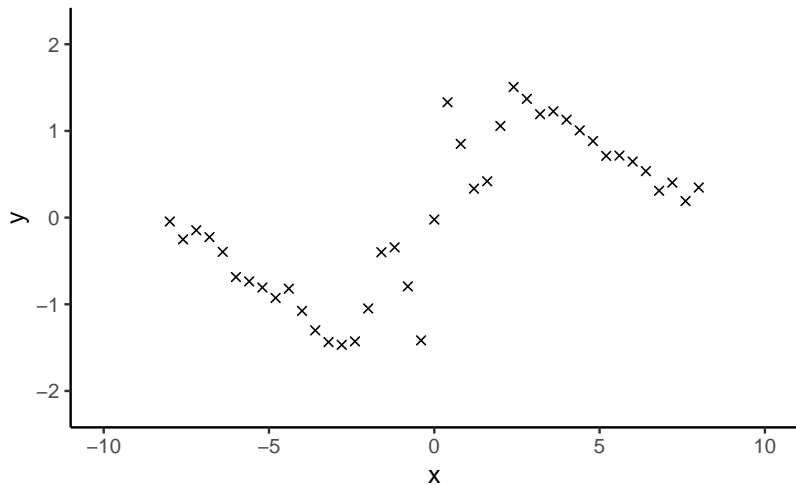


Gaussian Processes

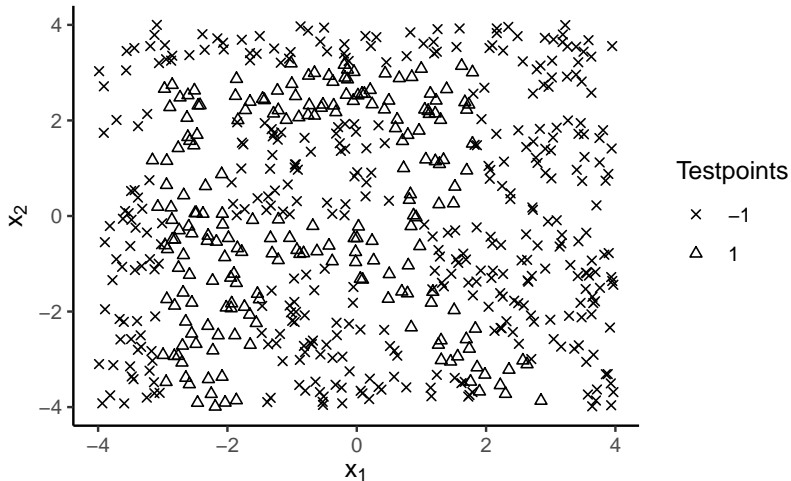
Budjan, Haas, Klumpp, Reitze

Datum: 22. Februar 2019

Regression und Klassifikation



Regression und Klassifikation



Einführung zu Gaußschen Prozessen

- ▶ Stochastischer Prozess: $f : \Omega \times X \rightarrow Z$, $(\omega, x) \mapsto f_x(\omega)$ wobei $f_x(\omega)$ messbar in ω für alle $x \in X$.

Einführung zu Gaußschen Prozessen

- ▶ Stochastischer Prozess: $f : \Omega \times X \rightarrow Z, (\omega, x) \mapsto f_x(\omega)$ wobei $f_x(\omega)$ messbar in ω für alle $x \in X$.
- ▶ Anschaulich: Stochastischer Prozess ist Zufallsvariable mit Werten f_x in Funktionenraum

Einführung zu Gaußschen Prozessen

- ▶ Stochastischer Prozess: $f : \Omega \times X \rightarrow Z$, $(\omega, x) \mapsto f_x(\omega)$ wobei $f_x(\omega)$ messbar in ω für alle $x \in X$.
- ▶ Anschaulich: Stochastischer Prozess ist Zufallsvariable mit Werten f_x in Funktionenraum
- ▶ Ein Gaußscher Prozess ist ein stochastischer Prozess $(f_x)_{x \in X}$ wobei für jede endliche Teilmenge $Y \subset X$, $(f_x)_{x \in Y}$ multivariat normal verteilt ist.

Einführung zu Gaußschen Prozessen

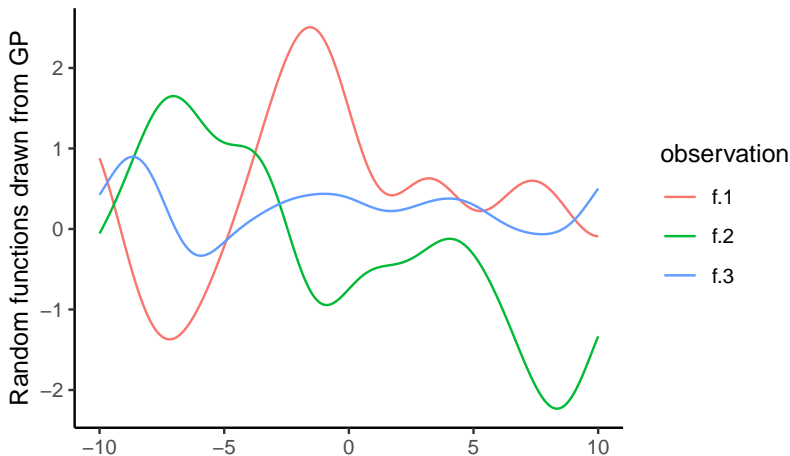
- ▶ Stochastischer Prozess: $f : \Omega \times X \rightarrow Z$, $(\omega, x) \mapsto f_x(\omega)$ wobei $f_x(\omega)$ messbar in ω für alle $x \in X$.
- ▶ Anschaulich: Stochastischer Prozess ist Zufallsvariable mit Werten f_x in Funktionenraum
- ▶ Ein Gaußscher Prozess ist ein stochastischer Prozess $(f_x)_{x \in X}$ wobei für jede endliche Teilmenge $Y \subset X$, $(f_x)_{x \in Y}$ multivariat normal verteilt ist.
- ▶ Wird charakterisiert durch $m(x) = \mathbb{E}(f(x))$ und $k(x, x') = \text{Cov}(f(x), f(x'))$

Einführung zu Gaußschen Prozessen

Im Folgenden: $X = \mathbb{R}^d$ und $m(x) = 0$

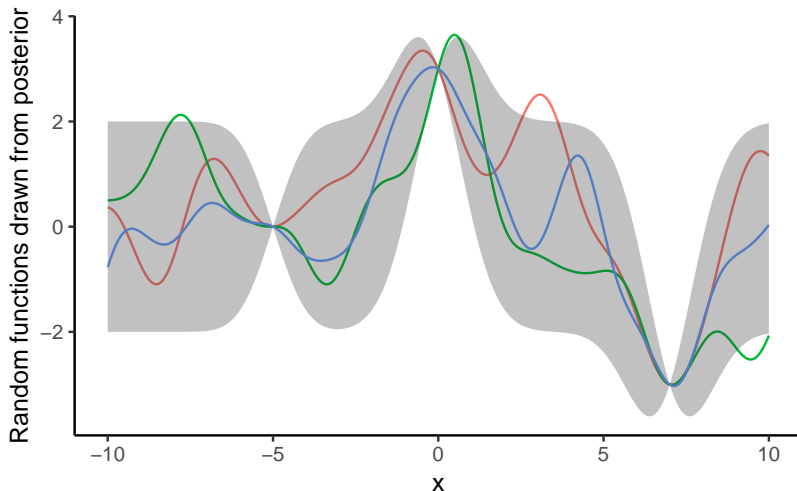
Beispiel für k : $k(x, y) = \exp\left(-\frac{(x-y)^2}{2\ell}\right)$

3 Beobachtungen eines Gausschen Prozess' mit dieser Covarianzfunktion ($\ell = 1$)



Einführung zu Gaußschen Prozessen

3 Beobachtungen eines Gaußschen Prozess' mit dieser Covarianzfunktion ($l = 1$), bedingt auf die Datenpunkte $(-5,0)$, $(0,3)$, $(7, -3)$



Theorie zu Regression

Gemeinsame Verteilung für Datenpunkte $(X, f(X))$ und Testpunkte:

$$\begin{pmatrix} f(X) \\ f(X_*) \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left(0, \begin{pmatrix} K(X, X) & K(X, X_*) \\ K(X_*, X) & K(X_*, X_*) \end{pmatrix} \right)$$

$$K(X, X)_{i,j} = k(X_i, X_j)$$

Bedingte Verteilung:

$$f(X_*) | f(X), X, X_* \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$$

$$\mu = K(X, X_*) K(X, X)^{-1} f(X)$$

$$\Sigma = K(X_*, X_*) - K(X_*, X) K(X, X)^{-1} K(X, X_*)$$

predict Algorithmus

Annahme:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i, \varepsilon_i \stackrel{\text{iid}}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$$

Inputs: X (inputs), y (targets), σ_n^2 (noise),
 K (covariance function), X_* (test input)

1 $L = \text{cholesky}(K(X, X) + \sigma_n^2 I)$

2 $\alpha = \text{solve}(L^\top, \text{solve}(L, y))$

3 $\bar{f}(X_*) = K(X, X_*)^\top \cdot \alpha$

4 $v = \text{solve}(L, K(X, X_*))$

5 $\bar{V}(\bar{f}(X_*)) = K(X_*, X_*) - v^\top v$

return: $\bar{f}(X_*)$, $\bar{V}(\bar{f}(X_*))$

predict Algorithmus

Annahme:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i, \varepsilon_i \stackrel{\text{iid}}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$$

Inputs: X (inputs), y (targets), σ_n^2 (noise),
 K (covariance function), X_* (test input)

1 $L = \text{cholesky}(K(X, X) + \sigma_n^2 I)$

2 $\alpha = \text{solve}(L^\top, \text{solve}(L, y))$

3 $\bar{f}(X_*) = K(X, X_*)^\top \cdot \alpha$

4 $v = \text{solve}(L, K(X, X_*))$

5 $\bar{V}(\bar{f}(X_*)) = K(X_*, X_*) - v^\top v$

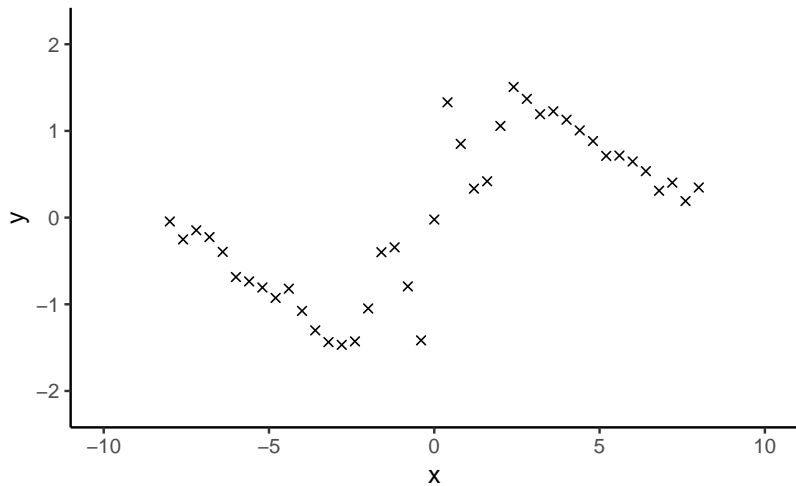
return: $\bar{f}(X_*)$, $\bar{V}(\bar{f}(X_*))$

GPR

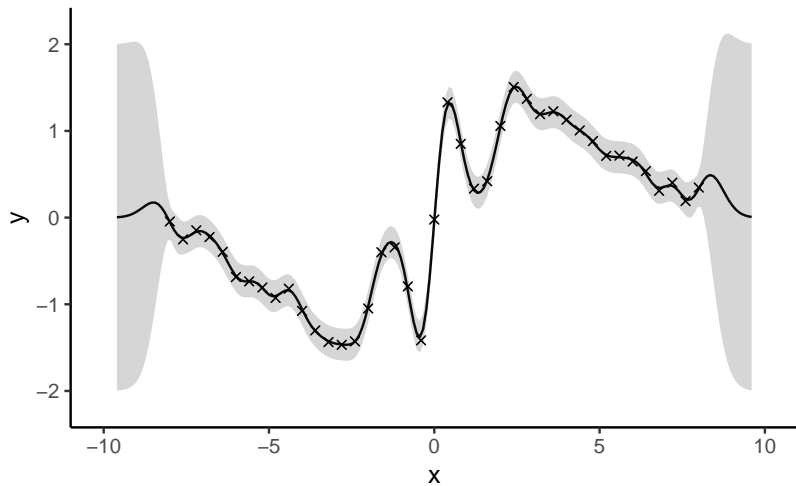
```
GPR$new(X, y, noise, cov_func)
```

- ▶ R6 Klasse
- ▶ Methoden
 - ▶ `$predict`
 - ▶ `$plot`
 - ▶ `$plot_posterior_draws`
 - ▶ `$plot_posterior_variance`
- ▶ Unterklassen für häufig auftretende Kovarianzfunktionen, die lediglich Parametereingabe erfordern

Regression



Regression



Optimierung der Hyperparameter

Suchen Kovarianzfunktion, die beobachtete Daten am besten erklärt

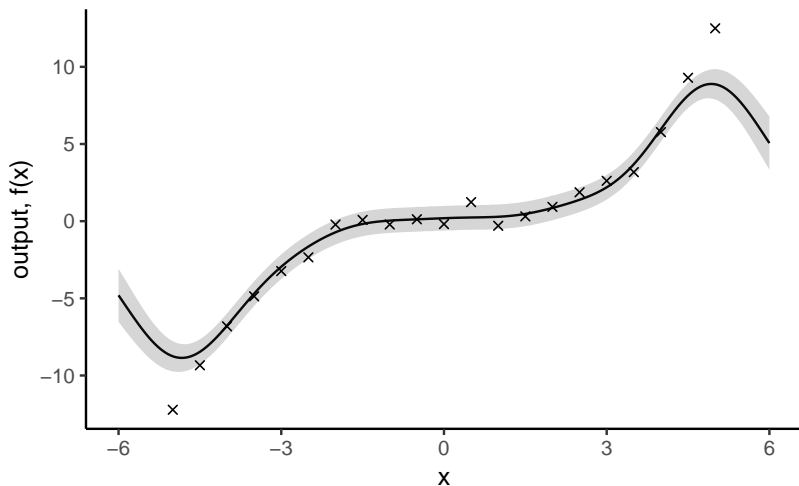
Methode: Maximiere Log-Likelihood der beobachteten Daten nach der Kovarianzfunktion k

fit()

```
fit(X, y, noise, cov_names)
```

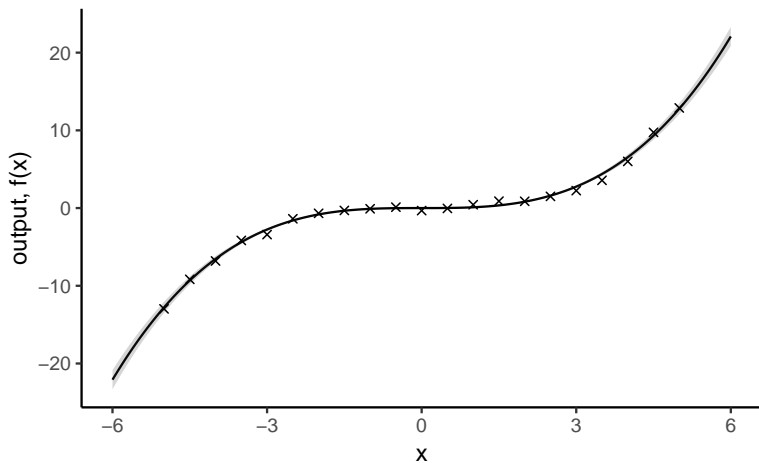
- ▶ Gibt die beste Kovarianzfunktion mit optimalen Parametern zurück
- ▶ Nutzen Newton-Methode, `optim()`
- ▶ Error handling bei numerischen Problemen der Cholesky Zerlegung

Gewählte Kovarianzfunktion



The chosen covariance function is sqrexp

Optimierte Kovarianzfunktion



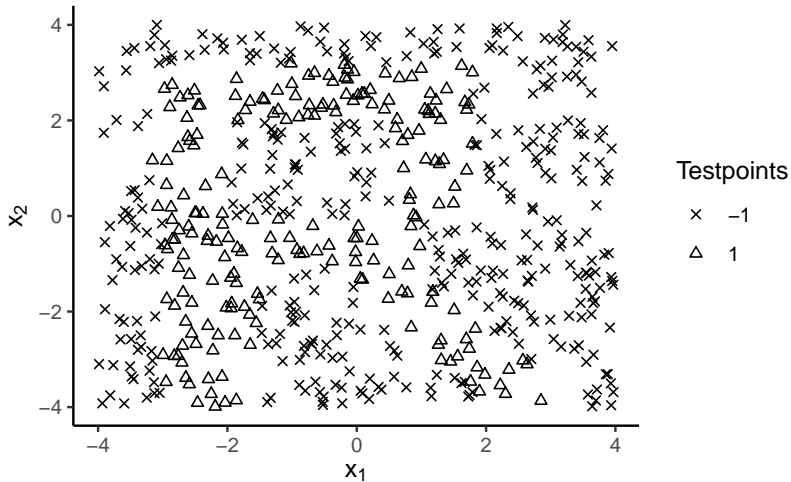
The optimal covariance function is polynomial

GP Classification

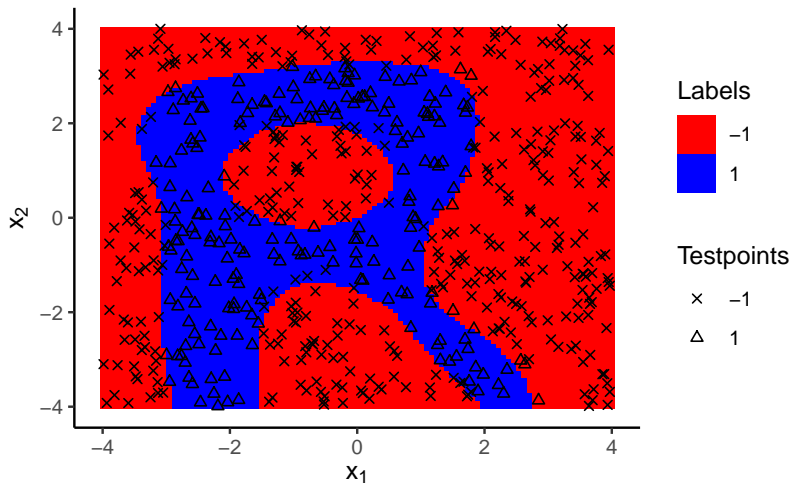
```
GPC$new(X, y, cov_fun, epsilon)
```

- ▶ R6 Klasse
- ▶ Methoden `$predict_class`, `$plot`
- ▶ Effizienz durch Vektorisierung

Klassifikation



Klassifikation

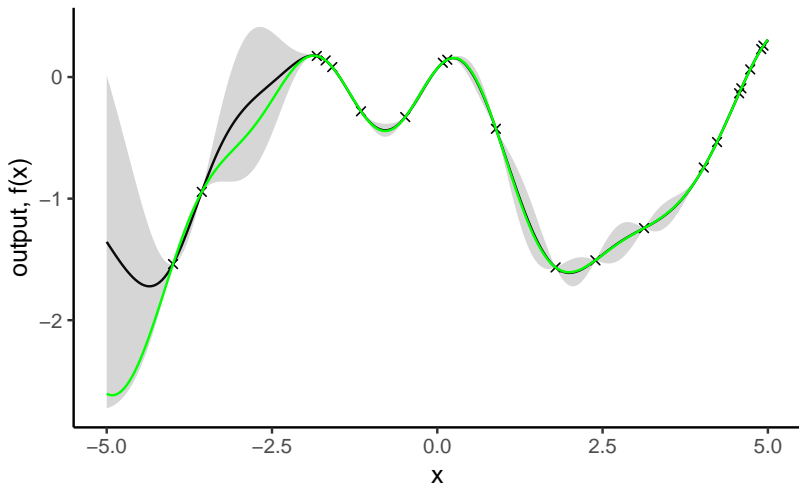


Simulation

Framework, um Qualität von GP Methoden für verschiedene Daten zu testen

- ▶ `simulate_classification(func, limits, training_size)`
- ▶ `simulate_regression(func, limits, training_size)`
- ▶ `simulate_regression_gp(actual_cov, limits, training_size)`

Simulation Beispiel



Shiny App