

# Klausur über den Stoff der Lehrveranstaltung “Maschinelles Lernen 1 - Grundverfahren“ (60 Minuten)

Name:	Vorname:
Matrikelnummer:	Studiengang und Semester:
Bekanntgabe-Code: (wird für den Aushang der Ergebnisse verwendet)	

## Anmerkungen:

- Legen Sie Ihren Studierendenausweis gut sichtbar bereit.
- Tragen Sie Name, Vorname, Matrikelnummer und Bekanntgabe-Code deutlich lesbar ein und unterschreiben Sie das Klausurexemplar unten.
- Die folgenden 5 Aufgaben sind vollständig zu bearbeiten.
- Als Hilfsmittel ist nur ein nicht programmierbarer Taschenrechner zugelassen.
- Täuschungsversuche führen zum Ausschluss von der Klausur.
- Unleserliche oder mit Bleistift geschriebene Lösungen können von der Korrektur bzw. der Wertung ausgeschlossen werden.
- Beim Ausfüllen von Lücken gibt die Größe der Kästen keinen Aufschluss über die Länge des einzufügenden Inhaltes.
- Die Bearbeitungszeit beträgt 60 Minuten.

Ich bestätige, dass ich die Anmerkungen gelesen und mich von der Vollständigkeit dieses Klausurexemplars (Seite 1 - 12) überzeugt habe.

---

Unterschrift

## Nur für den Prüfer

Aufgabe	1	2	3	4	5	Gesamt
Punkte	11	13	13	10	13	60
Erreicht						

**Aufgabe 1****(11 Punkte)**

- (a) Für welche der folgenden Probleme bietet sich die Anwendung eines maschinellen Lernverfahrens an? Kreuzen Sie die richtigen Antworten an. \_\_\_\_\_ /1P)

Bestimmung des Bremsweges eines Fahrzeugs bei bekannter Dynamik	X
GO oder Backgammon spielen	X
Erkennung von Gesten in Bewegungssequenzen	X
Klassifizierung der Fibonacci-Zahlen	

*ausreichen*

- (b) Geben Sie 3 Einordnungskriterien von Lernverfahren an, sowie deren Abstufung bzw. Ausprägungen an. \_\_\_\_\_ /3P)

*Supervised learning : Examples with input and desired output data*

*Unsupervised learning : Examples contain only input data*

*Reinforcement learning : Experience from interaction with an environment and receiving reward*

- (c) Gegeben seien der Raum der Instanzen  $X$ , die Trainingsmenge  $D = \{x_1, \dots, x_n\} \in X$ , das Zielkonzept  $C$  sowie der Hypothesenraum  $H$ . Beschreiben Sie das Ziel eines induktiven Lernverfahrens. \_\_\_\_\_ /3P)

--

(d) Induktiver Bias

Definieren Sie den Begriff des induktiven Bias.

(\_\_\_\_/1P)

Set of assumptions or prior knowledge that a learning system incorporates to generalize from data.

Welche zwei Bias – Arten wurden in der Vorlesung vorgestellt?

(\_\_\_\_/1P)

Inductive Bias

Inherent Bias

Was für ein Bias liegt dem k-NN Verfahren zugrunde? Erläutern Sie kurz und prägnant Ihre Entscheidung.

(\_\_\_\_/2P)

Erläuterung:

## Aufgabe 2: Lernen von probabilistischen Modellen (13 Punkte)

- (a) Der folgende Datensatz beschreibt Beobachtungen des Status eines bestimmten Zuges an einem bestimmten Bahnhof gegeben der ebenfalls beobachteten Attribute:

$Tag (T) = \{Wochentag, Wochenende\}$ ,  $Wind (Wi) = \{Kein, Leicht, Stark\}$  und  $Wetter (We) = \{Sonnig, Regen, Nebel\}$ .

Tag (T)	Wind (Wi)	Wetter (We)	Status (S)
Wochentag	Kein	Sonnig	Pünktlich
Wochentag	Kein	Nebel	Pünktlich
Wochentag	Stark	Regen	Verspätet
Wochenende	Leicht	Regen	Pünktlich
Wochentag	Stark	Sonnig	Verspätet
Wochenende	Stark	Nebel	Verspätet
Wochenende	Kein	Sonnig	Pünktlich
Wochentag	Leicht	Regen	Verspätet
Wochenende	Leicht	Nebel	Pünktlich

Berechnen Sie folgende a-priori und bedingte Wahrscheinlichkeiten: (\_\_\_\_/2P)

$$P(S = \text{Pünktlich}) = \frac{5}{9}$$

$$P(S = \text{Verspätet}) = \frac{4}{9}$$

$$P(T = \text{Wochentag} | S = \text{Pünktlich}) = \frac{4}{5}$$

Heute ist ein Wochentag mit Nebel und Windstärke leicht. Ein naiver Bayes Klassifikator soll genutzt werden, um den Status des Zuges zu klassifizieren. Welches ist heute der wahrscheinlichste Status des Zuges? Begründen Sie Ihre Entscheidung formal. (\_\_\_\_/2P)

$$P(S = P) \cdot P(T = \text{Wochentag} | S = P) \cdot P(Wi = L | S = P) \cdot P(We = N | S = P) \\ = \frac{5}{9} \times \frac{2}{5} \times \frac{2}{5} \times \frac{1}{5} = \frac{8}{225} \approx 0.035$$

$$P(S = V) \cdot P(T = \text{Wochentag} | S = V) \cdot P(Wi = L | S = V) \cdot P(We = N | S = V) \\ = \frac{4}{9} \times \frac{3}{4} \times \frac{1}{4} \times \frac{1}{4} = \frac{1}{48} \approx 0.021 < 0.035$$

status = Pünktlich

Wie verändern sich  $P(S|T, Wi, We)$  und der Status, wenn der Wind stark ist? (\_\_\_\_/1P)

$$P(Wi = S | S = P) = 0 \quad P(Wi = S | S = V) = \frac{3}{4}$$

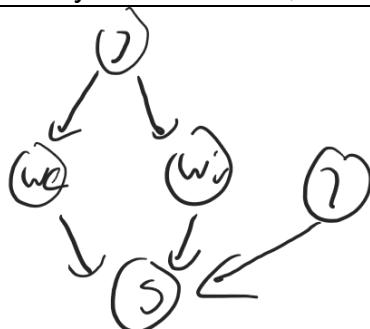
$$S = P \quad P(S|T, Wi, We) = 0 \quad S = V \quad P(S|T, Wi, We) \neq 0$$

(b) Gegeben das Szenario aus der vorherigen Teilaufgabe wird nun zusätzlich das Attribut Jahreszeit ( $J$ ) betrachtet. Folgende Abhängigkeiten zwischen den Attributen sind gegeben:

- Wetter ( $We$ ) und Wind ( $Wi$ ) sind abhängig von der Jahreszeit ( $J$ )
- Der Status ( $S$ ) ist abhängig von Wetter ( $We$ ), Wind ( $Wi$ ) und Tag ( $T$ )

Zeichnen Sie ein Bayes'sches Netz, welches das Szenario beschreibt.

(\_\_\_\_/2P)



(c) Was kann bei einem Bayes'schen Netz gelernt werden?

Mit welcher Methode erfolgt dies, wenn die Struktur bekannt ist und Variablen nur teilweise beobachtbar sind?

(\_\_\_\_/2P)

*Joint probability of observation*

*Gradient ascent expectation-maximization algorithm*

(d) Ein HMM (Hidden Markov Modell) ist definiert als:

$\lambda = \{S - \text{Zustände}, V - \text{Ausgabezeichen}, A - \text{Übergangswahrscheinlichkeiten}, B - \text{Emissionswahrscheinlichkeiten}, \Pi - \text{Verteilung Anfangswahrscheinlichkeiten}\}$ .

Beschreiben sie das Lernproblem (was ist gegeben, was gesucht)? Welcher Lernansatz kann dafür verwendet werden und welche Parameter werden dabei gelernt? (\_\_\_\_/4P)

**Aufgabe 3: Entscheidungsbäume****(13 Punkte)**

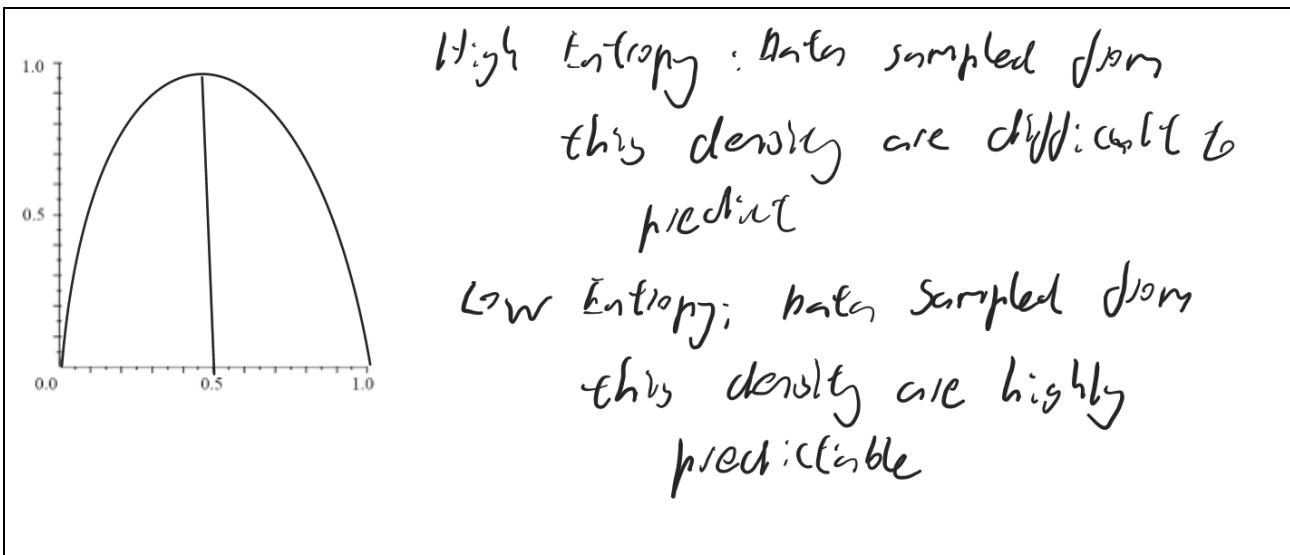
- (a) Vervollständigen Sie folgende Definition: \_\_\_\_\_/2P)

Ein Entscheidungsbaum ist ein , der sich durch folgende Strukturen auszeichnet:

- Jeder interne Knoten repräsentiert einen
- Jeder Zweig entspricht einem bestimmten
- Jedes Blatt entspricht einer

- (b) Skizzieren Sie den ID3-Algorithmus zum Aufbau eines Entscheidungsbäums in Pseudocode. \_\_\_\_\_/4P)

- (c) Die Entropie ist ein Maß zur Bestimmung der Homogenität einer gegebenen Menge
- $S$
- an Trainingsdaten. Sie ist definiert als
- $E(S) = \sum_i -p_i \cdot \log_2 p_i$
- , wobei
- $p_i$
- die Auftretts-wahrscheinlichkeit der Klasse
- $i$
- ist. Skizzieren Sie den Verlauf der Entropie für ein 2-Klassen-Problem. Erklären Sie kurz und prägnant den Zusammenhang. \_\_\_\_\_/3P)



- (d) Zu welchem Zweck wird die Entropie beim Aufbau von Entscheidungsbäumen verwendet? Geben Sie die Formel an und beschreiben Sie kurz und prägnant das verfolgte Optimierungsziel. ( \_\_\_ /2P)

To quickly sort data into their respective classes through the selection of appropriate attributes.

$$H(S) = \sum_i -p_i \log_2 p_i$$

- (e) Nennen Sie ein Problem von Entscheidungsbäumen sowie eine Technik dieses zu vermeiden. ( \_\_\_ /2P)

Overfitting  $\Rightarrow$  Pruning

**Aufgabe 4: Reinforcement Learning****(10 Punkte)**

- (a) Durch welches Modell lässt sich die Problemstellung beim Reinforcement Learning formal darstellen? (\_\_\_\_/1P)

Markov decision process

- (b) Welches Lernziel wird beim Reinforcement Learning verfolgt? (\_\_\_\_/1P)

Maximize the reward

- (c) Nachfolgend ist der (vereinfachte) Q-Learning Algorithmus lückenhaft dargestellt. Ergänzen sie die fehlenden Bestandteile in den dafür vorgesehenen Kästen. (\_\_\_\_/5P)

**Initialisiere**  $\forall s, \hat{Q}(s, a) = 0$

**Wähle Zustand**  $s$

**do forever:**

**wähle Aktion**  $a$  und führe aus

$r \leftarrow$  direkte Bewertung (reward)

**neuer Zustand**  $s'$

**Update**

$$\hat{Q}(s, a) \leftarrow \hat{Q}_1(s, a) + \gamma \max_{a' \in A} [Q_1(s', a') - \hat{Q}_1(s, a)]$$

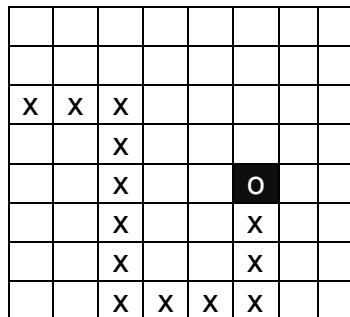
$$s \leftarrow s'$$

In welchem Wertebereich muss der Diskontinuierungsfaktor  $\gamma$  liegen, damit das Lernverfahren konvergiert?

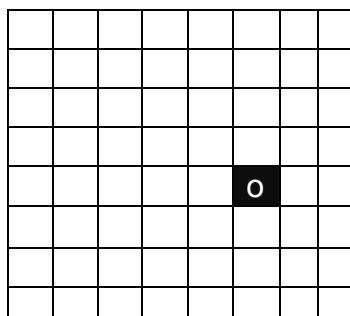
$\gamma < 1$

(d) SARSA - Algorithmus mit Eligibility Traces (     /3P)

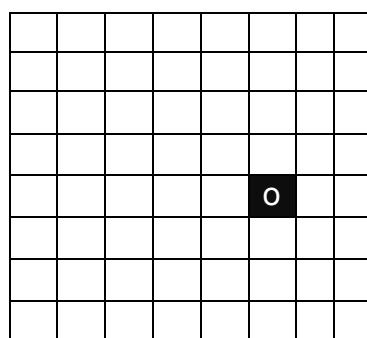
Mittels Reinforcement Learning soll ein Roboter einen optimalen Pfad zu einem Zielpunkt (schwarzes Feld markiert mit o) lernen. Nachfolgend ist ein vom Roboter durchfahrener Pfad dargestellt.



Zunächst wird ein Lernen nach dem Q-Learning Algorithmus durchgeführt. Markieren Sie alle Felder mit einem „x“, für welche im gegebenen Beispiel in einem Lernschritt die Werte der Q-Funktion angepasst werden.



Nun wird der SARSA Algorithmus mit Verantwortlichkeitsspuren (Eligibility Traces) verwendet. Markieren Sie nachfolgend alle Felder mit einem „x“, für welche im gegebenen Beispiel in einem Lernschritt die Werte der Q-Funktion angepasst werden.



Für welches Feld ist die Anpassung am geringsten? Kreisen Sie dieses Feld oben ein.

**Aufgabe 5: Lerntheorie****(13 Punkte)**

- (a) Beschreiben Sie in wenigen Worten folgende Probleme, die beim (überwachten, induktiven) Lernen auftreten können:

( /1 P)

Komplexitätsproblem:

Risk of a suboptimal solution

Repräsentationsproblem:

The learning method cannot provide a desired degree of approximation.

- (b) Geben Sie für das überwachte Lernen die formale Definition für den empirischen Fehler einer Hypothese über einem Datensatz an. Benennen Sie die Elemente der Formel.

( /2 P)

$$\hat{L}_b(h_\theta) = \mathbb{E}_{(x,y) \sim p} [\ell(h_\theta(x), y)] = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in D} \ell(h_\theta(x), y)$$

Loss function  $\ell(h_\theta(x), y)$  $\hat{p}$ : empirical distribution

- (c) Overfitting:

Nennen Sie die Definition zu **Overfitting oder** geben Sie die beschreibende formale Definition an.

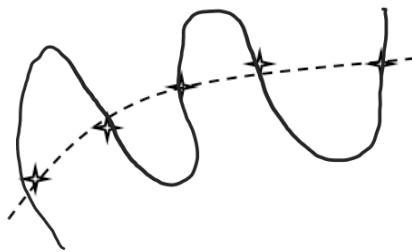
( /1 P)

$$\hat{L}_{b_1}(h) < \hat{L}_{b_1}(h') \wedge \hat{L}_{b_V}(h) \geq \hat{L}_{b_V}(h')$$

 $b_1$  - training batch $b_V$  - validation batch

Zeichnen Sie ein Beispiel für Overfitting in das skizzierte Regressionsproblem ein.

(Die gestrichelte Linie ist dabei die Zielfunktion, die Kreuze sind Lerndaten.) ( \_\_\_ /1P)



Nennen Sie eine Eigenschaft der Lerndaten, bei der Overfitting besonders problematisch wird. ( \_\_\_ /1P)

*System with high capacity*

- (d) Wie ist nach Vapnik ~~der reale Fehler beschränkt?~~ Geben Sie den formalen Zusammenhang an und erläutern Sie welche Bedingungen für die Lernmaschine gelten sollten, um den realen Lernerfolg zu verbessern. ( \_\_\_ /3P)

$$L(h_\theta) = E_{(x,y) \sim p} [l(h_\theta(x), y)] = \int l(h_\theta(x), y) d\pi(x, y)$$

*Approximate  $L(h_\theta) \rightarrow$  Empirical Risk Minimization*

- (e) Nennen Sie ein Verfahren aus der Vorlesung, dass das Lernprinzip der strukturellen Risikominimierung (SRM) anwendet.

Begründen Sie Ihre Entscheidung anhand der wesentlichen Aspekte der Hypothesenraumstrukturierung und der Fehlerminimierung. ( \_\_\_ /4P)

Meta-algorithm: minimize whole sum, not individual  
summands

Because calculation of VC-Principle is hard  
and not all models support  
the structure.

