

Statistische Verfahren:  
Projekt 4 - Nahinfrarotspektroskopie I

Tobias Giesemann  
Ferdinand Rewicki  
Moritz Preuß

March 25, 2019

---

**Abstract**

*We describe and assess ...*

---

**Contents**

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Background</b>	<b>1</b>
2.1	Soil Parameters . . . . .	1
2.2	Near Infrared Spectroscopy . . . . .	1
<b>3</b>	<b>Methodology</b>	<b>1</b>
3.1	Measured Data . . . . .	1
3.2	Statistical Model . . . . .	1
3.3	Vom hierarchischen Modell zum erwarteten Prognosefehler . . . . .	1
3.4	Mallow's $C_p$ . . . . .	2
3.5	Simulated Annealing . . . . .	2
3.6	Model Validation . . . . .	2
3.7	Assessment by Simulation . . . . .	2
<b>4</b>	<b>Implementation</b>	<b>2</b>
4.1	Choosing a Neighbour . . . . .	2
4.2	Additional Functions . . . . .	2
4.3	Preprocessing . . . . .	2
<b>5</b>	<b>Calibration</b>	<b>2</b>
5.1	Model Selection . . . . .	2
5.2	Goodness of Fit . . . . .	3
<b>6</b>	<b>Simulation - Schätzgenauigkeit von Mallow's <math>C_p</math></b>	<b>3</b>
<b>7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>3</b>
<b>A</b>	<b>Prediction Parameters and Models</b>	<b>i</b>
<b>B</b>	<b>R Source Code</b>	<b>ii</b>



# Statistische Verfahren:

## Projekt 4 - Nahinfrarotspektroskopie I

Tobias Giesemann  
Mail@me.com

Ferdinand Rewicki  
...@gmail.com

Moritz Preuß  
moleo.preuss@gmail.com

---

### Abstract

*We describe and assess ...*

---

## 1 Einleitung

Obtaining ...

## 2 Background

### 2.1 Soil Parameters

Let  $A$  be any substance in a given soil sample dissolved in a solution of volume  $V \in (0, \infty)$  and let  $n_A \in (0, \infty)$  be the amount of  $A$  in the sample. Then the molar concentration  $c_A$  of  $A$  is given by

$$c_A := \frac{n_A}{V}$$

Now let  $c_0$  be the molar concentration of this whole sample and  $n_0$  the amount of the whole sample....

### 2.2 Near Infrared Spectroscopy

NIRS uses electromagnetic waves [?, 246],

The reflectance

$$\varrho: (0, \infty) \rightarrow (0, \infty), \quad \varrho(\lambda) := \frac{P_r(\lambda)}{P_0}$$

of a

## 3 Methodology

### 3.1 Measured Data

As a ... The reflectance  $\varrho(\lambda)$  of a sample at a wavelength  $\lambda \in \Lambda$  is recorded as

$$-\lg \varrho(\lambda) = -\frac{\ln \varrho(\lambda)}{\ln 10}$$

Figure 1 shows six randomly chosen soil spectra in a diagram.

### 3.2 Statistical Model

### 3.3 Statistische Modellwahl im Falle von NIR-Spektroskopie

Seien  $Y \in \mathbb{R}^n$  die Zielgröße eines statistischen Modellwahlverfahrens und  $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$  die Matrix von  $d$  Einflussparametern und  $n$  Beobachtungen. Zur Wahl einer geeigneten Menge von Einflussparametern  $x_i$  auf die Zielgröße  $y_i$  wird im klassischen linearen Modell die Modellwahl über eine hierarchische Aufstellung von linearen Modellen erreicht. Beginnend mit dem minimalen Modelle  $E(Y_i) = \beta_0$  werden dem Modell nach und nach neue potenzielle Einflussparameter  $x_{ik}$  hinzugefügt. Zu jedem dieser neuen  $x_{ik}$  wird dann eine Teststatistik aufgestellt, die darauf hinweist, ob der gewählte Parameter wichtig ist oder nicht. Dabei ist die Nullhypothese, dass  $x_{ik}$  keinen Einfluss auf die Zielgröße hat:  $H_0 = \beta_k = 0$  und wird abgelehnt, falls  $H_1 = \beta_k \neq 0$  zutrifft. Dies wird über die T-Teststatistik erreicht, wobei für den Fall, dass  $H_0$  richtig ist, gilt:  $\frac{\hat{\beta}_k}{\sqrt{\sigma^2(X^T X)^{-1}_{kk}}} \sim t_{n-(k+1)}$ . Mit diesem

Modellwahlverfahren ergeben sich einige Schwierigkeiten, wobei die für unseren Fall besonders schwerwiegenden herausgehoben werden: In dieser Arbeit haben wir es mit einer großen Anzahl potenzieller Einflussvariablen auf dem Nah-Infrarotspektrum zu tun. A priori kann schwer eine inhaltliche Deutung vorgenommen werden, die gewisse Wellenlängen bevorzugt. Daher ist eine hierarchische Modellwahl mit wenigen, wohlüberlegten Einflussvariablen nicht möglich. Demnach muss in dieser Arbeit die Anzahl der möglichen Einflussgrößen stark erhöht werden und hier bekommen wir ein Problem mit der T-Teststatistik. Es ließen sich sehr viele unterschiedliche Kombinationen von Einflussgrößen aufstellen und in eine hierarchische Form bringen. Doch da wir bei der T-Teststatistik ein zufälliges Intervall konstruieren, gegen das unsere Hypothese getestet wird, ist die Wahrscheinlichkeit bei oft wiederholten Tests

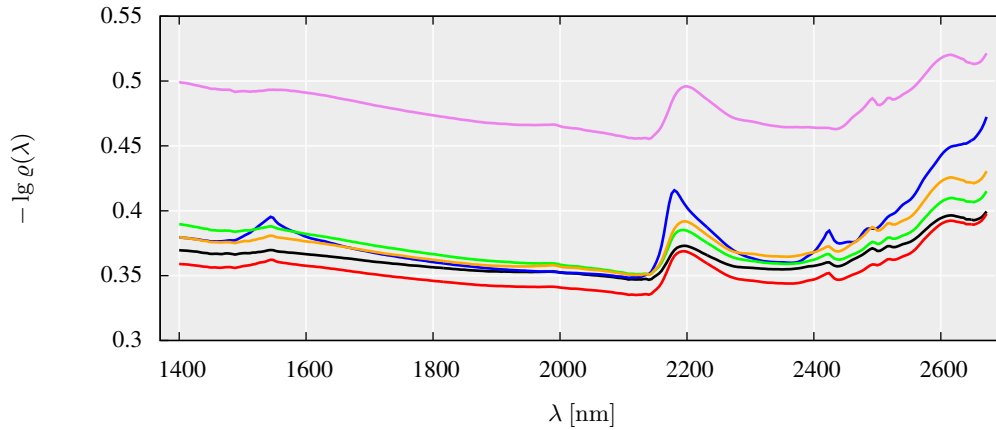


Figure 1: Six near infrared soil spectra of randomly chosen soil samples obtained from the data set, where  $\lambda$  is the wavelength and  $\rho(\lambda)$  the corresponding reflectance and each colour refers to one sample

fälschlicherweise die Nullhypothese abzulehnen steigend mit Anzahl der Versuche. An ein automatisiertes Modellwahlverfahren, das in dieser Arbeit von Vorteil ist, ist also mittels des T-Tests nicht zu erreichen. (siehe Skript 11/2018) Stattdessen bietet sich eine Modellwahl basierend auf dem erwarteten Prognosefehler ("sum of prediction squared error", SPSE) an:

$$SPSE := E\left(\sum_{i=1}^n (Y_{i+n} - x_i^{(M)} \hat{\beta}_i^{((M))})^2\right) \quad (1)$$

Hierbei sind die Werte in  $Y_{i+n}$  neue, potenzielle Beobachtungen zum Erwartungsvektor  $x_i$  und  $x_i^{(M)} \hat{\beta}_i^{((M))}$  ist sind die Prognosewerte aus dem Modell  $M$ . Der Prognosefehler lässt sich in 3 Terme zerlegen: Einen irreduzierbaren Prognosefehler, der unabhängig von dem momentan betrachteten Modell ist, einen Biasterm, der die Abweichung des aktuellen Modells  $M$  vom Prognosemodell als Summe der quadrierten Prognose-Verzerrungen anzeigt und einen Varianzterm, der die Ungenauigkeiten widerspiegelt, die sich aus der Schätzung von  $(|M|+1)$  unbekannten Parametern ergibt. Der SPSE lässt sich über unterschiedliche Wege berechnen / abschätzen, mithilfe neuer Beobachtungen (1), (wiederholter) Zerlegung der Ursprungsdaten in Test- und Trainingsdaten (2) oder mittels Schätzung basierend auf der Residuenquadratsumme ("residual squared sum", RSS), hier im Vergleich zu o.g. SPSE:

$$RSS^{(M)} := \sum_{i=1}^n E(Y_i - \hat{Y}_i^{(M)})^2 \quad (2)$$

$$SPSE^{(M)} := \sum_{i=1}^n E(Y_{i+n} - \hat{Y}_i^{(M)})^2 \quad (3)$$

Es kann gezeigt werden, dass RSS den Wert von SPSE systematisch unterschätzt, dass diese Unterschätzung jedoch behoben werden kann (siehe Skript 12/2018):

$$:= RSS^{(M)} + 2\hat{\sigma}_{full}^2(|M| + 1)$$

### 3.4 Mallows's $C_p$

### 3.5 Simulated Annealing

We can

### 3.6 Model Validation

### 3.7 Assessment by Simulation

## 4 Implementation

### 4.1 Choosing a Neighbour

We stated in section 3.5 that we want to select a "good" model for the prediction.

### 4.2 Additional Functions

All other functions were defined following a standard scheme. It follows from 3.4 that

$$\text{cost}(M) := C_p^{(M)}$$

### 4.3 Preprocessing

Implementing the algorithm described in 3.5 takes a sizeable toll on computing power. The most expensive calculations are performed in the computation of the residual sum of squares

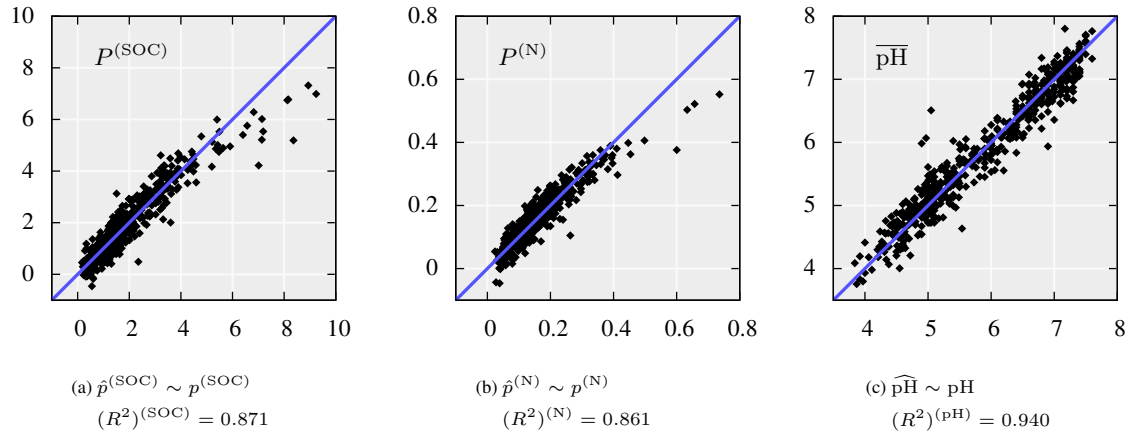


Figure 2: Correlation diagrams plotting  $\hat{y}$  on  $y$  and the blue line representing the id

## 5 Calibration

## References

### 5.1 Model Selection

SANN returned as minimum values for the respective models

$$C_p^{(\text{SOC})} = -17.46$$

$$C_p^{(\text{N})} = -28.51$$

$$C_p^{(\text{pH})} = -57.76$$

Figures 3a, 3b and 3c in appendix A show

### 5.2 Goodness of Fit

## 6 Simulation - Schätzgenauigkeit von Mallow's Cp

Die hier vorgestellte Untersuchung soll zeigen, ob und inwiefern sich Mallow's Cp als Schätzwert für den SPSE an diesen annähert, wenn sich der Umfang der Stichprobe verändert. Genauer gesagt ziehen wir ein Sample von oben erstelltem Modell, zu dem die exakte Berechnung des SPSE für alle von uns gewählten Stichprobengrößen (z.B.  $n = [5, 10, 25, 50, 100, 200, 500]$ ) möglich ist. Der ermittelte SPSE Wert dient uns im späteren Vergleich als Ground Truth. Für jeden Stichprobenumfang ermitteln wir zudem den Wert von Mallow's Cp, der ein Schätzwert des ursprünglichen SPSE darstellt. Ermittelt werden soll dabei, inwiefern sich der Umfang der Stichprobe auf die Abweichung des Schätzers von der Ground Truth (SPSE) auswirkt.

## 7 Conclusion

Using Mallow's  $C_p$  criterion, we calibrated three predictive models for the soil parameters  $p^{(\text{SOC})}$ ,  $p^{(\text{N})}$  and pH. To construct ...

## A Prediction Parameters and Models

Table 1: Estimated model parameters of  $P^{(\text{SOC})}$  on selected model

$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{SOC})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{SOC})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{SOC})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{SOC})}$
—	-1.47103	1808	1991.63	2204	-2319.71	2496	1956.13
1424	-811.326	1828	1568.91	2216	1075.21	2508	-5057.56

Table 2: Estimated model parameters of  $\overline{\text{pH}}$  on selected model

$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{pH})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{pH})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{pH})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{pH})}$
—	5.57628	1864	-508.298	2220	699.185	2460	545.634
1436	135.244	1896	-623.655	2224	-659.264	2464	-519.611

Table 3: Estimated model parameters of  $P^{(\text{N})}$  on selected model

$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{N})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{N})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{N})}$	$\lambda_i$ [nm]	$\beta_i^{(\text{N})}$
—	-0.0287506	1820	169.949	2156	95.2657	2428	116.231
1400	48.2214	1824	-272.304	2184	-99.54	2436	-60.6976

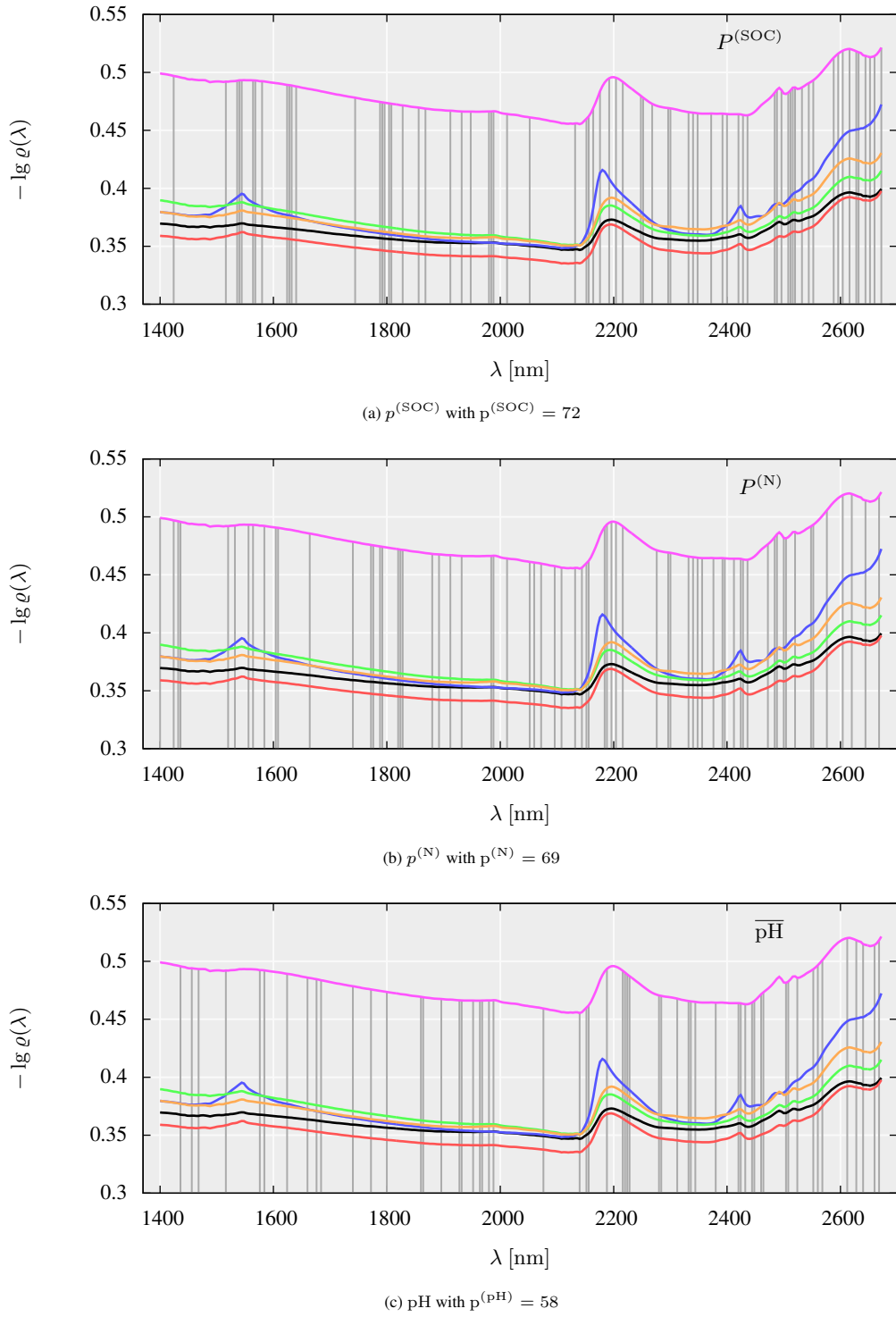


Figure 3: Displaying the spectra from figure 1 with wavelength included in the selected models for each response highlighted by vertical grey lines

## B R Source Code

## **Statutory Declaration**

We herewith declare that ...

Jena, 25th of August 2016

Kazimir Menzel

Markus Pawellek