

Die Methode der kleinsten Quadrate in der Beobachtungsauswertung

-

Anwendung auf Polynome und orthogonale Polynome

Hans-Mereyntje Steinbach

23. Tagung der BAV

Potsdam, 18. September 2010

Agenda

- **Die Methode der kleinsten Quadrate**
- **Anwendung auf Polynome / Besonderheiten**
- **Anwendung auf orthogonale Polynome**
- **Fazit**
- **Beispiele**
- **Literaturempfehlung**

Agenda

- **Die Methode der kleinsten Quadrate**
- Anwendung auf Polynome / Besonderheiten
- Anwendung auf orthogonale Polynome
- Fazit
- Beispiele
- Literaturempfehlung

Geschichtliches

Die Methode der kleinsten Quadrate ist ein Instrument zur Ermittlung günstigster Werte für ausschließlich mit zufälligen Beobachtungsfehlern behafteten Beobachtungsgrößen.

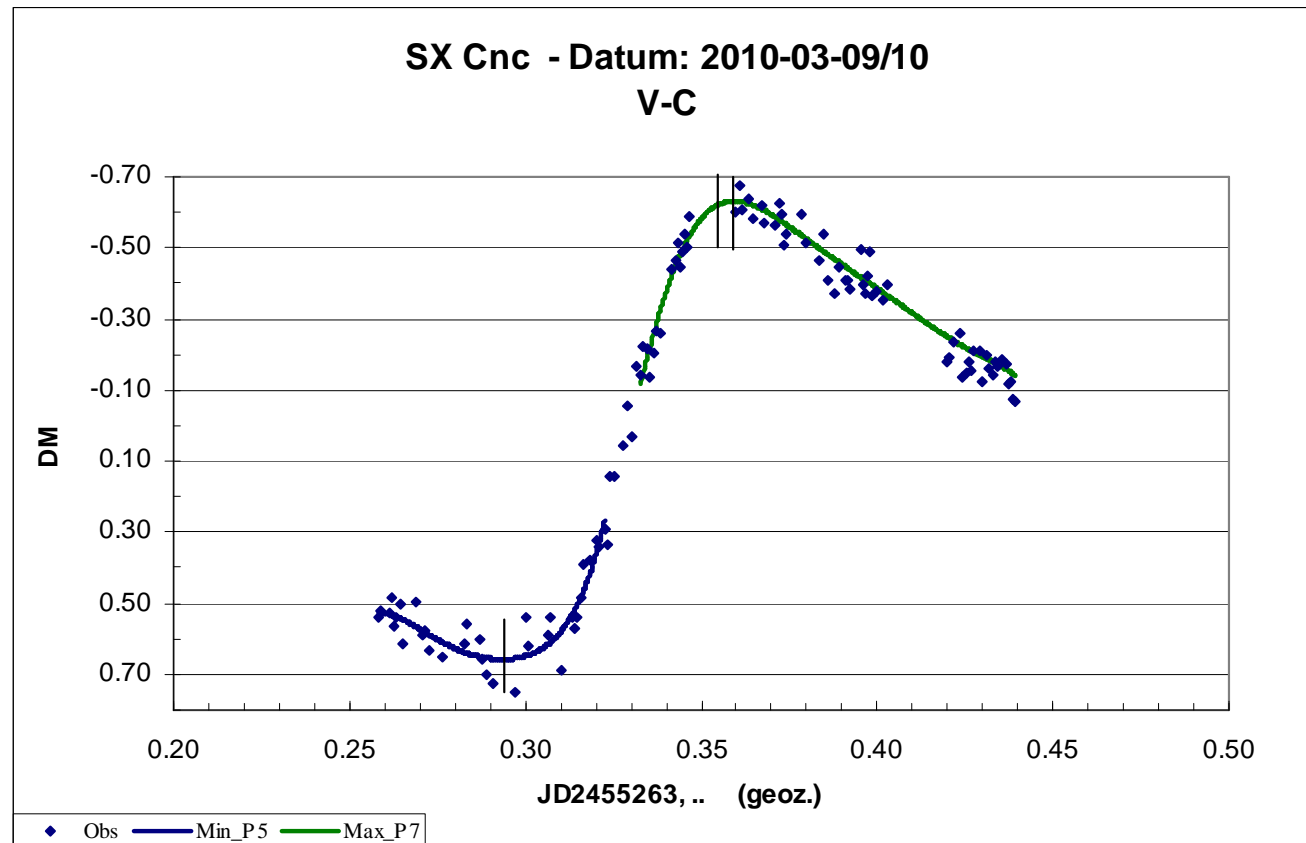
Entwickelt wurde sie 1784 von dem damals 18jährigen Carl Friedrich Gauß; die erste Veröffentlichung 1805 von dem französischen Mathematiker Adrien-Marie Legendre (Méthode de moindres quarrés).

Die Methode wurde u. a. 1801 bei der Bestimmung der Bahnelemente des neu entdeckten Planetoidens (1) Ceres erfolgreich eingesetzt, der kurz nach seiner Entdeckung verlorenging. Gauss gelang damit die Berechnung genauer elliptischer Bahnelemente aus deutlich mehr als drei vorliegenden Beobachtungen, so daß er im Dezember 1801 wiedergefunden werden konnte.

Die Methode der kleinsten Quadrate

Intuitive Einführung

In der Veränderlichenbeobachtung wird die MQ häufig dazu benutzt, Extremwerte von Lichtkurven zu bestimmen (z. B. durch Polynomfits)



Typische Aufgabenstellung

- **Es sollen unbekannte Größen (Parameter) möglichst genau bestimmt werden, die allerdings nicht direkt messbar sind. Stattdessen sind nur Funktionswerte dieser Parameter messbar, die zudem noch fehlerbehaftet sind.**
- **Die Anzahl zur Verfügung stehender Messungen ist meist deutlich größer als die Anzahl der zu bestimmenden Parameter.**

Beispiel:

Lineare Lichtwechselelemente eines Bedeckungsveränderlichen.

$$t_{Min} = E_0 + P \cdot E$$

Die Parameter E_0 und P lassen sich nicht direkt messen, sondern nur aus den beobachteten Zeiten t_{Min} und den bekannten Epochenwerten E berechnen.

Prinzip der MQ

Die beschriebene Aufgabenstellung kann mit Hilfe der MQ gelöst werden.

Das verfolgte Verfahren hierbei ist, die Summe der Quadrate der Abweichungen zwischen den Messwerten und den sich aus der Modellfunktion mit den geschätzten Parametern ergebenden berechneten Werten zu minimieren.

Aufgrund der Meßfehler stellen die Ergebnisse nur Schätzwerte für die Parameter dar – man spricht deshalb auch von Parameterschätzung“.

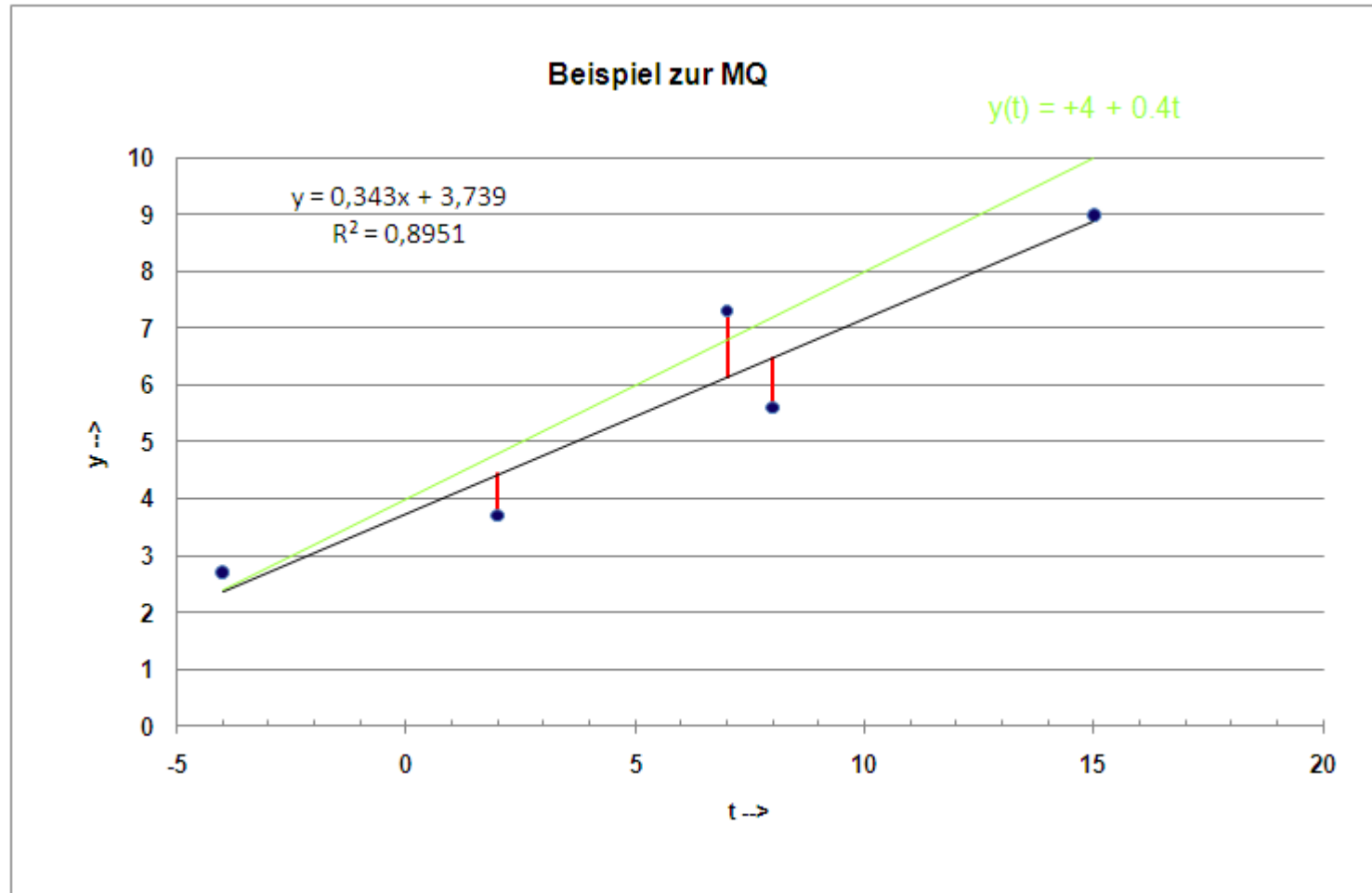
Die MQ lässt sich aus der – historisch sehr viel später entwickelten - „Maximum-Likelihood“- Methode der Wahrscheinlichkeitsrechnung ableiten.

Die Methode der kleinsten Quadrate

Prinzip der MQ

Schematische Darstellung der zu bildenden Differenzen „B-R“, deren aufsummierte Quadrate zu minimieren sind.

Offensichtlich sind die Fehler nicht um die gewählte Ausgangsfunktion normalverteilt, wie der Verlauf der Ausgleichsgerade zeigt.



Die Methode der kleinsten Quadrate

Voraussetzungen für die Anwendung der MQ

Für die korrekte Anwendung der Methode der kleinsten Quadrate müssen folgende Voraussetzungen erfüllt sein:

1. Zwischen der messbaren Größe und den aus den Messungen abzuleitenden Parametern besteht ein bekannter funktionaler Zusammenhang, und
2. Die Fehler der beobachteten Messwerte sind um die Messgröße normalverteilt.

Diese Voraussetzungen sind meist nicht erfüllt !
(unbekannter funktionaler Zusammenhang, Meßfehler nicht normalverteilt).

→ die Ergebnisse stellen nur „Näherung“ dar !

Funktionaler Zusammenhang

Zwischen der Messgröße η und einer Anzahl r zu schätzender Parameter x_1, x_2, \dots, x_r bestehe folgender funktionale Zusammenhang:

$$\eta = p_0 + p_1x_1 + p_2x_2 \dots p_rx_r \quad (1)$$

die wir in der etwas anderen Form aufschreiben:

$$\eta + a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 \dots a_rx_r = 0 \quad (1')$$

Gemessen wird aber nicht η , sondern eine mit einem Fehler ϵ behaftete Größe y :

$$y = \eta + \epsilon$$

so dass sich (1') schreiben lässt als:

$$\underbrace{(y - \epsilon)}_{\eta} + a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 \dots a_rx_r = 0 \quad (1'')$$

Die Methode der kleinsten Quadrate

Beobachtungsgleichungsmatrix / Fehlergleichungsmatrix

Für $n > r$ Beobachtungen ergibt sich also folgendes (überbestimmte) Gleichungssystem:

$$\begin{aligned}
 y_1 - \epsilon_1 + a_{1,0} + a_{1,1}x_1 + a_{1,2}x_2 \dots + a_{1,r}x_r &= 0 \\
 y_2 - \epsilon_2 + a_{2,0} + a_{2,1}x_1 + a_{2,2}x_2 \dots + a_{2,r}x_r &= 0 \\
 &\dots \dots \dots \\
 y_n - \epsilon_n + a_{n,0} + a_{n,1}x_1 + a_{n,2}x_2 \dots + a_{n,r}x_r &= 0
 \end{aligned} \tag{2}$$

Beobachtung- oder Fehlergleichungsmatrix; "Design-Matrix"

Durch Einführung folgender Vektoren und Matrix

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\epsilon} = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}_0 = \begin{pmatrix} a_{1,0} \\ a_{2,0} \\ \vdots \\ a_{n,0} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_r \end{pmatrix}, \quad A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1r} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nr} \end{pmatrix}$$



lässt sich das Gleichungssystem wesentlich kompakter darstellen :

$$\mathbf{y} - \boldsymbol{\epsilon} + \mathbf{a}_0 + A\mathbf{x} = \mathbf{0} \tag{3}$$

Kovarianz- und Gewichtsmatrix

Da die Fehler als normalverteilt angenommen werden, gilt für die Erwartungswerte:

$$\begin{aligned} E(\epsilon_j) &= 0 \\ E(\epsilon_j^2) &= \sigma_j^2 = 1/g_j \end{aligned}$$

Diese vorausgesetzte Eigenschaft ist entscheidend für die Anwendbarkeit der Maximum-Likelihood-Methode !

Da die einzelnen Messungen unabhängig voneinander sind, lassen sich die Varianzen σ_j^2 Beobachtungen in einer diagonalen Kovarianzmatrix C_y anordnen, deren Inverses die in der Folge benötigte Gewichtsmatrix G_y ist:

$$C_y = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \sigma_n^2 \end{pmatrix}, \quad G_y = \begin{pmatrix} g_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & g_2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & g_n \end{pmatrix}$$

Normalgleichungssystem I

Durch Anwendung der Maximum-Likelihood-Methode ergibt sich dann zwangsläufig als zu erfüllende Forderung für die besten Schätzwerte für die Parameter, dass die Summe der Quadrate der Abweichungen zwischen den Funktionswerten der Modellfunktion und den Beobachtungen zu minimieren ist!

Das bedeutet, dass das namensgebende Kriterium für diese Methode eine zwingende Forderung aus der Wahrscheinlichkeitsrechnung ist, und nicht etwa vom Himmel gefallen ist (die Gallier werden erleichtert sein!).

Angewandt auf unsere anfängliche Aufgabenstellung ist „nach einigen elementaren Umformungen“ folgendes Normalgleichungssystem zu lösen:

$$\underbrace{(A^T G_y A)}_{\text{Normalgleichungsmatrix}} \tilde{\mathbf{x}} = - (A^T G_y) (\mathbf{y} + \mathbf{a}_0) \quad (4)$$

Normalgleichungsmatrix

Die Methode der kleinsten Quadrate

Normalgleichungssystem I

Durch Anwendung der Maximum-Likelihood-Methode ergibt sich dann zwangsläufig als zu erfüllende Forderung für die besten Schätzwerte für die Parameter, dass die Summe der Quadrate der Abweichungen zwischen den Funktionswerten der Modellfunktion und den Beobachtungen zu minimieren ist!

Das bedeutet, dass das namensgebende Kriterium für diese Methode eine zwingende Forderung aus der Wahrscheinlichkeitsrechnung ist, und nicht etwa vom Himmel gefallen ist (die Gallier werden erleichtert sein!).

Angewandt auf unsere anfängliche Aufgabenstellung ist „nach einigen elementaren Umformungen“ folgendes Normalgleichungssystem zu lösen:

$$\underbrace{(A^T G_y A)}_{\text{bekannt !}} \mathbf{x} = - \underbrace{(A^T G_y) (\mathbf{y} + \mathbf{a}_0)}_{\text{Unbekannte}} \quad (4)$$

← **bekannt !**

Normalgleichungssystem II

Die Lösung erfolgt durch Multiplikation der Gleichung mit dem Inversen der Normalgleichungsmatrix $(A^T G_y A)$:

$$\tilde{\mathbf{x}} = -(A^T G_y A)^{-1} (A^T G_y) (\mathbf{y} + \mathbf{a}_0) \quad (5)$$

Anmerkung: korrekterweise muß angemerkt werden, dass die Lösung nur Schätzwerte für den Parametervektor \mathbf{x} liefert !

Die Quadratwurzeln der Diagonalelemente der Matrix $(A^T G_y A)^{-1}$ können als innere oder interne Fehler der geschätzten Parameter betrachtet werden, durch Multiplikation mit dem gewichteten mittleren Fehler m_0 ergeben sich die äußeren:

$$\epsilon_{x_k, intern} = \sqrt{(A^T G_y A)^{-1}_{k,k}} \quad (6)$$

$$m_0 = \sqrt{\frac{[pvv]}{n - k}} \quad (7)$$

$$\epsilon_{x_k} = m_0 \cdot \epsilon_{x_k, intern} \quad (8)$$

[pvv] = gewichtete Fehlerquadratsumme

n = Anzahl der Beobachtungen

k = Anzahl zu schätzender Parameter

Agenda

- Die Methode der kleinsten Quadrate
- **Anwendung auf Polynome / Besonderheiten**
- Anwendung auf orthogonale Polynome
- Fazit
- Beispiele
- Literaturempfehlung

Polynome und Normalgleichungsmatrix

Im Folgenden wird die Anwendung der MQ auf Polynome vorgestellt und auf die hier vorkommenden Besonderheiten aufmerksam gemacht.

Eine Funktion der Gestalt

$$P_m(t) = x_0 \cdot 1 + x_1 t + x_2 t^2 \dots x_m t^m = x_0 + \sum_{i=1}^m x_i t^i \quad (P1)$$

heißt Polynom m. Grades in t und wird durch die m+1 Parameter x_0, \dots, x_m bestimmt.

Damit nimmt eine Beobachtungsgleichung gemäß (2) folgende Gestalt an:

$$y_j - \epsilon_j + a_{j,0} + x_0 \cdot 1 + x_1 t + x_2 t^2 + \dots + x_r = 0 \quad (P2)$$

Die Größe a_0 ist bei der Ausgleichung mit Polynomen 0 und braucht im Folgenden nicht mehr berücksichtigt zu werden.

Beobachtungsgleichungs- / Designmatrix für Polynome

Daraus ergibt sich die Beobachtungsgleichungsmatrix oder Designmatrix für Polynome:

$$A_{Pol} = \begin{pmatrix} 1 & t_1 & t_1^2 & \dots & t_1^m \\ 1 & t_2 & t_2^2 & \dots & t_2^m \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & t_n & t_n^2 & \dots & t_n^m \end{pmatrix}$$

Der Name „Designmatrix“ deutet auf eine wichtige Eigenschaft dieser Matrix hin:

Sie definiert die Grundlegende Struktur des Ausgleichungsproblems und besteht ausschließlich aus der Konstanten „1“ in der 1. Spalte und Potenzen der unabhängigen Variablen t (z. B. Zeit-Werte) – die Messwerte (z. B. Magnituden) und ihr Verlauf spielen hier absolut keine Rolle !

Die Auswirkungen sehen wir bei der Lösung des Normalgleichungssystems

$$[x] := \sum_{i=1}^n x_i$$

Normalgleichungsmatrix für Polynome

Die Normalgleichungsmatrix nimmt folgende Gestalt an:

$$(A^T G_y A) = \begin{pmatrix} [g] & [gt] & [gt^2] & \dots & [gt^m] \\ [gt] & [gt^2] & [gt^3] & \dots & [gt^{m+1}] \\ [gt^2] & [gt^3] & [gt^4] & \dots & [gt^{m+2}] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ [gt^m] & [gt^{m+1}] & [gt^{m+2}] & \dots & [gt^{2m}] \end{pmatrix} \quad A^T G_y y = \begin{pmatrix} [gy] \\ [gxy] \\ [gx^2y] \\ \vdots \\ [gx^m y] \end{pmatrix}$$

Diese Matrixgestalt verhält sich bei der Inversenbildung numerisch sehr instabil; insbesondere für äquidistante Beobachtungszeiten im Bereich zwischen 0 und 1 (typischerweise JD-Tagesbruchteile bei CCD-Serienaufnahmen) nähert sie sich mit wachsendem m einer Hilbert-Matrix m . Ordnung

Desweiteren: für ein Polynom m . Grades Produktsummen vom Grad $2m$ gebildet werden! Polynom 20 Grades (t^{20}) \rightarrow Produktsummen bis 40. Grades (t^{40})

Weitere Eigenschaften von Polynome

- Instabiles Verhalten bei Inversion der Normalgleichungsmatrix (führt zu Abbruch der Inversion bereits bei niedrigen Polynomgraden oder zu absurd hohen Parameterfehlern).
→ Das Produkt aus NGL und deren Inverses als Qualitätsmaß benutzt werden.
- Polynome sind korreliert. Die ersten m Parameter eines Polynoms $m+k$. Grades unterscheiden sich von denen eines Polynom m . Grades:

Agenda

- Die Methode der kleinsten Quadrate
- Anwendung auf Polynome / Besonderheiten
- **Anwendung auf orthogonale Polynome**
- Fazit
- Beispiele
- Literaturempfehlung

Orthogonale / Orthonormale Polynome

Das Problem der schlecht konditionierten Normalgleichungsmatrix bei den Polynomen kann umgangen werden, indem man die Daten nicht durch ein einzelnes Polynom ausgleicht, sondern durch eine Summe unterschiedlicher, fest vorgegebener Polynome, die untereinander in einer speziell festgelegten Beziehung zueinander stehen: den Orthogonalen / Orthonormalen Polynomen:

$$y(t) = \sum_{j=0}^r x_j P_j(t) + \epsilon \quad (OP1)$$

Dabei stellen die $P_j(t)$ einfache Polynome vom Grad j dar, allerdings mit fest vorgegebenen Koeffizienten, die aus den Beobachtungen selbst bestimmt werden müssen. Die Besonderheit der Beziehung dieser Polynome untereinander ist – bezogen auf unsere Beobachtungen - folgende:

$$\sum_{i=1}^n g_i P_k(t_i) P_l(t_i) = \begin{cases} 0 & \text{für } k \neq l \\ 1 & \text{für } k = l \end{cases} \quad (OP2)$$

Beobachtungsgleichungs- / Normalgleichungssystem

Die spezielle Gestaltung führt zu einem sehr erfreulichen Resultat:

Gemäß (OP1) nimmt die Beobachtungsgleichungsmatrix folgende Form an:

$$A_{OrthoPol} = \begin{pmatrix} P_0(t_1) & P_1(t_1) & P_2(t_1) & \dots & P_r(t_1) \\ P_0(t_2) & P_1(t_2) & P_2(t_2) & \dots & P_r(t_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_0(t_n) & P_1(t_n) & P_2(t_n) & \dots & P_r(t_n) \end{pmatrix}$$

und damit vereinfacht sich durch die Bedingung (OP2) die Normalgleichungsmatrix $(A^T G_y A)^{-1}$ zur Einheitsmatrix. Die Konsequenz: die x_j sind unabhängig und direkt aus der rechten Seite des Normalgleichungssystems zu berechnen, eine Matrixinversion entfällt komplett:

$$\tilde{\mathbf{x}} = -(A^T G_y)^{-1} (\mathbf{y}) \quad (OP3) \quad \text{oder} \quad \tilde{x}_j = \sum_{i=1}^n g_i P_j(t_i) y_i \quad (OP4)$$

Berechnung der orthogonalen Polynome I

Die Berechnung der orthonormalen Polynome erfolgt über eine sogenannte **Drei-Term-Rekursionsformel**

$$\gamma_j P_j(t) = (t - \alpha_j) P_{j-1}(t) - \beta_j P_{j-2}(t) \quad (OP5)$$

wobei die ersten zwei Polynome P_0 und P_1 als konstanter und linearer Term wie folgt vorgegeben sind:

$$P_0(t) = b_{00} \quad \text{mit} \quad b_{00} = \left(\sum_{i=1}^n g_i \right)^{-1/2}, \quad \text{sowie}$$

$$P_1(t) = b_{10} + b_{11}t \quad \text{mit} \quad b_{10} = -b_{11} \frac{\sum_{i=1}^n g_i t_i}{\sum_{i=1}^n g_i} = -b_{11} \bar{t}$$
$$b_{11} = \frac{1}{\sqrt{[g(t - \bar{t})^2]}}$$

Berechnung der orthogonalen Polynome II

Alle höheren Terme lassen sich dann durch die Rekursion berechnen.

Für jede Ordnung j müssen allerdings die Größen α_j , β_j und γ_j neu berechnet werden:

$$\alpha_j = [g t P_{j-1}^2(t)]$$

$$\beta_j = [g t P_{j-1}(t) P_{j-2}(t)] \quad \text{sowie}$$

$$\gamma_j(t) = \sqrt{[g ((t - \alpha_j) P_{j-1}(t) - \beta_j P_{j-2}(t))^2]}$$

Agenda

- Die Methode der kleinsten Quadrate
- Anwendung auf Polynome / Besonderheiten
- Anwendung auf orthogonale Polynome
- **Fazit**
- Beispiele
- Literaturempfehlung

Fazit

Fazit

Ausleichung mit Polynomen

- + Einfache Berechnung der Modelfunktion
- Normalgleichungsmatrix unvorteilhaft für Matrixinversion
-> Beschränkung auf Polynome niedriger Ordnung
- Parameter korreliert

Ausleichung mit orthogonalen Polynomen

- + Parameter unkorreliert
- + Fit mit Polynomen hoher Ordnung problemlos
- Deutlich höherer Aufwand bei Erstellung der Polynome und Berechnung der Funktionswerte (mit PC aber problemlos)

Empfehlung für Extremwertbestimmung:

Verwendung von Polynomen niedrigen Grades; keine Darstellung der gesamten Lichtkurve mit Polynomen

Agenda

- Die Methode der kleinsten Quadrate
- Anwendung auf Polynome / Besonderheiten
- Anwendung auf orthogonale Polynome
- Fazit
- **Beispiele**
- Literaturempfehlung

Beispiele

Ausgangsdaten zu den Beispielen

- Beobachtungen an SX Cnc am 9./10. März 2010
- Datenreduktion erfolgte mit Muniwin Vers. 1.1.22
- Die Daten wurden mit den ausgewiesenen Dezimalstellen verwendet
- Rechengenauigkeit: 10-Byte-Datentyp „Extended“ / 20 Stellen, Borland Turbo-Delphi-2006 Compiler

Bedeutung der Spalten:

JD : Tagesbruchteil des JD
 mag : Helligkeitsdifferenz zum Vergleichssterne in mag
 g : Gewicht der Messung in der Ausgleichung

Lfd. Nr.	JD	mag	g	Lfd. Nr.	JD	mag	g
1	0.3328	-0.145	1.000	35	0.3911	-0.408	1.000
2	0.3335	-0.223	1.000	36	0.3918	-0.407	1.000
3	0.3349	-0.216	1.000	37	0.3925	-0.386	1.000
4	0.3356	-0.138	1.000	38	0.3952	-0.496	1.000
5	0.3363	-0.204	1.000	39	0.3959	-0.394	1.000
6	0.3370	-0.267	1.000	40	0.3966	-0.374	1.000
7	0.3384	-0.259	1.000	41	0.3973	-0.419	1.000
8	0.3418	-0.438	1.000	42	0.3980	-0.489	1.000
9	0.3425	-0.465	1.000	43	0.3987	-0.363	1.000
10	0.3432	-0.513	1.000	44	0.4001	-0.380	1.000
11	0.3439	-0.447	1.000	45	0.4015	-0.351	1.000
12	0.3446	-0.488	1.000	46	0.4029	-0.394	1.000
13	0.3453	-0.536	1.000	47	0.4199	-0.178	1.000
14	0.3460	-0.502	1.000	48	0.4206	-0.193	1.000
15	0.3467	-0.591	1.000	49	0.4220	-0.236	1.000
16	0.3597	-0.599	1.000	50	0.4234	-0.260	1.000
17	0.3611	-0.674	1.000	51	0.4241	-0.138	1.000
18	0.3618	-0.607	1.000	52	0.4255	-0.145	1.000
19	0.3632	-0.638	1.000	53	0.4262	-0.181	1.000
20	0.3646	-0.581	1.000	54	0.4269	-0.154	1.000
21	0.3674	-0.620	1.000	55	0.4276	-0.208	1.000
22	0.3681	-0.569	1.000	56	0.4290	-0.213	1.000
23	0.3709	-0.564	1.000	57	0.4296	-0.126	1.000
24	0.3723	-0.628	1.000	58	0.4310	-0.198	1.000
25	0.3729	-0.594	1.000	59	0.4317	-0.160	1.000
26	0.3736	-0.510	1.000	60	0.4331	-0.141	1.000
27	0.3743	-0.538	1.000	61	0.4338	-0.180	1.000
28	0.3785	-0.594	1.000	62	0.4345	-0.169	1.000
29	0.3799	-0.517	1.000	63	0.4352	-0.188	1.000
30	0.3834	-0.463	1.000	64	0.4366	-0.173	1.000
31	0.3848	-0.536	1.000	65	0.4373	-0.120	1.000
32	0.3862	-0.410	1.000	66	0.4380	-0.123	1.000
33	0.3876	-0.373	1.000	67	0.4387	-0.073	1.000
34	0.3890	-0.445	1.000	68	0.4394	-0.068	1.000

Beispiele

Beispiel 1: Polynomfit 3. Grades

Funktion: $y(t) = x_0 + x_1t + x_2t^2 + x_3t^3$ (Anzahl Parameter: 4)

Die folgende Matrix beinhaltet im oberen rechten Teil die Normalgleichungsmatrix mit ihren Produktsummen.
 Im linken unteren Teil ist ihr Inverses in transponierter Schreibweise aufgeführt.
 Beide Gleichungen sind symmetrisch ! Diese Form der Darstellung spart Speicherplatz bei der Rechnung!

Hier steht die „Rechte Seite“, also das „ $(A^T G_y)y$ “ aus Gleichung (4), Folie 13



```
=====
Es folgt Matrixinversion nach CHOLIV-Methode (alt)
=====
```

Ausdruck NGL (rechte obere Dreiecksmatrix, bzw. nach ihrer Inversion zusätzlich ihr Inverses (linke untere Dreiecksmatrix und jeweils Rechte Seite

68.00000000	26.42750000	10.35196597	4.08608587	!	-24.37800000
91132.39362306	10.35196597	4.08608587	1.62472798	!	-9.23891540
-713852.90930367	5594054.40258512	1.62472798	0.65056478	!	-3.52103471
1855393.96098014	-14545655.72634545	37837054.92396973	0.26222170	!	-1.34949661
-1600218.24424495	12550215.50626872	-32659464.82384210	28201484.87892286		

Kontrollausdruck NGL * NGL1 (= Einheitsmatrix)

```
=====
```

1	1.0000	0.0000	-0.0000	0.0000
2	-0.0000	1.0000	-0.0000	0.0000
3	-0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
4	-0.0000	0.0000	-0.0000	1.0000

Qualitätskontrolle: Produkt aus Normalgleichungsmatrix und ihrem Inversen muss die Einheitsmatrix ergeben. Dies ist hier erfüllt !

Parameter, innere Fehler und äußere Fehler (s. Folie 15)

```
m_0 (:= SQRT( [pvv]/(N-K) ) : 0.05343378
```

	X	Eps_i	m_0 * Eps_i
1	x0 1.837053969E+0002	3.01881E+0002	1.61307E+0001
2	x1 -1.403745568E+0003	2.36518E+0003	1.26380E+0002
3	x2 3.542095768E+0003	6.15118E+0003	3.28681E+0002
4	x3 -2.957968641E+0003	5.31051E+0003	2.83760E+0002

Anmerkungen:

- Die Matrixinversion ist stabil
- Die Fehler der Parameter liegen bei ca. 10%
- Beachte die hohen Parameterwerte selbst !
 (Ursache: der Datenbereich zwischen 0.33-0.43)
- tMax,3 = 0.3654, y(tMax,3) = -0.6036mag

Beispiele

Beispiel 2: Polynomfit 7. Grades | Funktion: $y(t) = x_0 + x_1t + x_2t^2 + \dots + x_7t^7$ (Anz. Param.: 8)

Die folgende Matrix beinhaltet im oberen rechten Teil die Normalgleichungsmatrix mit ihren Produktsummen.
Im linken unteren Teil ist ihr Inverses in transponierter Schreibweise aufgeführt.

```
=====
Es folgt Matrixinversion nach CHOLIV-Methode (alt)
=====
```

I

Ausdruck NGL (rechte obere Dreiecksmatrix, bzw. nach ihrer
Inversion zusätzlich ihr transponiertes Inverses (linke untere Dreiecksmatrix
und für das NGL jeweils die "rechte Seite").

6.800000000E+0001	2.642750000E+0001	1.035196597E+0001	4.086085866E+0000	1.624727975E+0000	6.505647787E-0001	2.622217042E-0001	1.063494797E-0001	!	-2.437800000E+0001
3.019976253E+0013	1.035196597E+0001	4.086085866E+0000	1.624727975E+0000	6.505647787E-0001	2.622217042E-0001	1.063494797E-0001	4.338159224E-0002	!	-9.238915400E+0000
-5.509569347E+0014	1.005714337E+0016	1.624727975E+0000	6.505647787E-0001	2.622217042E-0001	1.063494797E-0001	4.338159224E-0002	1.779068775E-0002	!	-3.521034705E+0000
4.300985635E+0015	-7.855432917E+0016	6.139215596E+0017	2.622217042E-0001	1.063494797E-0001	4.338159224E-0002	1.779068775E-0002	7.331854245E-0003	!	-1.349496606E+0000
-1.862352239E+0016	3.403385527E+0017	-2.661356621E+0018	1.154367647E+0019	4.338159224E-0002	1.779068775E-0002	7.331854245E-0003	3.035229483E-0003	!	-5.201628861E-0001
4.830882718E+0016	-8.833337056E+0017	6.911423755E+0018	-2.999583324E+0019	7.798863481E+0019	7.331854245E-0003	3.035229483E-0003	1.261702763E-0003	!	-2.016389905E-0001
-7.506994946E+0016	1.373456640E+0018	-1.075250924E+0019	4.669353402E+0019	-1.214735490E+0020	1.893160774E+0020	1.261702763E-0003	5.264432442E-0004	!	-7.860789165E-0002
6.470853785E+0016	-1.184574025E+0018	9.279195215E+0018	-4.031917470E+0019	1.049522832E+0020	-1.636641408E+0020	1.415714646E+0020	2.204078867E-0004	!	-3.081701703E-0002
-2.386787181E+0016	4.371868563E+0017	-3.426645981E+0018	1.489791753E+0019	-3.880266069E+0019	6.054512933E+0019	-5.240316761E+0019	1.940864725E+0019		

Deutlich erkennbar „schießen“ die Elemente der inversen Matrix betragsmäßig mächtig in die Höhe.

Beispiele

Beispiel 2: Polynomfit 7. Grades II Funktion: $y(t) = x_0 + x_1t + x_2t^2 + \dots + x_7t^7$ (Anz. Param.: 8)

Kontrollausdruck NGL * NGL1 (= Einheitsmatrix)

1	1.0715	-1.4531	10.8125	-47.8750	118.2500	-158.0000	141.0000	-58.5000
2	0.0280	0.4785	3.8750	-16.6875	45.3750	-65.2500	63.1250	-22.6250
3	0.0097	-0.1943	2.6406	-7.1406	15.6875	-24.8125	21.6250	-9.1875
4	0.0037	-0.0701	0.6191	-1.8359	6.3594	-10.3750	8.9063	-3.6719
5	0.0017	-0.0341	0.2559	-1.1406	3.7344	-4.0156	3.6094	-1.4453
6	0.0006	-0.0126	0.1079	-0.4434	1.1055	-0.6172	1.3672	-0.5723
7	0.0003	-0.0058	0.0472	-0.1895	0.4688	-0.7559	1.6641	-0.2451
8	0.0001	-0.0020	0.0172	-0.0784	0.1763	-0.2539	0.2402	0.9133

Qualitätskontrolle: Produkt aus Normalgleichungsmatrix und ihrem Inversen muss die Einheitsmatrix ergeben. Dies ist hier nicht erfüllt !!

Parameter, innere Fehler und äußere Fehler (s. Folie 15)

		m_0 (:= $\sqrt{[pvv]/(N-K)}$) :	0.04782136	
	x	Eps_i	$m_0 * Eps_i$	
1	x0	-3.458201118E+0005	5.49543E+0006	2.62799E+0005
2	x1	6.315172576E+0006	1.00285E+0008	4.79578E+0006
3	x2	-4.929722553E+0007	7.83531E+0008	3.74695E+0007
4	x3	2.132694804E+0008	3.39760E+0009	1.62478E+0008
5	x4	-5.523117639E+0008	8.83112E+0009	4.22316E+0008
6	x5	8.563269446E+0008	1.37592E+0010	6.57985E+0008
7	x6	-7.360639014E+0008	1.18983E+0010	5.68997E+0008
8	x7	2.706121925E+0008	4.40552E+0009	2.10678E+0008

Anmerkungen:

- Die Matrixinversion ist instabil; die asymmetrische Form resultiert aus den wachsenden numerischen Fehlern bei der Berechnung der Inversen Normalgleichungsmatrix
- Die Fehler der Parameter liegen im 100%-Bereich !
- Beachte die hohen Parameterwerte selbst ! (Ursache: der Datenbereich zwischen 0.33-0.43)
- Dennoch ist die Darstellung der Beobachtungen plausibel.
- TMax,7 = 0.3593, y(tMax,7) = -0.6329mag

Beispiele

Beispiel 3: Orthonormales Polynom 12. Grades I

Der folgende Ausdruck gibt die Rekursionselemente α , β , γ , die Regressionskoeffizienten der einzelnen Polynome (hier mit c bezeichnet, entspricht den „ x^i -Parametern in Formel OP1), Fehlerquadratsumme, Standardabweichung sowie statistische Daten zu einem Hypothesentest ggü. der Nullhypothese (Studentischer F-Test; liefert eine Aussage im Sinne von „ist der Koeffizient des j . Polynoms statistisch signifikant (OK in der letzten Spalte), oder könnte er auch „0“ sein, d. h., dass er nicht benötigt würde). Hier ist mindestens das OP vom Grad 4 erforderlich. Die „OKs“ bei Grad 7 und 9 können auch statistisch erzeugt sein. Da die Normalgleichungsmatrix die Einheitsmatrix ist, sind die Varianzen aller Parameter 1 \rightarrow das einzige Fehlerkriterium ist somit die Fehlerquadratsumme !

Ausgabe der Parameter und Fehlerquadratsumme und Fehlermasze

```
=====
100*N+M           :           6813
Variance estimation :           1.000
P0(x) = constant term :           0.121
```

Ausgabe der Iterationsparameter, Koeffizienten und Fehlerquadratsumme

```
=====
```

deg	alpha[j]	beta[j]	gamma[j]	c[j]	sum(Chi^2)j	sigma_est	F(1,n)	n	F0.95	
0	6813.0000	1.0000	0.1213	-2.9563	2.0861	0.1765	280.689	67	3.984	OK
1	0.3886	0.0000	28.9403	0.8259	1.4039	0.1458	32.070	66	3.986	OK
2	0.3861	0.0346	34.7931	0.9544	0.4930	0.0871	120.108	65	3.989	OK
3	0.3833	0.0287	43.4905	-0.5570	0.1827	0.0534	108.663	64	3.991	OK
4	0.3869	0.0230	34.3345	0.2314	0.1292	0.0453	26.124	63	3.993	OK
5	0.3906	0.0291	34.5323	-0.0578	0.1258	0.0450	1.648	62	3.996	-
6	0.3769	0.0290	46.0043	-0.0188	0.1255	0.0454	0.172	61	3.998	-
7	0.3922	0.0217	35.4138	0.1458	0.1042	0.0417	12.236	60	4.001	OK
8	0.3916	0.0282	36.6989	-0.0017	0.1042	0.0420	0.002	59	4.004	-
9	0.3731	0.0272	38.9457	0.1029	0.0936	0.0402	6.556	58	4.007	OK
10	0.3884	0.0257	36.2089	-0.0430	0.0918	0.0401	1.146	57	4.010	-
11	0.3971	0.0276	45.5350	-0.0097	0.0917	0.0405	0.058	56	4.013	-
12	0.3770	0.0220	35.2563	0.0352	0.0904	0.0406	0.755	55	4.016	-

Beispiele

Beispiel 3: Orthonormales Polynom 12. Grades II

Lage der sich ergebenden Maximumzeitpunkte und –helligkeiten.

Berechnung der Extremwerte

```
=====
```

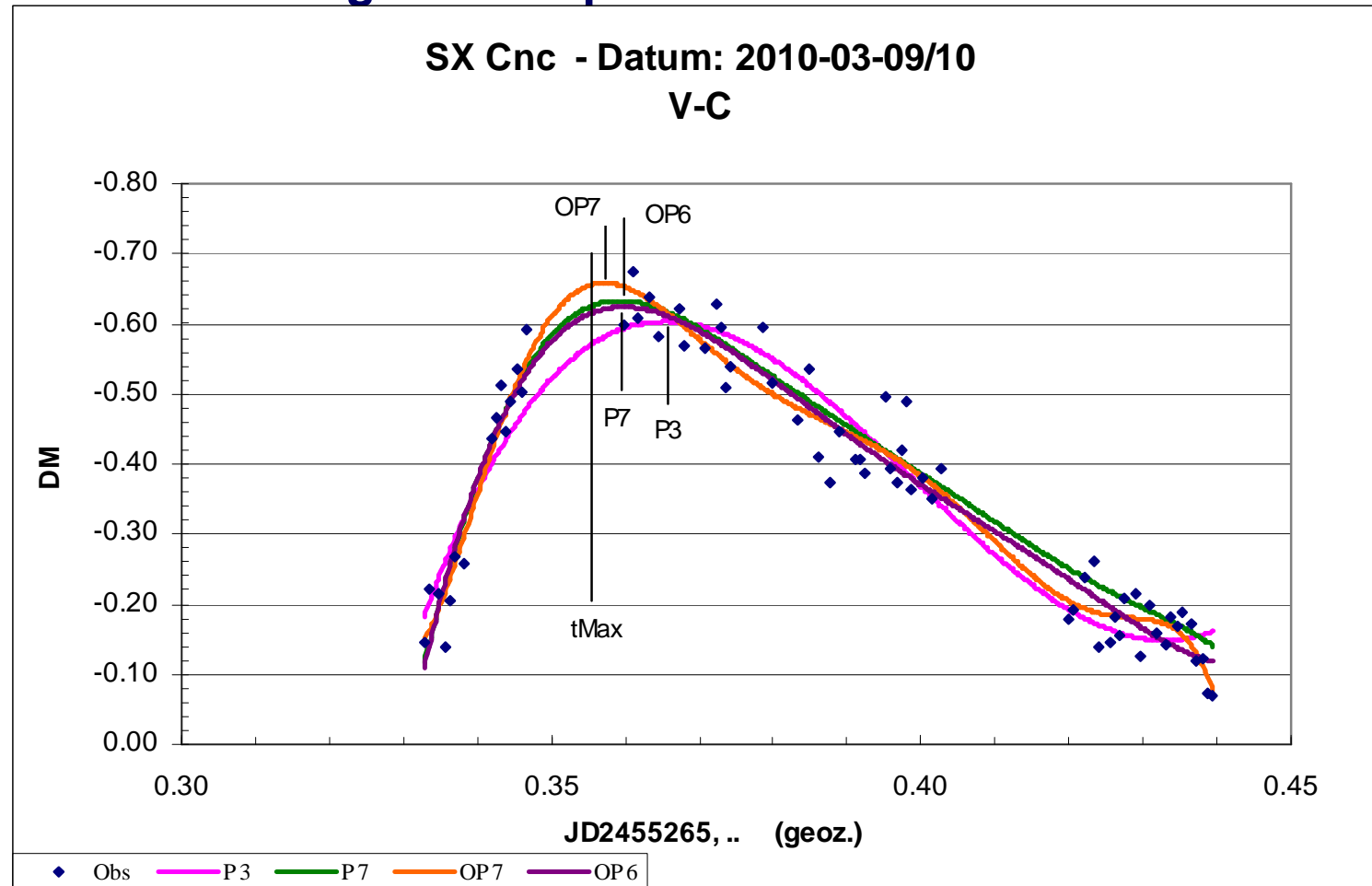
I	Deg	Z[I]	Y[Z[I]]	NITER
3	2	0.3749	-0.520	0
4	3	0.3654	-0.604	4
5	4	0.3610	-0.624	4
6	5	0.3599	-0.620	3
7	6	0.3598	-0.624	2
8	7	0.3572	-0.658	4
9	8	0.3571	-0.658	2
10	9	0.3562	-0.638	3
11	10	0.3579	-0.623	4
12	11	0.3565	-0.627	4
13	12	0.3542	-0.630	5

```
=====
```

Beispiele

Graphische Darstellung der Beispiele

- P3 liegt deutlich neben den Daten
- P7 und OP6 sind sehr ähnlich, verlassen aber sehr früh den Datenbereich vor der Beobachtungslücke
- OP7 stellt den oberen Liku-Teil harmonischer dar, zeigt aber bereits deutlichen „Wellenschlag“ im abfallenden Bereich
- Gemeldete Maximumzeit: .3552
- Geschätzter Fehler ± 0.003



Agenda

- Die Methode der kleinsten Quadrate
- Anwendung auf Polynome / Besonderheiten
- Anwendung auf orthogonale Polynome
- Fazit
- Beispiele
- **Literaturempfehlung**

Literaturempfehlung

Literaturempfehlung

Siegmund Brandt, „Datenanalyse“, BI Wissenschaftsverlag

Volker Blobel / Erich Lohrmann,
„Statistische und numerische Methoden der Datenanalyse“,
Teubner Studienbücher