HOCHSCHULE KONSTANZ TECHNIK, WIRTSCHAFT UND GESTALTUNG
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Signale, Systeme und Sensoren

Kalibrierung und Einsatz einen Infrarot-Entfernungsmessers

T. Gnädig, F. Gendusa

Konstanz, 9. November 2015

Zusammenfassung (Abstract)

Thema:	Kalibrierung und Einsatz einen Infrarot-Entfernungsmessers	
Autoren:	T. Gnädig	thgnaedi@htwg-konstanz.de
	F. Gendusa	fagendus@htwg-konstanz.de
Betreuer:	Prof. Dr. Matthias O. Franz	mfranz@htwg-konstanz.de
	Jürgen Keppler	juergen.keppler@htwg-konstanz.de
	Martin Miller	martin.miller@htwg-konstanz.de

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Listingverzeichnis

1

Einleitung

In diesem ersten Praktikum der Vorlesung Signale, Systeme und Sensoren beschäftigen wir uns mit einem Distanzsensor der Firma Sharp, welcher auch häufig in der Robotik Einsatz findet. Das Praktikum teilt sich in drei Aufgabenstellungen auf

- Bestimmen der Kennlinie des Sensors
- Berechnen der Übertragungsfunktion(Kennline) mit Linearer Regression
- Flächenberechnung eines DIN A4 Blattes und Fehlerberechnung

Bei dem verwendeten Abstandssensor handelt es sich um den SHARP *GP2Y0A21YK0F*. Um den Sensor erfolgreich kalibrieren zu können *(Umrechnungsvorschrift bestimmen)* finden ein Oszilloskop, sowie ein Meterstab als Bezugsnormal und eine reflektierende weiße Fläche Einsatz. Zur eigentlichen Bestimmung der Kennlinie wird die Lineare Regression eingesetzt.

Zur Verarbeitung der Messwerte wird die Programmiersprache Python eingesetzt. Die entsprechenden Listings sind an geeigneter Stelle referenziert.

2

Ermittlung der Sensorkennlinie

2.1 Fragestellung, Messprinzip, Aufbau, Messmittel

In diesem ersten Teil werden wir die Kennlinie des Sensors ermitteln um für zukünftige Messungen mit diesem Senor einen Zusammenhang zwischen gemessenem Wert und eigentlicher Distanz *(Sensor-Objekt)* zu haben. Dazu benutzen wir den bereits vorgestellten Sensor, ein Meterstab als Bezugsnormal, wie auch einer weißen Holzplatte als reflektierendes Objekt für den Infrarotstrahl des Sensors. Die Spannung am Output des Sensors wird mit einem Oszilloskop bestimmt. Dies ist zweckmäßig, da dieses an einem Computer angeschlossen werden kann und somit viele gemessene Spannungswerte eines Messvorgangs über die Zeit auf einfache weise abgespeichert werden können.
Um Distanzen zu bestimmen arbeitet der Sensor nach dem Triangulationsprinzip. Dieser aktive Sensor sendet einen Infrarotstrahl aus, welcher dann von einem Objekt reflektiert und schließlich von dem integrierten optischen Positionssensor und Signalprozessor in einen Spannungswert umgewandelt wird. Aufgrund der Abnahme des reflektierten Lichtes und den konstruktionsbedingten Eigenschaften des Sensors schränkt sich der Messbereich auf 10 -80 cm ein. Betrieben wird der Sensor mit einer Spannung von 5V. Zum bestimmen der Sensorkennlinie wurden 20 verschiedene Abstandswerte im Bereich von 10 - 70 cm eingestellt, die als Werte für die Kalibrierung genügen müssen. Die Messwerte wurden mit einem Computer von dem Oszilloskop eingelesen *(1500 Werte pro Distanz)*. Das ΔV, sowie die durchschnittliche Spannung wurden vom Oszilloskop abgelesen. Das ΔV gibt die Breite des Rauschens an $\Delta V = U_{max} - U_{min}$ Zur Berechnung der Kennlinie jedoch werden die von dem Pythonscript A.1.1 berechneten Mittelwerte $\bar{U}$ und ΔV der jeweils 1500 Messwerte benutzt. Zum Vergleich jedoch werden wir die handschriftlich (*hds*) entnommenen Werte auch tabellarisch darstellen. Tabelle 2.1.

2.2 Messwerte

Distanz in cm	$\bar{U}$ in V	ΔV in V	$s_{\bar{x}}$ in mV	$\bar{U}_{hds}$ in V	$\Delta \mathrm{V}_{hds}$ in V
10.00	1.411	0.056	0.208	1.410	0.048
13.15	1.296	0.04	0.177	1.250	0.048
16.31	1.119	0.04	0.166	1.130	0.088
19.47	1.013	0.08	0.453	1.010	0.080
22.63	0.907	0.072	0.444	0.907	0.088
25.79	0.820	0.068	0.430	0.820	0.076
28.95	0.685	0.072	0.439	0.741	0.072
32.10	0.635	0.068	0.392	0.682	0.068
35.26	0.628	0.024	0.105	0.629	0.032
38.42	0.587	0.024	0.105	0.588	0.032
41.57	0.560	0.068	0.446	0.560	0.068
44.74	0.540	0.068	0.444	0.540	0.072
47.89	0.521	0.068	0.443	0.520	0.068
51.05	0.481	0.072	0.444	0.501	0.068
54.21	0.462	0.068	0.451	0.461	0.068
57.37	0.442	0.072	0.448	0.441	0.072
60.53	0.442	0.064	0.450	0.441	0.072
63.68	0.422	0.068	0.447	0.422	0.068
66.84	0.390	0.028	0.102	0.391	0.032
70.00	0.390	0.024	0.098	0.391	0.024

Tabelle 2.1: 20 Messwerte aus Versuch 1

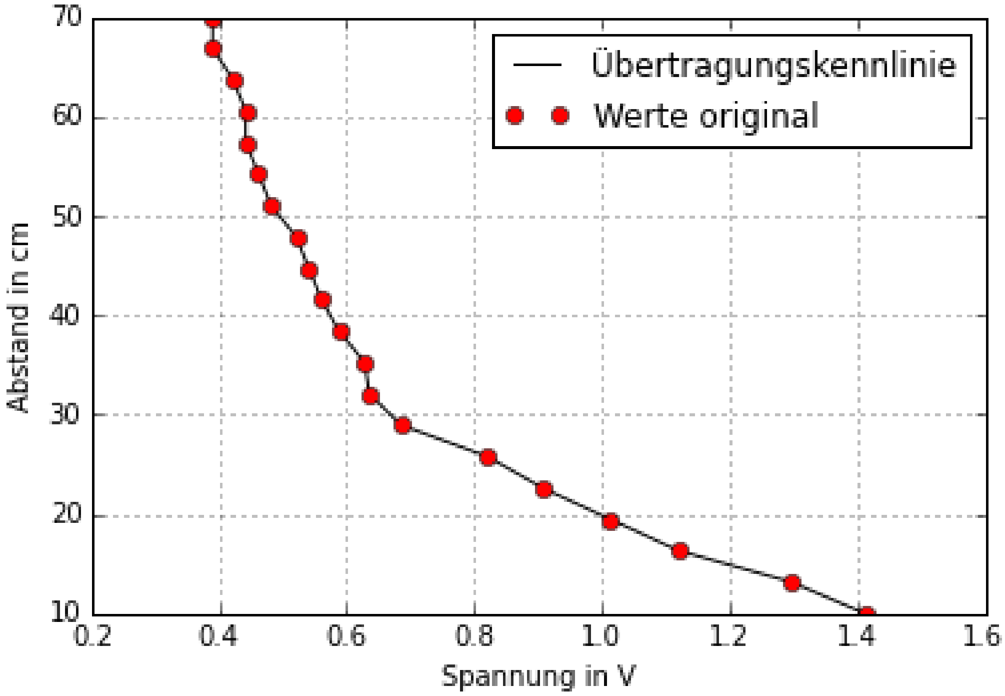


Abbildung 2.1: Messwerte aus 2.1 $\bar{U}$ - ΔV

2.3 Auswertung und Interpretation

Bei Betrachtung der gemessenen Werte fällt zuerst auf, dass der Sensor ein umgekehrt proportionales Verhalten aufweist. So wird die Spannung $\bar{U}$ mit zunehmender Entfernung des Objektes kleiner. Die Differenzen der von dem Oszilloskop abgelesenen Werte und den berechneten Werten im Computer sind auf zwei verschiedene Ursachen zurückzuführen. Der Unterschied im Mittelwert, hängt mit dem Einschwingmoment des Sensors zusammen. Dieser wurde bei der Berechnung im Computer ausgelassen, da die ersten 1000 Messwerte übersprungen wurden. Der von dem Oszilloskop abgelesene Mittelwert jedoch beinhält den Einschwingmoment und hat somit eine geringere Genauigkeit als der im Computer berechnete. Die Differenz im ΔV wird im wesentlichen durch das Einstellen des Cursors im Oszilloskop beeinflusst. Daher zeichnet sich schon ab, dass die berechneten Werte im Computer genauer sein müssen, als die von dem Oszilloskop abgelesenen. An Abbildung 2.1 sieht man, das es sich bei der Kennlinie des Sensors um eine Funktion handelt im Format $y = x^a$. Dies ist auch nicht weiter verwunderlich, da die Intensität des Lichtes mit zunehmenden Abstand der Lichtquelle quadratisch abnimmt. Da jede Messung nur einmal durchgeführt wurde ist zu bedenken, dass die Gefahr einer systematischen Unterschätzung des Messfehlers besteht.

3

Lineare Regression

3.1 Fragestellung, Messprinzip, Aufbau, Messmittel

In diesem weiteren Teil unserer Versuchsreihe ermitteln wir nun eine Umrechnungsvorschrift für die gemessenen Spannungswerte und dem eigentlichen Abstand von Objekt zu Sensor. Zur Bestimmung dieser Gleichung eignet sich die Lineare Regression. Dabei wird davon ausgegangen, dass die Übertragungsfunktion linear ist und daher der Form $y = a \cdot x + b$ genügt. Zur Regression wird dann eine Ausgleichsgerade zwischen die Messpunkte gelegt. Dabei werden die quadrierten Abstände aller Datenpunkte und der Geraden minimiert. Dieser Vorgang wird in folgender Formel zum Ausdruck gebracht, wobei E gerade die Summe der minimalen quadrierten Abstände, a die Steigung *(Sensitivität)* und b der Geraden Offset darstellt.

$$E = \sum_{i=1}^{n} (y_i - (a \cdot x_i + b))^2 \tag{3.1}$$

Da es sich bei der Kennlinie dieses Sensors nicht um eine lineare handelt, sondern um eine potenzielle $y = x^a$ 2.3, kann die Regression nicht direkt angewandt werden. Um dieses Problem zu lösen müssen die Wertpaare aus Teil 1 2.1 zuerst logarithmiert werden. Somit kommen die Werte in einen linearen Zusammenhang und können dann zur regression verwendet werden. Nach dem Berechnen der Ausgleichsgeraden muss eine Rückrechnung erfolgen, damit der ursprüngliche Zusammenhang wieder hergestellt wird. Dies geschieht durch doppelte Logarithmierung:

$$y = exp(a \cdot \ln x + b) = e^b \cdot x^a \tag{3.2}$$

Die Konstanten a und b sind das Ergebnis der linearen Regression. Die Variable x ist die Information, die der Sensor in Form einer Spannung bereitstellt und y der korrespondierende Abstandswert in cm. Berechnet wurden die Konstanten mit Hilfe eines Pythonscripts und der Bibliothek des Modules Numpy. Das entsprechenden Listings zur Logarithmierung und Regression sind im Anhang zu finden. A.1.2

3.2 Messwerte

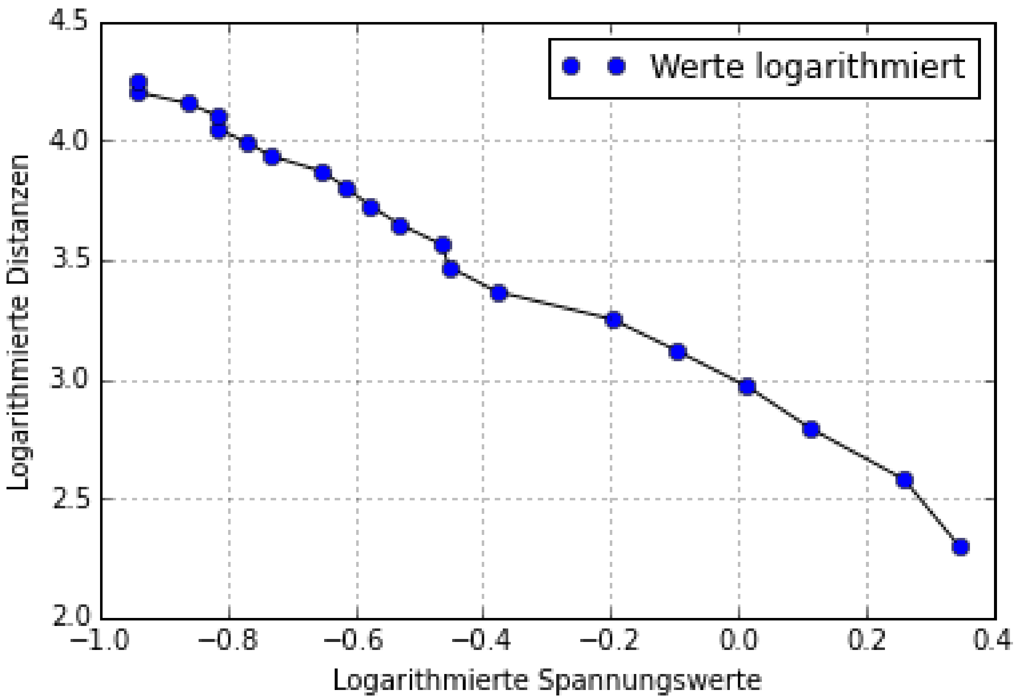


Abbildung 3.1: Logarithmierte Wertpaare

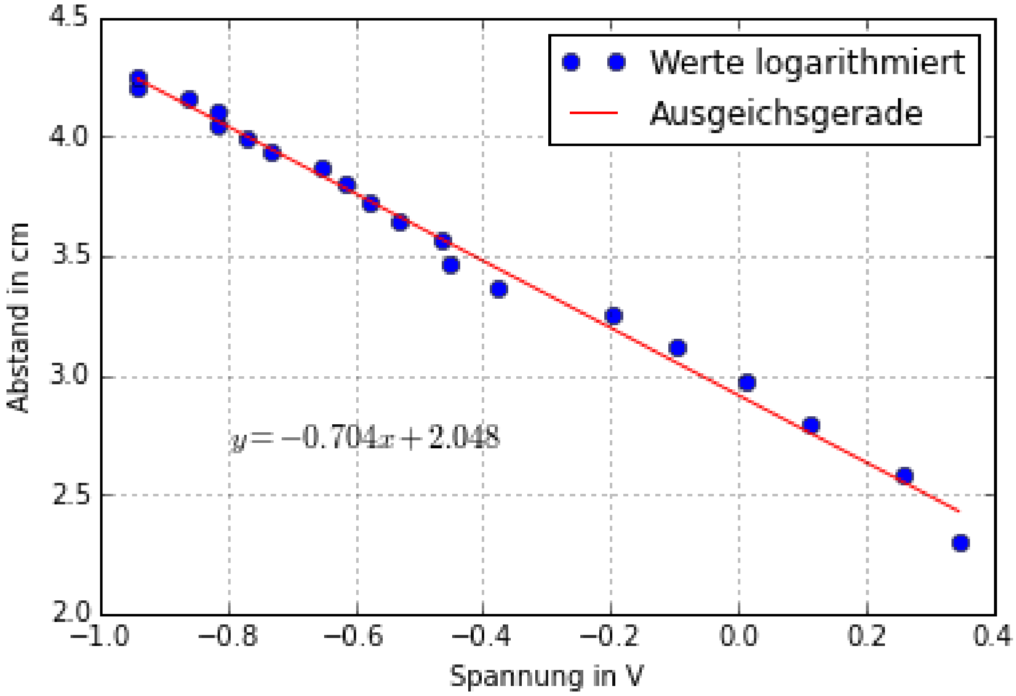


Abbildung 3.2: Lineare Regression

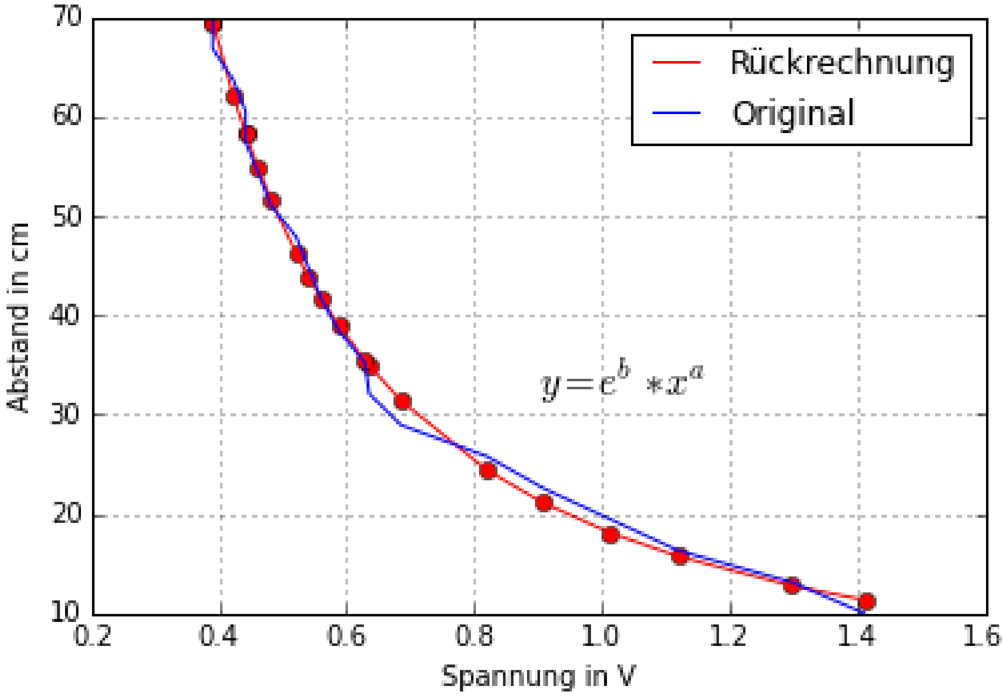


Abbildung 3.3: Rückrechnung und Ursprüngliche Messwerte

a	-1.40898573049
b	2.91477669005

Tabelle 3.1: Ermittelte Konstanten der Linearen Regression und Rückrechnung

3.3 Auswertung und Interpretation

In Abbildung 3.1 sind die Logarithmierten Wertpaare zu sehen. Dabei wurden die entsprechenden Spannungswerte auf der x-Achse aufgetragen und die dazugehörigen Distanzen auf die y-Achse. Nun kann man die Lineare Regression anwenden. Das Resultat ist in Abbildung 3.2 zu sehen. Das Ergebnis der Rückrechnung auf den ursprünglichen Zusammenhang ist in Abbildung 3.3 zu sehen. Rein optisch scheint die ermittelte Funktion relativ genau zu sein. Zum Vergleich ist die Kurve der originalen Messwerte auch mit aufgetragen(*blau*). Als Umrechnungsvorschrift ergibt sich also folgende Funktion

$$y = e^{2.91...} \cdot x^{-1.40...} \tag{3.3}$$

Die vollständigen Konstanten sind in Tabelle 3.1 zu finden. Diese Kennlinie kann nun für weitere Versuche mit diesem Sensor verwendet werden.

4

Berechnung der Maße u eines DIN A4 Blattes

4.1 Fragestellung, Messprinzip, Aufbau, Messmittel

In diesem letzen Aufgabenteil werden die Ergebnisse der vorigen zwei Aufgabenteile praktisch angewandt. Aufgabe ist es ein DIN A4 Blatt auszumessen und von diesem die Fläche zu berechnen. Ein spezieller Schwerpunkt wird hierbei auf die Fehlerrechnung mit dem Gausschen Fehlerfortpflanzungsgesetz gesetzt. Zur Berechnung des Fehlers wird die Ableitung der Funktion $y = e^{2.91\cdots} \cdot x^{-1.40\cdots}$ benötigt.

$$y' = a \cdot e^b \cdot x^{a-1} \tag{4.1}$$

Der fortgepflanzte Fehler errechnet sich dann durch die Formel

$$\Delta y = y'(x) \cdot s_{\bar{x}} \tag{4.2}$$

Die Schwankung der Werte um x ist dann die Standardabweichung des Mittelwertes $s_{\bar{x}}$. Zur Berechnung des Fehlers der Fläche benötigen wir nun die partiellen Ableitungen der Funktion $A = l \cdot b$ wobei l und b hier gerade die Länge und Breite des DIN A4 Blattes angeben. Als Schwankung wird hier der absolute Fehler der Messung genommen, welcher mit der Gleichung zur Berechnung des Fehlers von V in cm berechnet wird. So bekommt man als Gleichung für den Fehler der Flächenberechnung folgende Formel

$$\Delta A = \sqrt{(l \cdot \Delta l)^2 + (b \cdot \Delta b)^2} \tag{4.3}$$

4.2 Messwerte

	$\bar{U}$ in V	$s_{\bar{x}}$ in mV	$Distanz$ in cm	$s_{\bar{y}}$ in cm
Breite b	0.93378...	0.46628...	20.3140...	0.01429...
Laenge l	0.73694...	0.46019...	28.3566...	0.02493...

Tabelle 4.1: Gemessene Länge und Breite des DIN A4 Blattes

4.3 Auswertung und Interpretation

Da diese Messung von Natur aus nicht frei von Fehlern ist müssen wir korrekter weise die Ergebnisse von Länge und Breite in folgender Form angeben

- $l = 28.3566 \pm t \cdot 0.02493$
- $b = 20.3140 \pm t \cdot 0.01429$

Da wir 1500 Messungen für einen Wert erhalten haben, können wir von einem Korrekturfaktor von $t = 1$ ausgehen. Folgende Tabelle zeigt den Bereich an in welchem sich der wahre Wert aller Wahrscheinlichkeit nach befindet.

	68%	95 %
l	28.3566 ± 0.02493	$28.3566 \pm 2 \cdot 0.02493$
b	20.3140 ± 0.01429	$20.3140 \pm 2 \cdot 0.01429$

Tabelle 4.2: Wahrscheinlicher Aufenthaltsraum des wahren Wertes

Weiter soll nun die Fläche des DIN A4 Blattes bestimmt werden. Dies geschieht mit der Formel zur Flächenberechnung $A = a \cdot b$. Für die Fehlerberechnung werden die Messergebnisse der Länge(l) und Breite(b) in die Formel $\Delta A = \sqrt{(l \cdot \Delta l)^2 + (b \cdot \Delta b)^2}$ eingesetzt und berechnet. Das Δl entspricht gerade dem $s_{\bar{y}}$ für l (Tabelle 4.1) selbes gilt analog für Δb. So erhalten wir als Ergebnis für die Flächenberechnung

$$A = 576.0363... \pm 0.7647...\ cm^2$$

Die Originalmaße eines DIN A4 Blattes sind: l = 21.0 cm und b = 29.7 cm was eine Fläche von A = 623.7 cm² zur Folge hätte, die Differenz zu unserem errechneten Wert lässt sich auf den systematischen Fehler unserer Kennlinie zurückführen, da wir für jeden Abstand lediglich einen Messwert ermittelt haben und somit 1500 Werte mit dem selben Fehler als korrekt angenommen haben.

Anhang

A.1 Quellcode

A.1.1 Quellcode Kapitel 1

```python
import os
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

path = os.getcwd()

for file in os.listdir(path):
    if "Xv1_data" in file:
        tmp = np.genfromtxt(file,delimiter=",")
        y = tmp[:,0] #y-Achse = abstand in cm
        x = tmp[:,1] #x-Achse = Spannung in V

# durschnittliche Messergebnisse
plt.plot(x, y, "k",label = "Übertragungskennlinie")
plt.plot(x,y,"ro",label = "Werte original")
plt.ylabel("Abstand in cm")
plt.xlabel("Spannung in V")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```

Listing 5.1: Durchschnittliche Messergebnisse 10 - 70 cm

A.1.2 Quellcode zu Kapitel 2

```python
import os
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

path = os.getcwd()

for file in os.listdir(path):
    if "Xv1_data" in file:
        tmp = np.genfromtxt(file,delimiter=",")
        y = tmp[:,0] #x-Achse = abstand in cm
        x = tmp[:,1] #y-Achse = Spannung in V

xl = []
yl = []

for current in x:
    xl.append(np.log(current))

for current in y:
    yl.append(np.log(current))

plt.plot(xl, yl, "k")
plt.plot(xl, yl, "bo", label = "Werte logarithmiert")
plt.ylabel("Logarithmierte Distanzen")
plt.xlabel("Logarithmierte Spannungswerte")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```

Listing 5.2: Messergebnisse Logarithmieren

```python
import os
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

path = os.getcwd()

for file in os.listdir(path):
    if "Xv1_data" in file:
        tmp = np.genfromtxt(file,delimiter=",")
        y = tmp[:,0] #y-Achse = abstand in cm
        x = tmp[:,1] #x-Achse = Spannung in V

xl = []
yl = []

for current in x:
    xl.append(np.log(current))

for current in y:
    yl.append(np.log(current))

xlnp = np.array(xl)
A = np.vstack([xlnp, np.ones(len(x))]).T
m, c = np.linalg.lstsq(A, yl)[0]
print(m,c)

#Lineare regression
plt.plot(xlnp, yl, 'bo', label="Werte logarithmiert")
plt.plot(xlnp, m * xlnp + c, 'r', label='Ausgeichsgerade')
plt.legend()
plt.ylabel("Abstand in cm")
plt.xlabel("Spannung in V")
plt.text(-0.8, 2.7, r'$y={-0.704} x + {2.048}$', fontsize=12)
plt.grid(True)
plt.show()
```

Listing 5.3: Lineare Regression

```
import os
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import math

path = os.getcwd()

for file in os.listdir(path):
    if "Xv1_data" in file:
        tmp = np.genfromtxt(file,delimiter=",")
        y = tmp[:,0] #y-Achse = abstand in cm
        x = tmp[:,1] #x-Achse = Spannung in V

xl = []
yl = []

for current in x:
    xl.append(np.log(current))

for current in y:
    yl.append(np.log(current))

xlnp = np.array(xl)
A = np.vstack([xlnp, np.ones(len(x))]).T

m, c = np.linalg.lstsq(A, yl)[0]
xhochm = []
yr = []

for current in x:
    xhochm.append(current ** m)

#y = e^c*x^m
print(c, m)
ec = (math.e ** c)
for current in xhochm:
    yr.append(ec * current)

plt.plot(x, yr, 'ro')
plt.plot(x, yr, 'r',label="Rückrechnung")
plt.plot(x, y, "b", label="Original")
```

```
plt.text(0.9, 32, r'$y=e^{b} * x^{a}$', fontsize=15)
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.ylabel("Abstand in cm")
plt.xlabel("Spannung in V")
plt.show()
```

Listing 5.4: Rückrechnung

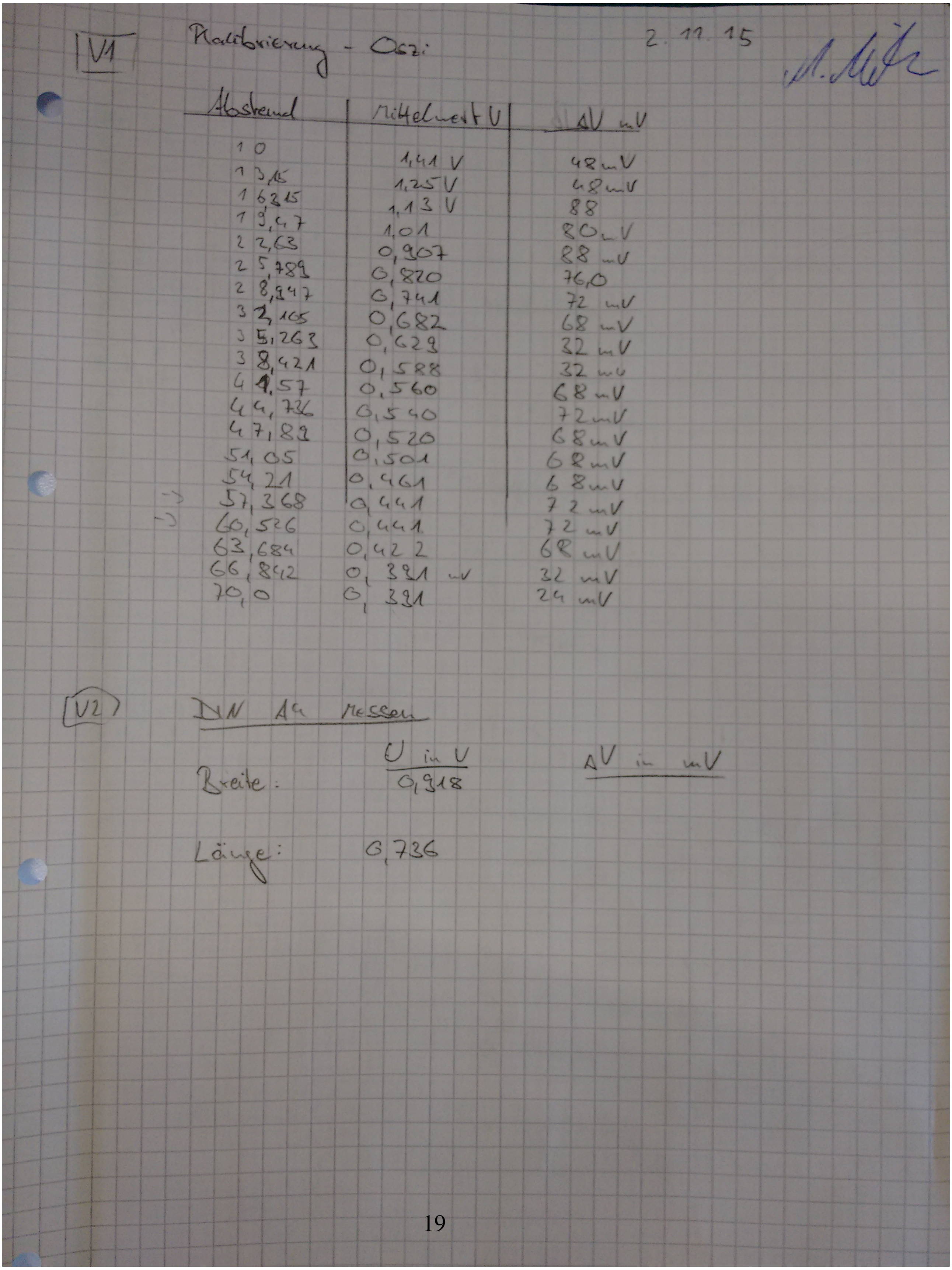
A.1.3 Quellcode zu Kapitel 3

```
import os
import numpy as np
import math


#a und b aus LineareRegression
a = −1.40898573049
b = 2.91477669005


def kennlinie(x):
    return (math.e ** b) * (x ** a)


def deltay(x,dx):
    return a * (math.e ** b) * (x ** (a−1)) * dx

def listandmean(search):
    for file in os.listdir(os.getcwd()):
        if search in file:
            tmp = np.genfromtxt(file,delimiter=",")
            werte = tmp[:,1] #längenmessung
    mittelwert = np.mean(werte)
    return werte,mittelwert



def summe(liste,mittelwert):

    summe = 0

    for value in liste:
        value = (float(value) − float(mittelwert)) ** 2
        summe = float(summe) + float(value)
    return summe

#aus Datei einlesen
xl,l = listandmean("v3_l")
xb,br = listandmean("v3_b")

```

```
#summe aller differenzen / (anzahl -1)
empirischeS = []
anzahl = 1500

empirischeS.append(math.sqrt(summe(xl,l) / (anzahl - 1)))
empirischeS.append(math.sqrt(summe(xb,br) / (anzahl - 1)))

#Standartabweichung Mittelwert
Stdabwm = []

for empstd in empirischeS:
    Stdabwm.append(empstd / math.sqrt(anzahl))

#delta y = y'(x) * stdabw
dyl = deltay(l,Stdabwm[0])
dyb = deltay(br,Stdabwm[1])

#l und br in cm
lincm = kennlinie(l)
bincm = kennlinie(br)

#A = l * br
#dA = sqrt((l*dyl)^2+(br*dyb)^2)
A = lincm * bincm
dA = math.sqrt((lincm*dyl)** 2 + (bincm*dyb) ** 2)
```

Listing 5.5: Din A4 messen Fehler bestimmen Fläche berechnen

A.2 Messergebnisse



V1 Kalibrierung - Oszi: 2.11.15

Abstand	Mittelwert U	ΔU mV
10	1,41 V	48 mV
13,15	1,25 V	48 mV
16,315	1,13 V	88
19,47	1,01	80 mV
22,63	0,907	88 mV
25,789	0,820	76,0
28,947	0,741	72 mV
32,105	0,682	68 mV
35,263	0,629	32 mV
38,421	0,588	32 mV
41,57	0,560	68 mV
44,736	0,540	72 mV
47,89	0,520	68 mV
51,05	0,501	68 mV
54,21	0,461	68 mV
57,368	0,441	72 mV
60,526	0,441	72 mV
63,684	0,422	68 mV
66,842	0,391 mV	32 mV
70,0	0,391	24 mV

V2 DIN A4 messen

	U in V	ΔV in mV
Breite:	0,918	
Länge:	0,736	

Abbildung 5.1: Messdatenblatt