Universität Salzburg Florian Graf

## Machine Learning

Übungsblatt 2 20 Punkte

## Aufgabe 1. Univariate Normalverteilung

11 P.

Es sei  $X \sim \mathcal{N}(0,1)$  eine standard normalverteilte Zufallsvariable, d.h., X hat die Wahrscheinlichkeitsdichte  $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{x^2}{2})$  wobei  $x \in \mathbb{R}$ .

- (a) Zeichnen Sie den Funktionsgraphen der Wahrscheinlichkeitsdichte handschriftlich in ein Koordinatensystem ein und beschreiben Sie seine Form.
- (b) Berechnen Sie den Erwartungswert von X.
- (c) Berechnen Sie die Varianz von X.

Hinweis. Der Erwartungswert einer Zufallsvariable  $\phi(X)$  ist gegeben durch  $\int_{-\infty}^{\infty} \phi(x) f(x) dx$ . Um  $\mathbb{E}[X^2]$  zu bestimmen, integrieren Sie beide Seiten der Gleichung  $\frac{d(xf(x))}{dx} = f(x) + x \frac{df(x)}{dx}$ 

Wir schreiben  $Y \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  falls  $Y = \sigma X + \mu$  wobei  $\mu \in \mathbb{R}$ ,  $\sigma > 0$  und  $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .

- (d) Bestimmen Sie den Erwartungswert und die Varianz von Y.
- (e) Bestimmen Sie die Wahrscheinlichkeitsdichte von Y, d.h., finden Sie eine Funktion g, so dass für alle  $t \in \mathbb{R}$  gilt  $\mathbb{P}[Y < t] = \int_{-\infty}^{t} g(y) dy$ .

Hinweis: Drücken Sie die Wahrscheinlichkeit  $\mathbb{P}[Y < t]$  zunächst durch die Wahrscheinlichkeitsdichte f der Zufallsvariable X aus. Transformieren Sie dieses Integral dann durch eine Variablensubstitution.

(f) Mithilfe numerischer Integration von f(x) lässt sich  $\mathbb{P}[X < 1] \approx 0.841$  und  $\mathbb{P}[X < 2] \approx 0.977$  berechnen. Verwenden Sie diese Werte um  $\mathbb{P}[Y \in (\mu - \sigma, \mu + \sigma)]$  und  $\mathbb{P}[Y \in (\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)]$  zu bestimmen.

## Aufgabe 2. Unabhängigkeit

4 P.

Zwei diskrete Zufallsvariablen X, Y mit jeweiliger Wertemenge  $\mathcal{X}$  und  $\mathcal{Y}$  heißen unabhängig falls für alle  $x \in \mathcal{X}$  und  $y \in \mathcal{Y}$  gilt, dass  $\mathbb{P}[X = x \text{ und } Y = y] = \mathbb{P}[X = x]\mathbb{P}[Y = y]$ .

- (a) Interpretieren Sie die Definition und geben Sie jeweils ein Beispiel für unabhängige und abhängige (=nicht unabhängige) Zufallsvariablen an.
- (b) Wie würden Sie die Definition der Unabhängigkeit auf stetige (reellwertige) Zufallsvariablen erweitern (informell)?

Die Kovarianz zweier Zufallsvariablen ist definiert als  $Cov(X,Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])]$  und (X,Y) heißen unkorreliert falls Cov(X,Y) = 0.

(c) Zeigen Sie dass unabhängige Zufallsvariablen auch unkorreliert sind. Sind unkorrellierte Zufallsvariablen immer auch unabhängig?

Die d-dimensionale standard Normalverteilung  $\mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{1})$  ist die Wahrscheinlichkeitsverteilung für Zufallsvektoren  $\mathbf{X} = (X_1, \dots X_d)$ , wobei alle Komponenten voneinander unabhängig sind und einer eindimensionalen standard Normalverteilung folgen, d.h.,  $X_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .

(a) Bestimmen Sie den Erwartungswert 
$$\mathbb{E}[\mathbf{X}] = \begin{pmatrix} \mathbb{E}[X_1] \\ \vdots \\ \mathbb{E}[X_d] \end{pmatrix}$$
.

(b) Bestimmen Sie  $\mathbb{E}[(\mathbf{X} - \mathbb{E}[\mathbf{X}])(\mathbf{X} - \mathbb{E}[\mathbf{X}])^{\top}]$  (Matrix) und erklären Sie, wieso diese Matrix die Kovarianzmatrix von  $\mathbf{X}$  genannt wird.

Ähnlich zum eindimensionalen Fall schreiben wir  $\mathbf{Y} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  falls  $(Y_1, \dots, Y_d) = \mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \boldsymbol{\mu}$  mit  $\mathbf{A}\mathbf{A}^{\top} = \boldsymbol{\Sigma}$  und  $(X_1, \dots, X_k) = \mathbf{X} = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{1})$ . Hierbei ist  $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_d) \in \mathbb{R}^d$  ein Vektor und  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{d \times k}$  eine Matrix mit Einträgen  $a_{ij} \in \mathbb{R}$ .

(c) Zeigen Sie zunächst, dass für beliebige Zufallsvektoren  $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^k$ , Matrizen  $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{d \times k}$  und Vektoren  $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^d$  gilt, dass

$$\mathbb{E}[\mathbf{M}\mathbf{Z} + \mathbf{v}] = \mathbf{M}\mathbb{E}[\mathbf{Z}] + \mathbf{v} \ .$$

Hinweis: Betrachten Sie die Komponenten der Vektoren.

(d) Bestimmen Sie nun  $\mathbb{E}[\mathbf{Y}]$  und  $\mathbb{E}[(\mathbf{Y} - \mathbb{E}[\mathbf{Y}])(\mathbf{Y} - \mathbb{E}[\mathbf{Y}])^{\top}]$ .