

$$Y = \Phi A \quad A = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} \quad \Phi = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 4 \\ 1 & 3 & 9 \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} -2 \\ 2 \\ 4 \\ 4 \\ 2 \end{bmatrix} \quad n=2$$

$$m > n \rightarrow A = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y$$

$$\Phi^T \Phi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 & 4 & 9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 4 \\ 1 & 3 & 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 15 \\ 5 & 15 & 35 \\ 15 & 35 & 99 \end{bmatrix}$$

$$(\Phi^T \Phi)^{-1} = \frac{1}{700} \begin{bmatrix} 260 & 30 & -50 \\ 30 & 270 & -100 \\ -50 & -100 & 50 \end{bmatrix}$$

$$(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T = \frac{1}{700} \begin{bmatrix} 260 & 30 & -50 \\ 30 & 270 & -100 \\ -50 & -100 & 50 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 & 4 & 9 \end{bmatrix} = \frac{1}{700} \begin{bmatrix} 180 & 260 & 240 & 120 & -100 \\ -340 & 30 & 200 & 170 & -60 \\ 100 & -50 & -100 & -50 & 100 \end{bmatrix}$$

$$(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y = \frac{1}{700} \begin{bmatrix} 180 & 260 & 240 & 120 & -100 \\ -340 & 30 & 200 & 170 & -60 \\ 100 & -50 & -100 & -50 & 100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -2 \\ 2 \\ 4 \\ 4 \\ 2 \end{bmatrix} = \frac{1}{700} \begin{bmatrix} 1400 \\ 2100 \\ -700 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow a_0 = 2 \quad a_1 = 3 \quad a_2 = -1$$

ج. ب. ج. قلب! با افزایش α تغییر در وزن برای A حاصل می شود

1. خیر در مواقعی که α خیلی بزرگ باشد الگوریتم ناپایدار می شود

2. خیر تعداد تکرارهای مورد نیاز برای به حداقل رساندن تابع هزینه P بستگی دارد اگر ضرایب اولیه دقیق تر باشند همگرایی سریع اتفاق می افتد!

3. با افتادن ضریب ضریب ضریب R مقاوم تر است زیرا از آنبای که ضرایب و تکراری کند توانایی اصلاح ضرایب را دارد

a2 = -1.000

a1 = 3.0000

a0 = 2.0000

(الف)

$f_x \gg$

a2 = -0.9994

a1 = 2.9986

a0 = 1.9991

>>

(ب)

$$\alpha = 1$$

$$a_2 = -0.9387$$

$$a_1 = 2.8678$$

$$a_0 = 1.9101$$

(ج)

با افزایش α به جواب
نهایی نزدیک تر میشود

$$\alpha = 2$$

$$a_2 = -0.9936$$

$$a_1 = 2.9862$$

$$a_0 = 1.9906$$

$$\alpha = 5$$

$$a_2 = -1.0000$$

$$a_1 = 3.0000$$

$$a_0 = 2.0000$$

-2

الف)

صحت یعنی جقدر مقدار اندازه گیری شده به مقدار واقعی نزدیک است. صحت این سنسور در آزمایشی اول که تکرار پذیری سنسور را بررسی می کنند ثبت شده است اما در آزمایشی دوم که به بررسی تأثیر پذیری سنسور می پردازد نتوان قابل قبول نیست و برای استفاده در کاربردهای پزشکی نیاز به اقداماتی برای افزایش صحت سنسور داریم!

ب)

در آزمایشی اول سنسور دقت نسبتاً خوبی دارد به دلیل اینکه داده های خام به داده های فیزیکی دارند و به هم نزدیک هستند. اما برخلاف آزمایشی اول در آزمایشی دوم دقت اندازه گیری چندان جالب نیست و پراکندگی داده ها قابل ملاحظه است!

ج)

آزمایشی اول که در یک محیط بیابان چینی با وسایلی انجام شده است. بیانگر تکرار پذیری سنسور است و آزمایشی دوم که در محیط مختلف انجام شده تأثیر پذیری را نشان می دهد. برای اطمینان از عملکرد باید یک سنسور باید بیشتر تأثیر پذیری آن مورد اهمیت باشد. بدین دلیل که در محیط بیابان امکان ندارد در یک روز فشار خون یک بیمار را ۵۰ بار اندازه گیریم ولی در روزهای مختلف و شرایط مختلف فشار خون افراد را به اندازه های گوناگون

د)

از آنجایی که در تست قبل بدین نتیجه رسیدیم که تأثیر پذیری هم تراز تکرار پذیری است اگر تراز باشد یکی از این ویژگی ها را بصورت هم آن ویژگی صحت اندازه گیری سنسور در حالت تأثیر پذیری است از آن کارهایی که می توان برآورد صحت سنسور نام برد اضافه کردن یک offset به آن و یا انجام کالیبراسیون بهتر است که در این مورد خاص اضافه کردن offset خیلی کار بررسی نخواهد بود در صورتی که کالیبراسیون بهتر می توانیم صحت سنسور را بهتر کنیم!

-3 الف) مثلاً!

ب) با استفاده از Ptoed منحنی Fit می کنیم

$$Y_{increasing} = 0,045X + 0,11$$

$$Y_{decreasing} = 0,045X - 0,5$$

ج) با توجه به منحنی های Fit شده

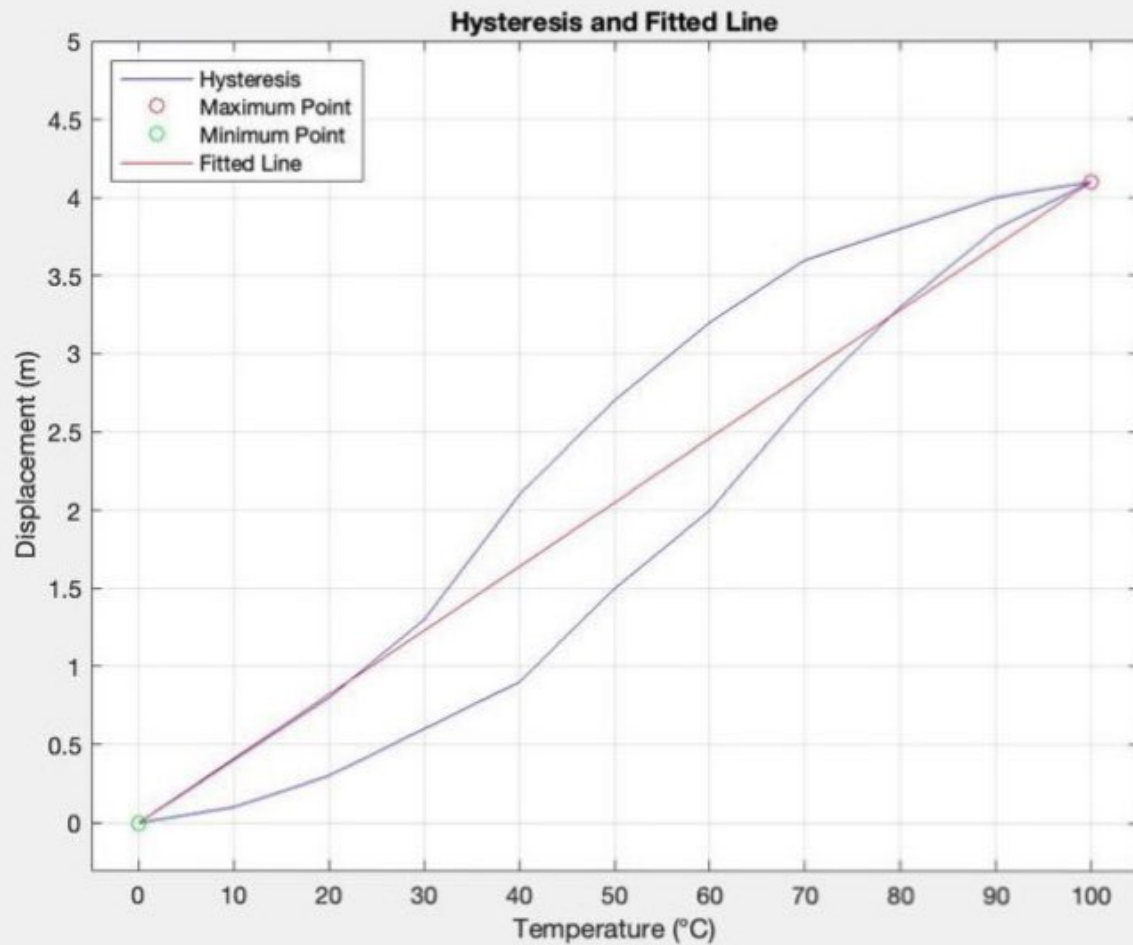
$$\text{sensitivity drift} = \Delta p = 0,45 - 0,45 = 0$$

و ضرایب بدست آمده

$$\text{Zero drift} = \Delta p_0 = 0,11 - (-0,5) = 0,61$$

و Zero drift را حساب می کنیم

ZHEER

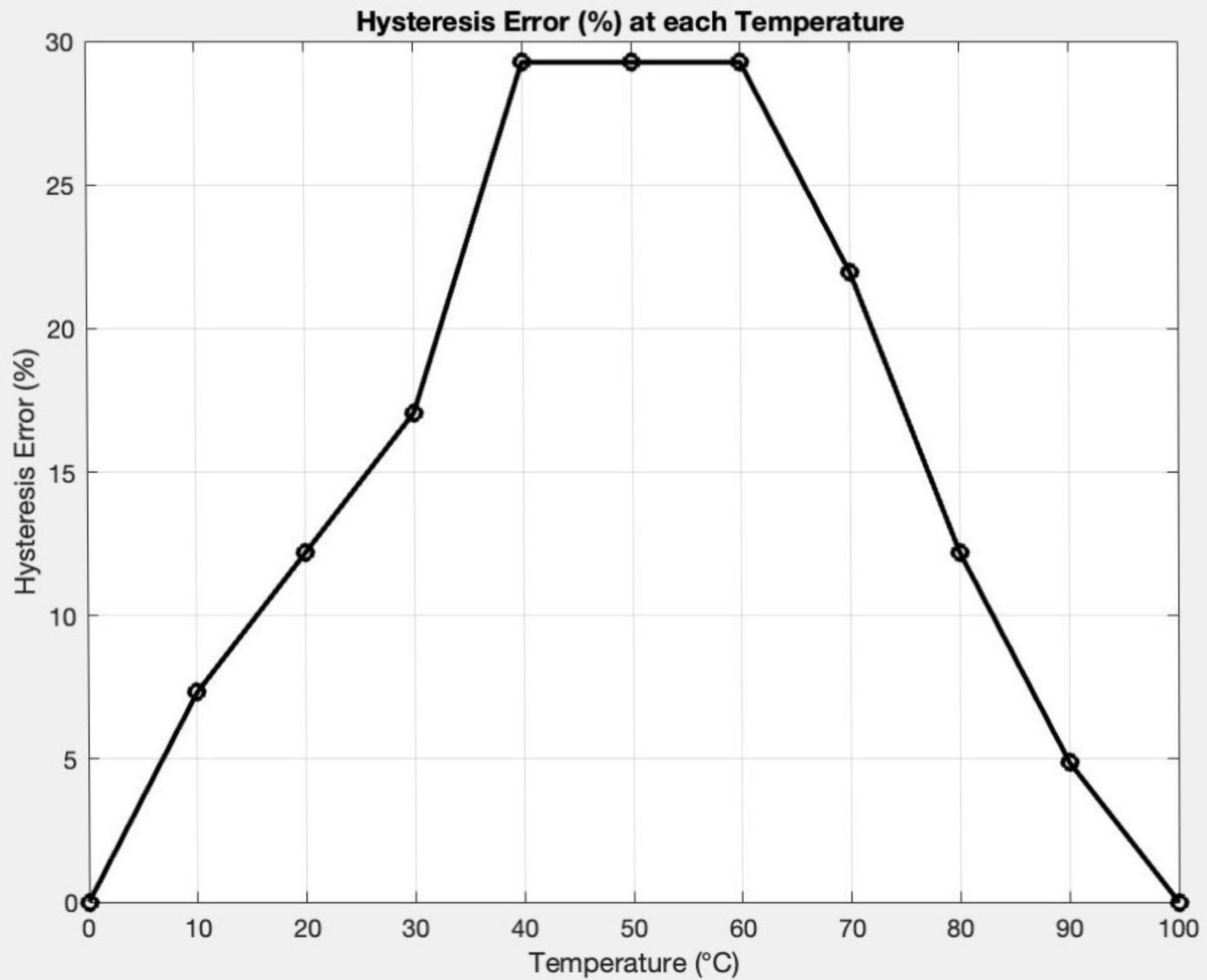


Workspace

Maximum output hysteresis: %FS
18.0488

Maximum input hysteresis: %FS
20

f_x >>



Open

Save

Duplicate

Select Data

Exclusion Rules

Validation Data

Polynomial

Exponential

Fourier

Gaussian

Update Fit

Auto

Manual

Fit

Fit Plot

Residuals Plot

Contour Plot

Prediction Bounds

None

Export

FILE

DATA

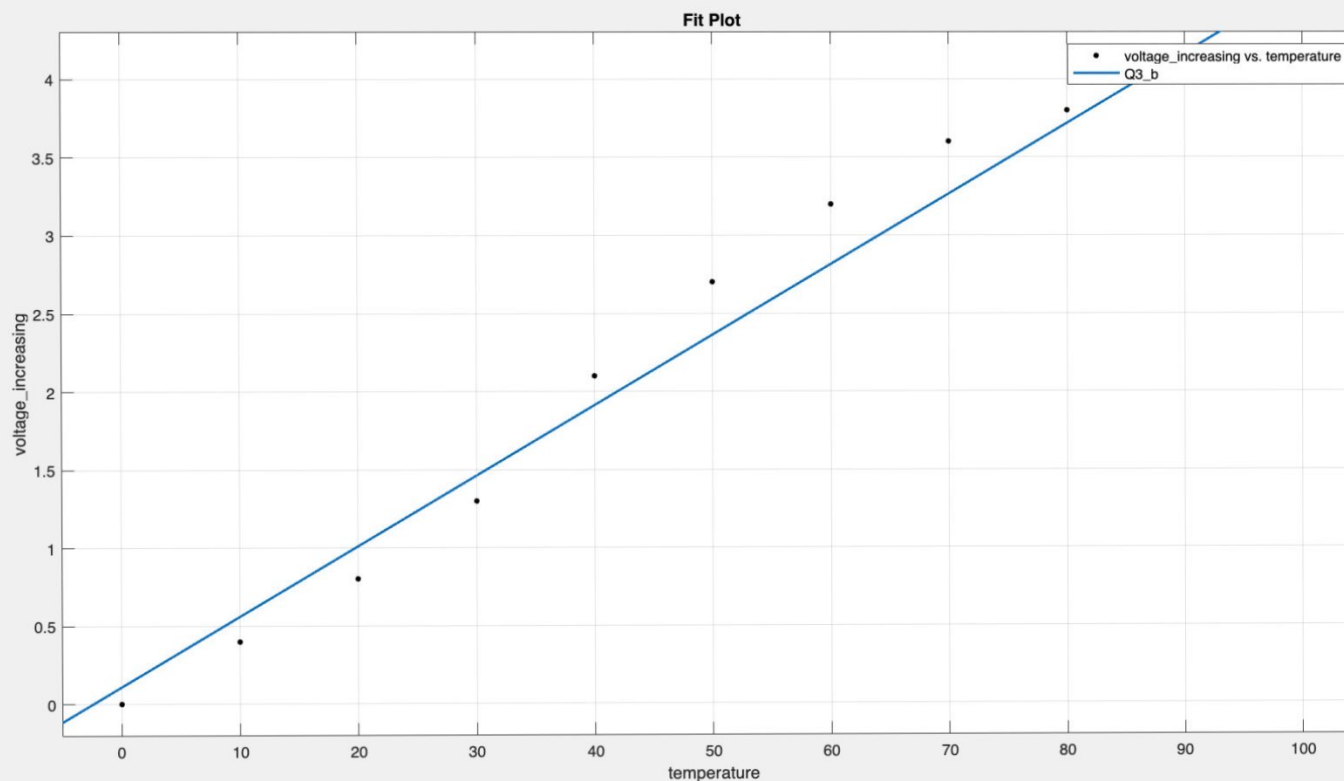
FIT TYPE

FIT

VISUALIZATION

EXPORT

Q3_b x Q3_b2 x



Fit Options

Polynomial

Degree 1

Robust Off

Center and scale ☐

Advanced Options

[Read about fit options](#)

Results

Fit name: Q3_b

Linear model Poly1:

 $f(x) = p1 \cdot x + p2$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p1 = 0.04509 (0.03858, 0.0516)

p2 = 0.1091 (-0.2762, 0.4943)

Goodness of fit:

SSE: 0.8204

R-square: 0.9646

Adjusted R-square: 0.9607

RMSE: 0.3019

Table Of Fits

	Fit name	Data	Fit type	R-square	SSE	DFE	Adj R-sq	RMSE	# Coeff	Validation Data	Validation S...	Validation RMSE
✓	Q3_b	voltage...	poly1	0.96462	0.82036	9	0.96069	0.30191	2			
✓	Q3_b2	voltage...	poly1	0.96872	0.72218	9	0.96524	0.28327	2			

New

Open

Save

Duplicate

FILE

Select Data

Exclusion Rules

Validation Data

DATA

Polynomial

Exponential

Fourier

Gaussian

FIT TYPE

Update Fit

Auto

Manual

FIT

Fit Plot

Residuals Plot

Contour Plot

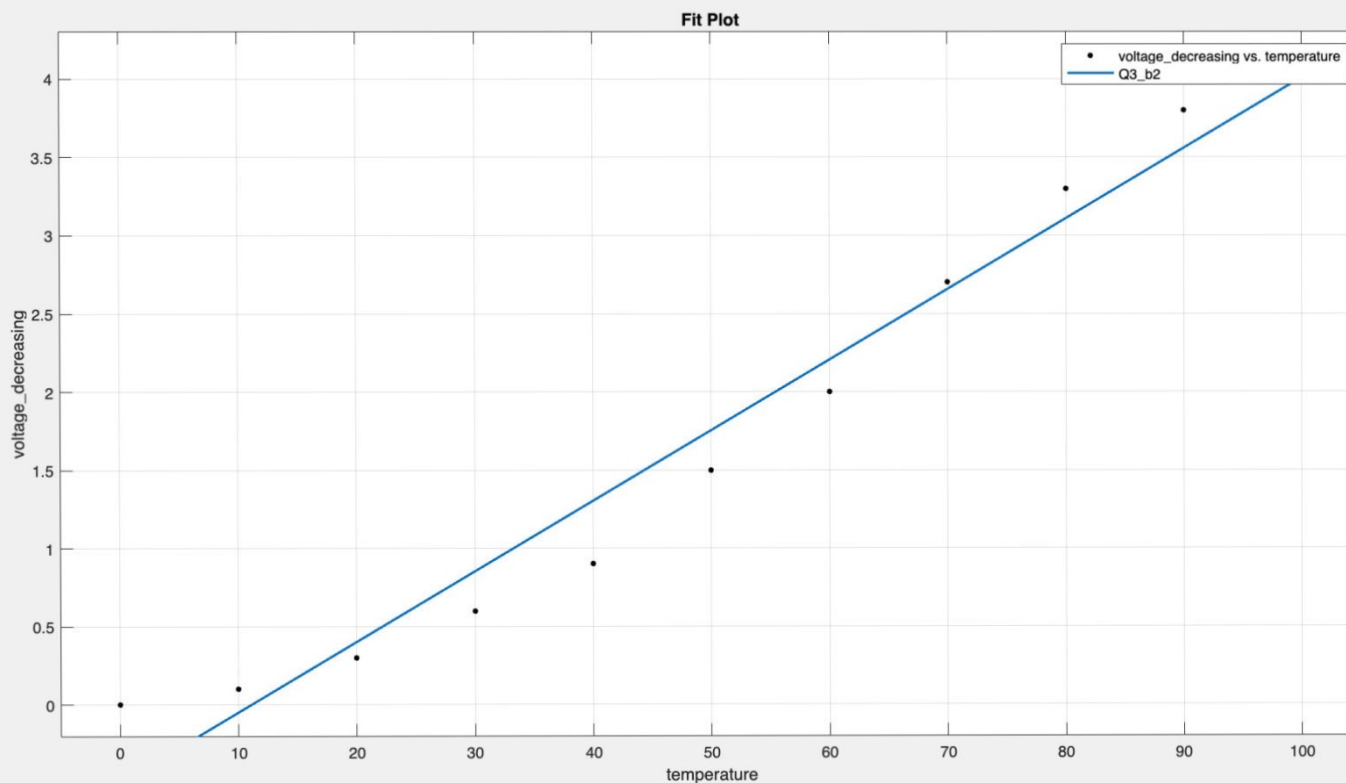
Prediction Bounds: None

VISUALIZATION

Export

EXPORT

Q3_b x Q3_b2 x



Fit Options

Polynomial

Degree: 1

Robust: Off

Center and scale: ☐

Advanced Options

[Read about fit options](#)

Results

Fit name: Q3_b2

Linear model Poly1:

 $f(x) = p1 \cdot x + p2$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p1 = 0.04509 (0.03898, 0.0512)

p2 = -0.5 (-0.8615, -0.1385)

Goodness of fit:

SSE: 0.7222

R-square: 0.9687

Adjusted R-square: 0.9652

RMSE: 0.2833

Table Of Fits

	Fit name	Data	Fit type	R-square	SSE	DFE	Adj R-sq	RMSE	# Coeff	Validation Data	Validation S...	Validation RMSE
✓	Q3_b	voltage...	poly1	0.96462	0.82036	9	0.96069	0.30191	2			
✓	Q3_b2	voltage...	poly1	0.96872	0.72218	9	0.96524	0.28327	2			

$$G_p = \frac{K_p}{(\tau s + 1)^2} \quad Y(s) = G_p(s) U(s) \quad \int^{-1} \frac{1}{(as+1)^2} = \frac{t}{a^2} e^{-t/a} \quad 4$$

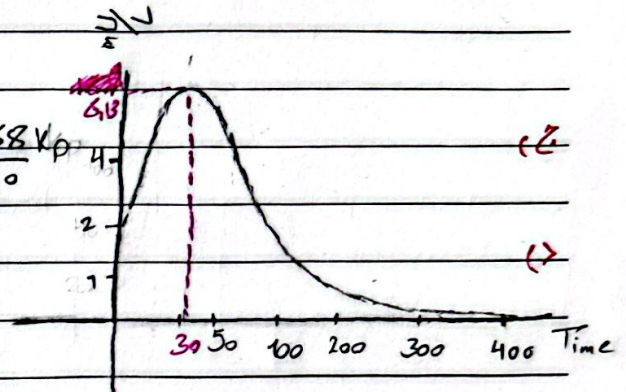
$$Y(s) = \frac{10 K_p P}{(\tau s + 1)^2} \Rightarrow y(t) = \frac{10 K_p P}{\tau^2} t e^{-\frac{t}{\tau}} \quad \text{الف}$$

$$\frac{dy}{dt} = \frac{K_p P}{\tau^2} \left(e^{-\frac{t}{\tau}} - \frac{t}{\tau} e^{-\frac{t}{\tau}} \right) = \frac{K_p P}{\tau^2} e^{-\frac{t}{\tau}} \left(1 - \frac{t}{\tau} \right) \quad \text{ب}$$

$$\frac{dy}{dt} = 0 \Rightarrow 1 - \frac{t}{\tau} = 0 \Rightarrow t = \tau_{\text{max}} \quad \text{ج}$$

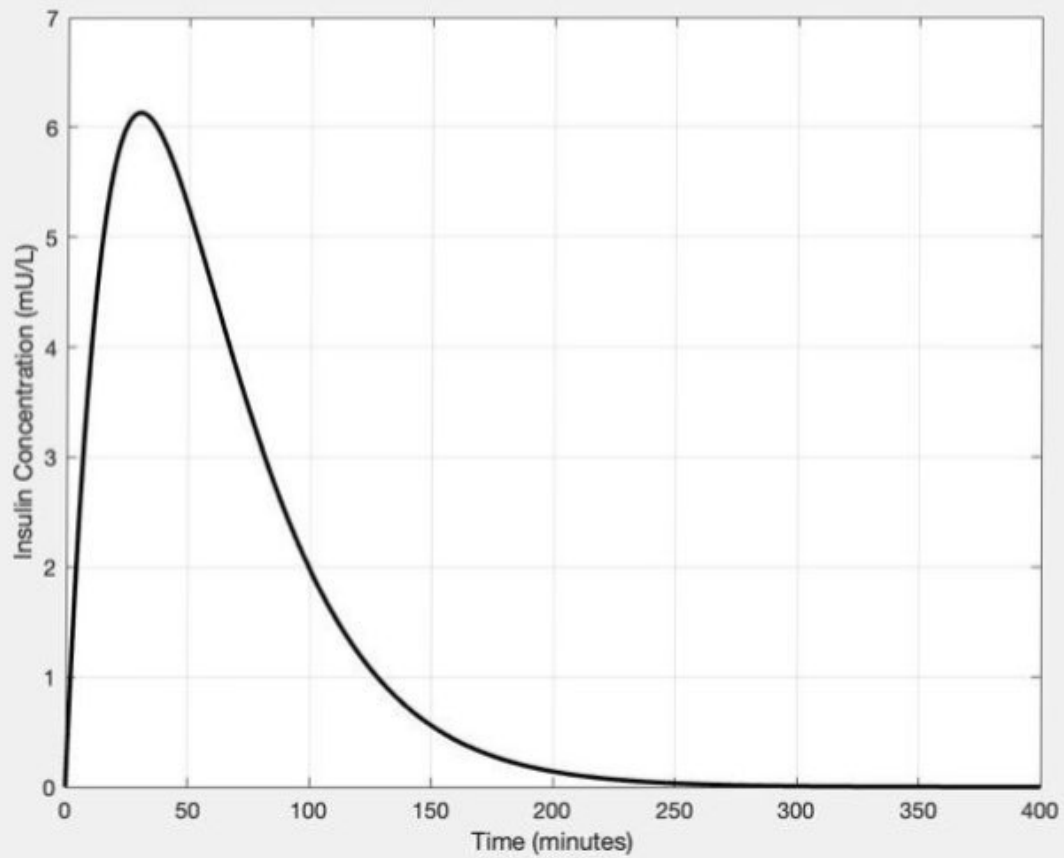
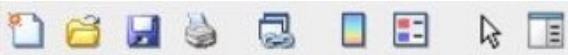
$$y_{\text{max}} = \frac{K_p P}{\tau^2} \tau e^{-\frac{\tau}{\tau}} = K_p P e^{-1} = \frac{3.68 K_p}{30} \quad \text{د}$$

$$t_{\text{max}} = \tau = 30 \text{ min}$$



$$y_{\text{max}} = \frac{3.68 K_p}{30} = \frac{3.68 \times 50}{30} = 6.13 \frac{\text{mV}}{\text{L}} \quad \text{ه}$$

وفا ب!



Workspace

Command Window

Maximum plasma insulin concentration: 6.1313 mU/L
Time of maximum concentration: 30.0300 minutes

f_x >>

