AutoDiff

Eine Einführung in algorithmisches Differenzieren

Michael Brand

2022-10-19

Inhaltsverzeichnis

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen des GymInf Programms an der Universität Freiburg. Dieses Programm hat das Ziel, Lehrpersonen, die auf Sekundarstufe II an einem Schweizer Gymnasium unterrichten, die Erlangung der Lehrberechtigung für das Fach Informatik zu ermöglichen. Die Vorlesungen wurden von Dozierenden verschiedener Schweizer Universitäten gehalten. Eine selbständige Arbeit bildet den Abschluss des fachwissenschaftlichen Studiums dieses Lehrganges.

Das Thema der algorithmischen Differentiation wurde in den Vorlesungen Einführung Machine Learning, gelesen von Johanni Brea (EPFL), und Modellierung und Simulation, gelesen von Walter Gander (ETHZ) und Michael Multerer (USI) angeschnitten. An diesem Thema reizte mich besonders die Querverbindung zum Fach Mathematik, welches ich hauptsächlich unterrichte. Die Tatsache, dass nun alle Schüler:innen die Grundlagen des Programmierens - in unserer Schule mit der Programmiersprache Python - erlernen, bietet für den Mathematikunterricht z.B. die Möglichkeit, ein Newtonverfahren als Anwendung der Differentialrechnung einzuführen. Methoden der algorithmischen Differentiation ermöglichen dabei nicht nur numerische Verfahren wie das Newtonverfahren, welche Ableitungen benötigen, sondern sind auch ein wichtiger Bestandteil in vielen Machine Learning Algorithmen, denen wir täglich begegnen und die für die meisten Leute wohl eine Black Box bilden. Dabei sind diese Ideen durchaus für Schüler:innen zugänglich und bieten wahlweise eine Ergänzung zum Mathematikunterricht oder eine Vertiefung im Informatikunterricht zum Thema künstliche Intelligenz.

Da in vielen Schulen der Einsatz von Computern zum Alltag gehört, habe ich mich dazu entschieden, die Lerneinheit nicht als statisches pdf-Dokument sondern als Website zu gestalten, was auch die Möglichkeit bietet, Videos und interaktive GeoGebra Applikationen einzubinden. Die Webseite wurde mit Quarto erstellt und auf GitHub unter

https://michaelbrand84.github.io/AD-School/

veröffentlicht. Der Source Code zu den Programmen und die Quarto-Dateien selbst sind ebenfalls dort zu finden. Hinweise zu Fehlern oder Feedback im Allgemeinen nehme ich gerne unter michael.brand@ems-schiers.ch entgegen

Danksagung

Mein herzlicher Dank geht an Johanni Brea von der EPFL, der mir nicht nur das Thema der algorithmischen Differentiation ans Herz gelegt hat, sondern auch die vorliegende Arbeit betreut hat.

Er hat sich Zeit für alle meine Fragen und Anliegen genommen und mir wertvolle Hinweise für die Umsetzung gegeben. Walter Gander von der ETHZ danke ich ganz herzlich, dass er uns in seiner Vorlesung einige Anwendungen der algorithmischen Differentiation, wie z.B. das Billardproblem auf einem runden Tisch gezeigt hat, welches ich auch in dieser Arbeit verwenden durfte. Er hat sich auch bereit erklärt, diese Arbeit als zweiter Gutachter zusammen mit Johanni Brea zu lesen und zu bewerten.

Einen ersten Entwurf der Arbeit durfte ich meinem Kollegen Mario Feuerstein von der EMS Schiers zum lesen geben, der mir wertvolle Anregungen zur Strukturierung des Skripts und zu einzelnen Beispielen gegeben hat. Das Logo ist das unserer Schule, das ich mit Zustimmung der Schulleitung verwenden durfte.

Einleitung

Das Thema dieser Arbeit ist die algorithmische Differentiation (AD). Dabei betrachten wir Programme (bzw. Funktionen innerhalb von Programmen), die numerische Werte als Input erhalten und daraus einen numerischen Output berechnen. Solche Programme können als Funktionen im Sinne der Mathematik angesehen werden mit dem Unterschied, dass der Output nicht unbedingt in Form einer einzigen Formel berechnet wird, sondern häufig sukzessive in mehreren Schritten bestimmt wird. AD ist ein Sammelbegriff für Methoden, mit denen sich von solchen Funktionen Ableitungen berechnen lassen. Diese Methoden liefern exakte Werte für die Ableitung (nicht Näherungswerte), sind effizient berechenbar und arbeiten nicht mit symbolischen Ausdrücken wie es Computer Algebra Systeme tun. Stattdessen wird der Wert der Ableitung punktweise zusammen mit dem Funktionswert berechnet.

Ausserhalb der relativ kleinen AD Community war AD lange unbekannt oder wurde als irrelevant abgetan. So schreibt etwa Louis Rall in Rall (2006) (S. 12)

It was discouraging throughout the 1970's that the work done on AD by Moore, Wengert, and the then state of the art programs written by the MRC programming staff were ignored and even disparaged. Presentations at conferences were met with disinterest or disbelief. One reason advanced for this was the wide-spread conviction that if a function was represented by a formula, then a formula for its derivative was necessary before its derivative could be evaluated.

In der Machine Learning (ML) Community wurde AD (mehrere Male) wiederentdeckt und ist dort als backpropagation bekannt und weit verbreitet (Baydin u. a. (2018), S. 14). Mittlerweile findet die Technik aber auch Anwendung in der Finanzmathematik (Henrard (2017)), der Physik, Chemie, Medizin oder Biologie. Die Website www.autodiff.org listet Artikel zum Thema sortiert nach Fachgebiet auf (Bücker und Hovland (2000)).

Einer der ersten Autoren, die das Thema AD für den gymnasialen Mathematik- bzw. Informatikunterricht aufbereitet hat, ist Gander (1992) (S. 245ff). Es war auch das erste veröffentliche Buch, welches mit LaTex geschrieben wurde. Leider ist es meines Wissens bislang auch das einzige Buch auf der Sekundarstufe II, welches eine Einführung für Schüler:innen in dieses Thema gibt. Natürlich gibt es die einschlägige Fachliteratur wie Corliss u. a. (2002), Griewank und Walther (2008) und Naumann (2012), welche sich an Fachleute oder Studenten richtet, die über die entsprechenden Kenntnisse in Mathematik und im Programmieren verfügen. Diese sind aber für den gymnasialen Unterricht schlecht geeignet. Über AD im Unterricht schreibt Louis Rall im oben zitierten Buch (S. 12)

It is easy to prepare a teaching "module" for AD on an elementary level. The problem is to have it adopted as part of an increasingly crowded curriculum in beginning calculus. This

means that teachers and writers of textbooks on calculus have to first grasp the idea and then realize it is significant. Thus, practitioners of AD will have to reach out to educators in a meaningful way. Otherwise, there will continue to be a refractory "formulas only" community in the computational sciences who could well benefit from AD.

Diese Arbeit versteht sich als kleiner Beitrag, AD bekannter zu machen und als gewinnbringende Ergänzung im Mathematik- oder Informatikunterricht zu thematisieren.

1 Ableitungen und ihre Anwendungen

1.1 Ein erstes Beispiel

In allen Lehrbüchern über Analysis werden Extremwertaufgaben oder Optimierungsprobleme als zentrale Anwendung von Ableitungen eingeführt. Das folgende Beispiel etwa stammt aus Stocker u. a. (2022) (S. 93):

Von einer Erdölraffinerie R, die an einer von West nach Ost geradlinig verlaufenden Küste liegt, soll eine Pipeline zum Verteilzentrum V im Landesinnern gebaut werden. V liegt 16 km östlich und 12 km nördlich von R. Von R aus soll die Pipeline zuerst ostwärtzs entlang der Küste geführt werden, ab einer geeigneten Stelle dann geradlinig ins Landesinnere nach V. Mit welchen minimalen Baukosten ist zu rechnen, wenn die Verlegungskosten entlang der Küste 15'000 Euro je Kilometer betragen und im Landesinneren 25'000 Euro?

Üblicherweise wird eine solche Aufgabe gelöst, indem zuerst eine Zielfunktion aufgestellt wird, in unserem Fall sind das die Gesamtkosten $k=k_{\rm K\"uste}+k_{\rm Land}$, die sich aus den Baukosten für den Abschnitt entlang der Küste und den Kosten für die Strecke durch das Landesinnere zusammensetzen. Als nächstes formuliert man Nebenbedingungen, die die beiden Grössen mit einer geeignet gewählten Variablen in Verbindung setzen. Wir wählen x als die Strecke, die von R aus entlang der Küste bis zu dem Punkt führt, an dem die Pipeline abgezweigt wird. Dann gilt $k_{\rm K\"uste}=x\cdot 15000$ und mit Pythagoras finden wir $k_{\rm Land}=\sqrt{(16-x)^2+12^2}\cdot 25000$. Setzen wir dies in die Hauptbedingung ein, so erhalten wir die Zielfunktion

$$k = k(x) = x \cdot 15000 + \sqrt{(16 - x)^2 + 12^2} \cdot 25000$$

von der wir das (globale) Minimum suchen. Dazu müssen wir die Funktion ableiten und die Gleichung $\frac{dk}{dx} = 0$ nach x auflösen.

Aber könnten wir die Aufgabe nicht auch mit Hilfe des Computers lösen?

Übungsaufgabe 1.1 (Kostenfunktion als Programm). Schreibe eine Python Funktion kosten(x), welche zu einem $x \in [0, 16]$ die gesamten Baukosten k berechnet, ohne die obige Lösung zu verwenden. Achte auf sinnvolle Variablennamen. Das Programm soll die Baukosten für einen sinnvollen Wert von x berechnen und ausgeben.

Lösung

Eine mögliche Implementierung könnte so aussehen:

```
import math
  def kosten(x):
      # Preise pro Kilometer
      pKueste = 15000
              = 25000
      pLand
      # Distanzen
      sX = x # Ost-West (x Richtung)
      d = 16 - sX
      sY = 12 # Nord-Sued (y Richtung)
      sLand = d**2 + sY**2
      sLand = math.sqrt(sLand)
      #Kosten
      kKueste = sX * pKueste
      kLand = sLand * pLand
      return kKueste + kLand
  8 = 0x
  kGesamt = kosten(x0)
  print("Mit x =", x0, "betragen die Kosten", kGesamt, "Euro.")
Mit x = 8 betragen die Kosten 480555.1275463989 Euro.
```

Die Python Funktion kosten(x) liefert die gleichen Werte, wie die Funktion k(x), die wir oben hergeleitet haben, aber sie ist leichter zu verstehen, da wir eine Schritt für Schritt Anleitung haben, wie die Kosten berechnet werden, wohingegen in der mathematischen Funktionsgleichung alle diese Schritte zu einer Zeile zusammengefasst wurden. Trotzdem haben wir nicht viel gewonnen, wenn wir nicht die Ableitung der Funktion berechnen können. Und genau darum soll es in dieser Lerneinheit gehen.

1.1.1 Unser Ziel: Programme ableiten

Wir möchten Ableitungen von Funktionen berechnen, die durch Programme beschrieben werden, die wie oben einen numerischen Parameter x als Input erhalten und einen numerischen Wert y zurückliefern. Unser Ziel wird es sein, die Programme so zu modifizieren, dass der Funktionsaufruf f (x0) nicht nur den Funktionswert $f(x_0)$ zurückgibt, sondern auch den Wert der Ableitung $f'(x_0)$. Wir sind dabei nicht an einer symbolischen Ableitung interessiert, wie das z.B. GeoGebra oder Mathematica machen (s. Kapitel ??), sondern nur an einer punktweisen Auswertung. Natürlich wollen wir die Ableitungsfunktion auch nicht von Hand bestimmen. Wir wollen uns aber auch nicht bloss mit einer Annhäerung des Wertes der Ableitung zufrieden geben (s. Kapitel ??), sondern den Wert von $f'(x_0)$ bis auf Maschinengenauigkeit exakt berechnen. In Kapitel ?? werden wir eine Methode kennen lernen, die all dies leistet und dabei die Laufzeit eines Programms nicht wesentlich erhöht. Der Name dieser Methode: Algorithmische Differentiation (AD), obwohl die Namensgebung hier nicht eindeutig ist:

One of the obstacles in this area [of computing derivatives], which involves "symbolic" and "numerical" methods, has been a confusion in terminology [...]. There is not even general agreement on the best name for the field, which is frequently referred to as automatic or computational differentiation in the literature. For this book the adjective algorithmic seemed preferable, because much of the material emphasizes algorithmic structure, sometimes glossing over the details and pitfalls of actual implementations. (Aus dem Vorwort zu Griewank und Walther (2008))

Zuerst wollen wir aber die wichtigsten Ableitungsregeln nochmal zusammenfassen.

1.2 Ableitungen von Funktionen

Wir kennen Ableitungen von Funktionen $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ aus dem Mathematikunterricht. Sie geben uns darüber Auskunft, wie gross die Steigung der Tangente in einem bestimmten Punkt des Funktionsgraphen ist. Die Tangente stellt dabei die beste lineare Annäherung an den Funktionsgraph dar. Ableitungen beschreiben auch die lokale Änderungsrate der Funktion. Ableitungen erlauben es uns ausserdem, die Extrema und Wendepunkte einer Funktion zu bestimmen.

Die folgende Tabelle fasst die bekannten Ableitungen der Grundfunktionen zusammen.

f(x)	f'(x)	f(x)	f'(x)
x^n	$n \cdot x^{n-1} (n \in \mathbb{R})$	\sqrt{x}	$\frac{1}{2\cdot\sqrt{x}}$
e^x	e^x	a^x	$a^{x} \cdot \ln(a) (a > 0, a \neq 1)$
ln(x)	$\frac{1}{x}$	$\log_a(x)$	$\frac{1}{x \cdot \ln(a)} (a > 0, a \neq 1)$
$\sin(x)$	$\cos(x)$	$\arcsin(x)$	1
$\cos(x)$	$-\sin(x)$	$\arccos(x)$	$-\frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$
tan(x)	$\frac{1}{\cos^2(x)} = 1 + \tan^2(x)$	$\arctan(x)$	$ \frac{\frac{1}{\sqrt{1-x^2}}}{\frac{1}{\sqrt{1-x^2}}} \frac{1}{x^2+1} $
$\sinh(x)$	$\cosh(x)$	$\operatorname{arsinh}(x)$	$\frac{1}{\sqrt{x^2+1}}$
$\cosh(x)$	$\sinh(x)$	$\operatorname{arcosh}(x)$	$\frac{\frac{1}{\sqrt{x^2+1}}}{\frac{1}{\sqrt{x^2-1}}}$
$\tanh(x)$	$\frac{1}{\cosh^2(x)} = 1 - \tanh^2(x)$	$\operatorname{artanh}(x)$	$-\frac{1}{x^2-1}$

Tabelle 1.1: Ableitungen der Grundfunktionen

Neue Funktionen erhält man, indem man die Grundfunktionen aus Tabelle ?? addiert, subtrahiert, multipliziert, dividiert und komponiert, d.h. Verkettungen der Form $(f \circ g)(x) = f(g(x))$ bildet. Um solche Funktionen abzuleiten, brauchen wir die Regeln aus Tabelle ??. Mit diesen Regeln sind wir dann schon in der Lage, alle differenzierbaren Funktionen abzuleiten.

Regel	Formel
Summenregel Produktregel Spezialfall: Faktorregel Quotientenregel Kettenregel	$\frac{\frac{d}{dx}(f(x) \pm g(x)) = f'(x) \pm g'(x)}{\frac{d}{dx}(f(x) \cdot g(x)) = f'(x) \cdot g(x) + f(x) \cdot g'(x)}$ $\frac{\frac{d}{dx}(a \cdot f(x)) = a \cdot f'(x)}{\frac{d}{dx}\frac{f(x)}{g(x)}} = \frac{f'(x) \cdot g(x) - f(x) \cdot g'(x)}{g(x)^2}$ $\frac{d}{dx}f(g(x)) = f'(g(x)) \cdot g'(x)$
	Tabelle 1.2: Ableitungsregeln

An dieser Stelle sei noch angemerkt, dass sich der Begriff der Ableitung sinngemäss auf Funktionen $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ verallgemeinern lässt. Eine kurze Beschreibung der Grundidee findet sich in Slater (2022). Weitergehende Informationen findet man z.B. in Arens u. a. (2022) oder in jedem Lehrbuch zur Analysis 2. Wir werden im Kapitel ?? darauf zurück kommen.

1.3 Programme als Funktionen

Programme, die numerische Werte einlesen und numerische Werte ausgeben, können als mathematische Funktionen betrachtet werden. Wir beschränken uns zunächst auf Programme, die nur ein Argument erhalten und nur einen Rückgabewert liefern.

Beispiel 1.1 (Eine Funktion als Programm). Betrachte das folgende Programm:

```
def f(x):
    y = (2 + x) * (x - 3)
    return y

x0 = 2
print( f(x0) )
```

Diese Python-Funktion entspricht der Funktion $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}, x \mapsto y = (2+x)(x-3)$ im Sinne der Mathematik. Natürlich kann der Funktionskörper viel komplizierter aufgebaut sein und z.B. Schleifen und Bedingungen enthalten.

Um zu verstehen, wie der Computer einen Ausdruck wie y = (2 + x) * (x - 3) auswertet, ist es hilfreich, ihn als Baum (im Sinne der Graphentheorie) darzustellen. Ausdrucksbäume sind ein Spezialfall von so genannten *computational graphs* und werden z.B. in Hromkovic u. a. (2021) erklärt.

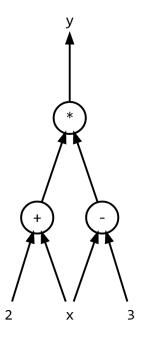


Abbildung 1.1: Ausdrucksbaum zum Ausdruck y = (2 + x) * (x - 3).

Wir wollen nun unsere Python-Funktion so umschreiben, dass diese Struktur auch im Funktionskörper sichtbar wird. Dazu führen wir drei Hilfsvariablen v0, v1, v2 ein.

```
def f(x):
    v0 = x
    v1 = 2 + v0
    v2 = v0 - 3
    y = v1 * v2
    return y
```

Konvention

Eine Funktion berechnet aus einem Argument x einen Rückgabewert y über eine Reihe von Hilfsvariablen v, die mit aufsteigenden Indizes versehen sind. Dabei setzen wir am Anfang immer v0 = x.

Übungsaufgabe 1.2 (Kostenfunktion gemäss Konvention). Schreibe das Programm aus Übungsaufgabe ?? gemäss der obigen Konvention um.

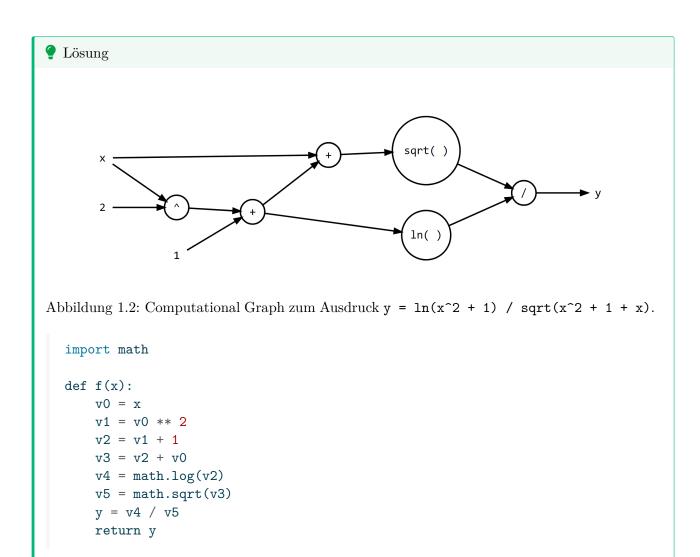
Übungsaufgabe 1.3 (Programm in Funktion übersetzen). Schreibe die mathematische Funktion auf, die durch das folgende Programm berechnet wird.

```
import math

def f(x):
    v0 = x
    v1 = v0 ** 2
    v2 = v1 + 2
    v3 = -v1 / 2
    v4 = math.cos(v2)
    v5 = math.exp(v3)
    v6 = v4 * v5
    y = v6 + 1 / v0
    return y
```

```
\begin{array}{l} v_1 = x^2 \\ v_2 = x^2 + 2 \\ v_3 = -\frac{x^2}{2} \\ v_4 = \cos(x^2 + 2) \\ v_5 = e^{-\frac{x^2}{2}} \\ v_6 = \cos(x^2 + 2) \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} \\ y = f(x) = \cos(x^2 + 2) \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} + \frac{1}{x} \end{array}
```

Übungsaufgabe 1.4 (Funktion in Graph und Programm übersetzen). Schreibe zur mathematischen Funktion $y=f(x)=\frac{\ln(x^2+1)}{\sqrt{x^2+1+x}}$ den Ausdrucksbaum auf. Übersetze den Ausdruck anschliessend in eine Python-Funktion gemäss der Konvention.



Übungsaufgabe 1.5 (Ein Programm mit einer Schleife). Betrachte das folgende Programm:

Natürlich hätte man z.B. v3 und v4 auch vertauschen können.

```
def f(x):
    v0 = x
    for i in range(2):
        v0 = v0 ** 2 + 1
    y = v0
    return y
```

Ersetze im Funktionskörper die Schleife durch mehrere Befehle, so dass immer noch der gleiche mathematische Ausdruck berechnet wird und unsere Konvention eingehalten wird. Welche

mathematische Funktion wird durch die Python-Funktion berechnet? Was ändert sich, wenn stattdessen for i in range(3) oder for i in range(4) stehen würde?

Cösung

Für jeden Schleifendurchgang benötigen wir eine neue Hilfsvariable. Die Funktion, die dabei entsteht, kann geschrieben werden als $f(x) = (\ell \circ \ell \circ \dots \circ \ell)(x)$, wobei $\ell(x) = x^2 + 1$ ist.

1.4 range(2)

```
def f(x):
    v0 = x
    v1 = v0 ** 2 + 1
    v2 = v1 ** 2 + 1
    y = v2
    return y
```

$$f(x) = \ell(\ell(x))$$

= $(x^2 + 1)^2 + 1 = x^4 + 2x^2 + 2$

1.5 range(3)

```
def f(x):
    v0 = x
    v1 = v0 ** 2 + 1
    v2 = v1 ** 2 + 1
    v3 = v2 ** 2 + 1
    y = v3
    return y
```

$$\begin{split} f(x) &= \ell(\ell(\ell(x))) \\ &= ((x^2+1)^2+1)^2+1 = x^8+4x^6+8x^4+8x^2+5 \end{split}$$

1.6 range(4)

```
def f(x):

v0 = x
v1 = v0 ** 2 + 1
v2 = v1 ** 2 + 1
v3 = v2 ** 2 + 1
v4 = v3 ** 2 + 1
y = v4
return y
f(x) = \ell(\ell(\ell(\ell(x))))
= (((x^2 + 1)^2 + 1)^2 + 1)
= x^{16} + 8x^{14} + 32x^{12} + 80x^{10} + 138x^8 + 168x^6 + 144x^4 + 80x^2 + 26
```

1.7 Numerische Verfahren, die mit Ableitungen arbeiten

Es gibt zahlreiche numerische Verfahren, welche Werte von Ableitungen benötigen. Wir stellen hier exemplarisch zwei von ihnen vor: Das Newtonverfahren zur näherungsweisen Bestimmung von Nullstellen und das Gradient Descent Verfahren zur näherungsweisen Bestimmung von Minimalstellen einer Funktion. Letzteres wird uns an zahlreichen Stellen wieder begegnen.

1.7.1 Das Newtonverfahren zur Berechnung von Nullstellen

In vielen Anwendungen steht man vor der Aufgabe, die Gleichung f(x) = 0 nach x aufzulösen, d.h. eine Nullstelle \bar{x} der Funktion zu finden. Oft ist es aber nicht möglich, die Lösung einer solchen Gleichung in geschlossener Form darzustellen. Um dennoch eine Lösung zumindest näherungsweise berechnen zu können, kann man folgendermassen vorgehen:

- 1. Wähle einen Startwert x_0 , der in der Nähe einer Nullstelle \bar{x} von f liegt.
- 2. Im Kurvenpunkt $(x_0|y_0)$ wird die Tangente an die Kurve f gelegt. Deren Schnittpunkt x_1 mit der x-Achse liegt in der Regel näher bei \bar{x} als x_0 .
- 3. Nun wiederholt man das Verfahren, indem man bei x_1 die Tangente an die Kurve legt, usw. Auf diese Weise erhält man eine Folge von Näherungen $x_0, x_1, x_2, ...$, deren Grenzwert die Nullstelle \bar{x} ist.

Dieser Algorithmus ist als Newtonverfahren bekannt.

Die Gleichung der Tangente im Punkt $(x_n|y_n)=(x_n|f(x_n))$ ist bekanntlich $t(x)=f(x_n)+f'(x_n)\cdot(x-x_n)$. Die Nullstelle der Tangente ist der Näherungswert x_{n+1} . Aus $t(x_{n+1})=0$ ergibt sich nun die Iterationsvorschrift des Newtonverfahrens:

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)} \tag{1.1}$$

Übungsaufgabe 1.6 (Das Newtonverfahren programmieren). Schreibe ein Programm, das mit Hilfe des Newtonverfahrens (Gleichung ??) eine Nullstelle der Funktion $f(x) = \frac{1}{31}x^3 - \frac{1}{20}x^2 - x + 1$ berechnet. Verwende den Startwert $x_0 = -2$. Du kannst abbrechen, wenn die Differenz $|x_{n+1} - x_n|$ kleiner als eine bestimmte Toleranz wird, z.B. kleiner als tol = 1e-6. Wie flexibel ist dein Programm einsetzbar? Überlege dir z.B., wie viele Änderungen du vornehmen müsstest, wenn du die Nullstelle einer anderen Funktion berechnen müsstest.

? Lösung

Welche der folgenden Lösungsvorschläge kommt deinem Programm am nächsten?

1.8 Version 1

```
from math import fabs

x0 = -2
tol = 1e-6
# Erster Schritt berechnen
x1 = x0 - (1/31 * x0**3 - 1/20 * x0**2 - x0 + 1) / (3/31 * x0**2 - 1/10 * x0 - 1)
while fabs(x1 - x0) > tol:
    x0 = x1
    x1 = x0 - (1/31 * x0**3 - 1/20 * x0**2 - x0 + 1) / (3/31 * x0**2 - 1/10 * x0 - 1)
print(x1)
```

5.908619865450271

Das Newtonverfahren wird als main-Funktion (d.h. im Hauptprogramm) ausgeführt. Braucht man jedoch die Nullstelle einer anderen Funktion, dann muss ein neues Programm geschrieben werden. Die Ableitung wurde von Hand berechnet.

1.9 Version 2

```
from math import fabs

def f(x):
    y = 1/31 * x**3 - 1/20 * x**2 - x + 1
    return y

def fdot(x):
    ydot = 3/31 * x**2 - 1/10 * x - 1
    return ydot

x0 = -2
    tol = 1e-6
# Erster Schritt berechnen
x1 = x0 - f(x0) / fdot(x0)
while fabs(x1 - x0) > tol:
    x0 = x1
    x1 = x0 - f(x0) / fdot(x0)
print(x1)
```

5.908619865450271

Das Newtonverfahren wird als main-Funktion (d.h. im Hauptprogramm) ausgeführt, aber die Berechnung von f und ihrer Ableitung f' wurde in zwei Funktionen $\mathbf f$ und $\mathbf f$ dot ausgelagert. Das macht das Programm übersichtlicher und flexibler. Die Ableitung wurde wieder von Hand berechnet.

1.10 **Version 3**

```
from math import fabs
def newton(f, fdot, x0):
    tol = 1e-6
    # Erster Schritt berechnen
    x1 = x0 - f(x0) / fdot(x0)
    while fabs(x1 - x0) > tol:
        x0 = x1
        x1 = x0 - f(x0) / fdot(x0)
    return x1
def f(x):
    y = 1/31 * x**3 - 1/20 * x**2 - x + 1
    return y
def fdot(x):
    ydot = 3/31 * x**2 - 1/10 * x - 1
    return ydot
x0 = -2
xbar = newton(f, fdot, x0)
print(xbar)
```

5.908619865450271

Das Newtonverfahren wird als eigene Funktion newton(f, fdot, x0) implementiert. Dieser werden die Funktion f und ihre Ableitung f', sowie der Startwert x_0 als Argumente übergeben. Sie kann dann im Hauptprogramm aufgerufen werden. Die Ableitung wurde aber immer noch von Hand berechnet.

1.11 Version 4

```
from math import fabs
def newton(f, x0):
    tol = 1e-6
    # Erster Schritt berechnen
    # Ableitung von f an der Stelle xO annähern
   h = 1e-6
    ydot = (f(x0 + h) - f(x0)) / h
   x1 = x0 - f(x0) / ydot
    while fabs(x1 - x0) > tol:
        x0 = x1
        ydot = ( f(x0 + h) - f(x0) ) / h
        x1 = x0 - f(x0) / ydot
   return x1
def f(x):
   y = 1/31 * x**3 - 1/20 * x**2 - x + 1
   return y
x0 = -2
xbar = newton(f, x0)
print(xbar)
```

5.90861986545027

Hier wird das Newtonverfahren in einer Funktion implementiert. Die Ableitung wird nicht mehr von Hand berechnet, sondern innerhalb der Funktion mit $f'(x_0) \approx \frac{f(x_0+h)-f(x_0)}{h}$ angenähert. Dabei wird einfach h = 1e-6 gesetzt und gehofft, dass der entstehende Rundungsfehler klein genug ist. Beachte aber, dass sich der berechnete Wert von der Ausgabe in den anderen Versionen leicht unterscheidet.

Auch die Version 4 der vorgestellten Lösung ist noch nicht befriedigend. Als wir die Ableitung von Hand berechnet hatten, musste nur die Funktion fdot and der Stelle x0 ausgewertet werden, um den (bis auf Maschinengenauigkeit) exakten Wert von $f'(x_0)$ zu erhalten. Bei der letzten Methode muss man sich mit einem Näherungswert der Ableitung zufrieden geben. Auch wenn der Wert in diesem Beispiel gut genug war ¹, so haben wir doch keine Garantie, dass wir für alle Funktionen einen vernünftigen Wert erhalten. Auf die Probleme, die mit dieser Annäherung von $f'(x_0)$ auftreten, wird in Kapitel ?? näher eingegangen.

¹Das Newton-Verfahren hat die angenehme Eigenschaft, dass kleine Rundungsfehler automatisch ausgeglichen werden. Auf andere numerische Verfahren, die die Ableitung verwenden, trifft dies aber nicht zu.

Beispiel 1.2 (Billard auf einem runden Tisch). Wir betrachten ein Beispiel aus Gander (2015). Platziere die weisse und die blaue Billardkugel auf dem runden Tisch. Das Ziel ist es, die weisse Kugel so anzustossen, dass sie die blaue Kugel trifft, nachdem sie vorher genau einmal an die Bande gespielt wurde.

Aus Symmetriegründen dürfen wir annehmen, dass der Rand des Billardtisches der Einheitskreis ist und dass die weisse Kugel auf der x-Achse liegt. Die blaue Kugel habe die Koordinaten $(x_P|y_P)$. Weiter sei X der Punkt auf dem Einheitskreis, an dem die weisse Kugel abprallt. Wir beschreiben diesen Punkt mit seinen Polarkoordinaten $X = (\cos(x)|\sin(x))$. Unser Ziel ist es, x so zu berechnen, dass die weisse Kugel die blaue trifft, nachdem sie bei X an die Bande gestossen ist. Dabei verhält sie sich so, als ob sie an der Kreistangente in X reflektiert wird. Der Tangentenvektor im Punkt X lautet $\vec{t} = \begin{pmatrix} -\sin(x) \\ \cos(x) \end{pmatrix}$.

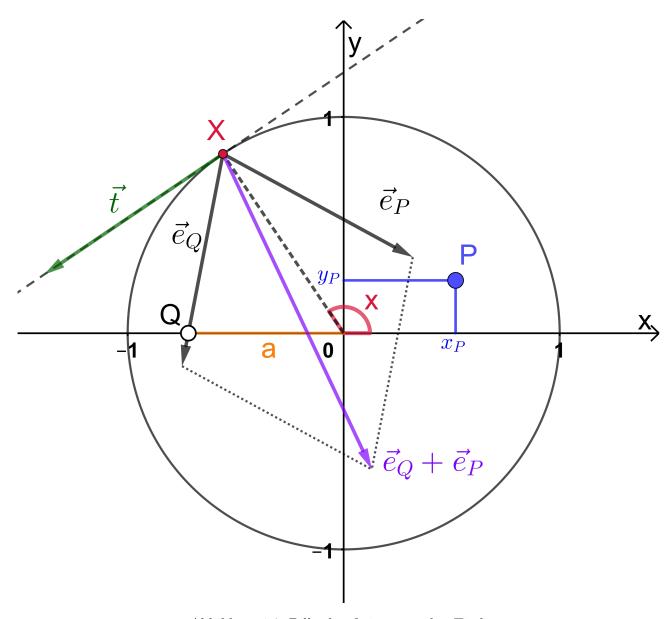


Abbildung 1.3: Billard auf einem runden Tisch

Wir betrachten nun die Einheitsvektoren \vec{e}_Q in Richtung \overrightarrow{XQ} und \vec{e}_P in Richtung \overrightarrow{XP} . Wenn die weisse Kugel die blaue treffen soll, dann müssen die Winkel zwischen der Tangente und diesen Vektoren gleich sein. Das ist genau dann der Fall, wenn \vec{t} senkrecht steht auf $\vec{e}_Q + \vec{e}_P$. Wir müssen also x so bestimmen, dass $\vec{t} \cdot (\vec{e}_Q + \vec{e}_P) = 0$ ist.

Das folgende Programm berechnet das Skalarprodukt der linken Seite dieser Gleichung.

```
import math
import matplotlib.pyplot as plt
def f(x):
    # Parameter
    a = -0.8
                     # Position von Q = (a|0)
    px, py = 0.5, 0.5 # Position von P = (px|py)
    # Berechnung des Skalarprodukts
    x = 0v
    v1 = math.cos(v0) # x-Koordinate von X
    v2 = math.sin(v0) # y-Koordinate von X
    v3 = px - v1
                    # x-Komponente des Vektors XP
    v4 = py - v2
                   # y-Komponente des Vektors XP
    v5 = math.sqrt(v3**2 + v4**2) # Länge des Vektors XP
    v6 = v3 / v5
                  # x-Komponente des Einheitsvektors eP
    v7 = v4 / v5
                      # y-Komponente des Einheitsvektors eP
    v8 = a - v1
                      # x-Komponente des Vektors XQ
    v9 = -v2
                       # y-Komponente des Vektors XQ
    v10 = math.sqrt(v8**2 + v9**2) # Länge des Vektors XQ
    v11 = v8 / v10 # x-Komponente des Vektors eQ
                     # y-Komponente des Vektors eQ
    v12 = v9 / v10
    y = (v6 + v11) * v2 - (v7 + v12) * v1 # Skalarprodukt
    return y
# Graph der Funktion f(x) plotten
fig = plt.figure()
ax = plt.gca()
ax.set_xlim((0,2*math.pi))
ax.set_ylim((-1.5,1.5))
X = [2*math.pi * k / 1000 for k in range(1001)]
Y = [f(x) \text{ for } x \text{ in } X]
plt.plot([0, 2*math.pi], [0, 0], 'k--') # x-Achse
plt.plot(X,Y)
plt.xticks([0, math.pi/2, math.pi, 3*math.pi/2, 2*math.pi],
           ['0', '/2', '', '3/2', '2'])
plt.show()
```

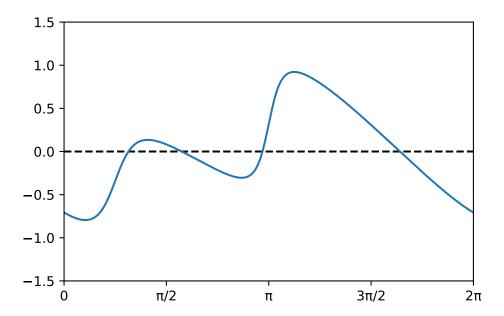


Abbildung 1.4: Graph des Skalarprodukts als Funktion des Polarwinkels x des Punktes X = (cos(x)|sin(x)). Die Nullstellen entsprechen den Winkeln, bei denen die weisse Kugel die blaue Kugel trifft, nachdem sie genau einmal an die Bande gespielt wurde.

Wir möchten die Nullstellen der Funktion f(x) mit unserer Funtion newton bestimmmen. Dazu müssen wir jedoch die Ableitung von f berechnen.

1.11.1 Gradient Descent zum Auffinden lokaler Minima

Eine weitere wichtige Aufgabe besteht darin, ein Minimum einer Funktion zu finden. Auch hier wollen wir mit Hilfe der Ableitung eine Folge von Näherungswerten $x_0, x_1, x_2, ...$ finden, deren Grenzwert die x-Koordinate eines (lokalen) Minimums von f ist.

Wenn $f'(x_n) > 0$ ist, dann wissen wir, dass die Funktion f an der Stelle x_0 streng monoton wachsend ist. D.h., dass die Funktionswerte links von x_n kleiner sind, als an der Stelle x_n . Analog gilt, dass wenn $f'(x_n) < 0$ ist, die Funktion monoton fallend ist und wir uns nach rechts bewegen sollten, um ein Minimum zu finden. In der Nähe eines Minimums ist ausserdem |f'(x)| sehr klein und wir können entsprechend kleinere Schritte machen, um uns diesem anzunähern. Um also von x_n zu x_{n+1} zu kommen, machen wir einen Schritt, der proportional zu $-f'(x_n)$ ist. Mit dem Proporionalitätsfaktor $\lambda \in \mathbb{R}$ und einem geeignet gewählten Startwert x_0 erhalten wir die Iterationsvorschrift

$$x_{n+1} = x_n - \lambda \cdot f'(x_n) \tag{1.2}$$

Übungsaufgabe 1.7 (Eigenschaften der Gradient Descent Methode). Experimentiere mit verschiedenen Funktionen und verschiedenen Schrittweiten λ . Was passiert, wenn die Schrittweite zu klein bzw. zu gross gewählt wird? Was passiert, wenn f an der Stelle x_0 ein lokales Maximum aufweist? Was passiert in der Nähe eines Sattelpunktes?

? Lösung

Ist λ zu klein, dann konvergiert das Verfahren nur sehr langsam. Ist λ dagegen zu gross, dann kann es passieren, dass die Iteration zwischen zwei oder mehr Werten hin- und herspringt oder sogar nach $\pm \infty$ divergiert.

Falls x_0 gerade mit der Stelle eines lokalen Maximums oder eines Sattelpunktes zusammenfällt, gilt auch $f'(x_0)=0$ und damit auch $x_n=x_0$ für alle $n\in\mathbb{N}$. Maxima sind aber labile Gleichgewichtspunkte in dem Sinn, dass sich x_n von ihnen wegbewegt, wenn x_0 auch nur ein bisschen links oder rechts davon liegt. Ähnlich verhält es sich bei Sattelpunkten. Die Folge konvergiert gegen die Stelle des Sattelpunktes, wenn $f(x_0)$ grösser als der y-Wert des Sattelpunktes ist und λ nicht zu gross ist.

Übungsaufgabe 1.8 (Gradient Descent programmieren). Schreibe ein Programm, das mit Hilfe des Gradient Descent Verfahrens (Gleichung ??) ein lokales Minimums der Funktion $f(x) = \frac{1}{16}x^4 - \frac{1}{3}x^3 + \frac{1}{8}x^2 + x + 2$ berechnet. Verwende den Startwert $x_0 = 1.5$ und die Schrittweite $\lambda = 0.5$. Du kannst abbrechen, wenn die Differenz $|x_{n+1} - x_n|$ kleiner als eine bestimmte Toleranz wird, z.B. kleiner als tol = 1e-6. Wie flexibel ist dein Programm einsetzbar? Überlege dir z.B., wie viele Änderungen du vornehmen müsstest, wenn du ein lokales Minimum einer anderen Funktion berechnen müsstest.

Cosung Lösung

Welche der folgenden Lösungsvorschläge kommt deinem Programm am nächsten?

1.12 **Version** 1

```
from math import fabs

x0 = 1.5
lam = 0.5
tol = 1e-6
# Erster Schritt berechnen
x1 = x0 - lam * (1/4 * x0**3 - x0**2 + 1/4 * x0 + 1)
while fabs(x1-x0) > tol:
    x0 = x1
    x1 = x0 - lam * (1/4 * x0**3 - x0**2 + 1/4 * x0 + 1)
print(x1)
```

3.3429230748530196

Das Gradient Descent Verfahren wird als main-Funktion (d.h. im Hauptprogramm) ausgeführt. Um das Minimum einer anderen Funktion zu bestimmen, muss ein neues Programm geschrieben werden. Die Ableitung wurde von Hand berechnet

1.13 **Version 2**

3.3429230748530196

```
from math import fabs

def fdot(x):
    ydot = 1/4 * x**3 - x**2 + 1/4 * x + 1
    return ydot

x0 = 1.5
lam = 0.5
tol = 1e-6
# Erster Schritt berechnen
x1 = x0 - lam * fdot(x0)
while fabs(x1-x0) > tol:
    x0 = x1
    x1 = x0 - lam * fdot(x0)
print(x1)
```

Das Gradient Descent Verfahren wird als main-Funktion (d.h. im Hauptprogramm) ausgeführt, aber die Berechnung von f' wurde in die Funktion fdot(x) ausgelagert. Das macht das Programm etwas flexibler. Die Ableitung wurde wieder von Hand berechnet.

1.14 **Version 3**

```
from math import fabs
def gradient_descent(fdot, x0, lam):
    tol = 1e-6
    # Erster Schritt berechnen
    x1 = x0 - lam * fdot(x0)
    while fabs(x1-x0) > tol:
        x0 = x1
        x1 = x0 - lam * fdot(x0)
    return x1
def fdot(x):
    ydot = 1/4 * x**3 - x**2 + 1/4 * x + 1
    return ydot
x0 = 1.5
lam = 0.5
xmin = gradient_descent(fdot, x0, lam)
print(xmin)
```

3.3429230748530196

Das Gradient Descent Verfahren wird als eigene Funktion gradient_descent(fdot, x0, lam) implementiert. Dieser Funktion werden die Ableitung f', der Startwert x_0 , sowie die Schrittweite λ als Argumente übergeben. Sie kann dann im Hauptprogramm aufgerufen werden. Die Ableitung wurde aber immer noch von Hand berechnet.

1.15 Version 4

```
from math import fabs
def gradient_descent(f, x0, lam):
    tol = 1e-6
    # Erster Schritt berechnen
    # Ableitung an der Stelle x0 annähern
    h = 1e-6
    ydot = (f(x0 + h) - f(x0)) / h
    x1 = x0 - lam * ydot
    while fabs(x1-x0) > tol:
        x0 = x1
        ydot = (f(x0 + h) - f(x0)) / h
        x1 = x0 - lam * ydot
    return x1
def f(x):
    y = 1/16 * x**4 - 1/3 * x**3 + 1/8 * x**2 + x + 2
    return y
x0 = 1.5
lam = 0.5
xmin = gradient_descent(fdot, x0, lam)
print(xmin)
```

2.535183236464121

Das Gradient Descent Verfahren wird als eigene Funktion <code>gradient_descent(f, x0, lam)</code> implementiert. Dieser Funktion werden die ursprüngliche Funktion f, der Startwert x_0 , sowie die Schrittweite λ als Argumente übergeben. Die Ableitung wird nicht mehr von Hand berechnet, sondern durch den Differenzenquotienten $f'(x_0) \approx \frac{f(x_0+h)-f(x_0)}{h}$ angenähert. Dabei wird einfach <code>h = 1e-6</code> gesetzt und gehofft, dass der entstehende Rundungsfehler klein genug ist. Offensichtlich ist diese Annahme jedoch nicht gerechtfertigt.

Die Übungsaufgabe ?? verdeutlicht nochmals das Problem, welches wir bereits in Übungsaufgabe ?? gesehen haben. Wir müssen für den Algorithmus die Ableitung f' an mehreren Stellen auswerten. Wir möchten aber die Ableitung einerseits nicht von Hand berechnen und andererseits können wir uns auch nicht mit einer Approximation zufrieden geben.

Wir beschliessen dieses Kapitel mit einer praktischen Anwendung der Gradient Descent Methode.

Beispiel 1.3 (Minimaler Abstand). Die Punkte P und Q bewegen sich auf Ellipsen im Raum. Die Position des Punktes P zur Zeit t ist gegeben durch

$$x_P(t) = 2\cos(t) - 1$$

$$y_P(t) = 1.5\sin(t)$$

$$z_P(t) = 0$$

und die Position von Q zum Zeitpunkt t lässt sich durch

$$\begin{split} x_Q(t) &= -3\sin(2t)\\ y_Q(t) &= 2\cos(2t) + 1\\ z_Q(t) &= 2\sin(2t) + 1 \end{split}$$

bestimmen.

Der Abstand zwischen den beiden Punkten lässt sich zu jedem Zeitpunkt t berechnen durch $d = d(t) = |\overrightarrow{PQ}|$. Das folgende Programm berechnet diese Funktion und zeichnet ihren Graph.

```
import math
import matplotlib.pyplot as plt
def d(t):
   v0 = t
    v1 = 2 * math.cos(v0) - 1 # x-Koordinate von P
    v2 = 1.5 * math.sin(v0) # y-Koordinate von P
    v3 = 0
                                 # z-Koordinate von P
    v4 = -3 * math.sin(2*v0) # x-Koordinate von Q
    v5 = 2 * math.cos(2*v0) + 1 # y-Koordinate von Q
    v6 = 2 * math.sin(2*v0) + 1 # z-Koordinate von Q
    y = math.sqrt((v4-v1)**2 + (v5-v2)**2 + (v6-v3)**2)
    return y
# Graph der Funktion d(t) plotten
fig = plt.figure()
ax = plt.gca()
ax.set_xlim((0,2*math.pi))
ax.set_ylim((0,6))
T = [2*math.pi * k / 1000 for k in range(1001)]
Y = [d(t) \text{ for t in } T]
```

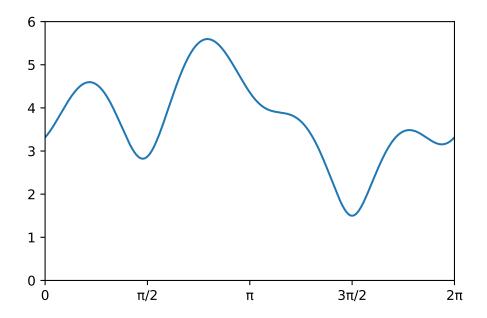


Abbildung 1.5: Graph der Abstandsfunktion d(t).

Wir möchten das Minimum der Funktion d(t) mit Hilfe der Gradient Descent Methode finden. Dazu müssen wir aber d ableiten können.

2 AD ist nicht ...

Bevor wir uns mit den konkreten Implementationen von algorithmischer Differentiation beschäftigen, wollen wir herausstellen, was AD nicht ist.

2.1 AD ist nicht numerisches Ableiten

Eine Funktion y = f(x) ist bekanntlich differenzierbar an der Stelle $x_0 \in \mathbb{D}$, wenn der Grenzwert

$$\lim_{h\to 0}\frac{f(x_0+h)-f(x_0)}{h}$$

existiert. In dem Fall ist $f'(x_0)$ einfach der Wert dieses Grenzwerts.

Ein erster Ansatz zur numerischen Berechnung könnte also sein, den Differenzenquotienten für kleine h auszuwerten¹.

Beispiel 2.1 (Numerische Ableitung). Leite die Funktion $f(x) = x^2$ an der Stelle $x_0 = 0.2$ ab.

```
def f(x):
    y = x ** 2
    return y

def fdot(f, x0, h):
    df = (f(x0 + h) - f(x0)) / h
    return df

x0 = 0.2
H = [0.1, 0.01, 0.001, 0.0001]
for h in H:
    ydot = fdot(f, x0, h)
    print("h = " + str(h) + " \t=> f'(x0) = " + str(ydot))
```

¹Dieser Ansatz kann verbessert werden indem man z.B. $f'(x_0) \approx \frac{f(x_0+h)-f(x_0-h)}{2h}$ verwendet. Die im Beispiel beschriebenen Probleme bleiben aber auch dann bestehen.

Es scheint zunächst, als ob die Werte für kleiner werdende h zum korrekten Wert f'(0.2) = 0.4 konvergieren. Wenn wir aber an sehr genauen Werten interessiert sind und entsprechend h sehr klein wählen, beobachten wir folgendes:

```
def f(x):
       y = x ** 2
       return y
  def fdot(f, x0, h):
       df = (f(x0 + h) - f(x0)) / h
       return df
  x0 = 0.2
  H = [10 ** -8, 10 ** -9, 10 ** -10, 10 ** -11]
  for h in H:
       ydot = fdot(f, x0, h)
       print("h = " + str(h) + "\t=> f'(x0) = " + str(ydot))
h = 1e-08
           \Rightarrow f'(x0) = 0.4000000095039091
            \Rightarrow f'(x0) = 0.3999999984016789
h = 1e-09
h = 1e-10
           \Rightarrow f'(x0) = 0.4000000330961484
            \Rightarrow f'(x0) = 0.3999994779846361
h = 1e-11
```

Mit kleiner werdendem h scheint sich der Näherungswert für die Ableitung zu verschlechtern. Das Phänomen wird noch deutlicher, wenn wir den Fehler $E(h) = |\frac{f(x_0+h)-f(x_0)}{h} - f'(x_0)|$ als Funktion von h plotten. Beachte die doppelt logarithmische Skala.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import math

def f(x):
    y = x ** 2
    return y

def fdot(f, x0, h):
    df = (f(x0 + h) - f(x0)) / h
```

```
return df

x0 = 0.2
H = [10**(k/100) for k in range(-1800, -300)]
E = [math.fabs(fdot(f, x0, h) - 2*x0) for h in H]

# Plot
fig = plt.figure()
ax = fig.add_axes([0.1, 0.1, 0.8, 0.8])
ax.set(xlim=(10**-18, 10**-3), ylim=(10**-12, 10**0))
ax.set_xscale('log')
ax.set_xlabel('h')
ax.set_yscale('log')
ax.set_ylabel('Fehler E(h)')
plt.plot(H,E)
plt.show()
```

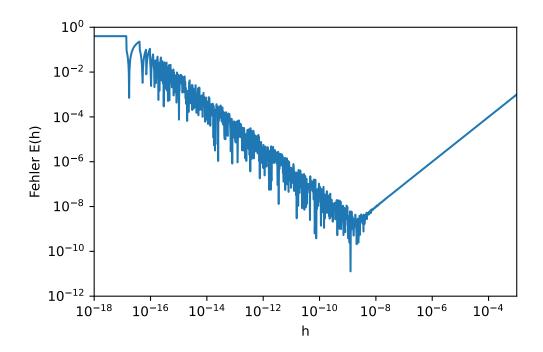


Abbildung 2.1: Grösse des Fehlers E(h) als Funktion der Schrittweite h. Ist h zu gross, dann ist der Näherungswert für $f'(x_0)$ ungenau. Bei kleiner werdendem h nimmt der Fehler zunächst ab, aber ab einem gewissen Wert dominiert die Auslöschung und der Fehler nimmt wieder zu.

2.1.1 Auslöschung

Im vorherigen Beispiel haben wir das Phänomen der Auslöschung beobachtet. Zunächst ist dir sicher aufgefallen, dass der Näherungswert für $f'(x_0)$ mit h = 0.01 nicht

$$\frac{f(x_0+h)-f(x_0)}{h} = \frac{0.21^2-0.2^2}{0.01} = 0.41$$

ergab, sondern $f'(x_0) \approx 0.40999...$ Das liegt daran, dass Dezimalzahlen nicht exakt als Binärzahl dargestellt werden können. Da nun die Werte von $f(x_0+h)$ und $f(x_0)$ für kleine h fast gleich sind, besteht ihre Differenz $f(x_0+h)-f(x_0)$ nur noch aus diesen Rundungsfehlern. Diese (sinnlose) Differenz ist zwar sehr klein, wird aber im nächsten Schritt mit der sehr grossen Zahl $\frac{1}{h}$ multipliziert, wodurch die Rundungsfehler die gleiche Grössenordnung annehmen, wie die ursprünglichen Funktionswerte. Mehr über Rundungsfehler und Auslöschung kann in Weitz (2021) ab S. 117 nachgelesen werden.

2.2 AD ist nicht symbolisches Ableiten

Computer Algebra Systeme (CAS) sind Programme zur Bearbeitung algebraischer Ausdrücke. Mit solchen Programmen lassen sich auch Ableitungen symbolisch bestimmen. Wie das funktioniert, wird in Slater (2022) kurz angedeutet. Bekannte Beispiele für CAS sind etwa Wolfram Alpha, Maxima oder Sage. Letzteres kann man hier auch online ausprobieren. Gib z.B. den folgenden Code ein, welcher die Ableitung der Funktion aus Übungsaufgabe ?? bestimmt:

```
l(x) = x^2 + 1
f(x) = l(l(x))
fdot = diff(f,x)
expand(fdot)
```



Auf der Website kannst du rechts unter Language auch Maxima auswählen und Maxima-Code ausführen. Maxima ist in Sage integriert.

Für Python gibt es die Bibliothek sympy, die ein CAS für Python zur Verfügung stellt. Damit können wir die Funktion aus Übungsaufgabe ?? direkt in Python ableiten:

Beispiel 2.2 (Symbolische Ableitung). Leite die Funktion f(x) = l(l(l(x))), wobei $l(x) = x^2 + 1$ ist, an der Stelle $x_0 = 1$ ab.

```
from sympy import symbols, diff
  def f(x):
      x = 0v
      v1 = v0 ** 2 + 1
      v2 = v1 ** 2 + 1
      v3 = v2 ** 2 + 1
      y = v3
      return y
  x = symbols('x')
  print("f(x) = ", f(x))
  df = diff(f(x),x)
  print("f'(x) =", df)
  print("f'(" + str(x0) + ") =", df.evalf(subs={x:x0}))
f(x) = ((x**2 + 1)**2 + 1)**2 + 1
f'(x) = 8*x*(x**2 + 1)*((x**2 + 1)**2 + 1)
f'(1) = 80.000000000000
```

Damit erhält man die (bis auf Maschinengenauigkeit) exakten Werte der Ableitungen. Der Grund, warum wir nicht auf symbolische Ausdrücke für Ableitungen zurückgreifen wollen, liegt darin, dass diese Methode bei komplizierten Funktionsausdrücken sehr ineffizient ist, insbesondere dann, wenn wir auch Ableitungen von Funktionen $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ berechnen wollen.

3 Standard Algorithmische Differentiation für eindimensionale Funktionen

In Kapitel ?? haben wir zwei Methoden für die Berechnung von Ableitungen kennen gelernt, die beide ihre Schwächen haben. Während die numerische Ableitung mit geringem Aufwand berechnet werden kann, sind ihre Näherungswerte für viele Anwendungen zu ungenau. Symbolische Ableitungen andererseits liefern zwar exakte Werte von Ableitungen, sind aber mit grossem Rechenaufwand verbunden. Die hier vorgestellte Algorithmische Differentiation (AD) vereinigt die Vorteile der beiden Methoden. Sie liefert uns (bis auf Maschinengenauigkeit) exakte Werte von Ableitungen mit nur einem geringen zusätzlichen Rechenaufwand:

"AD as a technical term refers to a specific family of techniques that compute derivatives trhough accumulation of values during code execution to generate numerical derivative evaluations rather than derivative expressions. This allows accurate evaluation of derivatives at machine precision with only a small constant factor of overhead and ideal asymptotic efficiency." (Baydin u. a. (2018), S. 2)

In diesem Kapitel lernen wir die Standard Algorithmische Differentiation (SAD, auch Vorwärts-AD genannt) kennen, welche die einfachste Variante der erwähnten "family of techniques" ist. Wir beschränken uns zunächst wieder auf Funktionen $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ und werden dies später auf Funktionen $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ erweitern. Neben der Standard-AD gibt es noch die Adjungierte Algorithmische Differentiation (AAD, auch Rückwärts-AD genannt). Die Vorteile dieser Methode offenbaren sich jedoch erst für Funktionen in höherdimensionalen Räumen. Der interessierte Leser findet hierzu eine kurze Einführung in Kapitel ??.

Gemäss unserer Konvention in Kapitel ?? berechnen wir eine mathematische Funktion, indem wir sie in ihre Bestandteile zerlegen, und die Zwischenergebnisse Variablen v zuweisen. Wie im obigen Zitat erwähnt, besteht die Grundidee der AD darin, eine Reihe von Hilfsvariablen vdot einzuführen, welche jeweils die Werte der Ableitungen enthalten. In diesem Kapitel machen wir dies explizit, indem wir jede Programmzeile, die ein v berechnet, um die Berechnung des zugehörigen vdot erweitern. Dies scheint zunächst umständlich zu sein, aber im nächsten Abschnitt werden wir eine Klasse schreiben, die diese Schritte für uns automatisiert. Wie Marc Henrard in seinem Buch schreibt:

"There are as many shades of AD as there are AD users. [This chapter] provides to the user the black and the white; it is up to him to get the correct shade of grey that fits his taste and his requirements." (Henrard (2017), S. 18)

3.1 Manuelle Implementation der SAD

Beginnen wir mit einem Beispiel:

Wir möchten den Funktionswert und die Ableitung der Funktion $y = f(x) = \sin(x^2)$ an der Stelle $x_0 = \frac{\pi}{2}$ bestimmen. Das folgende Programm berechnet den Funktionswert.

```
import math

def f(x):
    v0 = x
    v1 = v0**2
    v2 = math.sin(v1)
    y = v2
    return y

x0 = math.pi / 2
print(f(x0))
```

0.6242659526396992

f ist eine zusammengesetzte Funktion, die wir mit den Funktionen

$$\begin{aligned} v_0(x) &= x \\ v_1(v_0) &= v_0^2 \\ v_2(v_1) &= \sin(v_1) \end{aligned}$$

schreiben können als $y=f(x)=v_2(v_1(v_0(x)))$. Die Ableitung berechnet sich dann mit der Kettenregel zu

$$f'(x) = \frac{dv_2}{dv_1} \cdot \frac{dv_1}{dv_0} \cdot \frac{dv_0}{dx} = \cos(v_1) \cdot 2v_0 \cdot 1 = \cos(x^2) \cdot 2x \cdot 1$$

Wir können also die Ableitung von f(x) berechnen, indem wir jede Zeile des Programms gemäss den bekannten Regeln ableiten:

```
v0dot = 1
v1dot = 2 * v0 * v0dot
v2dot = math.cos(v1) * v1dot
```

Man beachte, dass durch die Konvention, immer mit v0 = x zu beginnen , auch immer v0dot = 1 ist. Nun können wir unsere Funktion so ergänzen, dass nicht nur der Funktionswert, sondern auch die Ableitung an der Stelle x_0 berechnet wird:

```
import math

def f(x):
    v0dot = 1
    v0 = x
    v1dot = 2 * v0 * v0dot
    v1 = v0**2
    v2dot = math.cos(v1) * v1dot
    v2 = math.sin(v1)
    ydot = v2dot
    y = v2
    return [y, ydot]

x0 = math.pi / 2
print(f(x0))
```

[0.6242659526396992, -2.4542495411512917]

Die Korrektheit des Programms können wir mit GeoGebra überprüfen, welches Ableitungen symbolisch berechnet.

Beachte, dass wir konsequent die Kettenregel verwendet haben. So wird aus v1 = v0**2 etwa v1dot = 2 * v0 * v0dot oder aus v2 = sin(v1) wird v2dot = cos(v1) * v1dot.

Übungsaufgabe 3.1 (Programm ableiten). Ändere das vorherige Programm so ab, dass der Funktionswert und die Ableitung der Funktion $y=f(x)=\ln(\sin(x^2))$ an der Stelle $x_0=\frac{\pi}{2}$ berechnet wird. Überprüfe deine Lösung mit GeoGebra.



Es müssen lediglich zwei weitere Zeilen eingefügt werden und zwar für die Berechnung von v3 und v3dot. Vergiss nicht, die richtigen Werte zurückzugeben.

```
import math

def f(x):
    v0dot = 1
    v0 = x
    v1dot = 2 * v0 * v0dot
    v1 = v0**2
    v2dot = math.cos(v1) * v1dot
    v2 = math.sin(v1)
    v3dot = 1 / v2 * v2dot
    v3 = math.log(v2)
    ydot = v3dot
    y = v3
    return [y, ydot]

x0 = math.pi / 2
print(f(x0))
```

[-0.4711787952593891, -3.9314166194288416]

Konvention

Ein Programm, welches gemäss der Konvention in Kapitel ?? geschrieben ist, wird folgendermassen abgeleitet:

- 1. Für jede Variable v wird eine neue Variable vdot für den Wert der Ableitung definiert, angefangen bei v0dot = 1.
- 2. Jede Programmzeile wird gemäss den bekannten Regeln aus Tabelle ?? und Tabelle ?? abgeleitet. Dabei wird insbesondere in jeder Zeile die Kettenregel verwendet.
- 3. Die abgeleitete Anweisung wird jeweils vor (!) die zu ableitende Anweisung eingeschoben.

Übungsaufgabe 3.2 (Kostenfunktion mit Ableitung). Leite das Programm aus Übungsaufgabe ?? gemäss der Konvention ab.

```
  Lösung
```

```
import math
  def kosten(x):
      v0dot = 1
      x = 0v
                    # sX
      v1dot = -v0dot
      v1 = 16 - v0 \# d
      v2dot = 2*v1 * v1dot
      v2 = v1**2 + 12**2
      v3dot = 1/(2*math.sqrt(v2)) * v2dot
      v3 = math.sqrt(v2) # sLand
      v4dot = 15000 * v0dot
      v4 = 15000 * v0 # kKueste
      v5dot = 25000 * v3dot
      v5 = 25000 * v3 # kLand
      ydot = v4dot + v5dot
      y = v4 + v5
      return [y, ydot]
  8 = 0x
  [k, kdot] = kosten(x0)
  print("Kosten", k)
  print("Ableitung", kdot)
Kosten 480555.1275463989
Ableitung 1132.495094369271
Die Ableitung ist positiv, was uns zeigt, dass die Kostenfunktion in der Nähe der Stelle x_0=8
```

wachsend ist und sich das lokale Minimum links davon befinden muss.

In Übungsaufgabe ?? werden wir die Position des Minimums mit Hilfe der Gradient Descent Verfahren bestimmen.

Übungsaufgabe 3.3 (Produktregel). Das folgende Programm berechnet die Funktion y = f(x) = (2 + x)(x - 3):

```
def f(x):

v0 = x

v1 = 2 + v0
```

```
v2 = v0 - 3
y = v1 * v2
return y
```

Leite dieses Programm ab. Dein Programm soll die Gleichung der Tangente $t(x) = f(x_0) + f'(x_0) \cdot (x - x_0)$ an der Stelle $x_0 = 2$ ausgeben.

```
def f(x):
    v0dot = 1
    v0 = x
    v1dot = v0dot
    v1 = 2 + v0
    v2dot = v0dot
    v2 = v0 - 3
    ydot = v1dot * v2 + v1 * v2dot # Produktregel
    y = v1 * v2
    return [y, ydot]

x0 = 2
[y0, y0dot] = f(x0)
print("t(x) =", y0, "+", y0dot, "* ( x -", x0, ")")
t(x) = -4 + 3 * ( x - 2 )
```

Übungsaufgabe 3.4 (Programm ableiten). Leite die Funktion aus Übungsaufgabe ?? ab. Gib den Funktionswert und den Wert der Ableitung an der Stelle $x_0=-2$ aus.

```
    Lösung

  import math
  def f(x):
      v0dot = 1
      v0 = x
      v1dot = 2 * v0 * v0dot
      v1 = v0 ** 2
      v2dot = v1dot
      v2 = v1 + 2
      v3dot = -1/2 * v1dot
      v3 = -v1 / 2
      v4dot = -math.sin(v2) * v2dot
      v4 = math.cos(v2)
      v5dot = math.exp(v3) * v3dot
      v5 = math.exp(v3)
      v6dot = v4dot * v5 + v4 * v5dot
      v6 = v4 * v5
      ydot = v6dot - 1 / v0**2 * v0dot
      y = v6 + 1 / v0
      return [y, ydot]
  x0 = -2
  print(f(x0))
[-0.3700550823007931, -0.14136926695938976]
```

Übungsaufgabe 3.5 (Programm ableiten). Leite die Funktion aus Übungsaufgabe ?? ab.

```
💡 Lösung
  import math
  def f(x):
      v0dot = 1
      v0 = x
      v1dot = 2 * v0 * v0dot
      v1 = v0 ** 2
      v2dot = v1dot
      v2 = v1 + 1
      v3dot = v2dot + v0dot
      v3 = v2 + v0
      v4dot = 1 / v2 * v2dot
      v4 = math.log(v2)
      v5dot = 1 / (2 * math.sqrt(v3)) * v3dot
      v5 = math.sqrt(v3)
      ydot = (v4dot * v5 - v4 * v5dot) / v5**2
      y = v4 / v5
      return [y, ydot]
```

Bei all diesen Beispielen könnten wir auch die Reihenfolge der Anweisungen für vdot und v vertauschen, d.h. zuerst die Variable v berechnen und erst danach das zugehörige vdot. Die folgende Übung zeigt aber, warum der 3. Punkt unserer Konvention wichtig ist.

Übungsaufgabe 3.6 (Ein Programm mit einer Schleife). Betrachte die Funktion aus Übungsaufgabe ??, welche aus $\ell(x) = x^2 + 1$ die Funktion $y = f(x) = \ell(\ell(\ell(x)))$ berechnet. Aus Beispiel ?? wissen wir, dass f'(1) = 80 ist. Vergleiche nun die beiden Varianten für die Ableitung des Programms:

3.2 vdot vor v

```
def f(x):
    v0dot = 1
    v0 = x
    for i in range(3):
        v0dot = 2 * v0 * v0dot
        v0 = v0 ** 2 + 1
    ydot = v0dot
    y = v0
```

```
return [y, ydot]
print(f(1))
```

[26, 80]

3.3 v vor vdot

```
def f(x):
    v0 = x
    v0dot = 1
    for i in range(3):
        v0 = v0 ** 2 + 1
        v0dot = 2 * v0 * v0dot
    y = v0
    ydot = v0dot
    return [y, ydot]

print(f(1))
```

[26, 2080]

Warum wird bei der 2. Variante der Wert der Ableitung falsch berechnet?



Das Problem tritt in der Schleife auf. In der 2. Variante überschreiben wir den Wert von v0 bereits mit dem neuen Wert der Iteration. Bei der Berechnung von v0dot hätten wir aber noch den alten Wert gebraucht. Die Reihenfolge ist also nur in der 1. Version korrekt. Würden wir die Schleife eliminieren und dafür wie in der Lösung zu Übungsaufgabe ?? für jeden Schleifendurchgang fortlaufend numerierte Variablen für die v und vdot verwenden, dann wäre die Reihenfolge wieder egal.

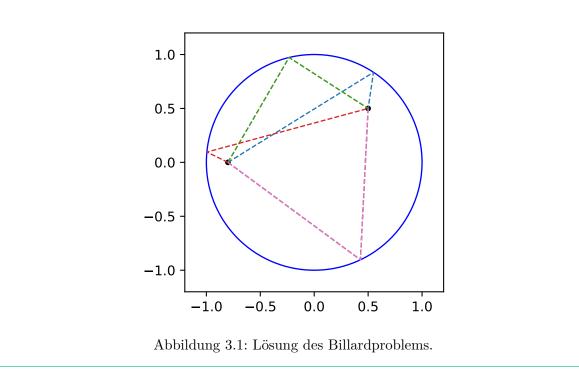
In der nächsten Übungsaufgabe verwenden wir die Technik der AD, um das Billardproblem aus Kapitel ?? mit dem Newtonverfahren zu lösen. Da uns die Funktion f(x) nun nicht mehr nur der Funktionswert, sondern auch die Ableitung berechnet, können wir das Newtonverfahren ohne die Probleme aus Übungsaufgabe ?? implementieren.

Übungsaufgabe 3.7 (Das Billard-Problem). Leite das Programm aus Beispiel?? ab. Schreibe danach eine Funktion newton(f, x0), welche ausnutzt, dass der Funktionsaufruf f(x0) auch den exakten Wert der Ableitung zurückgibt. Stelle alle gefundenen Lösungen grafisch dar.

```
🕊 Lösung
```

if __name__ == "__main__":

```
import math
import matplotlib.pyplot as plt
def f(x):
   # Parameter werden im global space gefunden
   # Berechnung des Skalarprodukts und dessen Ableitung
   v0dot = 1
   x = 0v
   v1dot = -math.sin(v0) * v0dot # Ableitung von ...
   v1 = math.cos(v0) # x-Koordinate von X
   v2dot = math.cos(v0) * v0dot
                                 # Ableitung von ...
   v2 = math.sin(v0) # y-Koordinate von X
   v3dot = - v1dot  # Ableitung von ...
   v3 = px - v1
                 # x-Komponente des Vektors XP
   v4dot = - v2dot # Ableitung von ...
   v4 = py - v2
                     # y-Komponente des Vektors XP
   v5dot = 1 / (2*math.sqrt(v3**2 + v4**2)) \setminus
       * (2*v3*v3dot + 2*v4*v4dot) # Ableitung von ...
   v5 = math.sqrt(v3**2 + v4**2) # Länge des Vektors XP
   v6dot = (v3dot * v5 - v3 * v5dot) / v5**2 # Ableitung von ...
   v6 = v3 / v5
                     # x-Komponente des Einheitsvektors eP
   v7dot = (v4dot * v5 - v4 * v5dot) / v5**2 # Ableitung von ...
   v7 = v4 / v5
                   # y-Komponente des Einheitsvektors eP
   v8dot = -v1dot # Ableitung von ...
   v8 = a - v1
                     # x-Komponente des Vektors XQ
   v9dot = -v2dot  # Ableitung von ...
   v9 = -v2
                     # y-Komponente des Vektors XQ
   v10dot = 1 / (2*math.sqrt(v8**2 + v9**2)) \setminus
       * (2*v8*v8dot + 2*v9*v9dot) # Ableitung von ...
   v10 = math.sqrt(v8**2 + v9**2) # Länge des Vektors XQ
   v11dot = (v8dot * v10 - v8 * v10dot) / v10**2 # Ableitung von ...
   v11 = v8 / v10
                     # x-Komponente des Vektors eQ
   v12dot = (v9dot * v10 - v9 * v10dot) / v10**2 # Ableitung von ...
   v12 = v9 / v10
                     # y-Komponente des Vektors eQ
   ydot = (v6dot + v11dot) * v2 + (v6 + v11) * v2dot 
       - ( (v7dot + v12dot) * v1 + (v7 + v12) * v1dot ) # Ableitung von ...
   y = (v6 + v11) * v2 - (v7 + v12) * v1
   return [y, ydot]
def newton(f, x0):
   tol = 1e-8
   # Erster Schritt berechnen
    [y0, y0dot] = f(x0)
   x1 = x0 - y0 / y0dot
                                    46
   while math.fabs(x1 - x0) > tol:
       x0 = x1
       [y0, y0dot] = f(x0)
       x1 = x0 - y0 / y0dot
   return x1
```



In den folgenden beiden Aufgaben wollen wir das Gradient Descent Verfahren aus Kapitel ?? anwenden, um eine Funktion zu minimieren. Auch hier nutzen wir aus, dass uns der Funktionsaufruf jeweils den exakten Wert der Ableitung mitliefert.

Übungsaufgabe 3.8 (Minimale Kosten mit Gradient Descent). Benutze das Gradient Descent Verfahren, um das Minimum der Funktion kosten(x) aus Übungsaufgabe ?? zu bestimmen. Starte bei x0 = 8 und führe die Iteration so lange aus, bis sich zwei aufeinanderfolgende Werte um nicht mehr als eine bestimmte Toleranz, z.B. tol = 1e-4. Experimentiere mit verschiedenen Werten für λ

```
💡 Lösung
  import math
  def kosten(x):
      v0dot = 1
      v0 = x
                    # sX
      v1dot = -v0dot
      v1 = 16 - v0 \# d
      v2dot = 2*v1 * v1dot
      v2 = v1**2 + 12**2
      v3dot = 1/(2*math.sqrt(v2)) * v2dot
      v3 = math.sqrt(v2) # sLand
      v4dot = 15000 * v0dot
      v4 = 15000 * v0 # kKueste
      v5dot = 25000 * v3dot
      v5 = 25000 * v3 # kLand
      ydot = v4dot + v5dot
      y = v4 + v5
      return [y, ydot]
  8 = 0x
  lam = 0.0001
  tol = 1e-4
  # 1. Schritt
  [k, kdot] = kosten(x0)
  x1 = x0 - lam * kdot
  while math.fabs(x1 - x0) > tol:
      x0 = x1
      [k, kdot] = kosten(x0)
      x1 = x0 - lam * kdot
  print("Bei x =", x1, "sind die Kosten minimal.")
  print("Sie belaufen sich auf", k)
Bei x = 7.000767589818459 sind die Kosten minimal.
Sie belaufen sich auf 480000.000393777
```

Übungsaufgabe 3.9 (Minimaler Abstand). Leite das Programm aus Beispiel ?? ab. Schreibe danach eine Funktion gradient_descent(f, x0, lam), welche ausnutzt, dass der Funktionsaufruf f(x0) auch den exakten Wert der Ableitung zurückgibt. Stelle die gefundene Lösung grafisch dar.

```
• Lösung
```

```
import math
import matplotlib.pyplot as plt
def d(t):
   v0dot = 1
   v0 = t
   v1dot = -2 * math.sin(v0) * v0dot # Ableitung von...
   v1 = 2 * math.cos(v0) - 1
                                # x-Koordinate von P
   v2dot = 1.5 * math.cos(v0) * v0dot # Ableitung von...
   v2 = 1.5 * math.sin(v0)
                                # y-Koordinate von P
   v3dot = 0
                                 # Ableitung von...
   v3 = 0
                                # z-Koordinate von P
   v4dot = -6 * math.cos(2*v0) * v0dot # Ableitung von...
   v4 = -3 * math.sin(2*v0) # x-Koordinate von Q
   v5dot = -4 * math.sin(2*v0) * v0dot # Ableitung von...
   v5 = 2 * math.cos(2*v0) + 1 # y-Koordinate von Q
   v6dot = 4 * math.cos(2*v0) * v0dot # Ableitung von...
   v6 = 2 * math.sin(2*v0) + 1 # z-Koordinate von Q
   vdot = (2*(v4-v1)*(v4dot-v1dot) + 2*(v5-v2)*(v5dot-v2dot) + 2*(v6-v3)*(v6dot-v3dot))
         /(2 * math.sqrt((v4-v1)**2 + (v5-v2)**2 + (v6-v3)**2))
   y = math.sqrt((v4-v1)**2 + (v5-v2)**2 + (v6-v3)**2)
   return [y, ydot]
def gradient_descent(f, x0, lam):
   tol = 1e-9
   # Erster Schritt berechnen
    [y0, y0dot] = f(x0)
   x1 = x0 - lam * y0dot
   while math.fabs(x1-x0) > tol:
        x0 = x1
        [y0, y0dot] = f(x0)
       x1 = x0 - lam * y0dot
   return x1
if __name__ == "__main__":
   t0 = 3
   tmin = gradient_descent(d, t0, 0.01)
    [dmin, dmindot] = d(tmin)
   print("Minimum bei (", tmin, dmin, ")")
   fig = plt.figure()
   ax = plt.gca()
   ax.set_xlim((0,2*math.pi))
                                     49
   ax.set_ylim((0,6))
   T = [2*math.pi * k / 1000 for k in range(1001)]
   Y = [d(t)[0] \text{ for t in } T] \text{ # nur Funktionswert plotten}
   plt.plot(T,Y)
   plt.xticks([0, math.pi/2, math.pi, 3*math.pi/2, 2*math.pi],
               ['0', '/2', '', '3/2', '2'])
   plt.plot(tmin,dmin,color='r', marker='o')
   plt.show()
```

Minimum bei (4.712388977478413 1.5)

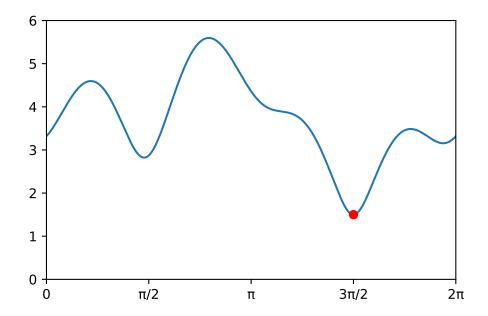


Abbildung 3.2: Kürzester Abstand mit Gradient Descent.

Beachte, dass beim Zeichnen des Funktionsgraphen neu Y = [d(t)[0] for t in T] steht. Der Grund dafür ist, dass d(t) nun eine Liste mit zwei Elementen ist (Funktionswert und Ableitung) und wir nur den Funktionswert zeichnen wollen. Schreibt man stattdessen Y = [d(t) for t in T], dann wird zusätzlich auch der Graph der Ableitung gezeichnet.

3.4 Implementation der SAD mit Operator Overloading

Nach dem letzten Abschnitt könnte man einwenden, dass wir die Ableitungen der Funktionen ja doch von Hand berechnet haben, denn wir haben jede Programmzeile, in der eine Variable v berechnet wird, um eine weitere Zeile ergänzt, in der wir vdot nach den bekannten Ableitungsregeln berechnet haben. Dieser Einwand ist auch berechtigt - oder wie es Henrard ausdrückt:

"The bad news is that it [calculating the derivatives] has to be done; it will not appear magically. It is not only a figure of speech that 'something has to be done' but that to have it working everything has to be done". (Henrard 2017, 17)

Die gute Nachricht ist, dass wir diesen Prozess weiter automatisieren können. Wir kennen die Ableitungsregeln für die elementaren Operationen (+,-,*,/), sowie für die Grundfunktionen. In

diesem Abschnitt werden wir eine Klasse FloatSad schreiben, deren Instanzen Funktionswerte und Werte der Ableitung speichern. Da solche Werte in der Regel vom Typ float sind und wir die Standard-AD implementieren, nennen wir die Klasse FloatSad. Die Arbeit besteht dann darin, die Ableitungsregeln richtig in den Operatoren dieser Klasse zu kodieren. Da Python *Operator Overloading* kennt, werden wir dann nach getaner Arbeit die Ableitungen wirklich ohne zusätzlichen Programmieraufwand erhalten.

Der Grundstein für unsere Klasse wurde bereits im 19. Jahrhundert gelegt, wie die folgende Infobox zeigt:

i Hintergrund: Duale Zahlen

Duale Zahlen wurden 1873 durch William Clifford eingeführt und sind ähnlich definiert, wie komplexe Zahlen. Zur Erinnerung: Eine komplexe Zahl ist eine Zahl der Form a+bi, wobei $a,b \in \mathbb{R}$ sind und i die Eigenschaft $i^2 = -1$ hat. Eine duale Zahl ist eine Zahl der Form $a+a'\epsilon$, wobei wieder $a,a' \in \mathbb{R}$ gilt, aber ϵ die Eigenschaft $\epsilon^2 = 0$ hat. Nun kann man nach dem Permanenzprinzip die folgenden Operationen für duale Zahlen definieren:

Addition:
$$(a + a'\epsilon) + (b + b'\epsilon) = (a + b) + (a' + b')\epsilon$$

Subtraktion:
$$(a + a'\epsilon) - (b + b'\epsilon) = (a - b) + (a' - b')\epsilon$$

Multiplikation:
$$(a + a'\epsilon) \cdot (b + b'\epsilon) = ab + a'b\epsilon + ab'\epsilon + a'b'\epsilon^2$$

= $ab + (a'b + ab')\epsilon$

Division:
$$\begin{aligned} &(\text{f\"{u}r }b\neq 0) \quad \frac{a+a'\epsilon}{b+b'\epsilon} = \frac{(a+a'\epsilon)(b-b'\epsilon)}{(b+b'\epsilon)(b-b'\epsilon)} \\ &= \frac{ab+a'b\epsilon-ab'\epsilon-a'b'\epsilon^2}{b^2-(b')^2\epsilon^2} \\ &= \frac{ab+(a'b-ab')\epsilon}{b^2} \\ &= \frac{a}{b} + \frac{a'b-ab'}{b^2}\epsilon \end{aligned}$$

Wir sehen, dass der reelle Teil den Wert der Operation und der duale Teil den Wert der zugehörigen Ableitung enthält. Dies gilt auch für Potenzen, wie man unter Anwendung des binomischen Satzes sieht:

$$(a + a'\epsilon)^n = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} a^{n-k} (a'\epsilon)^k$$
$$= a^n + n \cdot a^{n-1} \cdot a'\epsilon + (\text{Terme mit } \epsilon^2)$$
$$= a^n + n \cdot a^{n-1} \cdot a'\epsilon$$

Im dualen Teil erkennen wir die Kettenregel $(a^n)' = n \cdot a^{n-1} \cdot a'$. Damit können wir duale Zahlen auch in Polynome $p(x) = p_0 + p_1 x + p_2 x^2 + \ldots + p_n x^n$ einsetzen. Wir erhalten dann

$$\begin{split} p(a+a'\epsilon) &= p_0 + p_1(a+a'\epsilon) + p_2(a+a'\epsilon)^2 + \ldots + p_n(a+a'\epsilon)^n \\ &= p_0 + p_1a + p_1a'\epsilon + p_2a^2 + p_2 \cdot 2aa'\epsilon + \ldots + p_na^n + p_n \cdot na^{n-1}a'\epsilon \\ &= p_0 + p_1a + p_2a^2 + \ldots p_na^n + (p_1 + p_2 \cdot 2a + \ldots + p_n \cdot na^{n-1}) \cdot a'\epsilon \\ &= p(a) + p'(a) \cdot a'\epsilon \end{split}$$

Dieses Resultat lässt sich auf allgemeine Funktionen f verallgemeinern (für den Beweis entwickelt man f in eine Taylorreihe und macht die gleichen Überlegungen wie für ein Polynom):

$$f(a + a'\epsilon) = f(a) + f'(a) \cdot a'\epsilon$$

(Wikipedia: Dual number und Slater (2022))

3.4.1 Die Klasse FloatSad

Beginnen wir nun mit der Implementation unserer Klasse FloatSad. Analog zu den dualen Zahlen enthält jedes FloatSad-Objekt zwei Attribute. Das Attribut value speichert den Funktionswert und das Attribut derivative speichert den Wert der Ableitung. Im Konstruktor der Klasse setzen wir für derivative den Standardwert 1. Damit können wir eine gewöhnliche Float-Zahl korrekt in ein FloatSad umwandeln. Dies wird im main Programm demonstriert.

```
import math

class FloatSad:

   def __init__(self, value, derivative = 1.0):
        self.value = float(value)
        self.derivative = derivative

if __name__ == '__main__':
```

```
def f(x):
    v0 = FloatSad(x)
    y = v0
    return y

x0 = 2
resultat = f(x0)
print("Funktionswert:", resultat.value)
print("Ableitung:", resultat.derivative)
```

Funktionswert: 2.0 Ableitung: 1.0

In der Funktion f haben wir nun unsere Konvention, dass v0 = x sein soll, dazu verwendet, den Zahlenwert x in ein FloatSad-Objekt umzuwandeln. Die Konvention v0dot = 1 ist im Konstruktor kodiert. Von nun an machen wir also die folgende Konvention:

Konvention

Eine Funktion berechnet aus einem Argument x vom Typ float oder int einen Rückgabewert y vom Typ FloatSad über eine Reihe von Hilfsvariablen v, die alle vom Typ FloatSad sind. Insbesondere setzen wir am Anfang immer v0 = FloatSad(x).

Das obige Programm berechnet also den Funktionswert und den Wert der Ableitung von f(x) = x an der Stelle $x_0 = 2$.

Um die Ausgabe etwas einfacher zu gestalten implementieren wir als nächstes die print Methode für unsere Klasse. Wir geben ein FloatSad-Objekt einfach in der Form < value ; derivative > aus.

```
def __repr__(self):
    return "< " + str(self.value) + " ; " + str(self.derivative) + " >"
```

Da wir nun die Funktion f(x) = x programmieren können, wollen wir als nächstes auch die Funktion f(x) = -x programmieren können. Wir müssen unsere FloatSad-Objekte also mit Vorzeichen versehen.

3.4.2 Vorzeichen

Natürlich wollen wir nicht nur das negative Vorzeichen, sondern auch das positive Vorzeichen implementieren, damit wir in unseren Programmen z.B. v1 = +v0 oder v2 = -v0 schreiben können.

Beim positiven Vorzeichen müssen wir nichts machen, wir geben also ein FloatSad-Objekt mit den gleichen Attributen zurück. Beim negativen Vorzeichen ändern beide Attribute ihr Vorzeichen.

Nun gehen wir daran, die Grundoperationen für FloatSad-Objekte zu implementieren.

3.4.3 Die Operatoren + und -

Wir möchten in unseren Programmen Anweisungen wie v2 = v0 + v1 verwenden können. Gemäss der Summenregel können wir dazu einfach die Funktionswerte und auch die Werte der Ableitungen addieren.

```
def __add__(self, other):
    newValue = self.value + other.value
    newDerivative = self.derivative + other.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

Nun können wir zwei FloatSad-Objekte miteinander addieren. Manchmal möchten wir aber auch ein float- oder int-Wert zu einem FloatSad-Objekt addieren, z.B. v1 = v0 + 2. Dazu machen wir eine Typabfrage und passen den Wert der Ableitung entsprechend der Konstantenregel an:

```
def __add__(self, other):
    if type(other) in (float, int):
        newValue = self.value + other
        newDerivative = self.derivative + 0.0
    else:
        newValue = self.value + other.value
        newDerivative = self.derivative + other.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

Jetzt funktioniert zwar die Anweisung v
1 = v0 + 2, aber die Anweisung v1 = 2 + v0 erzeugt immer noch eine Fehlermeldung. Um dieses Problem zu beheben, müssen wir als nächstes den
reverse-add-Operator implementieren.

```
def __radd__(self, other):
    if type(other) in (float, int):
        newValue = other + self.value
        newDerivative = 0.0 + self.derivative
    else:
        newValue = other.value + self.value
        newDerivative = other.derivative + self.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

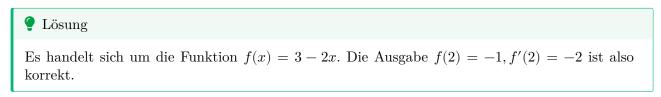
Hier ist die bisher implementierte Klasse zusammen mit einem kleinen Testprogramm.

```
import math
class FloatSad:
    def __init__(self, value, derivative = 1.0):
       self.value = float(value)
        self.derivative = derivative
    def __repr__(self):
        return "< " + str(self.value) + "; " + str(self.derivative) + " >"
    # unäre Operatoren
    def __pos__(self):
       return FloatSad(self.value, self.derivative)
    def __neg__(self):
       newValue = -self.value
        newDerivative = -self.derivative
        return FloatSad(newValue, newDerivative)
    # binäre Operatoren
    def __add__(self, other):
        if type(other) in (float, int):
            newValue = self.value + other
            newDerivative = self.derivative + 0.0
        else:
            newValue = self.value + other.value
```

```
newDerivative = self.derivative + other.derivative
        return FloatSad(newValue, newDerivative)
    def __radd__(self, other):
        if type(other) in (float, int):
            newValue = other + self.value
            newDerivative = 0.0 + self.derivative
        else:
            newValue = other.value + self.value
            newDerivative = other.derivative + self.derivative
        return FloatSad(newValue, newDerivative)
if __name__ == '__main__':
    def f(x):
        v0 = FloatSad(x)
        v1 = -v0
        v2 = 3 + v1
        v3 = v2 + v1
        y = +v3
        return y
    resultat = f(2)
    print(resultat)
```

< -1.0 ; -2.0 >

Übungsaufgabe 3.10 (Korrektheit überprüfen). Welche Funktion berechnet f im main Programm? Stimmt die Ausgabe?



Für die nächste Übung musst du das obige Programm kopieren und in einer Datei mit dem Namen floatsad.py abspeichern. Speichere die Datei im gleichen Ordner wie die anderen Dateien.

Übungsaufgabe 3.11 (Den Operator - implementieren). Implementiere auf die gleiche Weise den --Operator. Die Methoden lauten __sub__(self, other) bzw. __rsub__(self, other). Schreibe auch eine Testfunktion f, welche die neuen Operatoren verwendet.

```
🅊 Lösung
  def __sub__(self, other):
      if type(other) in (float, int):
          newValue = self.value - other
          newDerivative = self.derivative - 0.0
      else:
          newValue = self.value - other.value
          newDerivative = self.derivative - other.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
  def __rsub__(self, other):
      if type(other) in (float, int):
          newValue = other - self.value
          newDerivative = 0.0 - self.derivative
          newValue = other.value - self.value
          newDerivative = other.derivative - self.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

3.4.4 Die Operatoren * und /

Als nächstes wollen wir die Multiplikation implementieren, um Anweisungen der Form v2 = v0 * v1 ausführen zu können. Dazu müssen wir die Produktregel verwenden. Wie bei der Addition und der Subtraktion soll unser *-Operator aber auch Anweisungen der Form v1 = v0 * 2 oder v1 = -3 * v0 richtig auswerten, bei denen die Faktorregel angewendet wird. Dazu ist wieder eine Typabfrage nötig.

Übungsaufgabe 3.12 (Den Operator * implementieren). Ergänze die Datei floatsad.py mit den Methoden __mul__(self, other) und __rmul__(self, other). Überlege dir verschiedene Testfälle und überzeuge dich von der Korrektheit deines Programms.

```
P Lösung
  def __mul__(self, other):
      if type(other) in (float, int):
          newValue = self.value * other
          newDerivative = self.derivative * other
      else:
          newValue = self.value * other.value
          newDerivative = self.derivative * other.value + self.value * other.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
  def __rmul__(self, other):
      if type(other) in (float, int):
          newValue = other * self.value
          newDerivative = other * self.derivative
          newValue = other.value * self.value
          newDerivative = other.derivative * self.value + other.value * self.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

Es fehlt noch der Divisionsoperator, damit wir Anweisungen wie v2 = v1 / v0 verwenden können. Da wir es bei differenzierbaren Funktionen immer mit float- bzw. FloatSad-Objekten zu tun haben, implementieren wir nur den /-Operator, also die Funktion __truediv__(self, other) und nicht den //-Operator. Wir wollen aber wieder die Fallunterscheidung nach den Typen machen, so dass auch Anweisungen wie v1 = v0 / 4 verwendet werden können. Dabei benötigen wir nur die Faktorregel und nicht die Quotientenregel. Um schliesslich auch noch v1 = -4 / v0 zu ermöglichen, muss noch __rtruediv__(self, other) implementiert werden. Bei letzterem darf nicht vergessen werden, dass auch die Kettenregel benutzt werden muss, denn $\frac{dv_1}{dx} = \frac{dv_1}{dv_0} \cdot \frac{dv_0}{dx} = \frac{4}{v_0^2} \cdot v_0'$. Quadrate kann man mit math.pow(value, 2) berechnen. Bei der Implementierung müssen wir uns übrigens nicht um Fehlerbehandlungen, wie das Abfangen einer Division durch Null, kümmern, weil diese bereits im /-Operator, den wir verwenden, implementiert sind.

Übungsaufgabe 3.13 (Den Operator / implementieren). Ergänze die Datei floatsad.py mit den Methoden __truediv__(self, other) und __rtruediv__(self, other). Überlege dir auch wieder verschiedene Testfälle und überzeuge dich von der Korrektheit deines Programms.

```
💡 Lösung
  def __truediv__(self, other):
      if type(other) in (float, int):
          newValue = self.value / other
          newDerivative = self.derivative / other
      else:
          newValue = self.value / other.value
          newDerivative = (self.derivative * other.value - self.value * other.derivative) /
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
  def __rtruediv__(self, other):
      if type(other) in (float, int):
          newValue = other / self.value
          newDerivative = - other / math.pow(self.value, 2) * self.derivative
          newValue = other.value / self.value
          newDerivative = (other.derivative * self.value - other.value * self.derivative) /
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

3.4.5 Der Operator **

Interessant ist nun die Implementation des Potenzoperators. Hier sind mehrere Fallunterscheidungen nötig.

Betrachten wir zuerst den Fall, type(other) in (float, int), d.h. wir haben einen Ausdruck der Form v1 = v0 ** 3. In diesem Fall wenden wir die Potenzregel zusammen mit der Kettenregel an.

Im zweiten Fall haben wir einen Ausdruck wie v3 = v1 ** v2. Wir müssen uns also zuerst überlegen, wie wir einen Ausdruck der Form $v_3(x) = v_1(x)^{v_2(x)}$ überhaupt ableiten. Offenbar muss dazu $v_1(x) > 0$ gelten. Um die Ableitung zu finden wenden wir den Trick an, dass wir die Funktion zuerst logarithmieren,

$$\ln(v_3(x)) = \ln(v_1(x)^{v_2(x)}) = v_2(x) \cdot \ln(v_1(x))$$

und danach beide Seiten ableiten, wobei wir auf der rechten Seite die Produktregel anwenden:

$$\frac{d}{dx}(\ln(v_3(x))) = v_2'(x) \cdot \ln(v_1(x)) + v_2(x) \cdot \frac{1}{v_1(x)} \cdot v_1'(x)$$

Die linke Seite ergibt andererseits $\frac{d}{dx}(\ln(v_3(x))) = \frac{1}{v_3(x)} \cdot v_3'(x)$, so dass wir nun nach $v_3'(x)$ auflösen können:

$$\begin{split} v_3'(x) &= v_3(x) \cdot \left(v_2'(x) \cdot \ln(v_1(x)) + \frac{v_2(x)}{v_1(x)} \cdot v_1'(x) \right) \\ &= v_1(x)^{v_2(x)} \cdot \left(\ln(v_1(x)) \cdot v_2'(x) + \frac{v_2(x)}{v_1(x)} \cdot v_1'(x) \right) \end{split}$$

Auch hier sind alle nötigen Fehlerbehandlungen bereits in math.pow implementiert.

Übungsaufgabe 3.14 (Den Operator ** implementieren - Teil 1). Ergänze die Datei floatsad.py mit der Methode $_pow__(self, other)$. Dabei übernimmt self die Rolle von v_1 in der obigen Herleitung und other entspricht v_2 . Die Funktion $\ln(...)$ heisst in Python math.log(). Teste dein Programm an verschiedenen Funktionen.

Nun implementieren wir auch noch die Methode __rpow__(self, other). Im Fall, dass type(other) in (float, int) ist, handelt es sich hierbei um eine Exponentialfunktion. math.pow stellt dann sicher, dass die Basis, also other, eine positive Zahl ist. Falls other ebenfalls ein FloatSad ist, dann kann die Ableitung gleich wie oben berechnet werden, ausser, dass jetzt self und other ihre Rollen tauschen.

Übungsaufgabe 3.15 (Den Operator ** implementieren - Teil 2). Ergänze die Datei floatsad.py mit der Methode __rpow__(self, other). Teste dein Programm an verschiedenen Funktionen.

3.4.6 Vergleichsoperatoren

Es könnte sein, dass wir FloatSad-Objekte auch miteinander vergleichen wollen, also eine der Abfragen aus Tabelle ?? machen wollen.

	Operator	Method	e
<	lt_	_(self,	- other)
<=	le_	_(self,	other)
==	eq_	_(self,	other)
!=	ne_	_(self,	other)
>	gt_	_(self,	other)
>=	ge_	_(self,	other)

Tabelle 3.1: Vergleichsoperatoren

Dazu vergleichen wir jeweils nur die Funktionswerte. Die Implementation sieht dann folgendermassen aus:

```
# Vergleichsoperatoren

def __lt__(self, other):
    if type(other) in (float, int):
        return self.value < other
    else:
        return self.value < other.value

def __le__(self, other):</pre>
```

```
if type(other) in (float, int):
        return self.value <= other
    else:
        return self.value <= other.value
def __eq__(self, other):
    if type(other) in (float, int):
        return self.value == other
    else:
        return self.value == other.value
def __ne__(self, other):
    if type(other) in (float, int):
        return self.value != other
    else:
        return self.value != other.value
def __gt__(self, other):
    if type(other) in (float, int):
        return self.value > other
    else:
        return self.value > other.value
def __ge__(self, other):
    if type(other) in (float, int):
        return self.value >= other
    else:
        return self.value >= other.value
```

3.5 Die Klasse FloatSad im Einsatz

Falls im letzten Abschnitt etwas nicht geklappt haben sollte, kann die fertige Klasse FloatSad von hier kopiert werden.

Um unsere Klasse zu verwenden müssen wir sie jeweils am Anfang mit

```
from floatsad import FloatSad
```

einbinden.

Beispiel 3.1 (Ein Programm mit FloatSad). Betrachte die Funktion aus Beispiel ??. Wir übernehmen das Programm und passen lediglich die erste Zeile der Funktion gemäss der Konvention aus Kapitel ?? an.

```
from floatsad import FloatSad

def f(x):
    v0 = FloatSad(x)
    v1 = 2 + v0
    v2 = v0 - 3
    y = v1 * v2
    return y

x0 = 2
    print(f(x0))
< -4.0 ; 3.0 >
```

Da nun alle Ableitungsregeln in den verwendeten Operatoren integriert sind, können wir sogar auf die Zwischenschritte mit den ${\tt v}$ verzichten:

```
from floatsad import FloatSad

def f(x):
    x = FloatSad(x)
    y = (2+x) * (x-3)
    return y

x0 = 2
print(f(x0))
< -4.0; 3.0 >
```

Wir sehen, dass wir also alle unsere Konventionen, die dazu dienten, komplizierte Funktionsausdrücke in ihre Bestandteile zu zerlegen und diese mit den elementaren Ableitungsregeln zu differenzieren, wieder aufgeben können! Der einzige Zusatzaufwand, den wir bei der Programmierung haben, ist das Umwandeln des Arguments \mathbf{x} in ein FloatSad-Objekt.

Übungsaufgabe 3.16 (FloatSad anwenden). Vereinfache die Lösung von Übungsaufgabe ?? mit Hilfe der Klasse FloatSad. Überzeuge dich davon, dass die Ableitungen auch für Programme mit Schleifen korrekt berechnet werden.

```
from floatsad import FloatSad

def l(x):
    y = x**2 + 1
    return y

def f(x):
    x = FloatSad(x)
    for i in range(3):
        x = l(x)
    return x

print(f(1))

< 26.0; 80.0 >
```

3.6 Das Modul mathsad

Mit der Klasse FloatSad können wir Funktionswerte und Ableitungen von algebraischen Funktionen bilden. Wir können aber unsere FloatSad-Objekte noch nicht mit den Funktionen aus dem Python-Modul math verwenden, z.B. mit exp oder sin. In diesem Abschnitt wollen wir ein eigenes Modul mathsad schreiben, in dem wir die Funktionen aus Tabelle ?? so implementieren, dass wir sie auf FloatSad-Objekte anwenden können.

```
sqrt
        exp
                 log
 sin
         cos
                 tan
asin
        acos
                atan
                tanh
sinh
        cosh
asinh
       acosh
               atanh
fabs
```

Tabelle 3.2: Funktionen des Moduls math (Auswahl)

Gemäss der Python-Dokumentation liefert die Funktion math.exp(x) präzisere Werte als math.e ** x oder math.pow(math.e, x). Die Funktion math.log(x) berechnet den Logarithmus zur Basis e, man kann ihr aber als zweites Argument auch eine andere Basis übergeben, z.B. math.log(x,b), was dann mit math.log(x)/math.log(b) berechnet wird. Die Funktion math.fabs(x) schliesslich berechnet den Absolutbetrag |x|. Ihre Ableitung ist

```
(math.fabs(v)).derivative = v.derivative if v>=0 else -v.derivative
```

Die Funktion y=|x| ist an der Stelle x=0 eigentlich nicht differenzierbar. Da wir aber nicht Ableitungsfunktionen, sondern nur Werte von Ableitungen an einer bestimmten Stelle berechnen, reicht es, den rechts- oder linksseitigen Grenzwert zurückzugeben, siehe Gander (1992). Wir müssen es dem Benutzer überlassen, das Ergebnis im jeweiligen Kontext korrekt zu interpretieren.

3.6.1 Die Funktion sqrt

Beginnen wir mit der Implementierung der Wurzelfunktion.

```
import math
from floatsad import FloatSad

def sqrt(x):
    newValue = math.sqrt(x.value)
    newDerivative = 1/(2*math.sqrt(x.value)) * x.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)

if __name__ == '__main__':

    def f(x):
        x = FloatSad(x)
        y = 1 / sqrt(x**2 + 1)
        return y

x0 = -1
    print(f(x0))
```

< 0.7071067811865475 ; 0.3535533905932737 >

Wir gehen davon aus, dass x ein FloatSad-Objekt ist. Für den Wert von sqrt(x) verwenden wir einfach die Funktion math.sqrt. Diese enthält auch die nötige Fehlerbehandlung. Zusätzlich berechnen wir aber noch den Wert der Ableitung mit Hilfe der bekannten Ableitungsregel und wie zuvor wenden wir immer die Kettenregel an. Das Programm enthält auch ein Testprogramm, welches die Ableitung der

Funktion $f(x) = \frac{1}{\sqrt{x^2+1}}$ an der Stelle $x_0 = -1$ berechnet. Zur Kontrolle kann die GeoGebra-Vorlage zu Beginn von Kapitel ?? verwendet werden.

3.6.2 Die Funktionen exp und log

Übungsaufgabe 3.17 (Exponentialfunktion). Kopiere den obigen Code und speichere ihn in einer Datei mit dem Namen mathsad.py. Speichere die Datei im gleichen Ordner wie die anderen Dateien. Ergänze die Datei danach mit der Funktion exp. Wähle eine neue Testfunktion im main, um dich von der Richtigkeit deiner Lösung zu überzeugen.

```
def exp(x):
    newValue = math.exp(x.value)
    newDerivative = math.exp(x.value) * x.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

Für die Logarithmusfunktion müssen wir uns wieder etwas mehr Gedanken machen. Mit def log(x, b = math.e) kann man der Basis b wie oben beschrieben den Standardwert b = e geben. Solange b vom Typ int oder float ist, kann man einfach die bekannte Ableitungsregel anwenden. Wenn aber b ein FloatSad-Objekt ist, wie z.B. in v3 = math.log(v1, v2), dann müssen wir den Basiswechselsatz

$$v_3(x) = \log_{v_2(x)}(v_1(x)) = \frac{\ln(v_1(x))}{\ln(v_2(x))}$$

verwenden und mit der Quotientenregel ableiten.

Übungsaufgabe 3.18 (Logarithmusfunktion). Überlege dir, wie die Ableitung von $v_3(x)$ aussieht. Ergänze danach die Datei mathsad.py mit der Implementation der Logarithmusfunktion. Überzeuge dich mit einer Testfunktion von der Richtigkeit deines Programms.



Die Ableitung lautet

$$\frac{d}{dx}v_3(x) = \frac{\frac{v_1'(x)}{v_1(x)} \cdot \ln(v_2(x)) - \ln(v_1(x)) \cdot \frac{v_2'(x)}{v_2(x)}}{\ln^2(v_2(x))}$$

```
def log(x, b = math.e):
    if type(b) in (float, int):
        newValue = math.log(x.value, b)
        newDerivative = 1 / (x.value * math.log(b)) * x.derivative
    else:
        newValue = math.log(x.value, b.value)
        newDerivative = (x.derivative/x.value * math.log(b.value) - math.log(x.value) * b.
        / math.pow(math.log(b.value), 2)
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

3.6.3 Die trigonometrischen Funktionen und ihre Umkehrfunktionen

Bei den trigonometrischen Funktionen und den Arcus Funktionen können wir einfach die bekannten Ableitungsregeln verwenden.

Übungsaufgabe 3.19 (Trigonometrische Funktionen). Ergänze die Datei mathsad.py mit den Funktionen sin, cos und tan, sowie den Funktionen asin, acos und atan.



Beachte, dass man für tan einfach $\tan(x) = \frac{\sin(x)}{\cos(x)}$ verwenden kann, wenn sin und cos bereits implementiert sind.

```
def sin(x):
    newValue = math.sin(x.value)
    newDerivative = math.cos(x.value) * x.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
def cos(x):
    newValue = math.cos(x.value)
    newDerivative = -math.sin(x.value) * x.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
def tan(x):
    return sin(x) / cos(x)
def asin(x):
    newValue = math.asin(x.value)
    newDerivative = 1/math.sqrt( 1 - math.pow(x.value, 2)) * x.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
def acos(x):
    newValue = math.acos(x.value)
    newDerivative = -1/\text{math.sqrt}(1 - \text{math.pow}(x.\text{value}, 2)) * x.\text{derivative}
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
def atan(x):
    newValue = math.atan(x.value)
    newDerivative = \frac{1}{\text{math.pow}}(x.\text{value}, 2) + 1) * x.\text{derivative}
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

3.6.4 Die hyperbolischen Funktionen und ihre Umkehrfunktionen

Auch bei den hyperbolischen Funktionen und den Area Funktionen verwenden wir die bekannten Ableitungsregeln.

Übungsaufgabe 3.20 (Hyperbolische Funktionen). Ergänze die Datei mathsad.py mit den Funktionen sinh, cosh und tanh, sowie den Funktionen asinh, acosh und atanh.

```
Lösung
Wie bei den trigonometrischen Funktionen gilt auch hier \tanh(x) = \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)}.
  def sinh(x):
      newValue = math.sinh(x.value)
      newDerivative = math.cosh(x.value) * x.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
  def cosh(x):
      newValue = math.cosh(x.value)
      newDerivative = math.sinh(x.value) * x.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
  def tanh(x):
      return sinh(x) / cosh(x)
  def asinh(x):
      newValue = math.asinh(x.value)
      newDerivative = 1/math.sqrt(math.pow(x.value, 2) + 1) * x.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
  def acosh(x):
      newValue = math.acosh(x.value)
      newDerivative = 1/math.sqrt(math.pow(x.value, 2) - 1) * x.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
  def atanh(x):
      newValue = math.atanh(x.value)
      newDerivative = -1/(math.pow(x.value, 2) - 1) * x.derivative
      return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

3.6.5 Die Betragsfunktion

Schliesslich ergänzen wir die Datei mathsad.py noch mit der Funktion fabs wie oben beschrieben:

```
def fabs(x):
    newValue = math.fabs(x.value)
    newDerivative = x.derivative if x>=0 else -x.derivative
    return FloatSad(newValue, newDerivative)
```

Beispiel 3.2 (Motivation für die Funktion fabs). Dieses Beispiel stammt aus Griewank und Walther (2008), S. 24. Die Funktion $f(x) = \sqrt{x^6} = |x|^3$ ist auch an der Stelle $x_0 = 0$ differenzierbar, aber die Wurzelfunktion wie auch die Betragsfunktion sind es nicht. Die folgenden Programme scheitern an dieser Schwierigkeit.

```
from floatsad import FloatSad

def f(x):
    x = FloatSad(x)
    v = x**6
    y = v**0.5
    return y

x0 = 0
print(f(x0)) # math domain error
```

Der rationale Exponent (Wurzel) führt zu einem Fehler.

```
from floatsad import FloatSad
import mathsad

def g(x):
    x = FloatSad(x)
    v = x**6
    y = mathsad.sqrt(v)
    return Y

x0 = 0
print(g(x0)) # float division by zero
```

Die Auswertung der Ableitung der Wurzelfunktion an der Stelle 0 erzeugt einen Fehler. Mit unserer Funktion fabs erhalten wir jedoch den korrekten Wert:

```
from floatsad import FloatSad
import mathsad

def h(x):
    x = FloatSad(x)
    v = mathsad.fabs(x)
    y = v**3
    return y
```

```
x0 = 0
print(h(x0)) # funktioniert
< 0.0; 0.0 >
```

Das fertige Modul kann auch von hier kopiert werden.

3.7 Das Modul mathsad im Einsatz

Nun können wir unser Modul mit

```
import mathsad
```

einbinden und verwenden. Die Funktion aus Übungsaufgabe ?? beispielsweise können wir nun direkt hinschreiben:

```
from floatsad import FloatSad
import mathsad

def f(x):
    x = FloatSad(x)
    y = mathsad.cos(x**2 + 2) * mathsad.exp(-1/2 * x**2) + 1/x
    return y

x0 = -2
print(f(x0))
```

```
< -0.3700550823007931 ; -0.14136926695938976 >
```

Übungsaufgabe 3.21 (Verwendung von mathsad). Verwende das Modul mathsad, um die Lösung von Übungsaufgabe ?? zu vereinfachen. Bestimme die Ableitung von f an der Stelle $x_0 = \sqrt{2}$.

from floatsad import FloatSad import math import mathsad def f(x): x = FloatSad(x) u = x**2 + 1 y = mathsad.log(u) / mathsad.sqrt(u + x) return y x0 = math.sqrt(2) f0 = f(x0) print(f0.derivative) 0.22198842685304976

Übungsaufgabe 3.22 (Billard-Problem mit mathsad). Verwende das Modul mathsad, um die Lösung des Billard-Problems aus Übungsaufgabe ?? zu vereinfachen. Programmiere dazu nochmals die Funktion f(x), aber verwende aussagekräfigere Variablen. Weil f nun FloatSad-Objekte zurückgibt, muss auch die Funktion newton(f, x0) angepasst werden. Die Funktion main kann aus der obigen Lösung kopiert werden.



In der Funktion newton(f, x0) muss lediglich die Berechnung des neuen Näherungswertes angepasst werden durch x1 = x0 - y0.value / y0.derivative.

```
from floatsad import FloatSad
import math
import mathsad
import matplotlib.pyplot as plt
def f(x):
    # Parameter a, px, py werden im global space gefunden
    x = FloatSad(x)
    Xx, Xy = mathsad.cos(x), mathsad.sin(x) # Koordinaten von X
    tx, ty = -Xy, Xx
                                            # Komponenten des Tangentialvektors
    XPx, XPy = px - Xx, py - Xy
                                            # Komponenten des Vektors XP
    1XP = mathsad.sqrt(XPx**2 + XPy**2)
                                            # Länge des Vektors XP
    ePx, ePy = XPx / 1XP, XPy / 1XP
                                            # Komponenten des Einheitsvektors in Richtung
    XQx, XQy = a - Xx, -Xy
                                            # Komponenten des Vektors XQ
    1XQ = mathsad.sqrt(XQx**2 + XQy**2)
                                           # Länge des Vektors XQ
    eQx, eQy = XQx / 1XQ, XQy / 1XQ
                                            # Komponenten des Einheitsvektors in Richtung
    y = (ePx + eQx) * tx + (ePy + eQy) * ty # Skalarprodukt
    return y
def newton(f, x0):
    tol = 1e-8
    v0 = f(x0)
    x1 = x0 - y0.value / y0.derivative
    while math.fabs(x1 - x0) > tol:
        x0 = x1
        y0 = f(x0)
        x1 = x0 - y0.value / y0.derivative
    return x1
# Parameter definieren
                 # Position von Q = (a|0)
px, py = 0.2, 0.6 # Position von P = (px|py)
# Lösung des Billardproblems berechnen
sol = set({}) # leere Menge, in der die gefundenen Lösungen gespeichert werden
X = [2*math.pi * k / 10 for k in range(10)] # Liste der Startwerte für Newton
for x0 in X:
    x = newton(f, x0)
    sol.add(x)
# Lösungen grafisch darstellen
fig = plt.figure()
ax = plt.gca()
ax.set_xlim((-1.2, 1.2))
ax.set_ylim((-1.2, 1.2))
ax.set_aspect('equal')
circle = plt.Circle((0,0), 1, color=\frac{1}{2}, fill=False)
qBall = plt.Circle((a,0), 0.02, color=^{19}k')
pBall = plt.Circle([px, py], 0.02, color='k')
ax.add_patch(circle)
ax.add_patch(qBall)
ax.add_patch(pBall)
for x in sol:
    xcoords = [a, math.cos(x), px]
    ycoords = [0, math.sin(x), py]
    plt.plot(xcoords, ycoords, linewidth=1, linestyle='--')
plt.show()
```

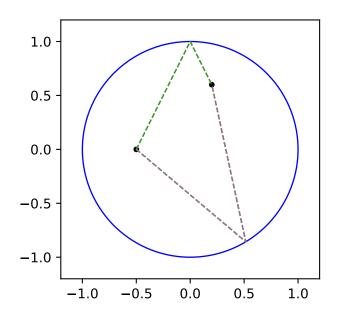


Abbildung 3.3: Lösung des Billardproblems mit anderen Startwerten.

Übungsaufgabe 3.23 (Kürzeste Distanz mit mathsad). Verwende das Modul mathsad, um die Lösung von Übungsaufgabe ?? zu vereinfachen. Weil d nun FloatSad-Objekte zurückgibt, muss auch die Funktion gradient_descent(f, x0, lam) angepasst werden.



In der Funktion gradient_descent(f, x0, lam) muss lediglich die Berechnung des neuen Näherungswertes angepasst werden. Statt des Graphen wird hier nur das globale Minimum als Punkt ausgegeben.

```
from floatsad import FloatSad
  import math
  import mathsad
  def d(t):
      t = FloatSad(t)
      Px = 2 * mathsad.cos(t) - 1 # x-Koordinate von P
      Py = 1.5 * mathsad.sin(t) # y-Koordinate von P

Pz = 0 # z-Koordinate von P
      Qx = -3 * mathsad.sin(2*t) # x-Koordinate von Q
      Qy = 2 * mathsad.cos(2*t) + 1 # y-Koordinate von Q
      Qz = 2 * mathsad.sin(2*t) + 1 # z-Koordinate von Q
      y = mathsad.sqrt((Px-Qx)**2 + (Py-Qy)**2 + (Pz-Qz)**2)
      return y
  def gradient_descent(f, x0, lam):
      tol = 1e-9
      # Erster Schritt berechnen
      y0 = f(x0)
      x1 = x0 - lam * y0.derivative
      while math.fabs(x1-x0) > tol:
          x0 = x1
          y0 = f(x0)
          x1 = x0 - lam * y0.derivative
      return x1
  tmin = gradient_descent(d, t0, 0.01)
  dmin = d(tmin)
  print("Minimum bei (", tmin, dmin.value, ")")
Minimum bei (4.712388977478413 1.5)
```