerischen Experimenten untersuchen. Die für die Implementierung dort garantierten Raten konnten wir deutlich übertreffen, auch wenn hierbei angemerkt werden muss, dass wir in den entsprechenden Beispielen mit reguläreren Funktionen gerechnet haben als nur Funktionen beschränkter Variation. Ansonsten widersprachen die durch die Experimente getroffenen Schlussfolgerungen keinen in dieser Arbeit getätigten theoretischen Aussagen. Weiterhin fanden wir experimentell Indizien, die für einige spezielle Wahlen von Parametern für die primale-duale Iteration sprechen, insbesondere für den Parameter τ . Das einzige Beispiel, bei dem adaptive Netzverfeinerung in der AFEM-Routine für einige Größen bessere Konvergenzraten erzielt als uniforme Netzverfeinerung, war ein Beispiel mit klar definierter Unstetigkeitsmenge. Ist Rechenzeit kein limitierender Faktor, ist davon auszugehen, dass für solche Beispiele der adaptive Algorithmus überlegen ist.

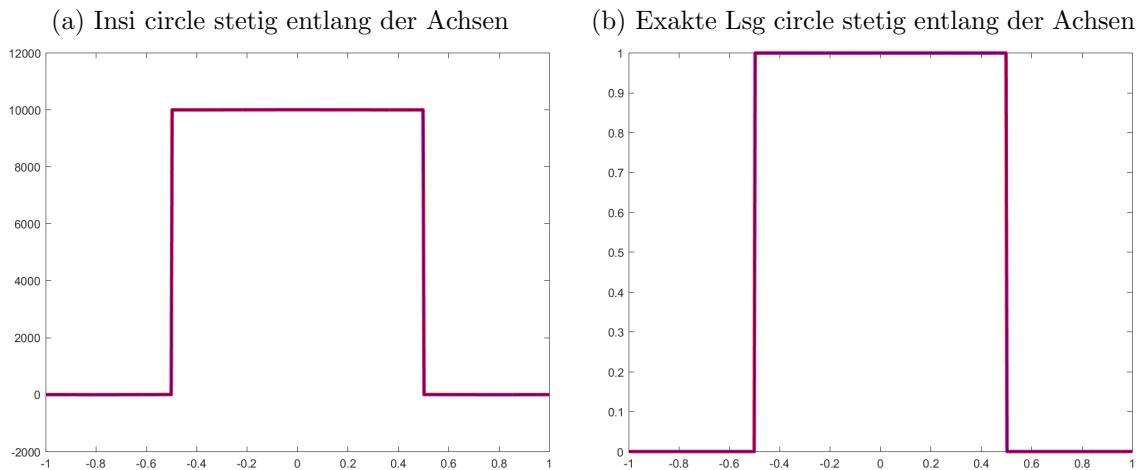


Abbildung 7.21: InSi und exakte Lösung circle stetig entlang der Achsen.

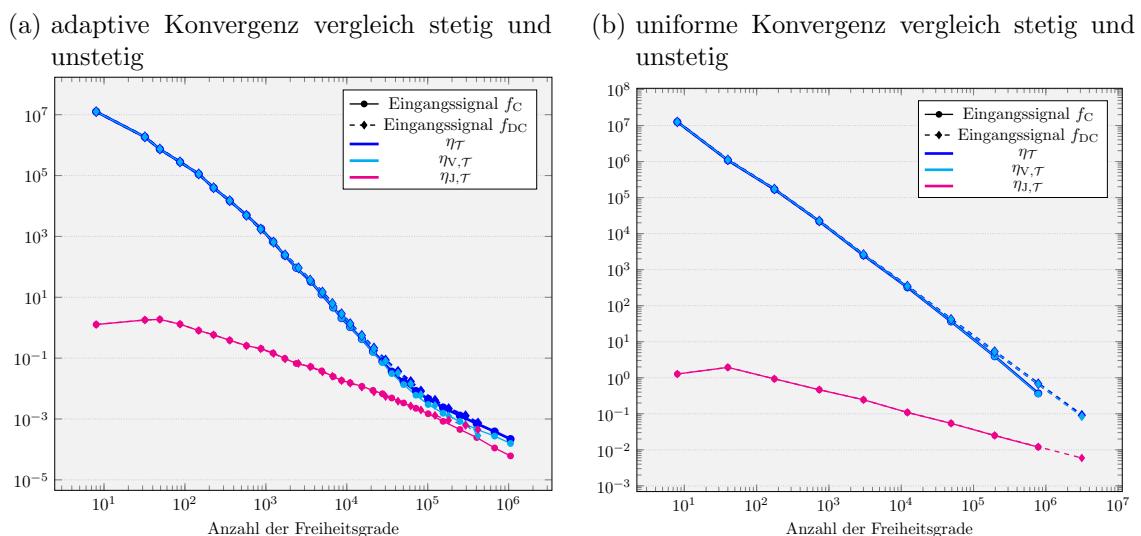


Abbildung 7.22: adaptiver und uniformer Vergleich für circle stetig und unstetig

7 Numerische Beispiele

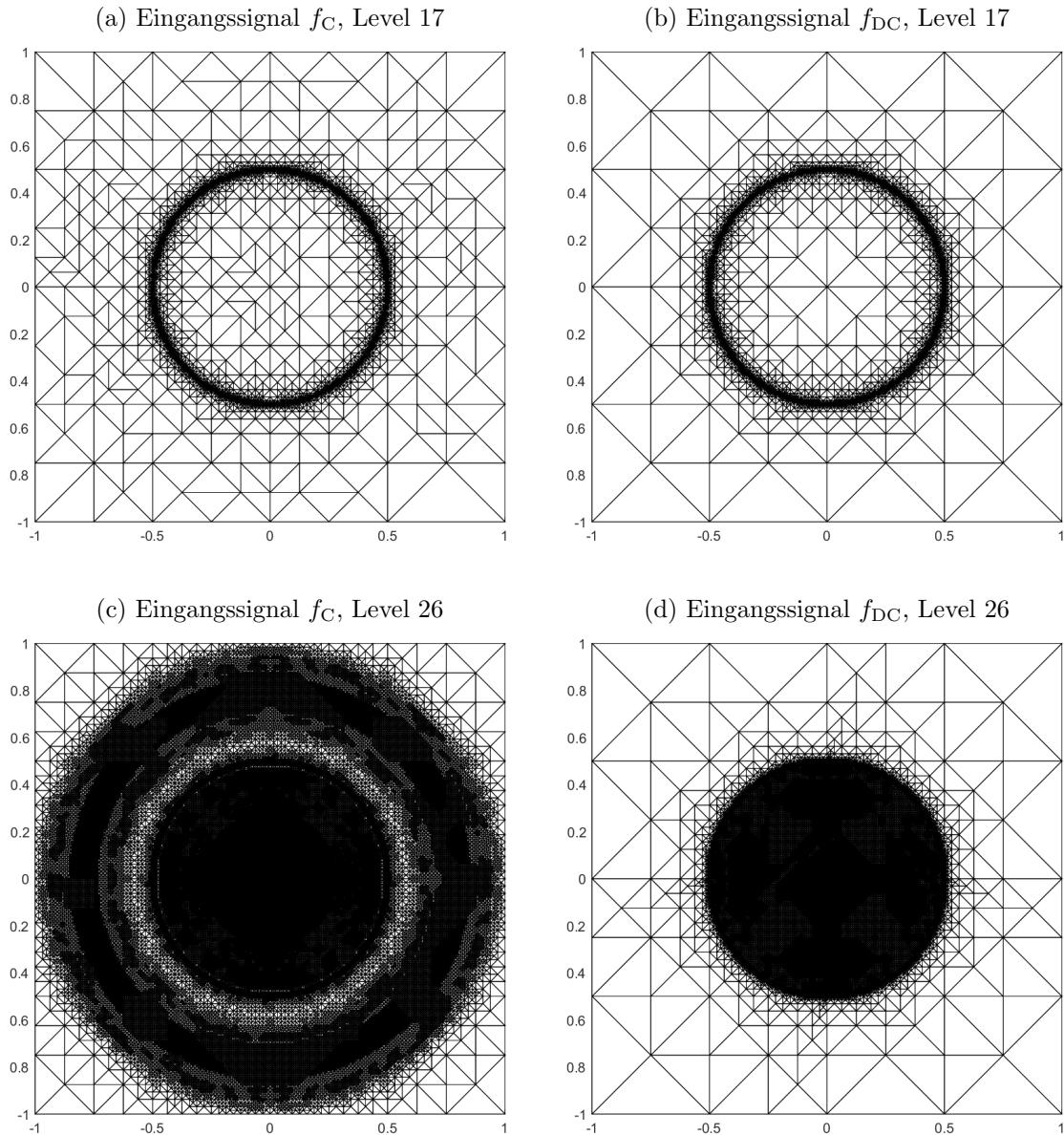


Abbildung 7.23: Triangulierungen für die Eingangssignale f_C und f_{DC} für Level 17 und Level 26 des jeweiligen adaptiven Algorithmus mit etwa 15 000 Freiheitsgraden für Level 26 und etwa 400 000 Freiheitsgraden für Level 26

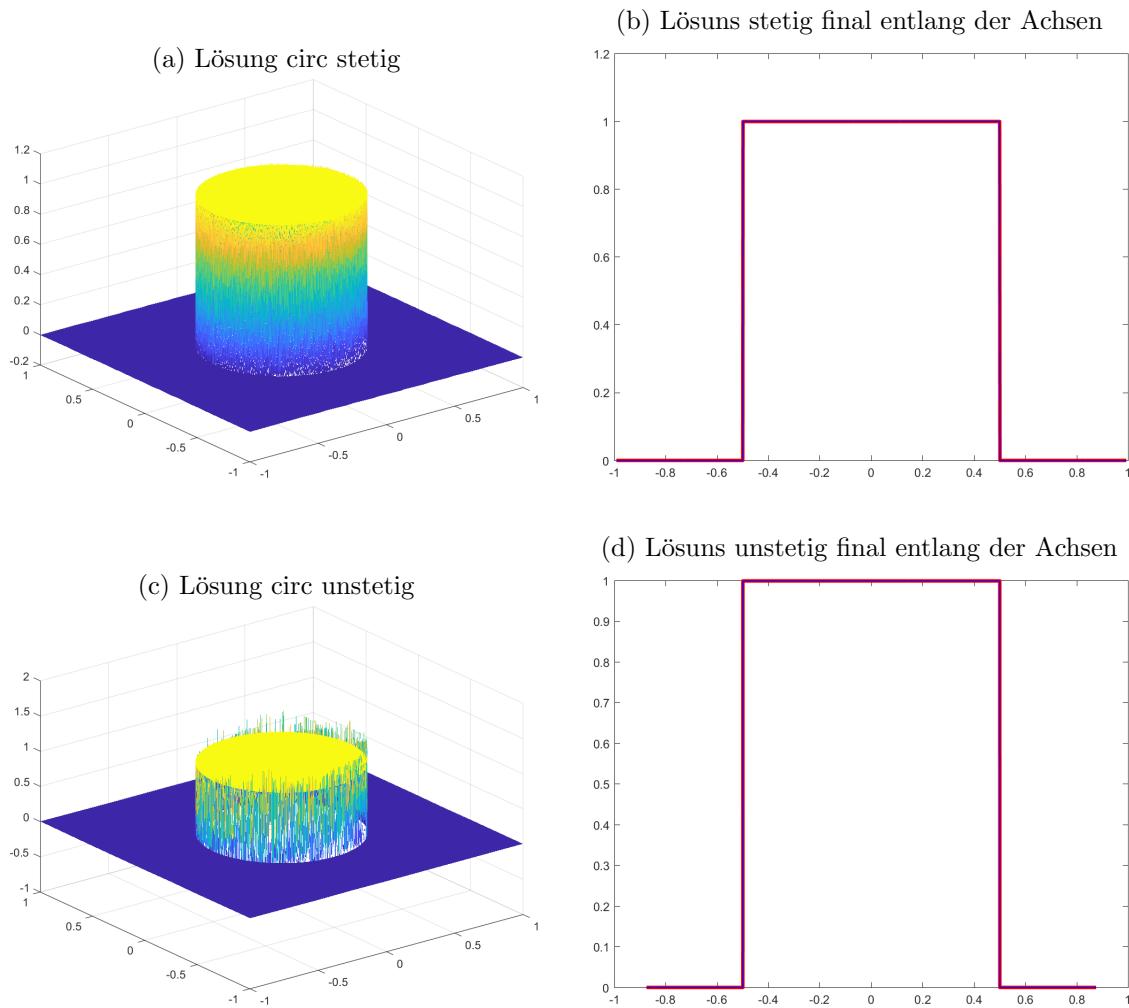


Abbildung 7.24: Lösung für Eingangssignal circle stetig und unstetig, wobei die augenscheinliche Stetigkeit der Lösung für Eingangssignal f_{DC} bei 1/2 nur durch den Plot bedingt ist.

7 Numerische Beispiele

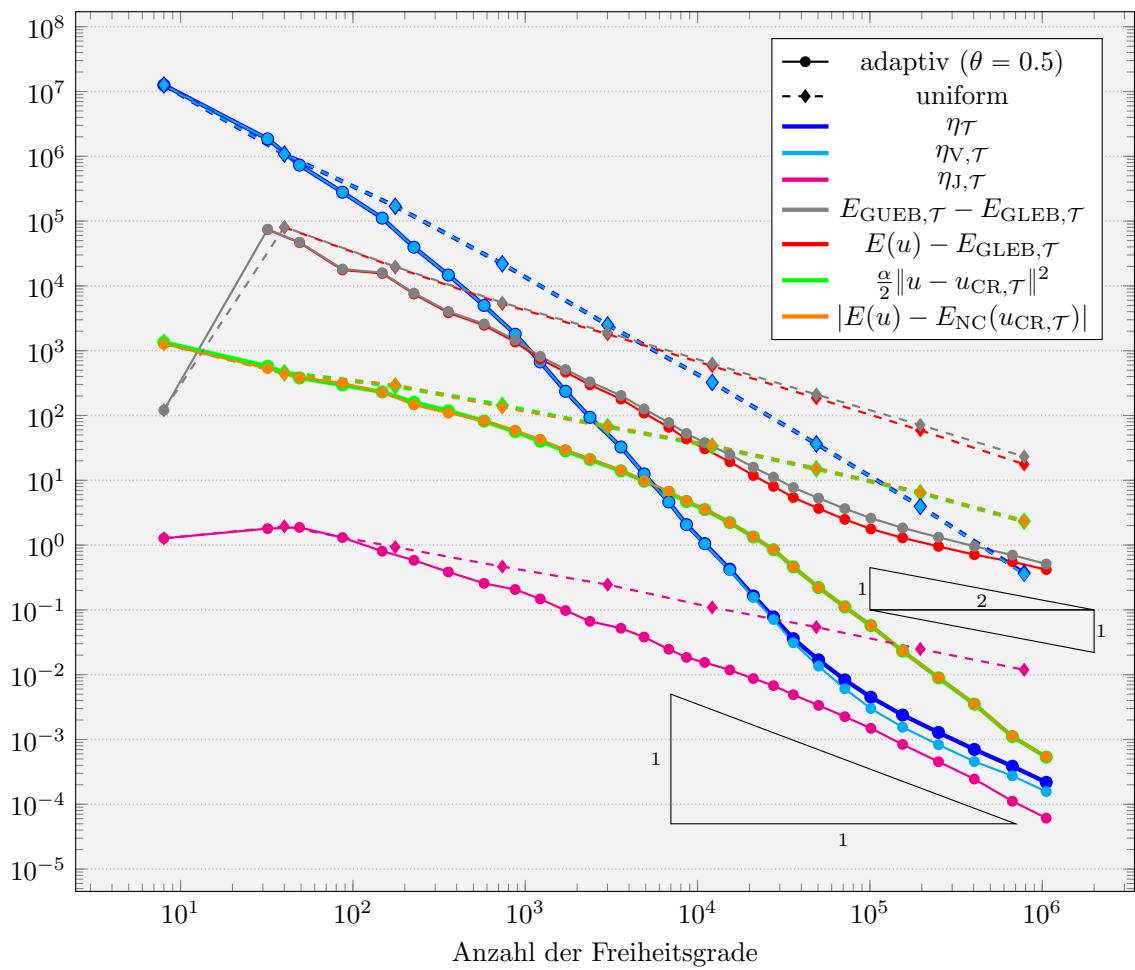


Abbildung 7.25: Ergebnisse für Eingangssignal circle stetig.

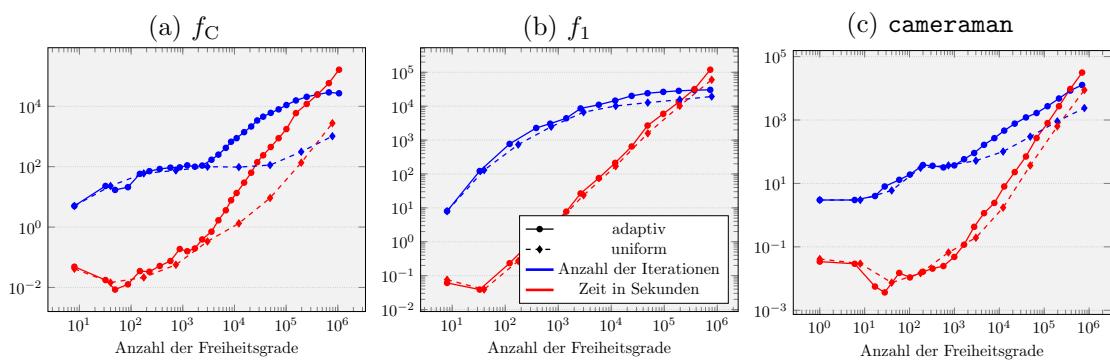


Abbildung 7.26: Anzahl Iterationen und benötigte levelweise Zeit für drei Eingangssignale

Zum Schluss möchten wir noch einige Punkte nennen, die man als nächstes untersuchen könnte. Abbildung 7.5 legt nahe, über nicht konstante Wahlen für τ nachzudenken, die möglicherweise das alternierende Verhalten in Abbildung 7.5b verhindern könnten. Außerdem können die Randdaten verallgemeinert werden, um so eine größere Menge von Beispielen betrachten zu können und insbesondere bei Bildern als Eingangssignal keinen schwarzen Rand mehr ergänzen zu müssen. Das für diese Arbeit implementierte Programm ist an einigen Stellen, zum Beispiel beim Aufstellen der rechten Seite des Gleichungssystems in der primalen-dualen Iteration, noch unter der Annahme optimiert, dass die Freiheitsgrade die inneren Kanten sind. Dies kann aber auch aufgehoben werden. Weiterhin kann die in [Bar15b] gereichte Implementierung der primalen-dualen Iteration für die konforme Formulierung des ROF-Modellproblems angepasst werden, um sie vergleichbar zu machen mit der Implementierung in dieser Arbeit. Kann man für diese noch einen Verfeinerungsindikator entwickeln, so könnte man diese auch in einen adaptiven Algorithmus implementieren für weitere Vergleiche. In der Theorie bleibt interessant, ob garantierte Konvergenzraten für unsere Implementierung bewiesen werden können.

Hatten bessere Raten für schwach differenzierbare Funktion. Erstrebenswert wäre das Untersuchen eines Beispiels, das tatsächlich nur BV ist aber eine exakte Lösung bekannt ist. Wir haben das hier nur approximativ gemacht

BEI allen Triangulierungsbildern die Freiheitsgrade ergänzen, mglweise auch bei allen Lösungsplots

die großen Bilder etwas kleiner einbinden, vielleicht auch immer so gucken, dass die Sachen noch auf eine Seite rutschen (-2 Seiten möglich)

Literatur

- [ABM14] Hedy Attouch, Giuseppe Buttazzo und Gérard Michaille. *Variational Analysis in Sobolev and BV Spaces. Applications to PDEs and Optimization*. Second Edition. Bd. 17. MOS-SIAM Series on Optimization. Philadelphia: Society for Industrial und Applied Mathematics, Mathematical Optimization Society, 2014. ISBN: 978-1-611973-47-1.
- [AK06] Gilles Aubert und Pierre Kornprobst. *Mathematical Problems in Image Processing. Partial Differential Equations and the Calculus of Variations*. Second Edition. Bd. 147. Applied Mathematical Sciences. New York: Springer, 2006. ISBN: 0-387-32200-0.
- [Bar12] Sören Bartels. „Total variation minimization with finite elements: convergence and iterative solution“. In: *SIAM Journal on Numerical Analysis* 50.3 (2012), S. 1162–1180. URL: <https://doi.org/10.1137/11083277X>.
- [Bar15a] Sören Bartels. „Error control and adaptivity for a variational model problem defined on functions of bounded variation“. In: *Mathematics of Computation* 84.293 (2015), S. 1217–1240. URL: <https://doi.org/10.1090/S0025-5718-2014-02893-7>.
- [Bar15b] Sören Bartels. *Numerical Methods for Nonlinear Partial Differential Equations*. Bd. 47. Springer Series in Computational Mathematics. Springer International Publishing, 2015. ISBN: 978-3-319-13796-4. DOI: [10.1007/978-3-319-13797-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-13797-1).
- [Bra98] Andrea Braides. *Approximation of free-discontinuity problems*. Bd. 1694. Lecture Notes in Mathematics. Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag, 1998. ISBN: 3-540-64771-6. URL: <https://doi.org/10.1007/BFb0097344>.
- [Car+10] Carsten Carstensen u. a. „AFEM-Dokumentation“. lokal verfügbar, 2010.
- [Car09a] Carsten Carstensen. *AFEM-Softwarepaket der Arbeitsgruppe Numerische Analysis*. Institut für Mathematik der Humboldt-Universität zu Berlin, 2009.
- [Car09b] Carsten Carstensen. „Yonsei Lectures at the WCU Department Computational Science and Engineering on Finite Element Method“. lokal verfügbar, 2009.
- [CGR12] Carsten Carstensen, Joscha Gedicke und Donsub Rim. „Explicit error estimates for Courant, Crouzeix-Raviart and Raviart-Thomas finite element methods“. In: *Journal of Computational Mathematics* 30.4 (2012), S. 337–353. ISSN: 0254-9409. DOI: [10.4208/jcm.1108-m3677](https://doi.org/10.4208/jcm.1108-m3677). URL: <https://doi.org/10.4208/jcm.1108-m3677>.
- [CH18] Carsten Carstensen und Friederike Hellwig. „Constants in Discrete Poincaré and Friedrichs Inequalities and Discrete Quasi-interpolation“. In: *Computational Methods in Applied Mathematics* 18.3 (2018), S. 433–450. ISSN: 1609-4840. DOI: [10.1515/cmam-2017-0044](https://doi.org/10.1515/cmam-2017-0044). URL: <https://doi.org/10.1515/cmam-2017-0044>.
- [CP10] Antonin Chambolle und Thomas Pock. „A First-Order Primal-Dual Algorithm for Convex Problems with Applications to Imaging“. In: *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 40 (2010), S. 120–145. ISSN: 0924-9907. DOI: [10.1007/s10851-010-0251-1](https://doi.org/10.1007/s10851-010-0251-1). URL: <https://doi.org/10.1007/s10851-010-0251-1>.

- [Dac89] Bernard Dacorogna. *Direct Methods in the Calculus of Variations*. Bd. 78. Applied Mathematical Sciences. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 1989. ISBN: 978-3-642-51442-5.
- [EG92] Lawrence C. Evans und Ronald F. Gariepy. *Measure Theory and Fine Properties of Functions*. CRC Press, 1992. ISBN: 0-8493-7157-0.
- [EM73] Martin A. Eisenberg und Lawrence E. Malvern. „On finite element integration in natural co-ordinates“. In: *International Journal for Numerical Methods in Engineering* 7 (4 1973), S. 574–575. URL: <https://doi.org/10.1002/nme.1620070421>.
- [Get12] Pascal Getreuer. „Rudin-Osher-Fatemi Total Variation Denoising using Split Bregman“. In: *Image Processing On Line* 2 (2012), S. 74–95. URL: <https://doi.org/10.5201/ipol.2012.g-tvd>.
- [Roc70] R. Tyrrell Rockafellar. *Convex Analysis*. New Jersey: Princeton University Press, 1970. ISBN: 0-691-08069-0.
- [ROF92] Leonid I. Rudin, Stanley Osher und Emad Fatemi. „Nonlinear total variation based noise removal algorithms“. In: *Physica D: Nonlinear Phenomena*. Bd. 60. 1-4. 1992, S. 259–268. DOI: 10.1016/0167-2789(92)90242-F. URL: [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-F](https://doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-F).
- [Zei85] Eberhard Zeidler. *Nonlinear Functional Analysis and its Applications. III: Variational Methods and Optimization*. New York: Springer Science+Business Media, LLC, 1985. ISBN: 978-1-4612-9529-7.
- [Zei86] Eberhard Zeidler. *Nonlinear Functional Analysis and its Applications. I: Fixed-Point Theorems*. New York, Berlin, Heidelberg, Tokyo: Springer-Verlag, 1986. ISBN: 0-387-90914-1.
- [Zei90a] Eberhard Zeidler. *Nonlinear Functional Analysis and its Applications. II/A: Linear Monotone Operators*. New York: Springer Science+Business Media, LLC, 1990. ISBN: 978-1-4612-6971-7.
- [Zei90b] Eberhard Zeidler. *Nonlinear Functional Analysis and its Applications. II/B: Nonlinear Monotone Operators*. New York: Springer Science+Business Media, LLC, 1990. ISBN: 978-1-4612-6969-4.

Anhang

Datenträger mit dem Programm und einer digitalen Version dieser Arbeit

Selbständigkeitserklärung

Ich erkläre, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst und noch nicht für andere Prüfungen eingereicht habe. Sämtliche Quellen, einschließlich Internetquellen, die unverändert oder abgewandelt wiedergegeben werden, insbesondere Quellen für Texte, Grafiken, Tabellen und Bilder, sind als solche kenntlich gemacht. Mir ist bekannt, dass bei Verstößen gegen diese Grundsätze ein Verfahren wegen Täuschungsversuchs bzw. Täuschung eingeleitet wird.

Berlin, den 4. September 2021,