

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	<input checked="" type="checkbox"/>
GO oder Backgammon spielen	<input checked="" type="checkbox"/>
Erkennung von Gesten in Bewegungssequenzen	<input checked="" type="checkbox"/>
Klassifizierung der Fibonacci-Zahlen	

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

① überwachtes Lernen:

gegeben: Eingabe x_i , Ausgabe y_i , Kostenfunktion.

gesucht: Zusammenhang zw. x_i und y_i .

② unüberwachtes Lernen:

gegeben: Eingabe x_i

gesucht: nützliche Muster / strukturelle Eigenschaften von x_i .

③ Reinforcement Learning:

gegeben: Agent, Belohnungsfunktion.

gesucht: Aktion, die Rendite maximieren

- (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)

Prozess des plausiblen Schließens

vom Speziellem zum Allgemeinen schließen:
ersieht sich hypothetisch.

„aus $D \subseteq X$ aus $\forall h \in H$, um die Zielfunktion C zu approximieren.“

(d) Induktiver Bias

Definieren Sie den Begriff des induktiven Bias.

(____/1P)

1. Abstand zw. unterschiedlichen Klassen maximieren
 2. Die einfache Hypothese ist präferiert als die komplexe. unter gleicher Minimierung
der Fehlerfunktion.
- ... (Vorzugsprinzip): Bestimmte Hypothesen werden über anderen Hypothesen
vorfariert.

Welche zwei Bias – Arten wurden in der Vorlesung vorgestellt?

(____/1P)

1. Bias als Parameter in NN.
2. Induktiver Bias

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

(____/2P)

Erläuterung: $k\text{-NN}$ Verfahren gehört zu NN . Bias als Parameter.
Denn das Bias ist Parameter in NN .

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)

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

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

$$P(T = \text{Wochentag} | S = \text{Pünktlich}) = \frac{2}{5}$$

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)

$$P(\text{Nebel} | S = \text{Pünktlich}) = \frac{2}{5}$$

$$P(Wi = \text{Leicht} | S = \text{Pünktlich}) = \frac{3}{5}$$

$$P(We = \text{Nebel} | S = \text{Verspätet}) = \frac{1}{4}$$

$$P(Wi = \text{Leicht} | S = \text{Verspätet}) = \frac{1}{4}$$

$$\begin{aligned} h &= \arg \max_{h_i \in H} P(h_i) \prod_{j \neq i} P(d_j | h_i) \\ &= \max \left(\frac{2}{5} \times \frac{3}{5} \times \frac{1}{4}, \frac{4}{9} \times \frac{2}{5} \times \frac{3}{4} \right) = \frac{4}{9} (\text{Pünktlich}) // \end{aligned}$$

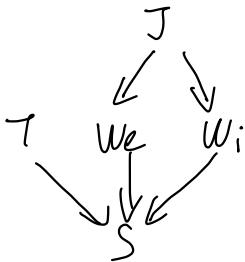
Wie verändern sich $P(S|T, Wi, We)$ und der Status, wenn der Wind stark ist? (____/1P)

$$P(S|T, Wi, We) \propto P(T|S) \cdot P(S|Wi, We)$$

: $P(S|T, Wi, We)$ verstärkt sich $P(T|S)$ - mal von $P(S|Wi, We)$.
Wahrscheinlichkeit des Status (Pünktlich) nimmt sich stark ab.

Bayes'sches Netz.

- (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)

bedingte Abhängigkeiten bzgl. Vermerken von (zufalls-)Variablen.

HMM-Methode. Training ansteig

- (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 Klassifizierungsmodell, der sich durch folgende Strukturen auszeichnet:

- Jeder interne Knoten repräsentiert einen Atribut
- Jeder Zweig entspricht einem bestimmten Atributwert.
- Jedes Blatt entspricht einer Klasse

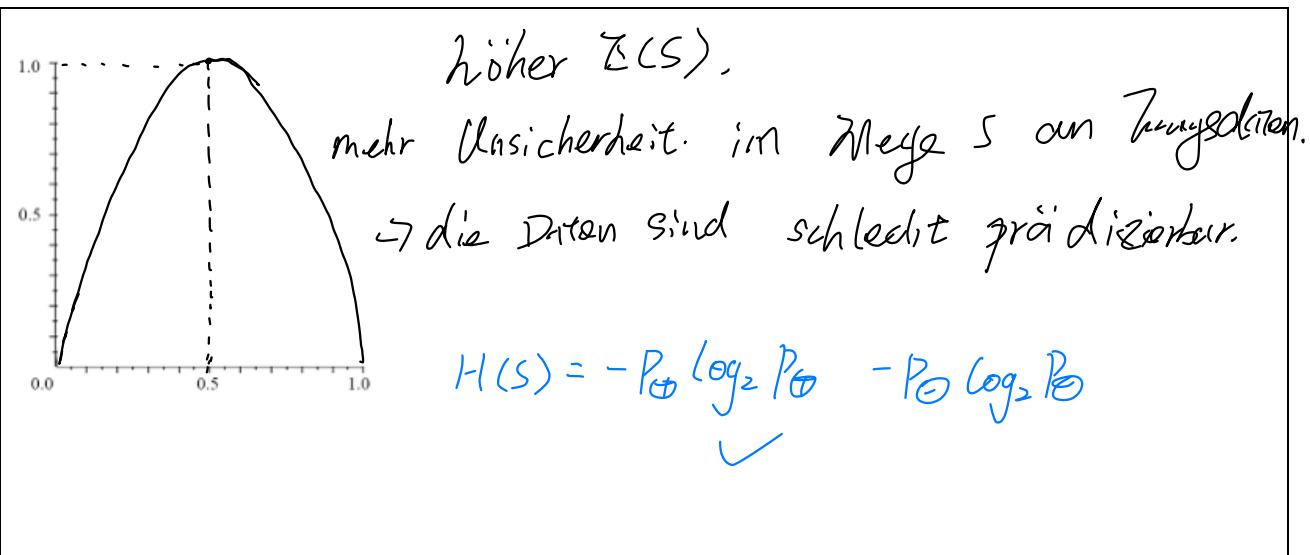
- (b) Skizzieren Sie den ID3-Algorithmus zum Aufbau eines Entscheidungsbäums in Pseudocode. _____/4P)

```

ID3 ( Atribut, Ziel-Atribut, Domäne )
    erstelle einen Wurzelknoten:
    wenn ( D == positiv ) Rückruf( D = ⊤ )
    elseif ( D == negativ ) Rückruf( D = ⊥ )
    andern ( Atribut == φ ) Rückruf( D = Klasse )
    A = Atribut mit grösste Zi.
    Atribut des Knotens = A.
    Füge alle Auswerte v_i des Atribut A:
        - Zeige einen neuen Zug zum Knoten hinzu
        - welcher dem Atribut v_i entspricht.
        - Beispiel (v_i) = Verzerrung der Bispiele,
        und führt den Atribut v_i zu r; für A rück.
        - andern (Bspkl(v_i) == φ):
            Fügen einen Blattknoten für diesen Zug hinzu.
            mit Label der Mehrheit.
    Rückruf:
        Wenn das Ergebnis gleich dem Bspkl ist
        (Beispiel(v_i)) - Rückruf, Anzahl Bspkl

```

- (c) Die Entropie ist ein Maß zur Bestimmung der Homogenität einer gegebenen Menge
- S
- an Trainingsdaten. Sie ist definiert als
- $H(S) = \sum_i p_i \log_2 p_i$
- , 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)

$$H(x_i) = - \sum_{k=1}^K p(x_i) \log p(x_i) \quad (\text{für } K \text{ Klassen})$$

durch Entropie die beste Atribut wählen, um die Information zu maximieren.

$$x_i = \arg \max_{v; A} (H(x_i) - \sum_{j=1}^k P(x_i | v_j) H(x_i | v_j))$$

$$IG(S, A) = H(S) - \sum_{v \in V(A)} \frac{|S_v|}{|S|} H(S_v)$$

Ziel: Suksesiv die Entropie maximal reduzieren und den Informationsgehalt maximieren \rightarrow Baum mit geringer Tiefe.

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

Overfitting:

Early Stopping.

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

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

*Markov - Entscheidungsmodell.
(MDP)*

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

Trainierte Agent, der Belohnung maximieren.

- (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

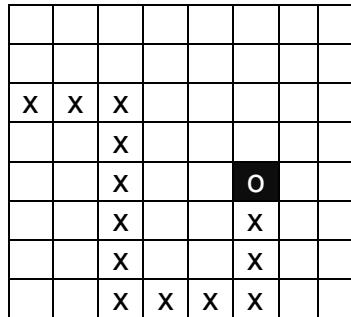
$$\hat{Q}(s, a) \leftarrow \boxed{\quad r \quad} + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s, a) \max_{a' \in A} \hat{Q}(s', a')$$

In welchem Wertebereich muss der Diskontinuierungsfaktor γ liegen, damit das Lernverfahren konvergiert?

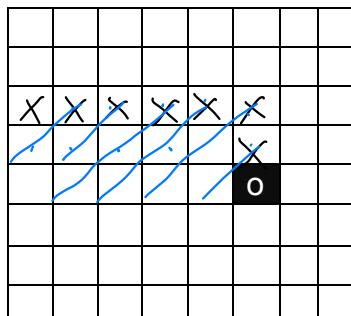
[0, 1)

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

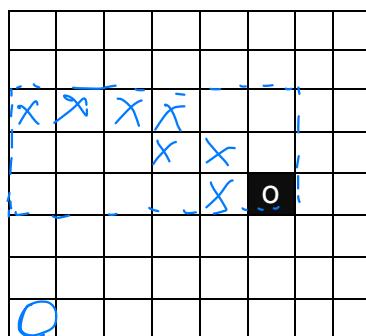
Mittels Reinforcement Learning soll ein Roboter einen optimalen Pfad zu einem Zielpunkt (schwarzes Feld markiert mit o) lernen. Nachfolgend ist ein vom Roboter durchfahrener Pfad dargestellt.



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:

Modell zu kompliziert, um optimal Lösung zu finden.

Repräsentationsproblem: *Hypothesenraum enthält keine ausreich. gne Approximationen der Zielfkt/ Kogn.*

- (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)

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2$$

$$\frac{1}{|D|} \sum_{(x,y) \in D} L(h_\theta(x), y)$$

N : Nummer von Beispiele

z.B. $(h_\theta(x) - y)^2$

y_i : Ausgabe von Prädiktion

\hat{y} : Sollausgabe.

- (c) Overfitting:

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

(/1 P)

$\exists h_i \in H$, gegeben um DV.

Tendenz der Modelle

$$\hat{J}_D(h_i) > \hat{J}_D(h)$$

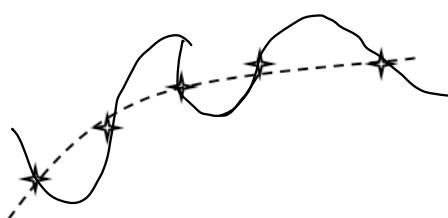
lach beim Lernen auf

die Lernbeispiele

$$\wedge \hat{J}_V(h_i) < \hat{J}_V(h)$$

zu spezialisiertem (Anwendung)

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)

*trainingsdaten auswendig lernen statt Konzept lernen.
 → Schlechte Generalisation*

(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)

SKM:

$$J(\theta) \approx J(\theta) + \sqrt{\dots \frac{VC(\theta)}{N} \dots}$$

- ① Repräsentative Beispiele (mehr Daten)
- ② einfacher Hypothese wie möglich

- (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)

~~ROC - Grafie. (TPR - FNR - grafie)~~

~~Link - Oben - Teile von Grafie wählen~~

~~(mit hohe TPR, niedrig FNR)~~

~~SVN:~~

~~suchraum. (H^1, H^2, H^3) für die trennhyperebene
wurde mithilf. der Suchraumsuche abgeschränkt.~~

~~VC - Dimension: $\lambda \leq \approx D^2(w)^2$. fällt sieig bei der Einschätzung
des Suchraum. (H^1, H^2, H^3) für die trennhyperebene.~~

~~wobei $D = \text{Radius der Hyperkugel}$ gegen den relevanten
Punkt im Hyperraum.~~

\Rightarrow von Lösung (Mindestgröße der verbleibenden Hyperkugel im
Hyperraum)

Aufgabe 1**(7 Punkte)**

(a) Geben Sie 3 Einordnungskriterien von Lernverfahren, sowie deren Abstufungen bzw.

Ausprägungen an. (___ /3P)

1. unüberwachtes Lernen: gegeben Eingangsdaten x , Ausgangsdaten y ,
→ Zusammenhang zw. x und y .
2. überwachtes Lernen:
geben Eingangsdaten x ; Regression, Klassifikation.
→ minimale Abweichungen von x : Clustering, Dimensionreduktion.
3. Reinforcement Learning: Angew. Umgebung. Belohnung → Tutorials Agent, die Belohnung maximieren: Value-Iteration, Policy-Iteration.

(b) Beschreiben Sie das Problem des **Overfitting**. Wie kann es verhindert werden? (___ /2P)

Modell lernt Trainingdaten auswendig \rightarrow schlechte Generalisierung

1. Early Stopping. (Repräsentative Beispiele.)
2. Gross-Validation
 - ① Lernprozess durch den Validierungsfehler.
 - | (z.B. Early-Stopping, Cross-Validation.)
 - ③ Richtige Wahl und Sicht der optimalen Hypothesen.

(c) Was verbirgt sich hinter der Vapnik-Chervonenkis (VC) Dimension? Beschreiben Sie kurz den theoretischen Nutzen in der Anwendung. (___ /2P)

Maß für Datenskomplexität und Maß für Kapazität des Modells

Strukturelle Risiko berechnen;
Abschätzung Fehlfehler mit VC, um bestes Modell auszuwählen,

Aufgabe 2: Lernen von probabilistischen Modellen (12 Punkte)

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

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

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

Berechnen Sie folgenden (a-priori und bedingte) Wahrscheinlichkeiten: (___ /2P)

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

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

$$P(T = \text{Wochenende} | S = \text{Pünktlich}) = \frac{1}{4}$$

Heute ist ein Wochentag mit Nebel und Windstärke leicht. Ein naiver Bayes-Klassifikator soll genutzt werden, um den Status des Zuges vorherzusagen. Welches ist heute der wahrscheinlichere Status des Zuges? Begründen Sie Ihre Entscheidung formal.

(___ /2P)

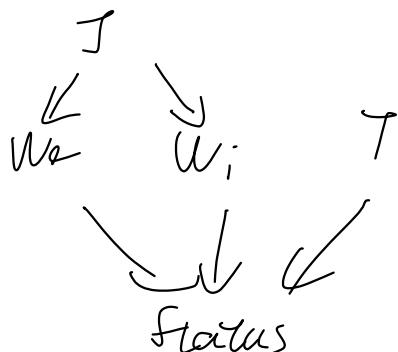
$$P(\text{Pünktlich} | \text{Nebel, Leicht})$$

$$\propto P(\text{Pünktlich}) P(\text{Nebel} | \text{Pünktlich}) P(\text{Leicht} | \text{Pünktlich}) \\ = \frac{4}{9} \times \frac{1}{4} \times \frac{1}{4} = \frac{1}{36}$$

$$P(\text{Verspätet} | \text{Nebel, Leicht})$$

$$\propto P(\text{Verspätet}) P(\text{Nebel} | \text{Verspätet}) P(\text{Leicht} | \text{Verspätet}) \\ = \frac{5}{9} \times \frac{3}{5} \times \frac{2}{5} = \frac{4}{45} > \frac{1}{36} \Rightarrow \text{wahrscheinlicher Status: Pünktlich}$$

- (b) Das Szenario aus der vorherigen Teilaufgabe wird nun zusätzlich um das Attribut Jahreszeit (J) erweitert. 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)

*bekannt, Cennungen von (zufällig) Verläufen
Abhängigkeit. bzgl. Auszählung nur einige als Daten.*

①. EM-Methode. Gradientenansatz

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

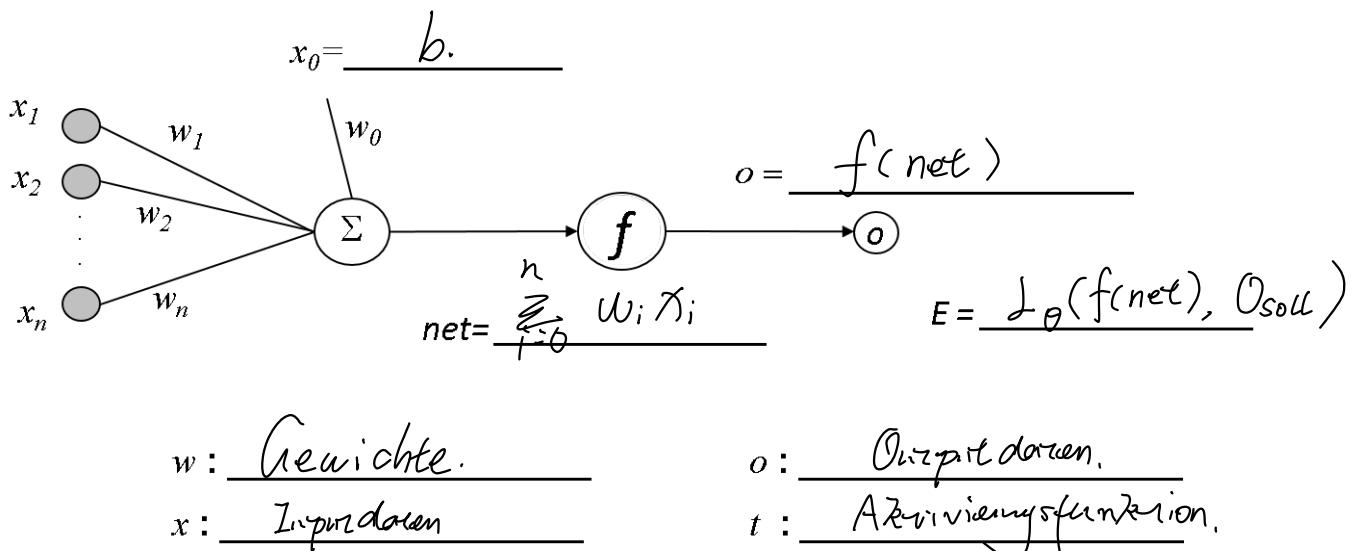
$\lambda = \{S - \text{Zustände}, V - \text{Ausgabezeichen}, A - \text{Übergangswahrscheinlichkeiten}, B - \text{Emissionswahrscheinlichkeiten}, \Pi - \text{Verteilung Anfangswahrscheinlichkeiten}\}$.

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

Aufgabe 3: Neuronale Netze**(14 Punkte)**

- (a) Ergänzen Sie fehlende Begriffe und Formeln in der untenstehenden Abbildung eines Neurons.

(____/4P)



- (b) Nennen Sie zwei typische nichtlineare Aktivierungsfunktionen, die jeweils dazugehörige Formel und die jeweiligen Ableitungen.

(____/3P)

Sigmoid: $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ Ableitung: $f'(x)(1-f(x))$

ReLU: $f(x) = \max(0, x)$ Ableitung: $\frac{df(x)}{dx} = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$

- (c) Welche Bedingung muss die Aktivierungsfunktion eines Neurons für das Lernen unter Verwendung des Gradientenabstiegs erfüllen?

(____/1P)

kein Sättigungsverhalten, Ableitbar.

- (d) Nennen Sie ein Lernverfahren, um vorwärts gerichtete, mehrschichtige neuronale Netze zu trainieren und eine Herausforderung, die beim involvierten Gradientenabstieg auftreten kann. Mit welcher Methode kann dabei das Lernen verbessert werden?

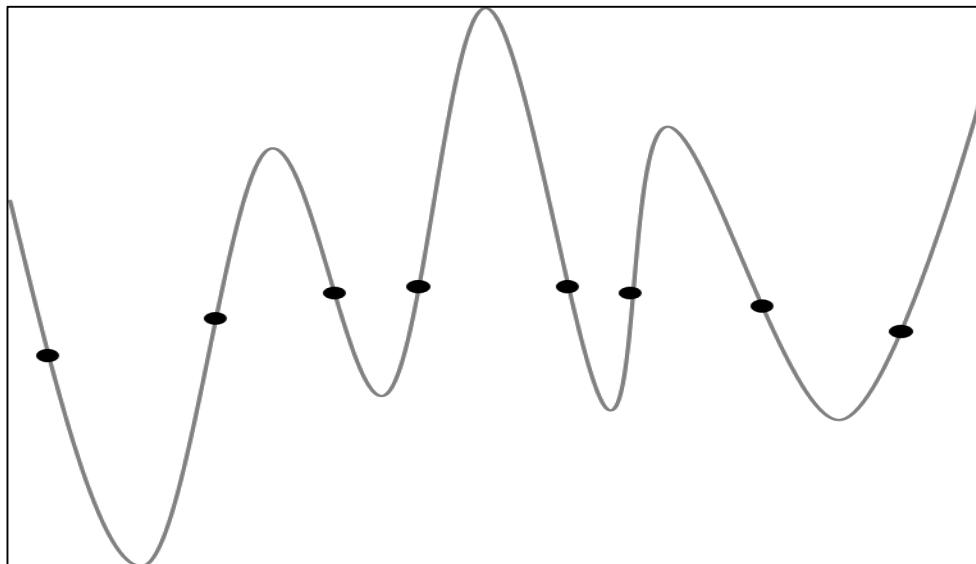
(____/2P)

~~Epoch-Lernen
(Gradientenabstieg)~~
Backpropagation

~~(Gradiente vanisch/explodiert
(stabile Berechnung)~~
Batch-Normalisation

- (e) Was lässt sich über die VC-Dimension des neuronalen Netzes sagen, das aus den untenstehenden Lerndaten die eingezeichnete Kurve approximiert? Nennen Sie das resultierende Phänomen und beschreiben Sie kurz, wie sich die Approximation verbessern lässt.

(___ /3P)



Overfitting;

parametrische Regularisierung: Zinsen der Beiträge -
um die Kapazität von Modell zu reduzieren.

- (f) Nennen Sie ein konstruktives Verfahren zur schrittweisen Optimierung der Netzwerktopologie.

(___ /1P)

Dropout. die Methode des Evolutionsalgorithmus

Aufgabe 4: Reinforcement Learning**(11 Punkte)**

- (a) Durch welches Modell lässt sich die Problemstellung beim Reinforcement Learning formal darstellen? Welche vier Bestandteile werden für die Modellierung benötigt? (____/3P)

MDP. (Markov Decision-Processsing Model)

Zustandsraum, Aktionen, Übergangsfunktion, Belohnungsfunktion.

- (b) Beschreiben sie kurz die Markov-Bedingung (____/1P)

Der nächste Zustand hängt nur von ^{dem} Aktionen ab, nicht von der Vergangenheit.

- (c) Wie lautet die rekursive Definition der Q-Funktion (Bellmann-Gleichung)? (____/2P)

$$Q(s, a) = R(s, a) + \sum_{s' \in S} P(s'|s, a) \sum_{a' \in A} \pi(a|s) Q(s', a')$$

- (d) Nennen Sie die zwei wesentlichen Unterschiede zwischen den Suchstrategien *Exploration* und *Exploitation*. (____/1P)

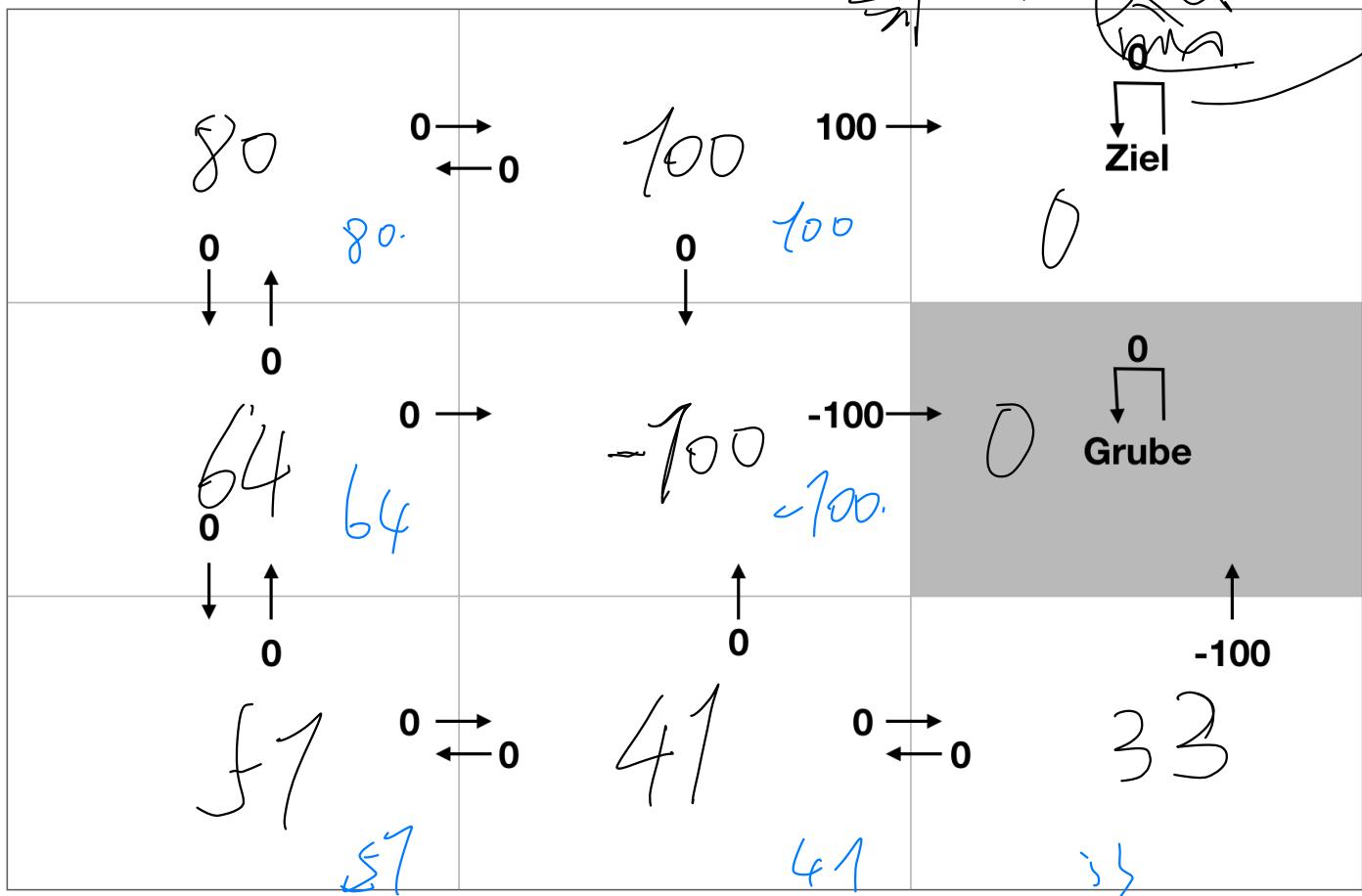
Exploration: ① erlaubt, die Aktion ohne Sicherheit ausprobieren
② möglichst die optimale Policy zu finden

Exploitation: ① die Aktion mit größter Belohnung wählen,
② nicht garantiert, optimale Policy zu finden.

- (e) Betrachten sie das untenstehende Labyrinth. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Zustandsübergängen von Raum zu Raum bewegen. Der Reward für einen Übergang ist jeweils in der Zeichnung abgebildet. Zu Beginn des Trainings gilt: $\forall s, a \ Q(s, a) = 0$. Führen sie den Q-Lernen Trainingsalgorithmus durch und tragen Sie die Schätzung $\hat{Q}(s, a)$ für alle (s, a) nach konvergiert des Lernalgorithmus ein (Diskontierungsfaktor $\gamma = 0,8$). Runden Sie die Ergebnisse auf natürliche Zahlen.

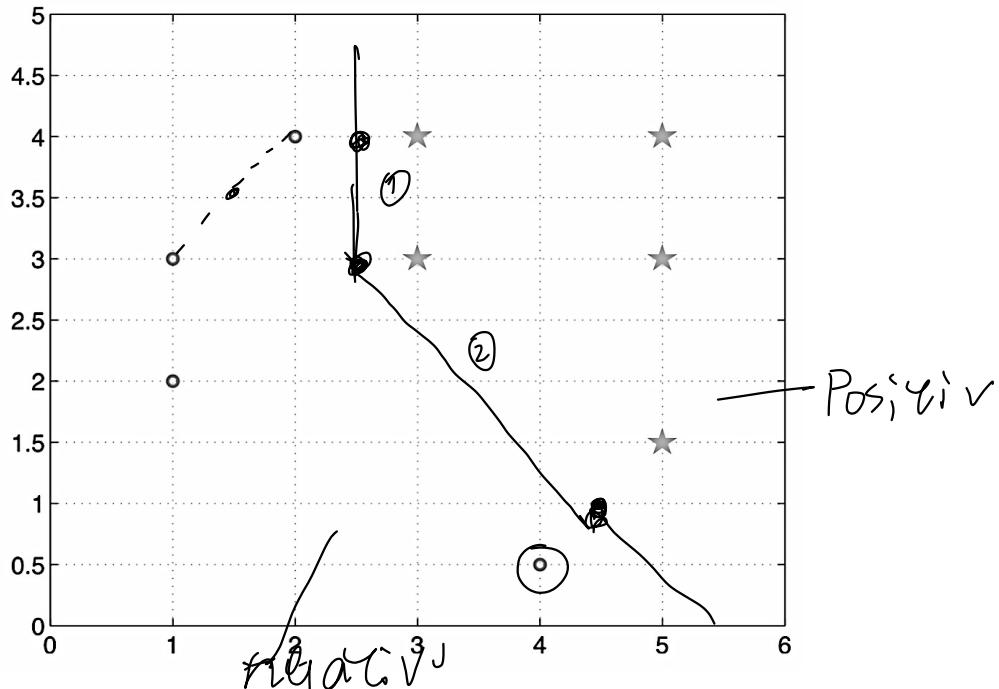
/4P

$$\hat{Q}(s, a) = r(s, a) + \gamma \cdot \max_{a'} \hat{Q}(s', a')$$



Aufgabe 5: Boosting**(8 Punkte)**

Mit Hilfe von AdaBoost soll eine Klassifizierung durchgeführt werden. Hierzu soll ein Entscheidungsstumpf (1-Merkmal Entscheidungsbaum mit lediglich einer Wurzel und zwei Blättern) verwendet werden. In jeder Iteration wählen Sie den Stumpf, der den gewichteten Trainingsfehler minimiert. Nutzen Sie hierzu die untenstehende Zeichnung.



- (a) Zeichnen Sie die Entscheidungsgerade in die obere Abbildung ein. Markieren Sie die positive und negative Seite der Klassifikation. (___/1 P)
- (b) Berechnen Sie die Gewichtung jedes Datenpunktes nach der ersten Iteration und markieren Sie den Datenpunkt, der die höchste Gewichtung nach der ersten Iteration besitzt. (___/4 P)

$$\begin{aligned} Z_1 &= \frac{1}{9} \Rightarrow \alpha_1 = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \frac{1}{9}}{\frac{1}{9}} \right) = \frac{1}{2} \ln 8 \\ w_i &\leftarrow \begin{cases} \frac{1}{9} e^{-\alpha_1} & = 0.039 \\ \frac{1}{9} e^{\alpha_1} & = 0.314 \end{cases} \\ \text{Normalisierung: } w_i &= \frac{0.039}{0.314 + 8 \cdot 0.039} = 0.062 \quad \text{sonst} \\ &\frac{0.039}{0.314 + 8 \cdot 0.039} = 0.502 \rightarrow \text{Punkt } (4, 0.5) \end{aligned}$$

mit Hilfe AdaBoost

- (c) Erklären Sie anhand von AdaBoost die Anwendung der strukturellen Risikominimierung.
 Gehen Sie dabei auf die wesentlichen Aspekte der Hypothesenraumstrukturierung und
 der Fehlerminimierung ein. SRM /3P

$$SRM: \min_{H^n} f(h_\theta) + \sqrt{\dots \frac{VC(h_\theta)}{N}}$$

Unter bestimmte Nummer. von Beispiele N , um die strukturelle Risiko zu minimieren, soll die ganze Summ berücksichtigt werden, d.h. $f(h_\theta)$ und $VC(h_\theta)$ gleichzeitig ^{gleichzeitig} minimieren. Bei AdaBoost fällt Kapazität des Modell (für VC-Dimension.) wie möglich während. der Minny. der empirische Fehler $f(h_\theta)$.

Aufgabe 6: Support Vector Machines**(8 Punkte)**

- (a) Beschreiben Sie kurz die Grundidee, die der Methode der Support Vektor Klassifikation zugrunde liegt und wie das Verfahren einzuordnen ist. (____/2P)

Hyperebene wählen, um die Abstand zwischen unterschiedlichen Klassen zu maximieren.
 → Poren von Unterschiedlichen Klassen wird von Hyperebene getrennt
 und haben Fähigkeit mit Generalisatoren.

- (b) Geben Sie die Formeln für das Optimierungskriterium der **optimalen** Hyperebene und für die Randbedingung einer korrekten Klassifikation an (gegeben Trainingsbeispiele der Form (\vec{x}, y)) (____/2P)

Optimierungskriterium: $\min \|\vec{w}\|^2$

Randbedingung: $y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1, i = 1 \dots n$

- (c) Erklären Sie die Dualität zwischen Hypothesenraum und Merkmalsraum im Kontext des SVM Verfahrens (Version Space Duality). (____/2P)

① Punkte in Merkmalsraum korrespondieren mit Hyperebenen in Hypothesenraum und umgekehrt.
 ② SVM mit größem Raum in \mathcal{F} entspricht den Merkmalen der einzelnen Hypothesen in Versionraum \mathcal{V}

- (d) Welche Vorteile ergeben sich durch den sogenannten „Kerneltrick“? Welche Beobachtung liegt dem Kerneltrick zugrunde? (____/2P)

① Rechenzeit und Komplexität reduzieren.
 ② Skalarprodukte der transformierten Daten.
 ~~$K(\vec{x}, \vec{y}) = \langle \phi(\vec{x}), \phi(\vec{y}) \rangle$~~ Transformiert Daten in einen anderen (höher-dimensionalen) Raum, wo die Daten linear lösbar sind, und löst das Problem dort

Aufgabe 1**(7 Punkte)**

- a) Was besagt das Rasiermesser-Prinzip (Occam's Razor)? (___ /1P)

Lösen ein Problem nie komplexer als nötig.
die Einfachste, richtige Definition ist am besten.

- b) Warum erfüllt die strukturelle Risikominimierung (Structural Risk Minimization) das Rasiermesser-Prinzip (Occam's Razor)? (___ /1P)

VC - Dimension fällt, die niedrigere Kapazität von Modell
(Modell wird einfacher), Testfaktor fällt.

- c) Beim überwachten Lernen teilt man große Mengen von Lernbeispielen häufig in drei disjunkte Teilmengen auf: Trainingsdaten, Validierungsdaten und Testdaten. Welche Funktionen haben die Teilmengen Validierungsdaten und Testdaten jeweils? (___ /2P)

Validierung = Hypoparameter für modifizieren, (Marktwahlauslektion)
anpassen.
Test - : Generalisierung zu messen, (fiktive) Modellausleistung

- d) Betrachten wir ein binäres Klassifikationsproblem mit möglichen Ausgabewerten $y \in \{0,1\}$ und Eingabewerten $x \in \mathbb{R}^2$. Der Hypothesenraum sei gegeben durch die Menge $H = \{h_r | r \in \mathbb{R}^+\}$ mit $h_r(x) := \begin{cases} 1 & \text{falls } \|x\|_2 \leq r \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$.

1. Wie ist die VC-Dimension bei einer Klassifikation allgemein definiert? (___ /1P)

die maximale Anzahl von Datenpunkten
, die von \mathcal{H} beliebig separiert werden können.

2. Was ist die VC-Dimension $VC(H)$ von H ? Begründen Sie Ihre Antwort. (___ /2P)

hier VC-Dimension = 3.

in binäres Klassifikation maximal 3 Datenpunkte
in einer unterschiedlicher Position beliebig mit einer
Hyperfläche getrennt werden

eine Hypothese h separiert Daten aus S wenn durch h zwei Untermenge definiert werden
 $\{x | h(x)=0\}$, $\{x | h(x)=1\}$; hier in binäres Klassifikationsproblem: $VC=Dimension=3$,
denn maximal 3 Punkte können durch Hyperfläche beliebig separiert werden

Aufgabe 2**(11 Punkte)**

- a) Gegeben zwei Hypothesen h_i und h_j . Unter welcher Annahme lässt sich die Maximum a-Posteriori Hypothese zur Maximum Likelihood Hypothese vereinfachen? (____/1P)

$$P(h_i) = P(h_j)$$

- b) Unter welcher Annahme lässt sich der optimale Bayes-Klassifikator zum Naiven Bayes-Klassifikator vereinfachen? (____/1P)

Atributien sind unabhängig voneinander.

- c) Der folgende Datensatz beschreibt Beobachtungen des Computerkaufs in einem Geschäft gegeben der ebenfalls beobachteten Attribute:

$$\{Alter, Student, Einkommen\}$$

Zur Vereinfachung ist das Alter in drei Klassen diskretisiert:

$$Alter(A) = \{A \leq 30, \quad A > 30 \vee A \leq 40, \quad A > 40\}$$

#	Alter(A)	Student(S)	Einkommen(E)	kauft Computer(C)
1	≤ 30	Ja	Mittel	Ja
2	$A > 30 \vee A \leq 40$	Nein	Niedrig	Nein
3	> 40	Nein	Hoch	Ja
4	≤ 30	Nein	Mittel	Nein
5	$A > 30 \vee A \leq 40$	Ja	Niedrig	Ja
6	≤ 30	Ja	Mittel	Ja
7	≤ 30	Nein	Hoch	Ja
8	> 40	Ja	Niedrig	Nein

1. Berechnen Sie die folgenden a-priori und bedingten Wahrscheinlichkeiten:

$$P(C = Ja), P(C = Nein), P(A \leq 30 | C = Ja) \quad (____/1,5P)$$

$$P(C = Ja) = \frac{5}{8}$$

$$P(C = Nein) = \frac{3}{8}$$

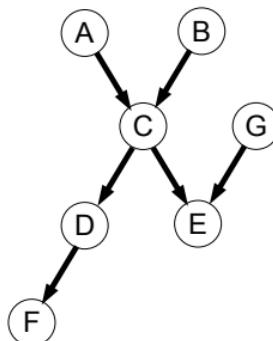
$$P(A \leq 30 | C = Ja) = \frac{3}{5}$$

2. Gegeben sei eine 24-jährige Person (Student) mit mittlerem Einkommen. Ein naiver Bayes-Klassifikator soll dazu dienen die Wahrscheinlichkeit zu bestimmen, dass diese Person sich einen Computer kauft. Begründen Sie Ihre Entscheidung mit Hilfe einer geeigneten Formel.

$$(____/1,5P)$$

$$\begin{aligned}
 P(C=Ja | A \leq 30, T=Mittel) &\propto P(C=Ja) \cdot P(A \leq 30 | C=Ja) - P(C=Nein | C=Ja) \\
 &= \frac{5}{8} \cdot \frac{3}{5} \cdot \frac{2}{5} = \frac{6}{40} = \frac{3}{20} \\
 P(C=Nein | A \leq 30, T>14) &\propto P(C=Nein) \cdot P(A \leq 30 | C=Nein) \cdot P(T>14 | C=Nein) \\
 &= \frac{3}{8} \cdot \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{3} = \frac{1}{24} < \frac{3}{20} \\
 \Rightarrow C=Ja &\text{ ist die höchste Möglichkeit.}
 \end{aligned}$$

- d) Bayes'sche Netze bieten eine effiziente Möglichkeit, die bedingte Wahrscheinlichkeit zwischen Variablen in einem DAG (gerichteter azyklischer Graph) zu kodieren.



1. Definieren Sie die Gesamtwahrscheinlichkeit der Zufallsvariablen in fakturierter Form. (____/2P)

$$\begin{aligned}
 P(A, B, C, D, E, F, G) &= P(A) P(B) P(C|A, B) P(D|C) \\
 &\quad \cdot P(E|C, G) P(F|D) P(G)
 \end{aligned}$$

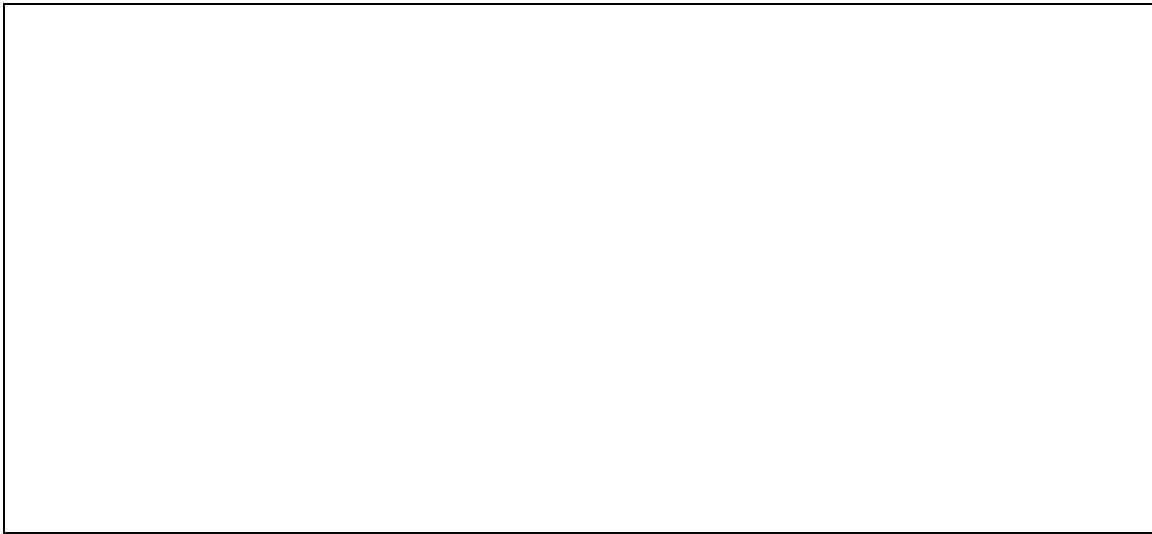
2. Welche Methode eignet sich zum Lernen Bayes'scher Netze, wenn die Struktur eines Bayes'schen Netzes bekannt ist aber nur einige Zufallsvariablen beobachtbar sind. (____/1P)

ZM-Methode; Ansatz von oben an.

- ~~e)~~ Ein HMM (Hidden Markov Modell) ist definiert mit $\lambda = \{S - \text{Zustände}, V - \text{Ausgabezeichen}, A - \text{Übergangswahrscheinlichkeiten}, B - \text{Emissionswahrscheinlichkeiten}, \Pi - \text{Verteilung der Anfangswahrscheinlichkeiten}\}$

1. Gegeben ist die Trainingssequenz O . Welche Methode eignet sich, um das Modell des Systems λ zu bestimmen? (____/1P)

2. Mit Hilfe des Vorwärts- und Rückwärts-Algorithmus kann $P(O|\lambda)$ berechnet werden. Im Vorwärtsalgorithmus wird die Wahrscheinlichkeit $\alpha_t(i)$ berechnet und im Rückwärtsalgorithmus die Wahrscheinlichkeit $\beta_t(i)$. Definieren Sie die beiden Wahrscheinlichkeiten. (____/2P)



Aufgabe 3 Aktivierungsfunktion und Netzarchitektur. (11 Punkte)

- a) Was muss bei der Initialisierung der Gewichte von Neuronen eines neuronalen Netzwerks beachtet werden? Was wird dadurch vermieden? (___/1P)

nicht zu klein / groß Gewichte bei Initialisierung einsetzen.
 zu klein: Gradient vanisch \rightarrow Lernen stoppt.
 zu groß: Explodieren \rightarrow instabile Lernen.
 Ann.

- b) Geben Sie die quadratische Fehlerfunktion E des Gradientenabstiegs an sowie die Formel der iterativen Gewichtsoptimierung $\Delta \vec{w}$ in Abhängigkeit von E . Benennen Sie die verwendeten Variablen. (___/2P)

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad | \quad \begin{array}{l} \hat{y}_i: \text{Prädiktionsausgabe} \\ y_i: \text{Sollausgabe} \\ \alpha: \text{Lernrate} \end{array}$$

$$\Delta \vec{w} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w} \quad | \quad \begin{array}{l} \alpha: \text{Lernrate} \end{array}$$

- c) Nennen Sie zwei Probleme, die bezüglich der Ausartung der Fehlerflächen beim Gradientenabstieg auftreten können. Geben Sie zwei Methoden an, mit denen diese Probleme jeweils vermieden werden können. (___/2P)

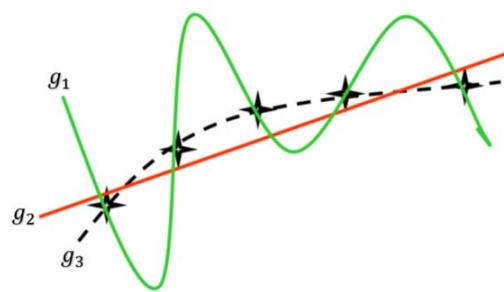
- ① Gradienten verschwinden \rightarrow Lernen stoppt.
 ② Gradienten explodieren \rightarrow instabil Lernen.

Methode: Gradient Clipping, Batch-Normalisierung

- d) Wie unterscheidet sich Stochastic Gradient Descent (bzw. Pattern Learning) vom „echten“ Gradientenabstieg? Was sind die jeweiligen Vorteile der beiden Verfahren? (___/2P)

SGD: berechnen Gradienten von zufälligen Batch
 Vorteile: ① schnell berechnen. ② Zeit von Gradient = 0
 „echter“ Gradientenabstieg: berechnen Gradienten von gesamter Epoch
 Vorteile: ① schneller Abszied von Gradienten Loss

- e) Die folgende Abbildung zeigt die Kurven g_1 und g_2 , die von zwei verschiedenen neuronalen Netzen an die gleichen Trainingsdaten (Sterne) angepasst wurden. Die Kurve g_3 entspricht der zu erlernenden Funktion (Grundwahrheit).



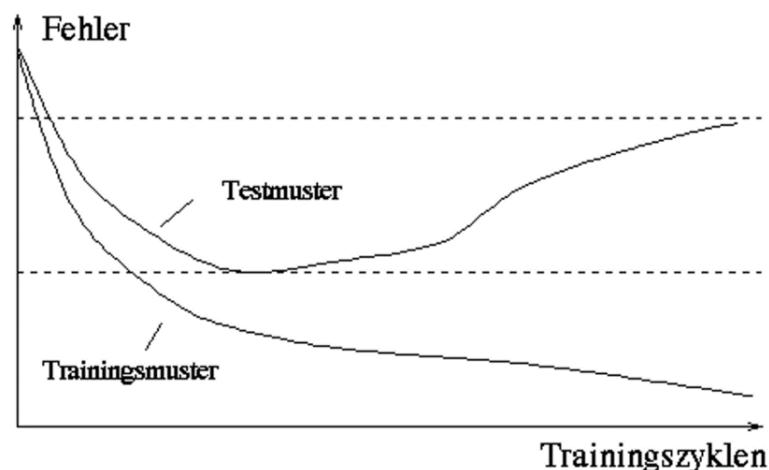
1. Wie nennt man das Phänomen, das bei Kurve g_1 auftritt? Nennen Sie zwei Ansätze, die dieses Phänomen bei neuronalen Netzen verhindern können. (____/2P)

Overfitting; Dropout. Weight-Decay.

2. Welche Vermutung kann über die VC-Dimension des Netzes, das die Kurve g_2 als Approximation für die Trainingsdaten liefert, getroffen werden? von Testfehler. (____/1P)

VC-Dimension zu niedrig. Summand $\frac{VC(h_\theta)}{N}$ wird mir niedriger.
Aber Summe wird nicht niedriger, sondern noch groß wegen $VJ(\theta)$

3. Betrachten Sie die folgende qualitative Skizze, die die Entwicklung der Fehlerfunktion für Trainings- und Testdaten im Trainingsverlauf eines Netzes zeigt. Zu welchem der zwei Netze passt diese Skizze am besten? Begründen Sie Ihre Entscheidung. (____/1P)



g_1 ; Dem g_1 ist $h_i \in H$ unerfüllbar für alle D_L
 $J_L(h_i) > J_L(h)$ \wedge $J_T(h_i) < J_T(h)$ und Testfehler D_T

Aufgabe 4**(13 Punkte)**

- a) Durch welches Modell lässt sich die Problemstellung beim Reinforcement Learning formal darstellen? Welche vier Bestandteile werden für die Modellierung benötigt? (____/3P)

- b) Was besagt die Markov-Bedingung? (____/1P)

Die Zukunft ist unabhängig von der Vergangenheit wenn man die Gegenwart betrachtet. $P(S_{t+1}|S_t, \dots, S_1) = P(S_{t+1}|S_t)$

- c) Gegeben $V^\pi(s)$: Wie lässt sich die optimale Strategie formal bestimmen? Definieren Sie zusätzlich die rekursive Form der Bellmann Optimalitätsgleichung in Abhängigkeit von V . (____/2P)

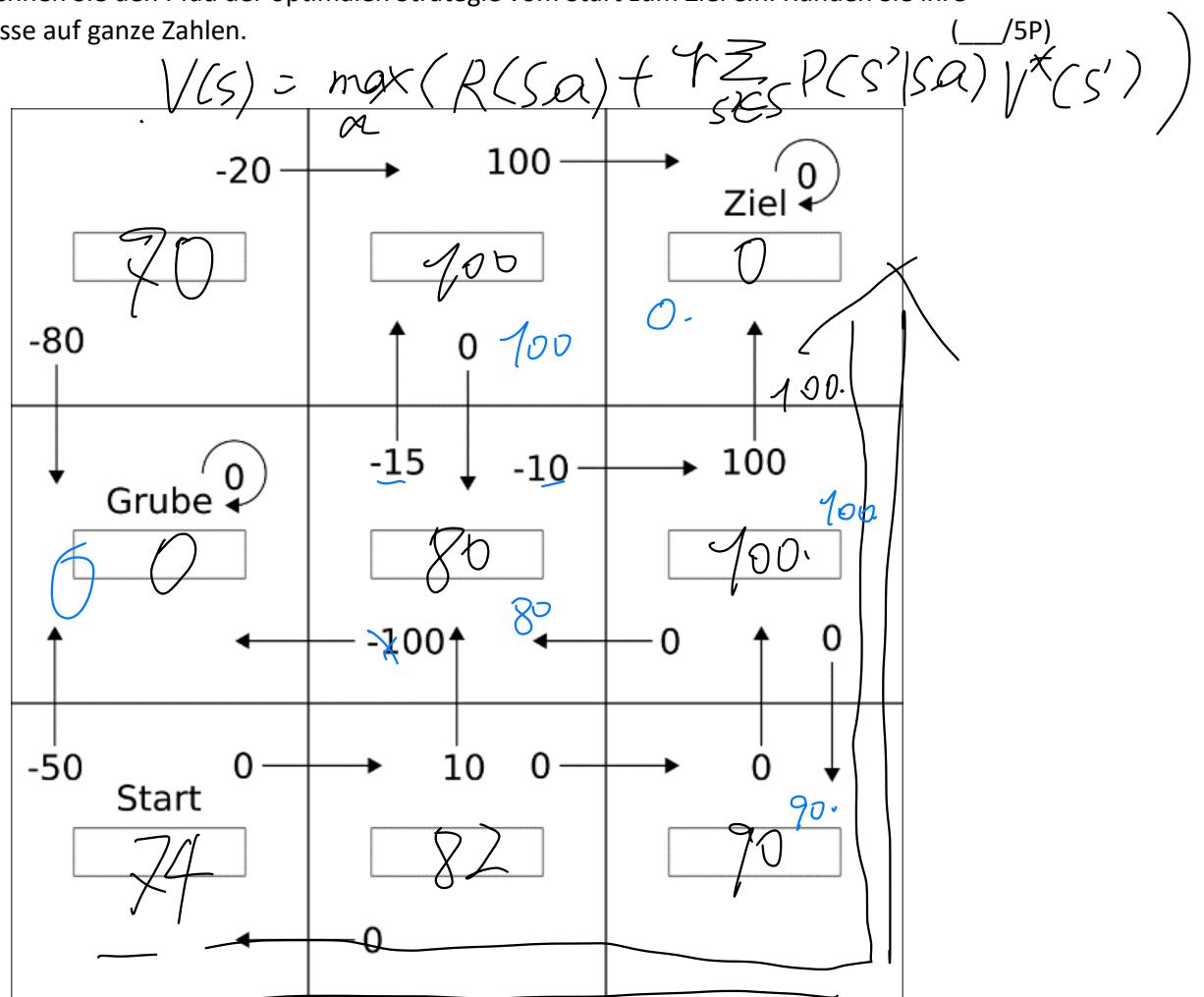
$$\pi^*(a|s) \geq \pi(a|s) \Leftrightarrow V^*(s) \geq V(s) \quad \forall s.$$

$$V^*(s) \leftarrow \max_a (R(s,a) + \gamma \sum_{s' \in S} p(s'|s,a) V^*(s'))$$

- d) Wie sollte man die Suchstrategie im Laufe des Lernprozesses anpassen und warum? Verwenden Sie die Begriffe *Exploitation* und *Exploration*. (____/2P)

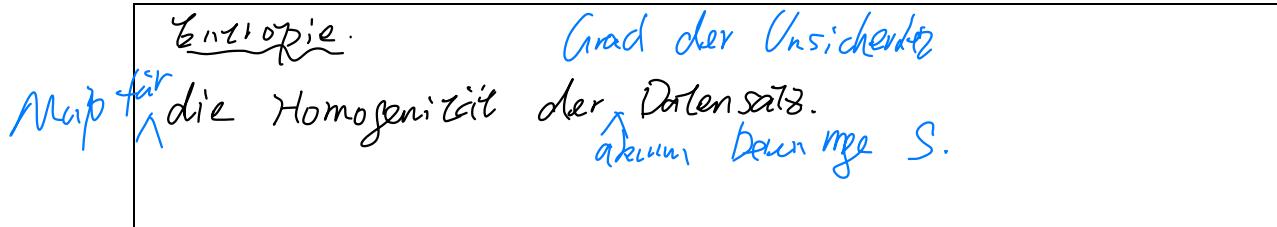
Am Beginn: hohe Explorationsrate.
 niedrige Explorationsrate.
 Zu Laufe: reduzieren Explorationsrate ^{bis 0} erhöhen Explorationsrate.
 Anfang.
 Anfang: Am Beginn, mehr Zustände zu probieren - um ein umfassendes Verständnis der Welt zu erhalten das Ph. ein entscheidendes
 um die optimale Lösung besser zu finden.
 Zu Laufe: der Weg mit guter Performance entlang den Ziel zu erreichen.
 Später: Das Modell kann das vorhandene Wissen nutzen, um präzise und zuverlässige Vorhersagen zu treffen / Lösungen zu generieren.

- e) Betrachten Sie die untenstehende Welt. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Zustandsübergängen von Zelle zu Zelle bewegen. Die Belohnung für einen Übergang entspricht der Zahl an den Pfeilen. Nehmen Sie an, dass die optimale Strategie gelernt wurde. Tragen Sie die Zustandswerte dieser Strategie in die entsprechenden Kästchen ein (Diskontierungsfaktor = 0,9) und zeichnen Sie den Pfad der optimalen Strategie vom Start zum Ziel ein. Runden Sie ihre Ergebnisse auf ganze Zahlen.

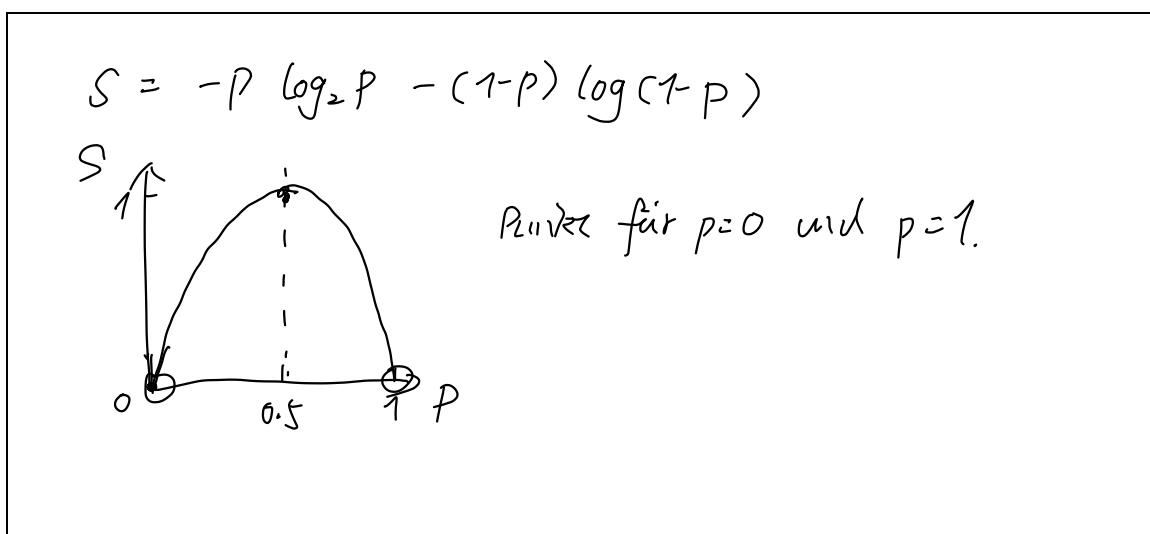


Aufgabe 5**(11 Punkte)**

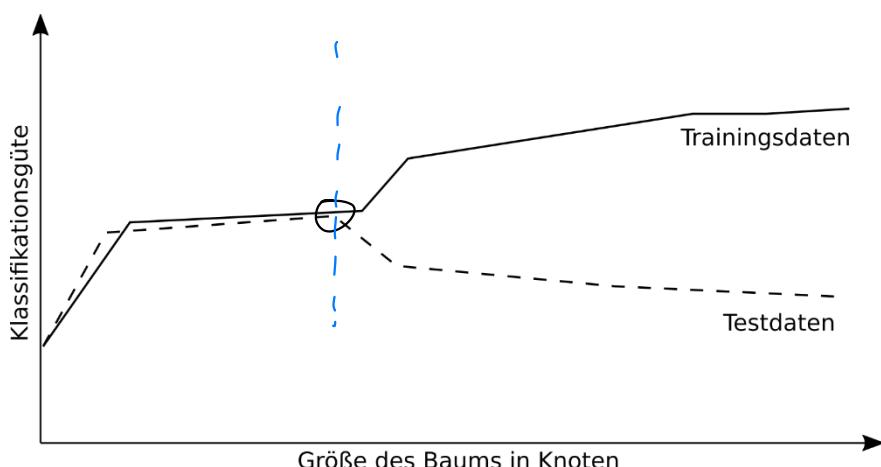
- a) Ein Entscheidungsbaum (z.B. ID3) wird durch die Auswahl des jeweils besten Attributes konstruiert. Nennen Sie ein Maß für den Informationsgewinn durch Attribut A. Definieren Sie dieses Maß. (/2P)



- b) p ist der Anteil der positiven Beispiele in den Trainingsdaten S eines binären Klassifikationsproblems. Geben Sie die Formel der $Entropie(S)$ an. Skizzieren Sie den Verlauf der Entropie in Abhängigkeit von p . Markieren Sie die Punkte mit maximaler Trennungsschärfe der Klassen. (/3P)



- c) Markieren Sie ab welcher Knotenzahl ein Overfitting beim Training eines Entscheidungsbaumes stattfindet. Begründen Sie warum. (/1P)



Wenn Testaccuracy beginnt zu fallen (Testfehler beginnt zu Ansteigen), gibt es schon Tendenz, beim Lernen auf Ausnahmen zu spezialisieren. (Overfitting).

- d) Nennen Sie zwei Methoden um Overfitting bei Entscheidungsbäumen zu vermeiden. (___/1P)

Zugangsstoppen

Pruning.

- e) Betrachten Sie die nachfolgende Tabelle über ausgetragene bzw. nicht ausgetragene Tennisspiele. Welches der Attribute eignet sich am besten als Entscheidungskriterium dafür, dass ein Tennisspiel stattfindet? Begründen Sie Ihre Entscheidung. Skizzieren Sie basierend auf diesem Ergebnis den Entscheidungsbaum. (___/4P)

Nr.	Luftfeuchtigkeit	Wind	Tennis?
1	normal	schwach	nein
2	hoch	stark	nein
3	hoch	schwach	ja
4	normal	schwach	ja
5	normal	stark	nein
6	hoch	schwach	ja
7	hoch	stark	nein
8	normal	schwach	ja
9	hoch	stark	nein
10	normal	stark	ja
11	normal	schwach	nein
12	normal	stark	nein

ja ≠ nein

Mittelzonen

~~Tennis~~ $H(Q) = -\frac{5}{12} \log_2 \frac{5}{12} - \frac{7}{12} \log_2 \frac{7}{12} \approx 0.980$

$$H(\text{Wind}) = \frac{6}{12} \left(-\frac{4}{6} \log_2 \frac{4}{6} - \frac{2}{6} \log_2 \frac{2}{6} \right) + \frac{6}{12} \left(-\frac{1}{6} \log_2 \frac{1}{6} - \frac{5}{6} \log_2 \frac{5}{6} \right) \\ = 0.784$$

$$H(\text{Luftfeuchtigkeit}) = \frac{7}{12} \left(-\frac{3}{7} \log_2 \frac{3}{7} - \frac{4}{7} \log_2 \frac{4}{7} \right) \\ + \frac{5}{12} \left(-\frac{2}{5} \log_2 \frac{2}{5} - \frac{3}{5} \log_2 \frac{3}{5} \right) = 0.979$$

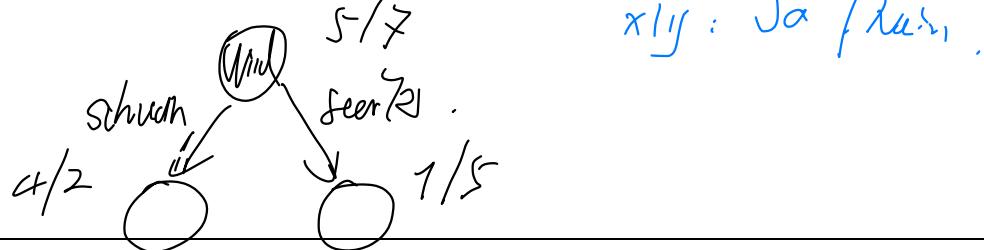
$$IG(S, \text{Wind}) = H(S) - H(\text{Wind})$$

$$= 0.196$$

$$IG(S, \text{Luftfahrt}) = H(S) - H(\text{Luftfahrt})$$

$$= 0.001.$$

⇒ Wind als own feature Attribute.



Aufgabe 6**(7 Punkte)**

- a) Beschreiben Sie kurz die Grundidee, die der Methode der Support Vektor Klassifikation zugrunde liegt. Wie ist das Lernverfahren einzuordnen? (____/2P)

- b) Geben Sie die Formeln für das Optimierungskriterium der optimalen Hyperebene und für die Randbedingung einer korrekten Klassifikation an (gegeben Trainingsbeispiele der Form (\vec{x}, y)). (____/2P)

$$\min_{\vec{w}} \|\vec{w}\|^2$$

Randbeding: $\vec{y}_i (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1.$

- c) Erklären Sie die Dualität zwischen Hypothesenraum und Merkmalsraum im Kontext des SVM Verfahrens (Version Space Duality). Wie ist die optimale Lösung im Hypothesenraum repräsentiert? (____/2P)

Punkte in Merkmalsraum F korrespondieren mit der Hyperebene in Hypothesenraum.)-(.
Optimal Lösung: den Mittelpunkt. des Hyperkugels. im Hypothesenraum.

- d) Welche Beobachtung erlaubt die Anwendung des „Kerneltricks“ zur Klassifikation von Beispielen in höherdimensionalen Räumen? (____/1P)

Transformierte Daten in höherdimensionalen Räumen, wo die Daten linear lösbar s...).

Aufgabe 1**9 Punkte**

- a) Geben Sie die Definition von Güte (Accuracy) und Präzision (Precision) eines binären Klassifikators jeweils in Abhängigkeit von True Positives (TP), True Negatives (TN), False Positives (FP) und False Negatives (FN) an. (___/2P)

Präzision

~~$$\text{Güte} = \frac{TP}{TP+TN}$$~~
~~$$\text{Präzision} = \frac{TP}{TP+FP}$$~~
~~$$\text{Güte} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$~~

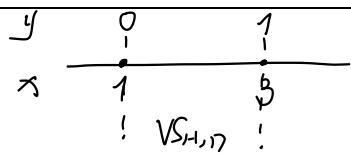
$$\text{Präzision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{Güte} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$$

- b) Betrachtet wird ein binäres Klassifikationsproblem mit möglichen Ausgabewerten $y \in \{0,1\}$ und Eingabewerten $x \in \mathbb{R}$. Der Hypothesenraum sei gegeben durch die Menge $H = H^+ \cup H^-$, wobei $H^\pm = \{h_\theta^\pm | \theta \in \mathbb{R}\}$ mit $h_\theta^\pm(x) := \begin{cases} 1 & \text{falls } x > \theta \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$ und $h^-_\theta(x) := 1 - h^+_\theta(x)$. Außerdem seien 2 Trainingsbeispiele gegeben:
- Eingabewert $x^{(1)} = 1$ mit Ausgabewert $y^{(1)} = 0$,
 - Eingabewert $x^{(2)} = 3$ mit Ausgabewert $y^{(2)} = 1$.

Geben Sie den **Versionsraum** $VS_{H,D}$ bezüglich des Hypothesenraums H und den Trainingsbeispielen $D = \{(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)})\}$ an, indem Sie den entsprechenden Parameterbereich für θ spezifizieren.

Tipp: Vielleicht hilft Ihnen eine Skizze zur Veranschaulichung des Problems.



$$\text{Versionraum } VS_{H,D} = \{h_\theta^\pm, |\theta \in (1, 3)\}$$

- c) Begründen Sie, warum die **VC-Dimension** eines Hypothesenraums bestehend aus linearen Klassifikatoren in \mathbb{R} (wie zum Beispiel H) gleich 2 ist. (____/2P)

Tipps:

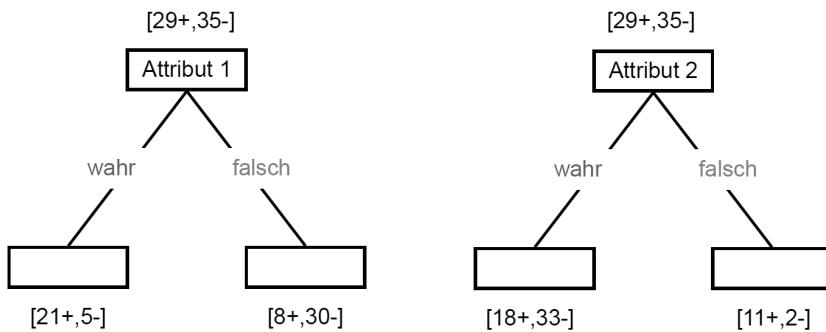
- Wie ist die VC-Dimension definiert?
- Überlegen Sie ob zwei, drei oder mehrere Eingabewerte so gewählt werden können, dass es für jede Kombination von Ausgabewerten einen θ -Wert gibt, sodass die Eingabewerte korrekt klassifiziert werden.

VC-Dimension ist die maximale Anzahl von Datenpunkten, die beliebig spezifiziert werden können.
Beispiele $\theta(x, y)$: $(1, 0), (3, 1)$, beliebig separierbar. $\left. \begin{array}{l} \text{(oder } (1, 1), (3, 0) \text{)} \\ \text{beliebig separierbar.} \end{array} \right\} \Rightarrow V\text{-Dimension} = 2$.
 $\theta(x, y)$: $(1, 0), (2, 1), (3, 0)$, nicht beliebig separierbar.
 $\theta(x, y)$: mehrere Zigaretten, nicht ...

- d) Betrachten Sie die nachfolgende Darstellung zum Vergleich zweier Attribute A_1 (links) und A_2 (rechts), die als Testattribute eines Entscheidungsbaumes ausgewählt werden können. Welches der Attribute eignet sich ausgehend vom Informationsgewinn (Notation wie in der Vorlesung)

$$IG(S, A) = \text{Entropie}(S) - \sum_{v \in V(A)} \frac{|S_v|}{|S|} \text{Entropie}(S_v)$$

besser als Entscheidungskriterium? Begründen Sie Ihre Entscheidung mit zwei Rechnungen (ohne diese auszurechnen) und einer Fallunterscheidung.



Schreibweise: [Anzahl Positive Bsp. (+), Anzahl Negative Bsp. (-)]

$$IG(S, A_1) = H(S) - \left(\frac{26}{64} H(S_{v1}/\text{wahr}) + \frac{38}{64} H(S_{v2}/\text{falsch}) \right)$$

$$IG(S, A_2) = H(S) - \left(\frac{51}{64} H(S_{v3}/\text{wahr}) + \frac{13}{64} H(S_{v4}/\text{falsch}) \right)$$

If $IG(S, A_1) > IG(S, A_2)$:

Attribut A_1 als besser Entscheidungskriterium

Sonst:

Attribut A_2 als besser Entscheidungskriterium,

Aufgabe 2**11 Punkte**

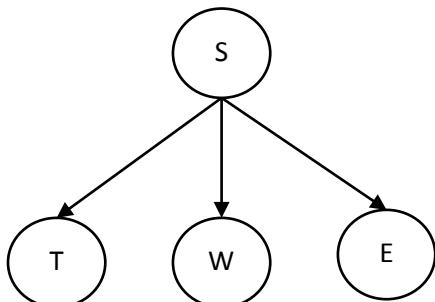
- a) Es soll ein Naiver Bayes-Klassifikator zur Detektion von Spam in E-Mails entwickelt werden. Als Attribute/Features stehen folgende Beobachtungen zur Verfügung, die typischerweise aus empfangenen E-Mails extrahiert werden können:
- die Tageszeit, zu der die E-Mail empfangen wurde ($T \in \{\text{Morgen, Mittag, Abend}\}$),
 - ob sie das Wort "kostenlos" enthält ($W \in \{\text{ja, nein}\}$),
 - und ob die E-Mail-Adresse des Absenders in Ihrem Adressbuch bekannt ist, vorher in Ihrem Posteingang gesehen oder vorher nicht gesehen wurde. ($E \in \{\text{B: bekannt, S: gesehen, U: nicht gesehen}\}$).

1. Gegeben ist das Bayes'sche Netz. Füllen Sie die folgenden Tabellen mit den entsprechenden (bedingten) Wahrscheinlichkeiten aus.

T	W	E	S
Morgen	ja	nicht gesehen	Spam (ja)
Mittag	nein	gesehen	Ham(Nein)
Abend	ja	gesehen	Spam (ja)
Abend	ja	bekannt	Ham(Nein)
Mittag	nein	nicht gesehen	Ham(Nein)
Abend	nein	gesehen	Ham(Nein)
Mittag	nein	nicht gesehen	Spam (ja)
Morgen	nein	gesehen	Ham(Nein)
Morgen	Ja	nicht gesehen	Spam (ja)

4/174

S	P(S)
Spam (ja)	4/9
Ham (nein)	5/9



S	E	P(E S)
Spam	Bekannt	0/4
Spam	Gesehen	1/4
Spam	nicht gesehen	3/4
Ham	Bekannt	1/5
Ham	Gesehen	3/5
Ham	nicht gesehen	1/5

2. Eine neue E-Mail wurde empfangen. Diese E-Mail enthält das Wort „kostenlos“, aber die E-Mail-Adresse des Absenders existiert in Ihrem Adressbuch. Aus technischen Gründen fehlt die Angabe der Tageszeit.

*W: Ja .
Z: (___/2P)
bekannt .*

Was sollte die Vorhersage Ihres Naive Bayes Spam-Detektors, basierend auf diesen Attributen sein?

Begründen Sie Ihre Entscheidung formal.

$$\begin{aligned}
 h_{\theta} &= \arg \max_{\theta} \left(P(\text{Ham} | W=\text{Ja}, Z=\text{bekannt}) \right) \\
 &= P(\text{Spam}) P(W=\text{Ja} | \text{Spam}) P(Z=\text{bekannt} | \text{Spam}), P(\text{Ham}) P(W=\text{Ja} | \text{Ham}) \\
 &\quad \arg \max \left(\frac{4}{9} \times \frac{3}{4} \times \frac{1}{4}, \frac{5}{9} \times \frac{1}{5} \times \frac{7}{5} \right) \\
 &= \left\{ \text{Ham} \right\}.
 \end{aligned}$$

- b) Was kann bei einem Bayes'schen Netz gelernt werden?

(___/1P)

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

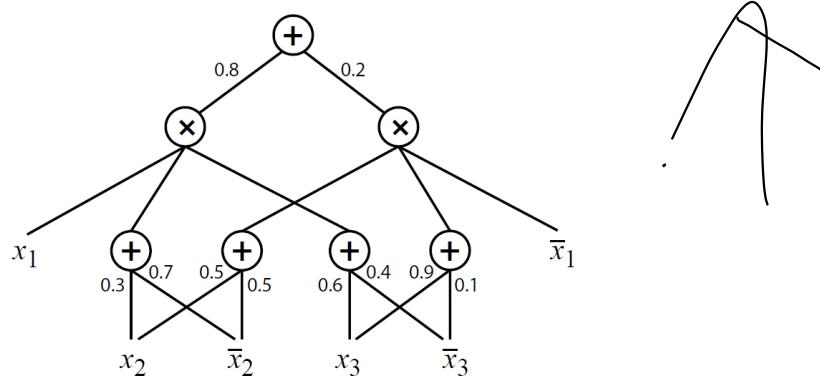
bedingt.

Abhängigkeiten von ~~hier~~ Attributwertmengen.

ZM-Methode , Gradientensteigung

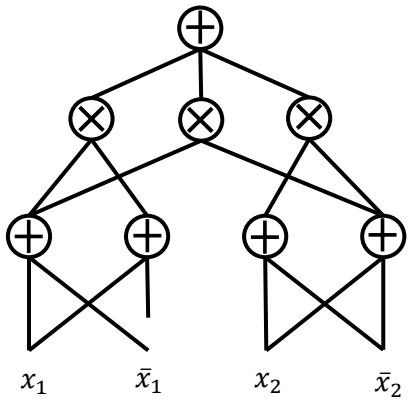
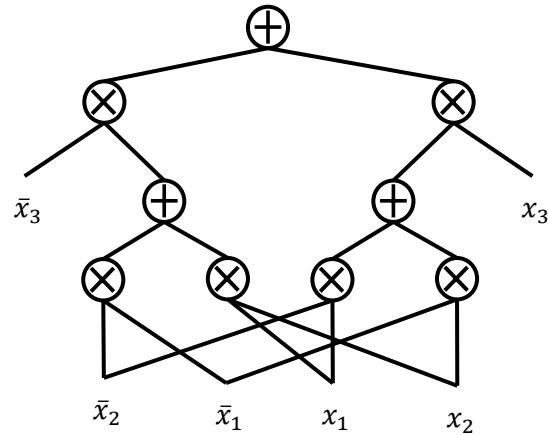
- c) Gegeben ist folgendes Sum-Product Netz (SPN), das eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über die Zufallsvariablen X_1, X_2 und X_3 mit Hilfe der Indikatorvariablen $x_1, \bar{x}_1, x_2, \bar{x}_2, x_3, \bar{x}_3$ kodiert. Berechnen Sie die Wahrscheinlichkeiten der Belegung der folgenden Zufallsvariablen und tragen Sie diese in die folgende Tabelle ein.

(___/3P)



X_1	X_2	X_3	$\Phi(X)$
1	1	1	$\frac{561}{3125} \approx 0.180$
0	1	1	$\frac{561}{12500} \approx 0.045$
0	0	0	$\frac{561}{12500} \approx 0.045$

- d) Gegeben sind die folgenden beiden Sum-Product Netze. Geben Sie jeweils an, ob das SPN valide ist oder nicht valide ist. Begründen Sie Ihre Wahl, kurz. (____/3P)

A**B**

Aufgabe 3**10 Punkte**

- a) Geben Sie eine quadratische Fehlerfunktion E eines neuronalen Netzes, sowie (___/2P)
die Formel der iterativen Gewichtsoptimierung $\Delta \vec{w}$ in Abhängigkeit von E an.
Benennen Sie die verwendeten Variablen.
(Gefragt ist **nicht** die explizite Rückpropagierung der Gradienten)

$$E(\hat{y}_i, y_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$-y_i$: Sollausgabe
 \hat{y}_i : Prädiktionsausgabe von Netz.
 N : Anzahl von Lernbeispiele.
 α : Lernrate

$$\Delta \vec{w} = -\alpha \frac{\partial E(y, \hat{y})}{\partial \vec{w}}$$

- b) Geben Sie die Funktionsterme von zwei häufig verwendeten nichtlinearen Aktivierungsfunktionen an. Für welches Verfahren im Kontext Neuronaler Netze wird die Ableitung der Aktivierungsfunktion benötigt? (___/2P)

Sigmoid: $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, Ableitg: $\frac{\partial f(x)}{\partial x} = f(x)(1-f(x))$
ReLU: $f(x) = \max(0, x)$ Ableitg: $\frac{\partial f(x)}{\partial x} = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$
Ableitbar im Zingabebereich von Neuron.

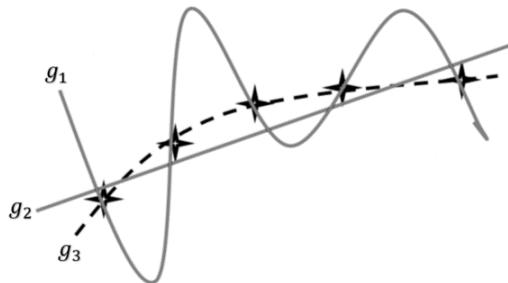
- c) Welcher Bagging-Ansatz für (tiefe) neuronale Netze wurde in der Vorlesung vorgestellt? Wie äußert sich die Verwendung dieser Methode jeweils in Training und Inferenz des neuronalen Netzes? (___/2P)

Dropout;

Training: divided. by. Dropout ratio.

Inferenz: Multiply. Dropout rate. von gew. rigen Ausgabe von Neuron.

- d) Die folgende Abbildung zeigt die Kurven g_1 und g_2 , die von zwei verschiedenen neuronalen Netzen an die gleichen Trainingsdaten (Sterne) angepasst wurden. Die Kurve g_3 entspricht der zu erlernenden Funktion (Grundwahrheit). (____/2P)
1. Wie nennt man das Phänomen, das während des Lernens auftritt und zu g_1 führt? Nennen Sie zwei Ansätze, die dieses Phänomen bei neuronalen Netzen verhindern können.



2. Welche Vermutung kann über die VC-Dimension des Netzes, das die Kurve g_2 als Approximation für die Trainingsdaten liefert, getroffen werden? (____/1P)

3. Betrachten Sie die Trainingsphase des Netzwerks im Fall von Kurve g_1 : (____/1P)
Skizzieren Sie qualitativ den Verlauf der Fehlerfunktion, jeweils für Trainings- und Testdaten in Abhängigkeit der Anzahl der Iterationen eines Gradientenabstiegverfahrens (mit sinnvoll gewählter Lernrate).

Tipp: Es geht hierbei um den groben Verlauf: Eventuelle kleine Fluktuationen des Verlaufs sollen nicht berücksichtigt werden.

Aufgabe 4**10 Punkte**

- a) Gegeben sind die Ein- und Ausgabe eines Conv-Layers in Form von Feature Maps. Es wurde kein Padding durchgeführt und der Stride beträgt 2. (___/2P)
 Eingabedimension: 11x11x3
 Ausgabedimension: 5x5x5

Wie viele Kernel welcher Größe beinhaltet der Conv Layer?

$$\text{Form: } n = \frac{(m - k)}{\text{Stride}} + 1. : \text{gegeben: } m=11 \quad n=5 \quad \text{Kernel: } 3 \times 3.$$

denn Ausgabe: 5x5x5: Anzahl von Kernen $\Rightarrow k=3$ (Kernelgröße).

- O** b) Nennen Sie drei in der Vorlesung genannte Möglichkeiten um Gewichte eines CNN zu initialisieren. (___/1,5P)

- ① Kaiming He - Initialisation
- ② Xavier - Initialisation.
- ③ from TransferLearning.

- c) Was versteht man unter Padding bei CNN? Nennen Sie drei in der Vorlesung genannten Möglichkeiten um die Eingabe eines CNN zu erweitern (Padding). (___/1,5P)

durch padding von Pixels. um Ausgabesize von CNN gleich ^{resolution}
^{eingabesize} zu garantieren.

Möglc.: ① 0-Padding ② ^{reflect} Reflexion-Padding
 ③ Circular-Padding.

- d) Führen Sie ein Max Pooling durch und streichen Sie überflüssige Zeilen und Spalten in der Ergebnisvorlage.
 Filtergröße p=3, Stride s=1. Padding wird in diesem Netz nicht genutzt.

(___/3P)

0	4	6	6	3	0
8	7	5	4	3	2
7	0	3	5	0	7
9	5	3	4	2	2

	8	7	6	7	
	9	7	5	7	

- e) Bewerten Sie die folgenden Aussagen mit wahr oder falsch?

(___/2P)

In einem CNN werden Gewichte lokal wiederverwendet.	wahr ✓
Die letzten Schichten eines CNN sind nicht immer Fully Connected Layer. ?	Wahr
Die zu lernenden Gewichte befinden sich sowohl in den Kernen der Convolution- als auch Pooling Layer.	Falsch ✓
In einem CNN wird für die Erstellung der Features Expertenwissen benötigt.	Falsch. ✓

Aufgabe 5**12 Punkte**

- a) Durch welches Modell lässt sich die Problemstellung beim Reinforcement Learning formal darstellen? Welche vier Bestandteile werden für die Modellierung benötigt? (___/3P)

MDP.
 Zustandsraum, Policy, Rewardfunction.
 Transitionsmodell.

- b) Was besagt die Markov-Bedingung? (___/1P)

die Zukunft hängt nur vom aktuellen Zustand, nicht von der Vergangenheit.

$$P(S_t | S_{t-1}, S_{t-2}, \dots, S_0) = P(S_t | S_{t-1})$$

- c) Gegeben ist $V^\pi(s)$: Bestimmen Sie die Optimale Strategie $\pi^*(s)$ formal. (___/2P)
 Außerdem, definieren Sie die rekursive Form der Bellmann Optimalitätsgleichung für den nicht-deterministischen Fall in Abhängigkeit der optimalen Wertfunktion $V^*(s_t)$.

$$\pi^*(s) \geq \pi(s), \forall \pi \Leftrightarrow V^*(s) \geq V(s), \forall s.$$

$$V^*(s_t) = \max_a (R + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s_t, a) V^*(s'_t))$$

- d) Beschreiben Sie die Begriffe des Reinforcement Learning und der Planung. Wo liegen die Unterschiede? (___/2P)

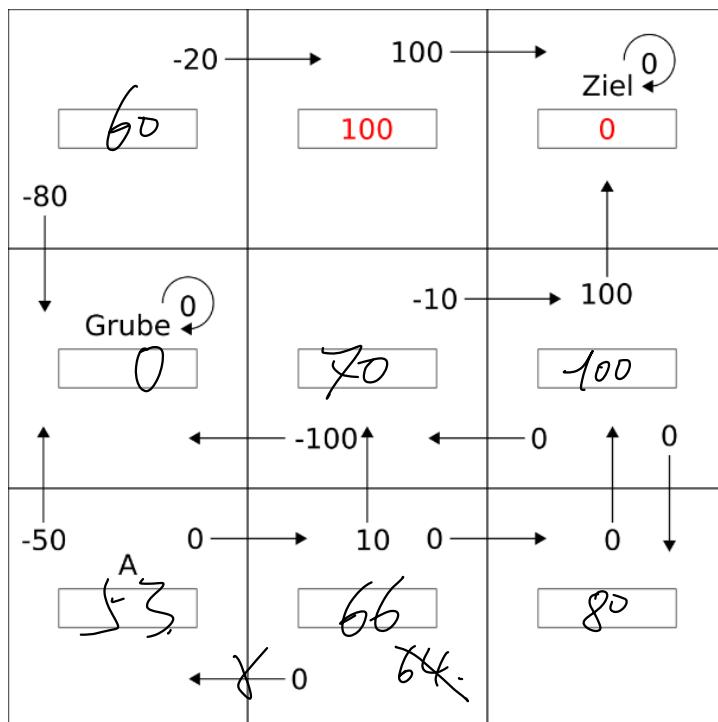
RL: geben s, a , Rewardefunktion, f , ein Agent zu trainieren, um die Belohnung zu maximieren.

Planung: Aktionen zu entwickeln, um ein Ziel zu erreichen.

Unterschiede: RL: ja interaktiv begrenzt

Planning: nein vollständig

- e) Betrachten Sie die unten stehende Welt. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Zustandsübergängen von Zelle zu Zelle bewegen. Die Belohnung für einen Übergang entspricht der Zahl an den Pfeilen. Nehmen Sie an, dass die optimale Strategie gelernt wurde. Tragen Sie die Zustandswerte ($V^*(s)$) dieser Strategie in die entsprechenden Kästen ein (Diskontierungsfaktor $\gamma = 0,8$). Runden Sie Ihre Ergebnisse auf ganze Zahlen. Zeichnen Sie den Pfad der optimalen Strategie von Zelle A zum Ziel ein.
- (___/4P)



① 寻箭 (射)

② 墙 - 生 (先确定)

③ 靠近 终点 (- 大, 再进)

④ 比较 (取大)

Aufgabe 6**8 Punkte**

- a) Welches Ziel verfolgt eine Support Vector Machine bei der Klassifikation? (___/1P)

Absrand von nächstens Punkten aus unterschiedlich Klassen zu maximieren.

- b) Geben Sie das Optimierungskriterium der optimalen Hyperebene sowie die Randbedingung für die korrekte Klassifikation an (gegeben Trainingsbeispiele der Form (\vec{x}_i, y_i)). (___/2P)

$$\min \|\mathbf{w}\|^2.$$

Randbedingung: $y_i (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1 \dots n,$

- c) Skizzieren Sie die Dualität von Merkmals- und Hypothesenraum der SVM
(Version Space Duality). Wie ist die optimale Hyperebene mit größtem Rand im Hypothesenraum repräsentiert?

die Punkte im Merkmalsraum F korrespondieren mit Hyperebenen in Hypothesenraum H und
umgekehrt.



Mittelpunkte von \checkmark Hyperkugel im vorliegenden Version Raum

(The handwritten text 'großen' is circled in red above the word 'Hyperkugel').

- d) Nennen Sie eine Möglichkeit um die SVM auch für die Lösung nichtlinearer Probleme zu verwenden? Warum ist diese Möglichkeit anwendbar?

Kernel-Trick.

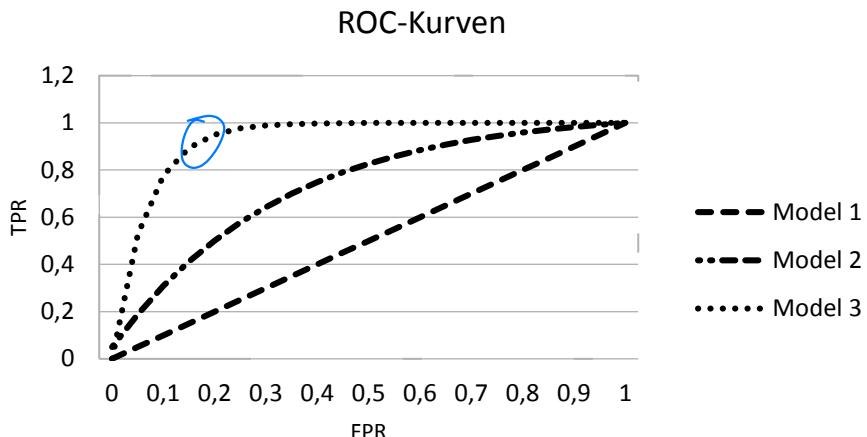
die ^{blau} Punkte in Hochdimensionenraum zu transformieren,
wo die Punkte ^{oft} linear lösbar sind.

Aufgabe 1 – Lerntheorie, induktives und unüberwachtes Lernen**___ / 8P**

- a) Ausgehend von der lerntheoretischen Abschätzung des realen Fehlers, von welchen drei Kriterien hängt der Lernerfolg einer Lernmaschine ab? (___/1,5P)

1. einfaches Modell ① Kapazität der Lernmaschine (so gering wie möglich)
2. Sample effizient ② Optimierungsmethode (so für viele möglich)
3. niedrige Testfehler ③ Lernbeispiele (repräsentativ. so viel wie möglich)

- b) Es wurden drei Modelle trainiert und anschließend mit der ROC-Kurve evaluiert. Welches Modell würde das womöglich beste Ergebnis liefern? Begründen Sie Ihre Entscheidung und geben Sie die Formeln für FPR und TPR an. (___/4,5P)



Modell 1 würde das beste Ergebnis (links oben Punkt) denn die Punkte: niedrigste FPR, höchste TPR.
gut Tradeoff von FPR und TPR.

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

- c) Welche zwei Parameter sind für das k-Means Clustering festzulegen? _____/2P)
Welche Herausforderungen (Probleme) entstehen durch diese Parameter?

① Anzahl von Cluster: k

② die Iniziale ~~Bildung~~ der Mittelpunkte c_j

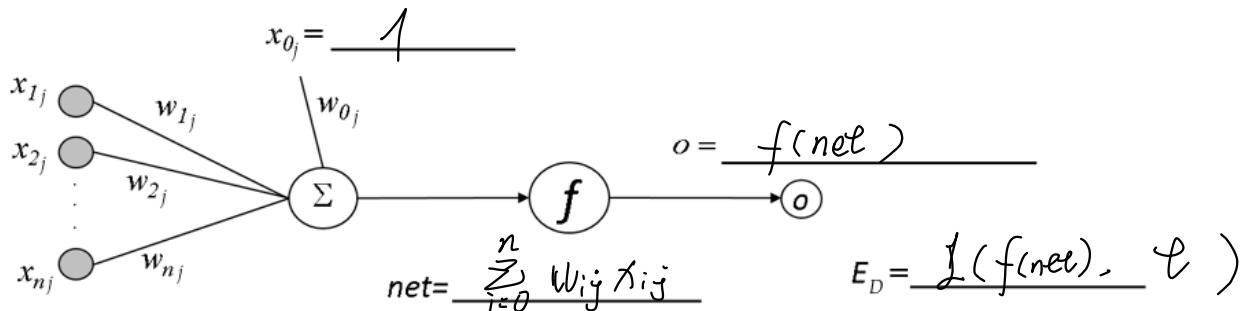
Keine theoretischen Lösungen
fundieren

Potentiell falsche Cluster.

↓
~~suboptimale Lösungen gefunden~~

Aufgabe 2 – Neuronale Netze / 12P

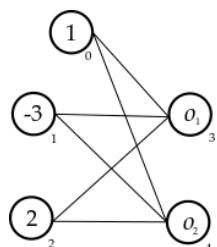
- a) Beschriften Sie das unten abgebildete Neuron.

(/ 5P)

w : Gewichte
 x : Eingabedaten

o : Predictionsausgabe.
 t : Label / Sollausgabe

- b) Führen Sie einen Forward-Pass auf dem nachfolgenden Neuronalen Netz mit einer ReLU-Aktivierungsfunktion aus, um die Ausgabe o_1 und o_2 zu berechnen.
 Mit w_{ij} wird hierbei das Gewicht zwischen Neuron i und Neuron j beschrieben.

(/ 3P)

Die Gewichte sind wie folgt vorgegeben:

$$w_{03} = -\frac{3}{2} \quad w_{04} = 1$$

$$w_{13} = \frac{1}{6} \quad w_{14} = -\frac{1}{2}$$

$$w_{23} = \frac{3}{4} \quad w_{24} = \frac{5}{4}$$

$$o_1 = \text{ReLU}(w_{03}x_0 + w_{13}x_1 + w_{23}x_2)$$

$$= \text{ReLU}\left(-\frac{3}{2} \times 1 + \frac{1}{6} \times (-3) + \frac{3}{4} \times 2\right)$$

$$= \text{ReLU}\left(-\frac{3}{2}\right) = 0$$

$$o_2 = \text{ReLU}(w_{04}x_0 + w_{14}x_1 + w_{24}x_2)$$

$$= \text{ReLU}(1) = 1$$

- c) Wodurch treten verschwindende Gradienten (vanishing gradients) auf? (___/2P)
Welche Gegenmaßnahme gibt es ohne die Anzahl der Neuronen zu verändern?

gewichtete Summe von Neuron ist negativ, wodurch Gradient von ReLU zero ist.

Mini-Batch.

- d) Nennen Sie ein Optimierungsverfahren, das dem einfachen Gradientenabstieg überlegen ist und nennen Sie zwei Gründe wieso es besser ist. (___/1P)

SGD mit Mini-Batch.

Gründe: ① schnell berechnen

② Overfitting reduzieren,

- e) „Je höher die VC-Dimension, umso besser kann das Neuronale Netz aus einem bestehenden Datensatz lernen und generalisieren.“ (___/1P)
Ist diese Aussage wahr oder falsch? Begründen Sie Ihre Antwort.

Falsch. Je höher VC-Dimension, umso höhere Kapazität einer Lernmaschine, sodass. eine Tendenz hat. auf Lernbeispiele zu spezialisieren \Rightarrow Generalisierung schlechter.

Aufgabe 3 – Convolutional Neural Networks**___ / 10P**

- a) Nennen Sie drei Methoden der Gewichtsinitialisierung für CNNs.
Was passiert, wenn alle Gewichte mit 1 initialisiert werden?

- ① Xavier -
- ② Kaiming He
- ③ Gewichte aus pre-trained Modell
(Zusammen)

möglicher:
 Gradient exploding
 vanisch.
 „Symmetrie-Problem“:
 jedo neuron gleich aktualisiert
 sodass gleiche Merkmale gelernt
 Hintergrund verlieren

- b) Die Größe eines Eingabebildes für ein CNN beträgt 97x97x3 und es werden 128 Filteroperationen (Faltungen) durchgeführt. Dabei ist die angewendete Filtergröße 3x3, die Schrittweite ist 2 und es wird kein Zero Padding verwendet.

(___ / 3P)

Berechnen Sie die resultierende Ausgabedimension. Geben Sie dazu die vollständige Formel an und benennen Sie die einzelnen Elemente.

$$m_{\text{neu}} = \frac{m - k}{s} + 1 = \frac{97 - 3}{2} + 1 = 48$$

m_{neu} : Ausgabesize:

m : Eingabesize.

k : Kernelsize.

s : Stride.

final. Ausgabedimension: 48x48x128

- c) Was ist der Zweck einer 1x1 Faltung, wie sie im Inception Modul vorkommt?

(___ / 1P)

Dimension reduzierung.

Nichtlinearität einführen.

- d) Das Eingabebild hat eine Dimension von $5 \times 5 \times 2$. Berechnen Sie die Ausgangsvolumenwerte beim Anwenden einer Faltungsschicht mit Zero Padding und Stride = 2 (vertikal und horizontal). Der Bias hat einen Wert von 1. 1 (/4P)

Eingabebild [5x5x2]

Filter W_0 (3x3x2)

Ausgabebild [3x3x1]

 $X[:, :, 0]$

1	0	2	1	2
1	2	1	1	1
1	2	0	0	0
0	0	1	2	0
0	0	0	1	2

 $W_0[:, :, 0]$

0	1	0
-1	1	1
0	0	0

5	1	3
8	5	2
3	5	4

 $X[:, :, 1]$

2	1	0	0	0
0	2	1	0	0
0	0	0	2	1
1	1	1	2	1
2	1	2	0	1

 $W_0[:, :, 1]$

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

Aufgabe 4 – Support Vector Machines / 8P

- a) Beschreiben Sie die grundlegende Intuition auf der eine Support Vector Machine (SVM) für die Klassifikation basiert. (/1P)

Größe des Randes (Margin) bestimmt die Generalisierungsfähigkeit
→ die beste Trenn-Gerade/Hyperfläche mit maximalem Abstand zu den Klassen.

- b) Formulieren Sie das grundlegende Optimierungsproblem mit Bedingungen für einen Support Vector Klassifikator formal. (/2P)

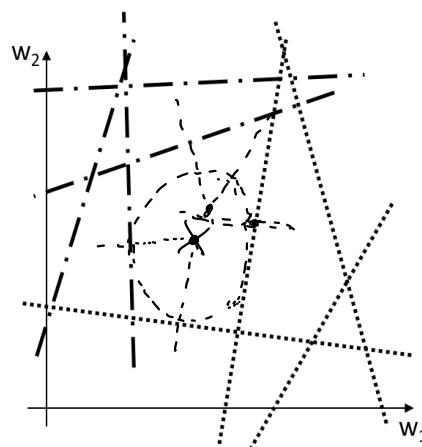
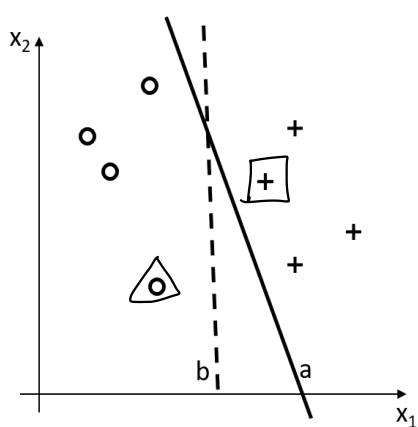
- c) Nennen Sie jeweils zwei Vor- und Nachteile von Support Vector Machines. (/2P)

V: ① Optimale Hypothesenebene → gute Lernergebnisse
② Finden der optimalen VC-Dimension → Korrektes Lernen
N: ① schwierig - der optimale Kernel zu finden.
② Speicher und Rechenaufwand!

- d) Welche der beiden Hypothesen in der linken Grafik ist optimal?

Markieren Sie die Supportvektoren für Ihre Auswahl und tragen Sie die Parameter w der optimalen Hypothese in den rechten Graphen ein.

(___/3P)



b - als optimale Hypothese.

Aufgabe 5 – Reinforcement Learning / 10P

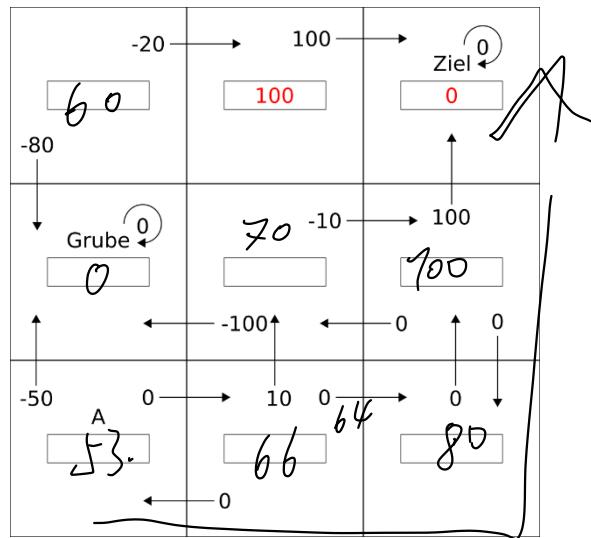
- a) Durch welches Modell lässt sich die Problemstellung beim Reinforcement Learning formal darstellen? Welche vier Bestandteile werden für die Modellierung benötigt? /3P

- b) Was besagt die Markov-Bedingung? /1P

- c) Gegeben ist die Wertfunktion $V^\pi(s)$: Geben Sie die formale Beschreibung der optimalen Strategie $\pi^*(s)$ an. Definieren Sie zudem die rekursive Form der Bellmann Optimalitätsgleichung in Abhängigkeit der optimalen Wertfunktion. /2P

- d) Betrachten Sie die untenstehende Welt. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Zustandsübergängen von Zelle zu Zelle bewegen. Die Belohnung für einen Übergang entspricht der Zahl an den Pfeilen. Nehmen Sie an, dass die optimale Strategie gelernt wurde. Tragen Sie die Zustandswerte ($V^*(s)$) dieser Strategie in die entsprechenden Kästen ein (Diskontierungsfaktor $\gamma = 0,8$). Runden Sie ihre Ergebnisse auf ganze Zahlen. Zeichnen Sie den Pfad der optimalen Strategie von Zelle A zum Ziel ein.

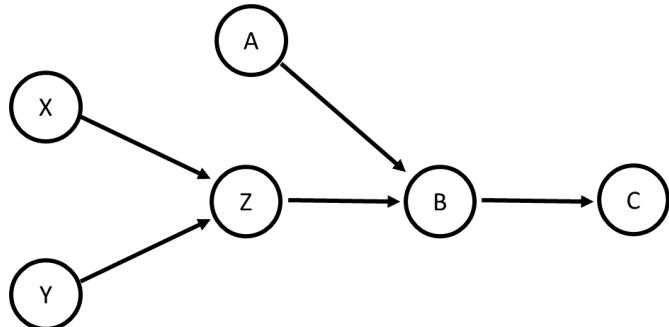
(___ /4P)



Aufgabe 6 – Bayes’sche Netze und HMMs / 12P

- a) Gegeben sei das folgende Bayes Netz mit binären Zufallsvariablen $X, Y, Z, A, B, C \in \{0, 1\}$. (____/2P)

Geben Sie die Faktorisierung der Verbundwahrscheinlichkeitsverteilung $P(X, Y, Z, A, B, C)$ an, die das abgebildete Bayes-Netz repräsentiert.



$$\begin{aligned}
 P(X, Y, Z, A, B, C) = & P(X) P(Y) P(Z|X, Y) \\
 & P(A) P(B|Z, A) P(C|B)
 \end{aligned}$$

b) Gegeben sei der folgende Datensatz für das Bayes'sche Netz aus Aufgabe a):

(____/4P)

A	B	C	Z	X	Y
1	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0
0	1	0	1	0	0
0	0	0	0	1	0
1	0	0	0	0	1
1	0	0	1	0	1
0	0	1	0	1	1
0	0	0	1	1	1
0	0	1	1	1	1
1	0	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1

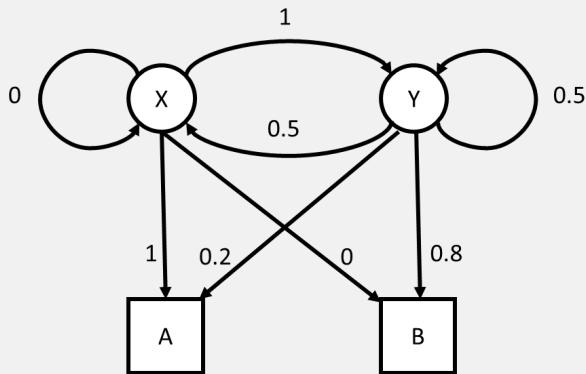
Schätzen Sie durch relative Häufigkeiten (ohne Laplace-Schätzer) die Werte der bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen $P(Z | X, Y)$ anhand der beobachteten Daten. Tragen Sie ihre Ergebnisse in folgende Tabelle ein:

X	Y	Z	$P(Z X, Y)$
0	0	0	7/3
0	0	1	4/3
0	1	0	1/2
0	1	1	7/2
1	0	0	0
1	0	1	1
1	1	0	1/5
1	1	1	4/5

- c) Nennen Sie zwei Verfahren mit denen die Parameter eines Bayes Netzes gelernt werden können, wenn nicht alle Variablen beobachtbar sind. (/2P)

*Annahme
EM-Methode*

Gegeben sei das folgende Hidden Markov Modell mit der Zustandsmenge $S = \{X, Y\}$ und der Menge der möglichen Beobachtungen $O = \{A, B\}$. Die Startverteilung bei $t = 0$ sei $S_0 = (0.5, 0.5)$.



- d) Sagen Sie den (System-)Zustand des Hidden-Markov-Modells zum Zeitpunkt $t = 2$ voraus (Prädiktion). (/2P)

- e) Sie erhalten zum Zeitpunkt $t = 1$ die Messung $O_1 = B$. Schätzen Sie den Zustand des Hidden Markov Modells zum Zeitpunkt $t = 1$. (/2P)

Aufgabe 1 – Induktives Lernen, Lerntheorie, Entscheidungsbäume und Unüberwachtes Lernen

____ / 11P



- a) Definieren Sie Konsistenz und Vollständigkeit im Hypothesenraum.

(____/2P)

Konsistenz: keine Negativen Beispiele falsch klassifiziert -
positiv

Vollständigkeit: ~~Keine~~ Alle positive Beispiele falsch klassifiziert.
positiv

- b) Was ist das Optimierungsziel beim Lernen von Entscheidungsbäumen bzgl. der Klassenverteilung? Welches Maß wird hierfür herangezogen? Wie wirkt sich dies auf die Tiefe des gelernten Baums aus?

Mit niedrigste Tiefe der Bäumen, die Entropie von Datenmenge maximal zu reduzieren.

Entropie $H(x)$:

- ① Selektion von Attributien, sukzessiv die Entropie maximal zu reduzierer. und Informationsgewinn zu maximieren.
- ② Entropie: Maß für Monogenität von Datenmenge. ③ um die Entropie bestmöglich zu reduzieren.
- ZG.
- c) Nennen Sie zwei Maßnahmen gegen Overfitting von Entscheidungsbäumen?

(____/1P)

Pruning

-Early-Stopping

- d) Geben Sie die Formeln für Genauigkeit (Precision) und True-Positive-Rate (Recall) an.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

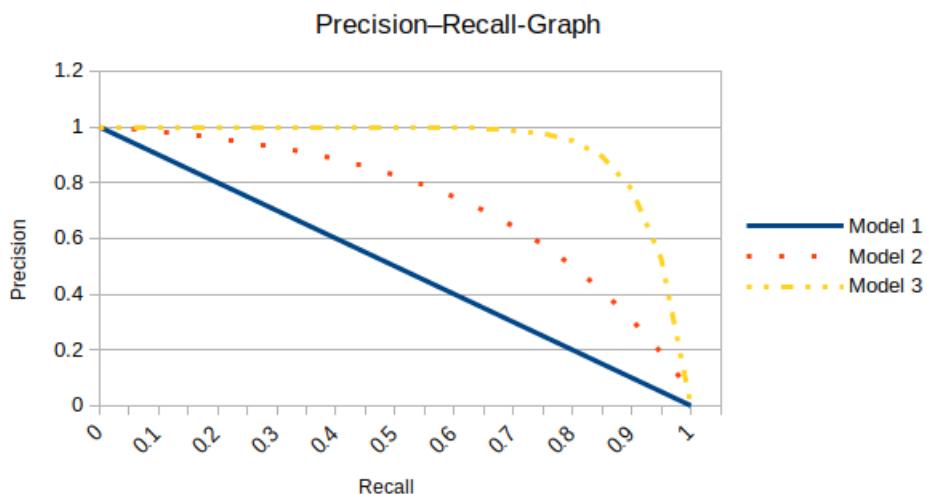


- e) Nennen Sie vier positive Eigenschaften eines Random Forests (verglichen mit einem einfachen Entscheidungsbaum). (___ /2P)

- ① Overfittingreduktion.
- ② Parallelie Implementation.
- ③ beständig gegen Rausch im Daten.
- ④ bessere Generalisierung

① reduzieren Korrelationen der Bäume.
 ② verwenden einfach zu wählen

- f) Welches Modell ist das Beste? Geben sie eine kurze Begründung an? (___ /1,5P)



Modell 3. nur ^{beste} Trade-off von Recall und Precision.
 (d.h. hohe P und R $\Rightarrow F_1 = \frac{2}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}}$ hohe.)

- g) Was ist für den k-Means Algorithmus mindestens festzulegen? (Hinweis: Parameter, Metriken) (___ /1P)

k : Anzahl von Clustering

G : initiale Belegung von Clusterzentren.

Aufgabe 2 – Neuronale Netze / 7P

- a) Geben Sie die Formel und Ableitung für die Aktivierungsfunktion ReLU an. (/2P)
 Welchen entscheidenden Nachteil hat ReLU? Welche alternative Aktivierungsfunktion versucht dies zu beheben?

$$\text{ReLU: } \theta(x) = \max(0, x)$$

$$\text{Ableitung: } \theta'(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Nachteile:
 Wenn $x < 0$, Gradienten verschwindet!

Alternative: Leaky-ReLU

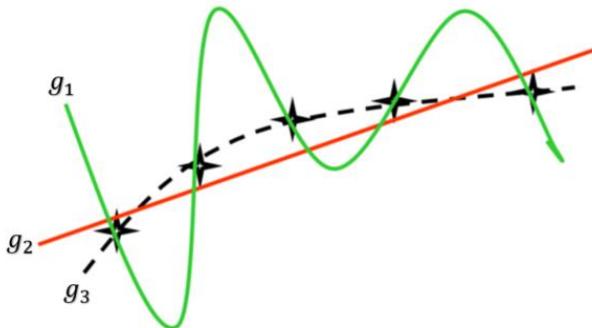
- b) Was muss bei der Initialisierung der Gewichte eines Neuronalen Netzes beachtet werden? (/2P)
 Nennen und erläutern Sie kurz eine gängige Initialisierungsmethode.

Xavier: für Sigmoid. und tanh-funktion.

$$w_j \sim \mathcal{N}(0, \frac{1}{n_i}) , n_i : \text{Anzahl von Input im Layer}$$

- c) Die folgende Abbildung zeigt die Kurven g_1 und g_2 , die von zwei verschiedenen neuronalen Netzen an die gleichen Trainingsdaten (Sterne) angepasst wurden. Die Kurve g_3 entspricht der zu erlernenden Funktion (Grundwahrheit). (____/3P)

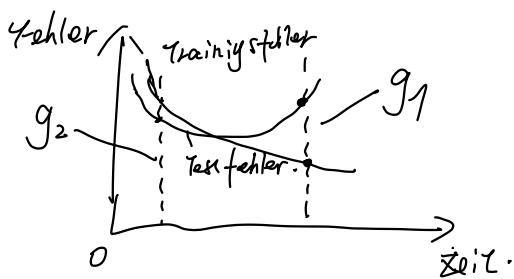
1. Nennen Sie die Fachbegriffe für das Fehlverhalten (zugrundeliegende Verhalten) von g_1 und g_2 und beschreiben Sie den Fehler in der Topologie des neuronalen Netzes, der zu diesem Verhalten führen kann.
2. Skizzieren Sie den typischen Verlauf des Trainings- und Testfehlers in Abhängigkeit der Trainingszyklen für g_1 und g_2 .



g_1 : Overfitting - g_2 : Underfitting

① Zu komplexer Netzarchitektur, die auf Trainingsdaten spezialisiert.
→ Schlechte Generalisierungsfähigkeit → Trainingsfehler niedrig aber Testfehler hoch.

② Zu einfacher - ... die Trainingdaten nicht ausreichen modellieren → Trainingsfehler hoch, Testfehler hoch.



Aufgabe 3 – CNN / 9P

- a) Erklären Sie "Weight Sharing". Welche Vorteile ergeben sich hierdurch gegenüber klassischen Neuronalen Netzen? (/1,5P)

*Die Gewichte von conv. kernel wird mehrfach für verschiedene Eingabe verwendet.
 Adelition von Gewichten im gleichen Layer bleiben initial gleich und
 können für verschiedene Eingabe gleichzeitig aktualisieren.
 fähig, gleiche Feature zu lernen. (Translation Invariant)*

- b) Nennen Sie zwei verschiedene Methoden zur Initialisierung von Gewichten. (/1P)

Xavier
Kaiming-He.

- c) Wie funktioniert Dropout, welche Vorteile bringt es? (/2P)

*Mit Dropoutrate die Anzahl von Neuronen zu dezidieren,
 vt: Overfitting reduzieren.*

- d) Wie wird das Vanishing-Gradient Problem bei ResNet gelöst? Erläutern Sie dies kurz. (/1P)

*△ Skip Connection:
 ① Take input parallel to each residual block.
 ② Add Take input to output of block.
 ③ Learn the change of existing feature maps.*

- e) Welche Nachteile hat die Verwendung der Sigmoid Aktivierungsfunktion für tiefe neuronale Netze wie Resnet ohne „skip connections“? (___ /1P)

Möglichkeit der vanishing Gradienten.
 z.B. für Sigmoid-funktion Eingabe kleiner als 0.

- f) Berechnen Sie die Ausgaben der Faltungs-, sowie der Poolingsoperation, gegeben die nachfolgenden Eingangsdaten und die folgenden Operationen in sequentieller Reihenfolgen. (___ /2,5P)

Operation 1: Faltung mit 3x3, Stride 1, Padding 0

Operation 2: Max Pooling mit 3x3, Stride 1, Padding 0

Eingangsdaten:

8	0	1	1	8
8	0	1	1	8
8	0	1	1	8
8	0	1	1	8
8	0	1	1	8

Faltungsfilter:

1	0	0
0	1	0
0	0	1

Operation 1:

8	1	2	9	8
8	9	2	10	9
8	9	2	10	9
8	9	2	10	9
8	8	1	2	9

Operation 2:

9	9	10	10	10
9	9	10	10	10
9	9	10	10	10
9	9	10	10	10
9	9	10	10	10

Aufgabe 4 – SVM / 9P

- a) Bezogen auf einen Support Vektor Klassifikator, beschreiben Sie das Problem welches gelöst wird, die Lösung die gefunden wird und Intuition für die Lösung. (____/1,5P)

*Klassifikationsproblem.
eine optimale Hypereben zu finden, um die Abstände von Margin zu maximieren.
Zurück: Größe von Rande (Margin) bestimt Generalisierungsfähigkeit.*

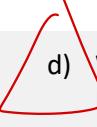
- b) Formulieren Sie das grundlegende Optimierungsproblem für einen Support Vector Klassifikator formal. Geben Sie außerdem die Nebenbedingungen für die Optimierung an. (____/1,5P)



c) Nennen Sie zwei Methoden, mit denen Support Vector Klassifikatoren auch nicht linear separierbare Daten trennen können. (____/1P)

① Kernel-Trick:

② Hyperebene mit nichtlinearer Trennung



d) Wie viele Stützvektoren werden mindestens benötigt, wenn der Merkmalsraum n Dimensionen hat? (____/1P)

$(n+1.) ?$

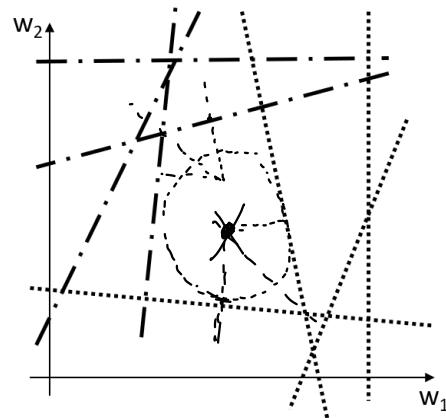
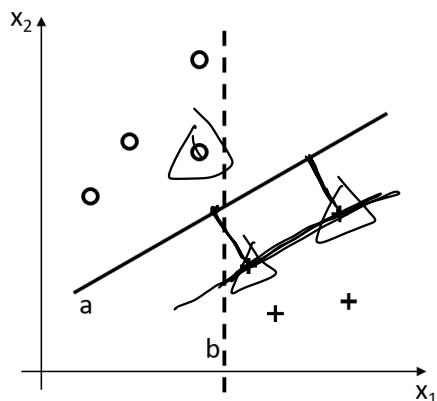
- e) Gegeben sind Daten mit fünf unterschiedlichen Klassenzugehörigkeiten.
Wie können diese mithilfe von SVMs klassifiziert werden? Wie viele SVMs
werden dafür mindestens benötigt?

ein gegen allen - SVM

5.

- f) Welche der beiden Hypothesen im linken Graph ist die optimale Hypothese?

Markieren Sie die entsprechenden Stützvektoren (Support Vectors) im linken Graphen (Merkmalsraum) und zeichnen Sie die Hypothese in den rechten Graphen (Hypothesenraum) ein.



Hyperfläche:
 α .

Aufgabe 5 – Reinforcement Learning / 12P

- a) Welches Ziel verfolgt Reinforcement Learning? (/1P)

- b) Durch welches Entscheidungsmodell lässt sich die Problemstellung beim Reinforcement Learning formal darstellen? (/3P)
Welche vier Bestandteile werden für die Modellierung benötigt?

MDP.

- c) Was besagt die Markov-Eigenschaft? (/1P)

- d) Was ist ein wesentlicher Unterschied zwischen den Spielen „Schach“ und „Poker“ mit Bezug auf die Beschreibung der Zustände? Wodurch entsteht dieser Unterschied? (/1P)

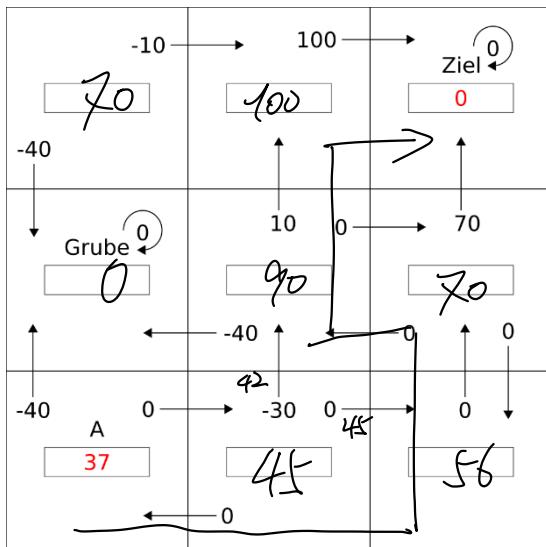
„Schach“: vollständige Information von Zustände.
„Poker“: unvollständige — — , stochastisch.
: ob alle Zustände beobachtbar sind.

- e) Gegeben ist $V^\pi(s)$: Bestimmen Sie die Optimale Strategie formal. Außerdem, definieren Sie die rekursive Form der Bellmann Optimalitätsgleichung in Abhängigkeit von der optimalen Wertfunktion. (___/2P)

$$\textcircled{1} V^\pi(s) = \max_{a \in A} (r(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s, a) V^\pi(s'))$$

$$\textcircled{2} \pi^*(s) \geq \pi(s), \forall \pi \Leftrightarrow V^*(s) \geq V^\pi(s), \forall s$$

- f) Betrachten Sie die untenstehende Welt. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Aktionen (Pfeile) von Zelle zu Zelle bewegen. Die Belohnung für eine Aktion entspricht der Zahl an den Pfeilen. Nehmen Sie an, dass die optimale Strategie gelernt wurde. Tragen Sie die Zustandswerte $V^*(s)$ dieser Strategie in die entsprechenden Kästen ein (Diskontierungsfaktor $\gamma = 0,8$). Runden Sie ihre Ergebnisse auf ganze Zahlen. Zeichnen Sie den Pfad der optimalen Strategie von Zelle A zum Ziel ein. (___/4P)



Aufgabe 6 – Bayes, HMM und SPN / 12P

Gegeben sei das folgende Hidden Markov Model (HMM) (grafische Darstellung siehe unten) mit Zustandsraum $S = \{S_1, S_2, S_3\}$, Beobachtungsraum $V = \{V_1, V_2, V_3\}$. Die Übergangswahrscheinlichkeitsmatrix A ist gegeben durch:

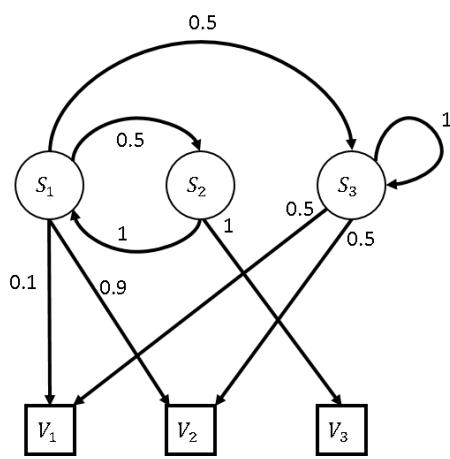
$$A = a_{(ij)} = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0.5 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Die Emissions-/Beobachtungs-Wahrscheinlichkeiten $B = (b_{ik})$ sind wie folgt definiert:

$$B = b_{(ik)} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.9 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0.5 & 0.5 & 0 \end{bmatrix}$$

Hinweis: q_t beschreibt den Zustand zum Zeitpunkt t, o_t die Beobachtung im Zeitpunkt t.

- a) Zu Beginn befindet sich das System in Startzustand $q_1 = S_1$.
 Sie erhalten folgende Sequenz von Messungen: $o_2 = V_3, o_3 = V_1, o_4 = V_3$
 Geben Sie die a posteriori Verteilung $P(q_4 | o_2 = V_3, o_3 = V_1, o_4 = V_3, q_1 = S_1)$ an.
Hinweis: Decodierungsproblem



$$\begin{aligned} P(q_4 = S_1 | o_2 = V_3, o_3 = V_1, o_4 = V_3, q_1 = S_1) &= \\ P(q_4 = S_2 | o_2 = V_3, o_3 = V_1, o_4 = V_3, q_1 = S_1) &= \\ P(q_4 = S_3 | o_2 = V_3, o_3 = V_1, o_4 = V_3, q_1 = S_1) &= \end{aligned}$$

- b) Das in Aufgabe a) gegebene HMM befindet sich im Zeitpunkt t in Zustand $q_t = S_2$. Geben Sie folgende Wahrscheinlichkeiten für zukünftig mögliche Beobachtungen zum Zeitpunkt $t + 2$ bzw. $t + 3$ an:

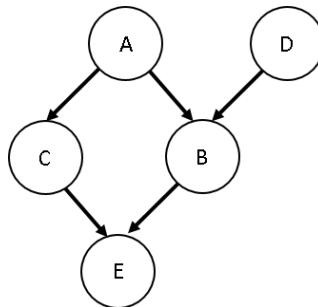
(___ /3P)

$$\begin{aligned} P(o_{t+2} = V_3 | q_t = S_2) &= \\ P(o_{t+2} = V_1 | q_t = S_2) &= \\ P(o_{t+3} = V_3 | q_t = S_2) &= \end{aligned}$$

- c) Gegeben sei folgendes Bayes'sche Netz. Geben Sie die zugehörige Faktorisierung der Verbundwahrscheinlichkeitsdichte an:

(___ /2P)

$$P(A, B, C, D, E)$$



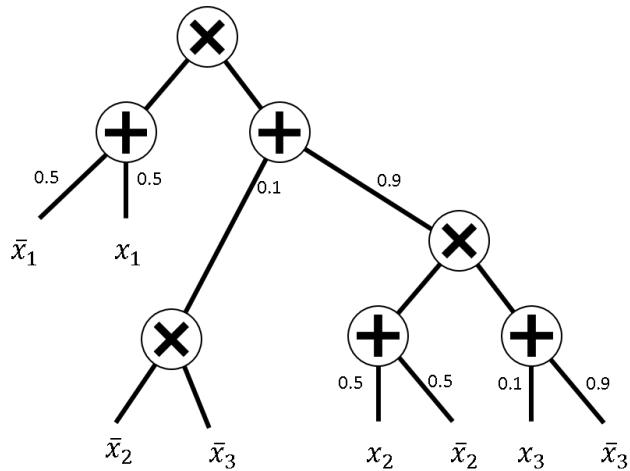
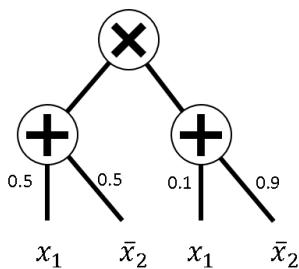
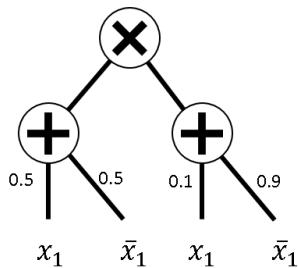
$P(A, B, C, D, E) \sim \dots$

- d) Nennen Sie zwei Arten/Typen der Inferenz, die mit SPN ausgeführt werden können.

(___ /2P)

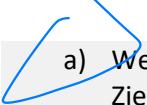
e) Geben Sie für die folgenden Sum Product Netze (SPN) jeweils an, ob diese valide sind oder nicht.

(___ /3P)

A**B****C**

Aufgabe 1 – Induktives Lernen, Lerntheorie, Entscheidungsbäume und Unüberwachtes Lernen

____ /12P

-  a) Welche Ziele verfolgen Induktion und Deduktion? Wie erreichen sie diese Ziele? (____/2P)

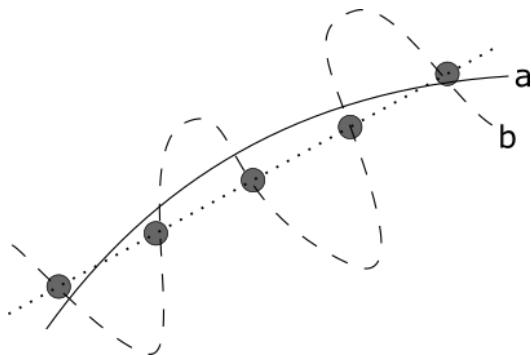
Induktion: Plausiblen Schlüsse von Speziellem zum Allgemein: Cumulansatz, anpassen an S.g. induktiv von Bernhypothese.

Deduktion: Korrekt schließen vom Allgemein zum Speziellen: Logische erschließung Schluß

- b) Definieren Sie Konsistenz und Vollständigkeit im Hypothesenraum. (____/2P)

Konsistenz: keine negativen Beispiele positiv klassifiziert.
 Vollständigkeit: alle positive Beispiele positiv klassifiziert.

- c) Welche Lernmaschine weißt die höhere Kapazität auf? Die Lerndaten werden durch die Kreise dargestellt (Zielfunktion gepunktet). Welches Verhalten bringt eine höhere Kapazität bei Lernmaschinen mit sich? (____/1P)



Lernmaschine b; Overfitting

- d) Wie verhalten sich Lern- und Testfehler beim „Overfitting“? (___/1P)

Lernfehler niedrig - Testfehler hoch

- e) Geben Sie die Formeln für Genauigkeit (Precision) und True-Positive-Rate (Recall) an. (___/2P)

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

- f) Welche Klassenverteilung wird bei Entscheidungsbäumen angestrebt? Wie wirkt sich dies auf die Entropie aus? Definieren Sie den Informationsgewinn. (___/2P)

Hohe Homogenität von Datensatzmenge,
Entropie maximal zu reduzieren.
Zur Reduzierung der Entropie durch Wahl von Attributien.
Gewichtete.

- g) Welche Schritte sind für das „Reduced Error Pruning“ bei Entscheidungsbäumen nötig? (___/2P)

Wenn Entropie von Knoten während Wachsen von Baum nicht so stark fällt, ist Pruning nötig um Overfitting zu reduzieren.
entferne den Teilbaum und ersetze ihn durch einen Blattknoten mit der meistvorkommenden Klasse.

Aufgabe 2 – Neuronale Netze /8P

- a) Nennen Sie eine in der Vorlesung behandelte nichtlineare Aktivierungsfunktion und zeichnen Sie das zugehörige Schaubild der Aktivierungsfunktion.

(____/1P)

$$\text{Sigmoid: } g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

- b) Geben Sie die quadratische Fehlerfunktion E des Gradientenabstiegs an sowie die Formel der iterativen Gewichtsoptimierung $\Delta \vec{w}$ in Abhängigkeit von E . Benennen Sie die verwendeten Variablen.

(____/2P)

$$E = \frac{1}{n} \sum_i^n (y_i - \hat{y}_i)^2 .$$

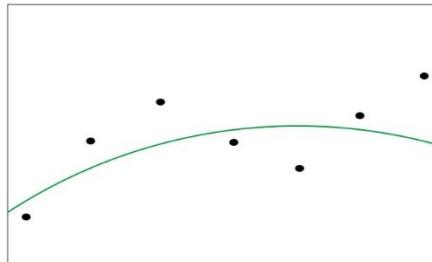
y_i : Sollausgabe
 \hat{y}_i : Netzwerkausgabe
 $\Delta \vec{w} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial \vec{w}}$
 α : Lernrate

- c) Nennen Sie zwei Probleme, die bezüglich der Form der Fehlerflächen beim Gradientenabstieg auftreten können. Geben Sie zwei Methoden an, mit denen diese Probleme jeweils vermieden werden können?

(____/2P)

① Gradienten verschwinden
 ② Gradienten exploding
 Methode: ① Batch-Normalisation, ② Gradient Clipping

- d) Was lässt sich über die VC-Dimension eines neuronalen Netzes sagen, das aus den untenstehenden Lerndaten (Punkte) die eingezeichnete Kurve approximiert? Wie muss die Topologie des Netzes angepasst werden um die Approximation zu verbessern. (___/1P)



*VC - Dimension zu niedrig, um Daten zu modellieren.
Tiefe von Netz zu erhöhen.*

- e) „Je höher die VC-Dimension, umso besser kann das Netz aus einem bestehenden Datensatz lernen, d.h. generalisieren.“ Ist diese Aussage wahr oder falsch, begründen Sie Ihre Entscheidung. (___/1P)

falsch; Je höher die VC-Dimension, umso stärker das Netz die Daten spezialisiert. d.h. Overfitting

- f) Was versteht man unter „residual learning“ und wodurch wird damit das Training verbessert? (___/1P)

Skip Connection; Overfitting zu reduzieren.

Beim Lernen Residualverbindung einzufügen. (e.g. Skip Connection)

Kämpf gegen Gradientenclipping / -exploding

Aufgabe 3 – Convolutional Neural Network /8P

- a) Für welche Arten von Daten werden CNNs typischerweise verwendet? /1P)

Bild.

- b) Warum besitzen CNNs weniger Parameter/Gewichte als vollvernetzte Neuronale Netze? /2P)

*① Weight - Sharing: die Anzahl von Parametern kann zu reduzieren.
 ② Pooling braucht keine Parameter*

- c) Wenden Sie die "max-pooling" Operation mit einer Filtergröße von 2x2, einem Padding von 0 und einem Stride von 1 an. Die Eingabe sieht wie folgt aus:

1	1	2
0	1	0
3	1	4

1	1	2
1	1	2
3	3	4

- d) Wie sehen die Filter von auf realen Bilddaten trainierten CNNs typischerweise aus? Gibt es Unterschiede je nach Position (Tiefe) des Filters im CNN? Beschreiben Sie diese. /2P)

*Conv. Filter: n x n (n: uneven)
 unterschiedliche Features zu erkennen:
 von Textur zu ganze Objekt.*

- (1) e) Was ist ein Vorteil von Fully Convolutional Networks gegenüber CNNs mit Fully-Connected Schichten am Ende und wofür werden diese typischerweise verwendet? (___/1P)

Flexibilität bei der Eingabegröße.
Bildsegmentierung.

Aufgabe 4 – Support Vector Machines /8P

- a) Bezogen auf einen Support Vektor Klassifikator, beschreiben Sie das Problem welches gelöst wird, die Lösung die gefunden wird und Intuition für die Lösung. (/1,5P)

Pb: Klassifikation.

Lösung: Finde die Beste trenn-Hyperplane mit maximalem Rand zu den Klassen

Intuition: Größe des Randes (Margin) bestimmt die Generalisierungs-fähigkeit.

- b) Formulieren Sie mathematisch das grundlegende Optimierungsproblem für einen linearen Support Vector Klassifikator. Geben Sie außerdem die Nebenbedingungen für die Optimierung an. (/1,5P)

$$\min \|\vec{w}\|^2$$

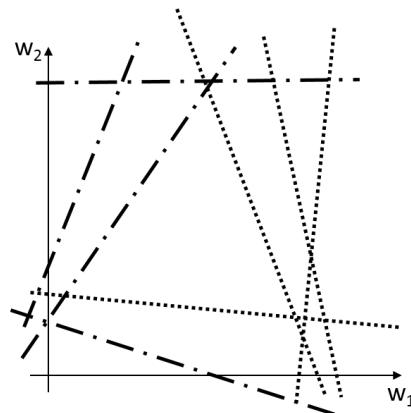
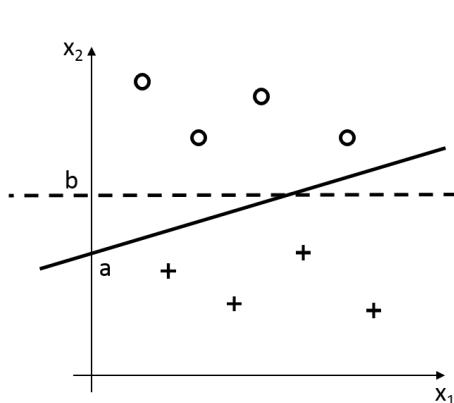
$$\text{Randbed.: } y_i (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1$$

- c) Wie viele Stützvektoren werden für die eindeutige Lösung eines binären Klassifikationsproblems mindestens benötigt, wenn der Merkmalsraum $n > 0$ Dimensionen hat? (/1P)

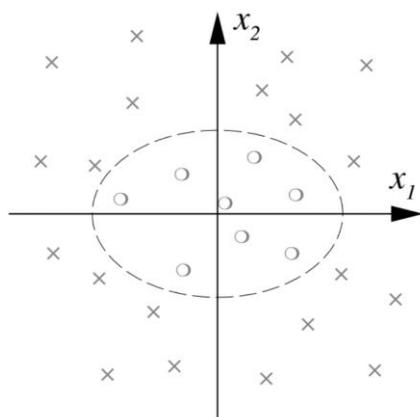
$$n+1$$

$$\text{Hyper ebene: } w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_n x_n = 0$$

- d) Welche der beiden Hypothesen im linken Graph ist die optimale Hypothese? (___/3P)
 Markieren Sie die entsprechenden Stützvektoren (Support Vectors) im linken Graphen (Merkmalsraum) und zeichnen Sie die Hypothese (Parameter w) in den rechten Graphen (Hypothesenraum) ein.



- e) Geben Sie eine gültige Transformationsregel an um die Daten in einem anderen Raum linear trennen zu können. (___/1P)



Kernelfunktion

Aufgabe 5 – Reinforcement Learning /12P

- a) Was ist der wesentliche Unterschied zwischen Reinforcement Learning und überwachtem Lernen mit Bezug auf die Fehlerberechnung?

(____/1P)

überwachtes Lernen: Fehler zw. gesuchte Sollausgabe und Prädictionsausgabe zu minimieren
Reinforcement Learning: Fehler durch die Differenz zw. den erwarteten Belohnungen und den tatsächlich erhaltenen Belohnungen quantifiziert.

- b) Beschreiben Sie die Begriffe Zustand und Beobachtung und geben sie je ein Beispiel für einen Zustand und eine Beobachtung.

(____/2P)

Zustand: alle Information über Situation des Agens; eg: Schach.

Beobachtung: die beobachtete Information über Situation des Agens :eg. Poker.

- c) Beschreiben Sie die Begriffe „Bootstrapping“ und „Sampling“ für die Wertaktualisierungen beim Reinforcement Learning.

(____/3P)

Ordnen sie die Verfahren: Policy Iteration, SARSA und Monte Carlo Methoden den beiden Begriffen zu.

„Bootstrapping“: erstellen neue Datensätze durch zufällige Ausortierung aus ursprünglichen Datensatz mit Zurücklegen; eg: Policy Iteration **SARSA**.

„Sampling“: zufällige Ausortierung aus Datensatz; **Monte Carlo Methoden**.

- d) Ein Agent wird mit Hilfe von Q-Learning trainiert. Wie lautet die Formel zur Berechnung des TD Fehlers? (___/2P)

Der Agent führt eine Aktion a in s aus und erhält dabei eine Belohnung r in Höhe von 1 und wird in einen neuen Zustand s' überführt. Die approximierte Aktionswertfunktion hat in s' ein Maximalwert von 10. Die approximierte Aktionswertfunktion hat für (s, a) einen Wert von 8, der Diskontierungsfaktor beträgt 0,9. Bestimmen sie den TD-Fehler.

$$\text{TD Fehler: } \delta = r + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)$$

$$\delta = 1 + 0.9 \times 10 - 8 = 2$$

- e) Um die Varianz bei dem REINFORCE Algorithmus zu reduzieren kann eine „Baseline“ verwendet werden. Definieren sie eine geeignete „Baseline“ formal. Ist die Verwendung einer konstanten „Baseline“ zulässig? Begründen Sie Ihre Antwort. (___/2P)

$$\text{Baseline : } b = V(s) = \mathbb{E} \left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r(s_{t+k}, a_{t+k}) \mid s_t = s \right]$$

zulässig; Agent lernt V die Aktion mit mehr Belohnung

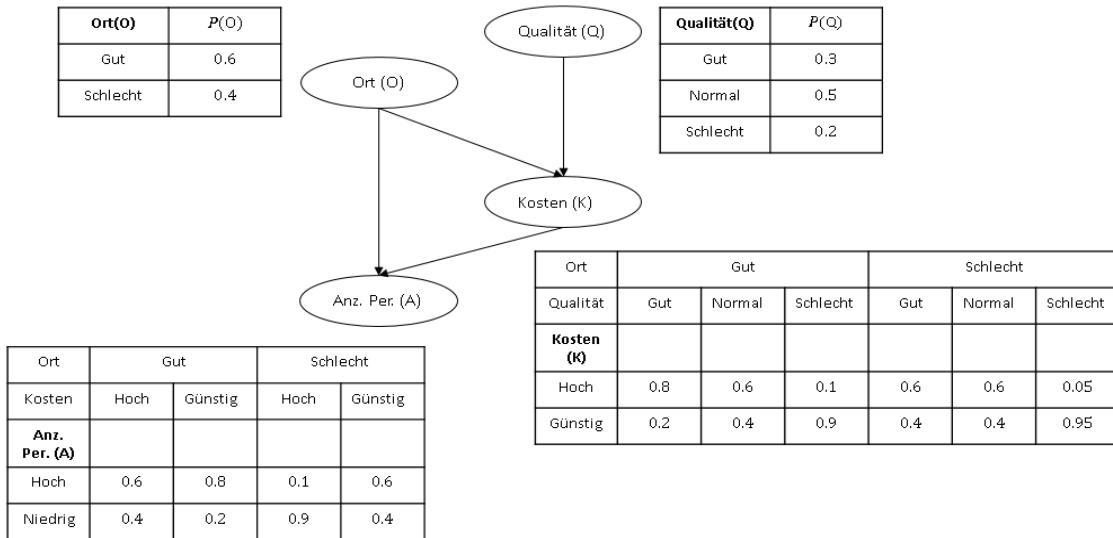
- f) Warum bezeichnet man strategiebasierte Verfahren wie den REINFORCE Algorithmus als „on-policy“ Algorithmen? Warum kann die Strategieaktualisierung beim REINFORCE Algorithmus ohne „Baseline“ zu einer Verschlechterung führen? (___/2P)

Bei strategiebasierte Verfahren braucht jede Aktualisierung der Policy neue Samples durch Reaktion zur Umgebung.

Denn dabei wird nur die beste Aktion mit höchsten Reward. gelernt.

Aufgabe 6 – Bayes HMM und SPN**___ /12P**

Um ein gutes Restaurant auszuwählen, können vier Faktoren berücksichtigt werden: die Qualität (Q) und die Kosten (K) des Essens, der Ort des Restaurants (O) und die Anzahl der Personen (A), die das Restaurant besuchen. Das folgende Bayes-Netzwerk beschreibt die Beziehung zwischen den Faktoren



- a) Geben Sie die zugehörige Faktorisierung der Verbundwahrscheinlichkeitsdichte an:

$$P(O, Q, K, A)$$

(___ /1P)

$$P(O, Q, K, A) =$$

- b) Wie hoch ist die Wahrscheinlichkeit, ein Restaurant zu besuchen, dessen Ort und Qualität des Essens gut sind, dessen Kosten niedrig sind und dessen Besucherzahl gering ist?

(Hinweis: Es ist hinreichend bei der Berechnung die korrekten Multiplikanden aufzuschreiben)

(___ /2P)

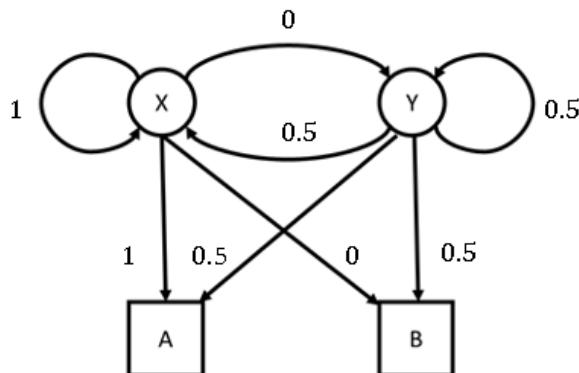
$$P(O = \text{Gut}, Q = \text{Gut}, K = \text{Günstig}, A = \text{niedrig}) =$$

- c) Angenommen, der Preis des Essens ist für die Entscheidung nicht wesentlich, wie hoch ist dann die Wahrscheinlichkeit, ein Restaurant zu besuchen, dessen Ort gut, die Qualität des Essens gut und die Anzahl der Personen gering sind? (Hinweis: Es ist hinreichend bei der Berechnung die korrekten Multiplikanden aufzuschreiben)

(___/3P)

$$P(O = \text{Gut}, Q = \text{Gut}, A = \text{niedrig}) =$$

Gegeben sei das folgende Hidden Markov Modell mit der Zustandsmenge $S=\{X, Y\}$ und der Menge der möglichen Beobachtungen $O=\{A, B\}$. Die Startverteilung bei $t=0$ sei $S_0 = (0,1; 0,9)$.



- d) Sagen Sie den (System-)Zustand des Hidden-Markov-Modells zum Zeitpunkt $t = 2$ voraus (Prädiktion).

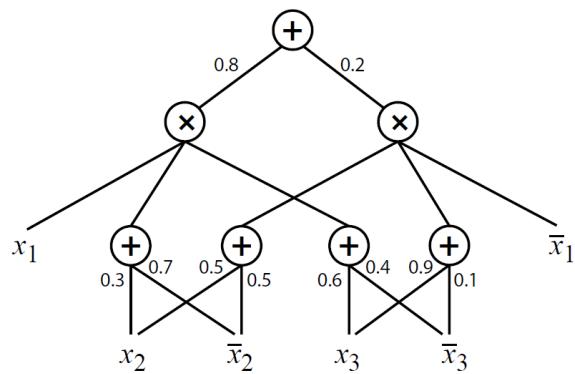
(___/2P)

- e) Sagen Sie den (System-)Zustand des Hidden-Markov-Modells zum Zeitpunkt $t = \infty$ voraus (Prädiktion).

(___/1P)

- f) Gegeben ist folgendes Sum-Product Netz (SPN), das eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über die Zufallsvariablen X_1, X_2 und X_3 mit Hilfe der Indikatorvariablen $x_1, \bar{x}_1, x_2, \bar{x}_2, x_3, \bar{x}_3$ kodiert. Berechnen Sie die Wahrscheinlichkeiten der Belegung der folgenden Zufallsvariablen und tragen Sie diese in die Tabelle ein.

(___ /3P)



X_1	X_2	X_3	$\Phi(X)$
1	1	1	
0	1	1	
0	0	0	

Aufgabe 1 - Lernen und Entscheidungsbäume**13 Punkte**

- a) Welche Ziele verfolgen Induktion und Deduktion? Wie erreichen Sie diese Ziele?

(___ /2P)

Induktion: plausibles Schließen vom Speziellen zum Allgemeinen; Grundsatz angenähert an s.g. induktiven Lernprozess.
Deduktion: korrektes Schließen vom Allgemeinen zum Speziellen; Logisch Schluss.

- b) Definieren Sie Konsistenz und Vollständigkeit im Hypothesenraum.

(___ /1P)

Konsistenz: keine Negative Beispiele positiv klassifiziert.

Vollständigkeit: Alle positive Beispiele positiv klassifiziert.

- c) Ausgehend von der lerntheoretischen Abschätzung des realen Fehlers; von welchen drei Kriterien hängt der Lernerfolg einer Lernmaschine ab?

(___ /1,5P)

- ① Kapazität der Lernmaschine (so niedrig wie möglich)
- ② Optimierungsmethode. (so fair wie möglich)
- ③ Repräsentative Beispiele

- d) Welche zwei entscheidenden Designentscheidungen müssen für den k-Means getroffen werden?

Welche Probleme können durch falsche Entscheidungen entstehen?

- ① Anzahl von Clustern k .
 - ② initiale Zuordnung von Clusterzentren c_i
- ⇒ falsche Klassifikation.

- e) Erstellen Sie für den gegebenen Datensatz mithilfe des ID3 Algorithmus einen Entscheidungsbaum und begründen Sie Ihre Entscheidungen rechnerisch. (___/6,5P)

Hinweis: Verwenden Sie den \log_2 und runden Sie auf

	Luftfeuchtigkeit (L)	Wind (W)	Tennis? (T)
1	hoch	schwach	Nein
2	hoch	stark	Nein
3	hoch	schwach	Ja
4	normal	stark	Ja
5	niedrig	schwach	Ja
6	normal	stark	Nein
7	niedrig	schwach	Ja
8	normal	stark	Ja

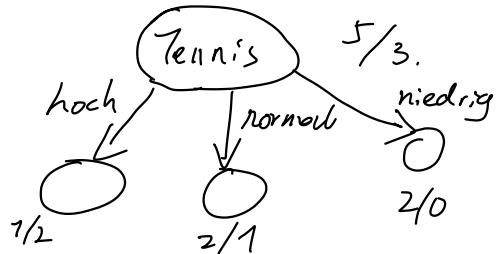
$$H(\text{Tennis}) = -\frac{5}{8} \log_2 \frac{5}{8} - \frac{3}{8} \log_2 \frac{3}{8} \approx 0.954$$

$$\begin{aligned} H(\text{Tennis}/L) &= \frac{3}{8} H(\text{Tennis}/\text{hoch}) + \frac{3}{8} H(\text{Tennis}/\text{normal}) + \frac{2}{8} H(\text{Tennis}/\text{niedrig}) \\ &= \frac{3}{8} \left(-\frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} - \frac{2}{3} \log_2 \frac{2}{3} \right) + \frac{3}{8} \left(-\frac{2}{3} \log_2 \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} \right) + \frac{2}{8} (0) \\ &\approx 0.689 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} H(\text{Tennis}/W) &= \frac{4}{8} \left(-\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} \right) + \frac{4}{8} \left(-\frac{3}{4} \log_2 \frac{3}{4} - \frac{1}{4} \log_2 \frac{1}{4} \right) \\ &\approx 0.906 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} IG(\text{Tennis}, L) &= H(\text{Tennis}) - H(\text{Tennis}/L) \\ &= 0.265 \end{aligned}$$

$$> IG(\text{Tennis}, W) = 0.048$$



Aufgabe 2 – Neuronale Netze / 13P

- a) Geben Sie die in der Vorlesung vorgestellte ReLU Funktion und deren Ableitung an. (/1P)

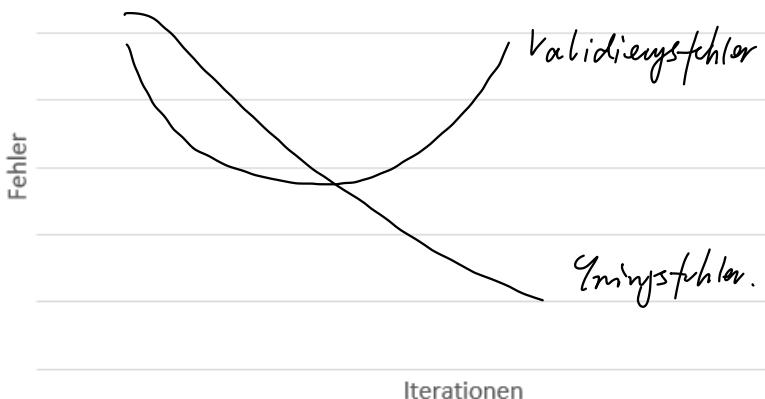
$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

$$\text{Ableitung: } \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

- b) Während des Trainings bemerken Sie, dass die Genauigkeit auf dem Trainingsdatensatz ansteigt und die Genauigkeit auf dem Validierungsdatensatzes sinkt.
- Benennen Sie das Phänomen
 - Skizzieren Sie den typischen Verlauf des Trainingsfehlers und des Validierungsfehlers.
- (/1,5P)

Hinweis: Markieren Sie die beiden Fehlerkurven eindeutig mit Training und Validierung

Typischer Verlauf des Fehlers



Overfitting

- c) Gegeben ist ein Perzeptron mit Inputvektor \vec{x} , Gewichten \vec{w} und dem Bias b . (____/5P)
 Das Perceptron verwendet ReLU als Aktivierungsfunktion und gibt für die Eingabe \vec{x} , die bereits berechnete Ausgabe a aus.
 Führen Sie einen Backpropagation-Schritt mit der Fehlerfunktion L und Label \hat{y} durch und geben Sie die Gradienten der neuen Gewichte und des Bias an.
 Verwenden Sie anschließend diese Gradienten, um die Gewichte und den Bias mittels Gradientenabstieg zu verändern. Verwenden Sie dafür die Lernrate η .

$$\vec{x} = \begin{pmatrix} 2 \\ -2 \end{pmatrix}, \quad \vec{w} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad b = 1$$

$$z = \sum_k w_k * x_k + b$$

$$a = \text{ReLU}(z)$$

$$L = \frac{1}{2} * (\hat{y} - a)^2$$

$$\hat{y} = 4, \quad a = 3, \quad \eta = 0.1,$$

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \frac{\partial L}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \theta}$$

$$\frac{\partial L}{\partial a} = \frac{1}{2} \times 2(\hat{y} - a) (-1) = a - \hat{y} = -1$$

$$\frac{\partial a}{\partial z} = 1 \quad (z = 2x^2 - 2x + 1 = 1 > 0)$$

$$\frac{\partial z}{\partial w} = \vec{x}_k = \begin{pmatrix} 2 \\ -2 \end{pmatrix} \quad \frac{\partial z}{\partial b} = 1$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = (-1) \times 1 \times \begin{pmatrix} 2 \\ -2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2 \\ 2 \end{pmatrix} \quad \frac{\partial L}{\partial b} = (-1) \times 1 \times 1 = -1$$

$$\vec{w} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} - 0.1 \begin{pmatrix} -2 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2+0.2 \\ 1-0.2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.2 \\ 0.8 \end{pmatrix}$$

$$b = 1 - 0.1 \times (-1) = 1.1.$$

- d) Was gilt es im Zusammenhang mit dem Dropout zu beachten, wenn das Training abgeschlossen wurde und das Netzwerk in der Praxis eingesetzt werden soll? (____/1P)

~~Zurückfallen~~ · Output von jedem Neuron.
 Multipliziert mit Dropoutrate p .

- e) Erweitern Sie die gegebene Fehlerfunktion mit einem geeigneten Regularisierungsterm, um das in Aufgabe c) benannte Phänomen zu verhindern. Benennen Sie die von Ihnen verwendeten Variablen. (___/1,5P)

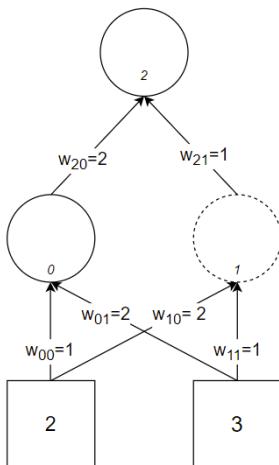
$$L = \frac{1}{N} \sum_N (\hat{y}_n - a_n)^2$$

L = Loss, N = Anzahl an Samples im Minibatch, a = Output, \hat{y} = Target

$$\vec{w}^*, b^* = \underset{\vec{w}, b}{\arg \min} \sum_N (\hat{y}_n - a_n)^2 + \lambda \|\vec{w}\|^2 \quad \lambda \sum_{i=1}^M \|W_i\|^2$$

Regularisierungsterm.

- f) Bei der untenstehenden Abbildung eines KNN wird Dropout mit $p = 50\%$ verwendet. Berechnen Sie die Ausgaben der Neuronen 0, 1 und 2, wenn Neuron 1 in diesem Iterationsschritt ausgeschaltet wurde. Verwenden Sie als Aktivierungsfunktion für alle Neuronen ReLU und den Wert 0, für alle Biase. (___/3P)



Ausgaben von Neuron 0: $f(z) = f(2w_{00} + 3w_{01})$
 $= f(2 \times 1 + 3 \times 2) = 8$

Neuron 1 deaktiviert \Rightarrow Ausgabe: 0.

Neuron 2: $f(a) = f(8w_{20}) = 16$

Aufgabe 3 – Convolutional Neural Networks**___ / 5P**

- a) Die Größe eines RGB Eingabebildes eines CNNs beträgt 100x100 Pixel. In der ersten Schicht eines CNNs befinden sich 128 Convolutional Filter mit Kernelgröße 10x10, Stride = 2 und ohne Padding. In Schicht 2 folgt ein Max Pooling Layer mit Kernelsize 2x2 und in Schicht 3 ein Fully-Connected Layer mit 2 Neuronen (___/3,5P)
1. Berechnen Sie die Anzahl der trainierbaren Parameter der ersten Schicht. (1 Punkt)
 2. Welche Dimension hat die Feature Map nach der ersten Schicht? (1 Punkt)
 3. Berechnen Sie die Anzahl der trainierbaren Parameter in Schicht 2 und Schicht 3. (1.5 Punkte)

1:

$$128 \times (10 \times 10 \times 3 + 1) = 38528$$

$$2. m_{\text{new}} = \frac{(m - k)}{s} + 1 = \frac{(100 - 70)}{2} + 1 = 46$$

Dimension: $46 \times 46 \times 128$

3. Schicht 2: In Max-Pooling-Layer keine trainierbaren Parameter; d.h.: 0

Output von Schicht 2: $23 \times 23 \times 128$

Schicht 3: $(23 \times 23 \times 128 + 1) \times 2 = 135426$

- b) Wofür werden entweder Pooling Layer oder Strided Conv. Layer verwendet? (___/1,5P)
Nennen Sie für beide Verfahren jeweils ein Vorteil.

Resolution zu reduzieren.

- ① Information Compression,
- ② Training beschleunigen. (Reduktion von Berechnungen)

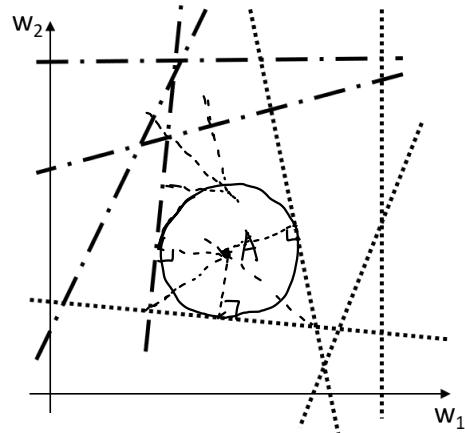
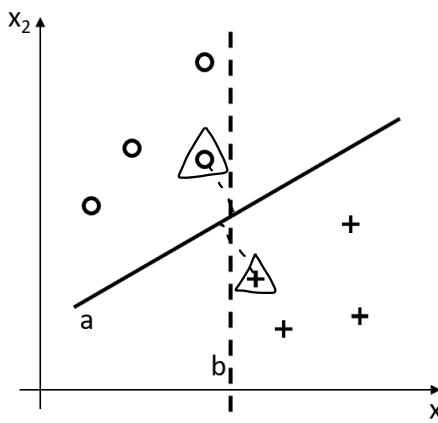
Aufgabe 4 – Support Vector Machines**___ / 7P**

- a) Formulieren Sie das grundlegende Optimierungsproblem für einen Support Vector Klassifikator. Geben Sie außerdem die Nebenbedingungen für die Optimierung an. (___ / 1P)

$$\min \|\vec{w}\|^2$$

Neubl. bed. y_i($\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b$) ≥ 1

- b) (___ / 3P)
- Welche der beiden Hypothesen *a* oder *b* im linken Graph ist die optimale Hypothese?
 - Markieren Sie die entsprechenden Stützvektoren (Support Vectors) im linken Graphen und zeichnen Sie die Hypothese in den rechten Graphen ein.



- *a*.
- Link: Punkt mit Δ
- Rechte: Punkt A.

- c) Erläutern Sie die Intention des Kernel Tricks in Bezug zu Support Vector Machines. Benennen Sie zusätzlich zwei aus der Vorlesung bekannte Kernel Funktionen. (___/2P)

Transformiert die Datenpunkte in anderen Dimensionen (hohe-dimension) wo die Punkte linear lösbar oder einfacher linear getrennt wird.

Kernel Function 1: $K(\vec{x}_1, \vec{x}_2) = \vec{x}_1 \cdot \vec{x}_2$.

2: $K(\vec{x}_1, \vec{x}_2) = (\vec{x}_1 \cdot \vec{x}_2 + c)^d$.

- d) Nennen Sie neben des Kernel Tricks eine weitere Methode, um nicht-linear separierbare Daten mit einer SVM klassifizieren zu können. (___/1P)

Feature Mapping

Aufgabe 5 --Reinforcement Learning / 11P

- a) Erklären Sie kurz was es bedeutet, wenn ein Ansatz *modellfrei* ist.

(___/1P)

Akualisierung braucht keine Information über Modell.

- b) Erläutern Sie was der Vorteil von Reinforcement Learning mit Funktionsapproximation z.B: durch neuronale Netze gegenüber tabellarischem Reinforcement Learning ist.

(___/1P)

Komplexe Probleme zu lösen
füllig, große Zustandsraum und Aktionenraum zu behandeln, um die Berechnung zu reduzieren.

- c) Beschreiben Sie wie ein Target Network funktioniert und welches Problem es löst.

(___/2P)

neuen Policy im Vergleich mit Target Value mehrmals aktualisiert,
dann Target network einmal sich aktualisiert.

Instabilität von Lernen beim gleichzeitigen Aktualisierung zu vermeiden.

- d) Warum ist ein Strategiebasiertes Verfahren wie der REINFORCE Algorithmus ein On-Policy Algorithmus?

(___/1P)

Denn die Strategie wird evaluiert oder verbessert, die verwendet wird um Entscheidung zu treffen.

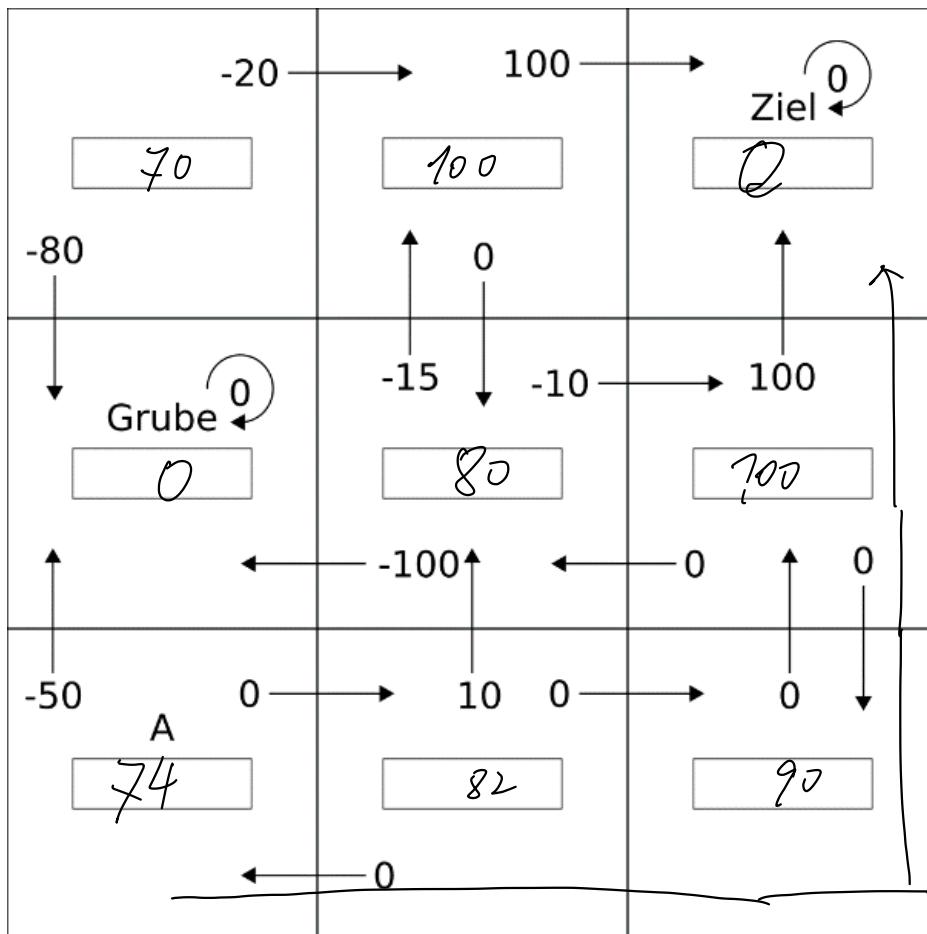
- e) Nennen Sie einen Vorteil und einen Nachteil von strategiebasierten Verfahren. (___/1P)

Vt: optimale Strategie zu finden. Vc: spezifische Strategien zu einem Modell um komplexe Objekte zu erkennen

Nr: Problematisch, wenn Modell unbekannt ist. M: Aufwändig für Fehlerinterpretation

- f) Betrachten Sie die untenstehende Umgebung. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Zustandsübergängen von Zelle zu Zelle bewegen. Die Belohnung für einen Übergang entspricht der Zahl an den Pfeilen. Nehmen Sie an, dass die optimale Strategie gelernt wurde. Tragen Sie die Zustandswerte ($V^*(s)$) dieser Strategie in die entsprechenden Kästen ein (Diskontierungsfaktor $\gamma = 0,9$). Runden Sie Ihre Ergebnisse auf ganze Zahlen.

Zeichnen Sie zusätzlich den Pfad der optimalen Strategie von Zustand A zum Zielzustand ein.



Aufgabe 6 –Bayes, HMM, SPN / 11P

a) Es sei

$$h_{MAP} = \arg \max_{h \in H} P(D|h)P(h)$$

die Maximum a posteriori (MAP) Hypothese aller Hypothesen $h \in H$, gegeben der beobachteten Daten D . Geben Sie die vereinfachte Variante von MAP an, bei der Sie kein a priori Wissen über die Hypothesen haben?

b) Erläutern Sie, was **Hidden** (deutsch: versteckt) und **Markov** in einem Hidden Markov Model (HMM) bedeuten.

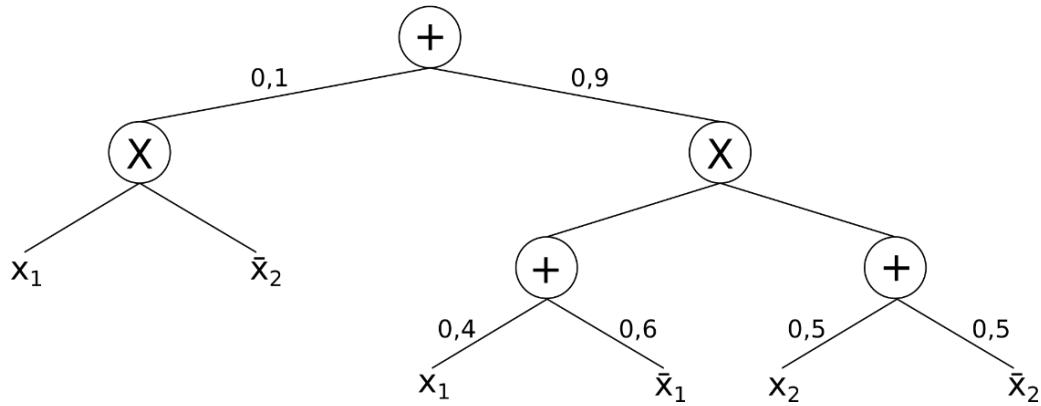
Wie können Sie ein HMM von einem Markov Entscheidungsprozess unterscheiden?

- c) Zur Vorhersage von Verspätungen im Schienenverkehr soll ein Naiver Bayes Klassifikator eingesetzt werden. Folgende Daten sind gegeben: (____/3P)

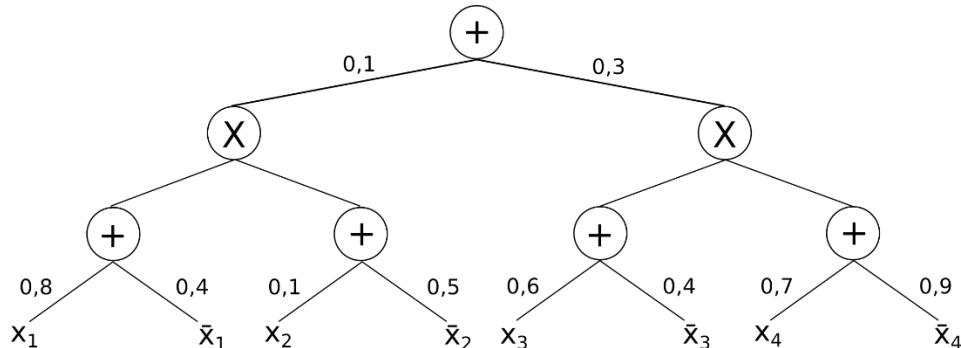
Die vorauszusagende Verbindung fährt bei schlechtem Wetter (W = Schlecht) und in der Nacht (T = Nacht). Was ist die wahrscheinlichste Klassifikation (Verspätung ja/nein) gemäß des Naiven Bayes Ansatz? Geben Sie den Rechenweg an.

	Wetter (W)	Tageszeit (T)	Verspätung (V)
1	Schlecht	Nacht	Ja
2	Schlecht	Tag	Ja
3	Gut	Nacht	Nein
4	Gut	Tag	Nein
5	Schlecht	Nacht	Nein
6	Schlecht	Nacht	Ja
7	Gut	Tag	Nein
8	Gut	Nacht	Ja
9	Schlecht	Tag	Ja
10	Schlecht	Nacht	Nein

- d) Berechnen Sie die Wahrscheinlichkeit $P(x_1 = 0, x_2 = 1)$ für das gegebene SPN, welches die Verteilung $P(X)$ repräsentiert. Geben Sie alle Zwischenergebnisse für alle Knoten an. Sie sollen dafür in die Abbildung schreiben. ($\underline{\quad}/2,5\text{P}$)



- e) Gegeben sei das folgende SPN. Prüfen Sie, ob es valide, vollständig und konsistent ist. Geben Sie dabei die Scopes aller Knoten an. Sie dürfen hierzu in die Abbildung schreiben. ($\underline{\quad}/2\text{P}$)



Aufgabe 1 – Lerntheorie und Unsupervised Learning**___ / 12P**

- a) Verfahren des maschinellen Lernens lassen sich in unterschiedliche Kriterien einordnen. Nennen Sie zwei davon und geben Sie deren Ausprägungen oder Abstufungen an (___ / 2P)

überwachtes Lernen: gegeben Eingabedaten x_i und Ausgabedaten y_i
→ gesuchte Zusammenhang zw. x_i und y_i
z.B. Klassifikation, Regression

unüberwachtes Lernen: gegeben Eingabedaten x_i
→ gesucht: semantische Eigenschaften / benannte Muster zw. x_i
: Clustering

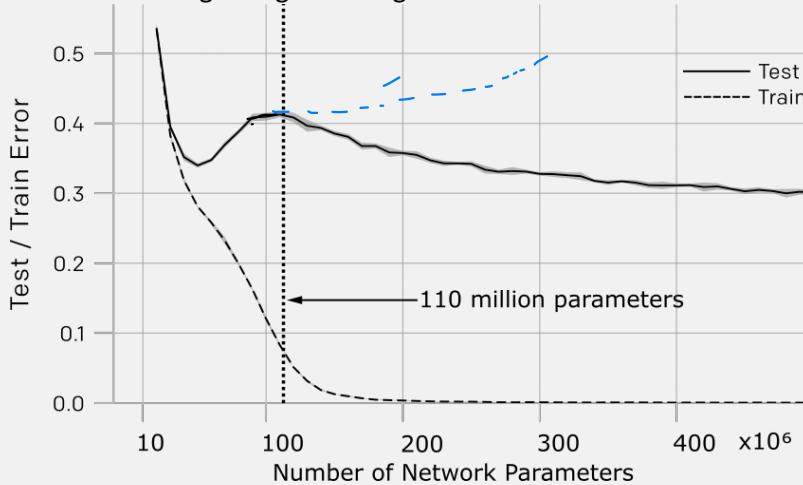
- b) Beschreiben Sie die Problematik des „Overfitting“. Wie kann dies verhindert werden (___ / 2P)

Training hat Tendenz, beim Lernen auf Trainingsdaten ^{zu} spezialisieren:
(Anwendungslernen).

- : ① viel Repräsentative Beispiele.
- ② Validierungsfehler trennt Training.

- c) Neuronale Netze zeigen ein bisher unerklärbares Phänomen welches „Deep Double Descent“ genannt wird und scheinbar den klassischen Regeln des maschinellen Lernens widerspricht. (___/4P)

Das folgende Schaubild zeigt dieses Phänomen. Auf der X-Achse befindet sich die Anzahl der trainierbaren Netzwerkparameter in Millionen und auf der Y-Achse der dazugehörige Trainings- und Test-Loss.



Ab 110 Millionen Parametern (rechts der senkrecht gestrichelten Linie) verhält sich der Test-Loss ungewöhnlich.

- i) Wieso ist ab dieser Position der Verlauf des Test-Loss ungewöhnlich? Ihre Erklärung sollte die Anzahl der Parameter in Kontext mit dem Test-Loss setzen.
Sie dürfen ihre etwaige Lösung aus b) referenzieren.
- ii) Zeichnen Sie in das Schaubild wie die klassische ML-Lehre den Test-Loss vermuten würde.

i) Vielleicht mit der Komplexität der Features beim Lernen abhängig.
Wenn Netzwerk Parameter genug viele, um die Features zu modellieren,
dann Testfehler wieder fällt.

- d) Definieren Sie den Begriff des induktiven Bias (___/1P)

Eine Hypothese ist präferiert als andere Hypothesen.

e) Welche zwei Bias-Arten wurden in der Vorlesung vorgestellt? (___/1P)

- ① Induktive Bias
- ② Inhärente Bias

f) Welche zwei entscheidenden Designentscheidungen müssen für den k-Means festgelegt werden? (___/2P)
Welche Probleme können dadurch entstehen?

„ „ „ „

Aufgabe 2 – Neuronale Netze / 10P

- a) Geben Sie die in der Vorlesung vorgestellte LeakyReLU Funktion und deren Ableitung an. (/1P)

- b) Warum wird bei Dropout die Ausgabe der Neuronen im Training mit der Dropoutwahrscheinlichkeit dividiert, bzw. in der Inferenz multipliziert? (/1,5P)

um die erwartete Ausgabesumme gleich zu bleiben

- c) Nennen Sie eine Eigenschaft, die jede Aktivierungsfunktion besitzen muss. (/0,5P)

höhe Linearität.

d) Gegeben ist ein Neuron mit Inputvektor \vec{x} , Gewichten \vec{w} und dem Bias (____/4P)

b. Das Neuron verwendet eine LeakyReLU Aktivierungsfunktion mit $\alpha = \frac{1}{3}$ und gibt für die Eingabe \vec{x} , die Ausgabe a aus. Die Ausgabe a wurde ~~für~~ Sie bereits berechnet.

Führen Sie einen Backpropagation-Schritt mit der Fehlerfunktion L und Label \hat{y} durch. Errechnen Sie die Gradienten der Gewichte und des Bias $\frac{\partial L}{\partial w_0}, \frac{\partial L}{\partial w_1}$ und $\frac{\partial L}{\partial b}$. Geben Sie zusätzlich die Zwischenergebnisse $\frac{\partial L}{\partial a}, \frac{\partial a}{\partial z}$ und $\frac{\partial z}{\partial w_0}, \frac{\partial z}{\partial w_1}, \frac{\partial z}{\partial b}$ an.

Eingabevektor: $\vec{x} = \begin{pmatrix} 3 \\ -2 \end{pmatrix}$,

Gewicht und Bias: $\vec{w} = \begin{pmatrix} -2 \\ 1 \end{pmatrix}, b = 2$

Lossfunktion, Label, Ausgabe: $L = (\hat{y} - a)^2, \hat{y} = 0, a = -2,$

Als Hilfestellung geben wir Ihnen die Neuronenformel an:

$$z = \sum_k w_k * x_k + b$$

$$a = \text{LeakyReLU}(z)$$

$$\frac{\partial L}{\partial a} = 2(a - \hat{y}) = -4$$

$$\frac{\partial a}{\partial z} = \frac{1}{3} \quad (z = 3 \times (-2) + (-2) \times 1 + 2 = -6 < 0)$$

$$\frac{\partial z}{\partial w_0} = x_0 = 3$$

$$\frac{\partial z}{\partial w_1} = x_1 = -2$$

$$\frac{\partial z}{\partial b} = 1$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_0} = \frac{\partial L}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial w_0} = -4 \times \frac{1}{3} \times 3 = -4$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_1} = \frac{\partial L}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial w_1} = (-4) \times \frac{1}{3} \times (-2) = \frac{8}{3}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \frac{\partial L}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial b} = (-4) \times \frac{1}{3} \times 1 = -\frac{4}{3}$$

- e) Das Neuron aus der vorherigen Aufgabe erhält nun eine andere Eingabe und Label. Dabei errechnete es im Backpropagation-Schritt folgende Gradienten: (___/1,5P)

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial w_0} &= 5 \\ \frac{\partial L}{\partial w_1} &= 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= -5\end{aligned}$$

Führen sie mit den vorgegebenen Gradienten, der Lernrate $\eta = 0.1$ und den Gewichten und Bias aus der vorhergegangenen Aufgabe einen Gewichts-Update-Schritt durch. Geben Sie \vec{w}^{n+1} und b^{n+1} an

$$\begin{aligned}\vec{w}^{n+1} &= \vec{w}^n - \eta \frac{\partial L}{\partial \vec{w}} \\ b^{n+1} &= b^n - \eta \frac{\partial L}{\partial b} \\ \Rightarrow \vec{w}^2 &= \begin{pmatrix} -2 \\ 1 \end{pmatrix} - 0.1 \begin{pmatrix} -4 \\ 8/3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1.6 \\ 3.2/3 \end{pmatrix} \\ b^2 &= 2 - 0.1 \times (-\frac{4}{3}) = \frac{6.4}{3}\end{aligned}$$

- f) Sie trainieren ein klassisches neuronales Netz mit Gewichtsregularisierung. Ab einem bestimmten Zeitpunkt ist die Ausgabe des Netzes konsistent mit dem Label und Sie erhalten einen Crossentropyloss mit Wert 0. Wenn sie nun das Netz weiter trainieren lassen: Verändern sich die trainierbaren Gewichte des Netzes weiter? Erläutern Sie Ihre Antwort. (___/1,5P)

Nun; Crossentropyloss ist 0. d.h. Fehler null.
Training funktioniere nicht mehr. d.h. Sättigung

Aufgabe 3 – Convolutional Neural Networks / 10P

- a) Bei Computer Vision Aufgaben werden heutzutage keine herkömmlichen neuronalen Netze verwendet sondern CNNs. Nennen Sie dafür zwei Gründe (/1P)

① neuronal Netz nicht Translation invariant.

② NN darf nicht Bild mit unterschiedlicher Größe annehmen.

- b) Sie haben ein 70×70 großes RGB Eingabebild. Sie wollen Convolutional Kernel mit Größe 9×9 und Stride 1 verwenden. Die resultierende Feature Map soll die gleiche Dimension wie das Eingabebild haben
- Wie viele Convolutional Filter werden benötigt?
 - Auf welche Größe muss das ursprüngliche Bild gepaddet werden?
 - Wie viele trainierbare Parameter hat das resultierende Convolutional Layer?

$$\begin{aligned} i) & 3. \\ ii) & \frac{9-1}{2} = 4. \\ iii) & (9 \times 9 \times 3 + 1) \times 3 = 732 \end{aligned}$$

- c) Welche wesentliche Technik wurde in der ResNet-Architektur eingeführt? (/1P)
Erklären Sie diese kurz

Skip-Connection : ① Identity parallel to the Res-Block.
 ② Add identity to the output of the block
 ③ Learn change of existing feature maps

- d) Sie haben folgende Feature Map mit nur einem Channel: (___/3P)

1	2	-1	0
0	3	0	-2
-2	2	0	0
0	0	0	0

5 4
3 3

- i) Was ist die Ausgabe, wenn sie einen 2×2 Maxpool mit Stride 2 verwenden?

3	0
2	0

- ii) Sie haben einen Convolutional Filter, welcher einen 3×3 Kernel besitzt, kein Padding verwendet, Stride = 1 benutzt und bei dem jeder Parameter (Gewichte und Bias) den Wert 1 besitzt. Verwenden Sie diesen Filter auf die ursprüngliche Feature Map und schreiben Sie die Ausgabe in den folgenden Tensor

6	5
6	4

+1

- e) Sie trainieren ein CNN, welches Hunde, Katzen und Menschen in dieser Reihenfolge klassifizieren soll. Sie haben ein Bild von einer Katze von diesem CNN klassifizieren lassen und folgenden Output erhalten:

$$[1 \quad 2 \quad 3]$$

- i) Berechnen Sie zuerst den Softmax der Prädiktion.
ii) Berechnen Sie anschließend den Crossentropy Loss.

Runden Sie auf 2 Nachkommastellen und verwenden sie für die Crossentropy den natürlichen Logarithmus.

$$\text{i)} \text{ Softmax} = \frac{e^{x_i}}{\sum e^{x_i}}$$

$$\left[\frac{e^1}{e+e^2+e^3}, \frac{e^2}{e+e^2+e^3}, \frac{e^3}{e+e^2+e^3} \right]$$

$$\approx [0.09, 0.25, 0.67]$$

$$\text{ii)} L_{CE} = - \sum_{i=1}^n (\text{label}_i) \cdot \ln(\text{prediction}_i)$$

$$\text{Label} = [0 \quad 1 \quad 0]$$

$$\Rightarrow L_{CE} = -(1 \cdot \ln 0.25) = -\ln 0.25$$

Aufgabe 4 – Support Vector Machine / 5P

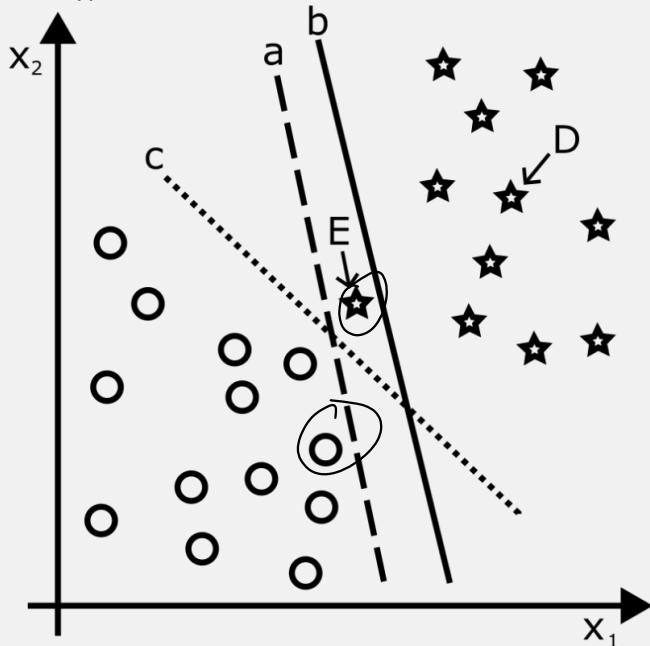
- a) Beschreiben Sie in einem Satz auf welche Art die SVM Daten für die Klassifikation trennt und welches Kriterium dieser Trennung zu Grunde liegt. (/1P)

eine beste Trenngrenze/Hyperfläche mit maximalen Rand zwischen den Klassen zu finden;
Größe des Rades bestimmt Generalisierungsfähigkeit

- b) Nennen Sie eine Möglichkeit um die SVM auch auf nicht-linear trennbaren Daten zu verwenden. (/1P)

Kern-Trick

- c) Gegeben ist ein Datensatz mit den zwei Klassen **Stern** und **Kreis**. Dieser soll mit (___/3P) einer klassischen SVM korrekt klassifiziert werden. In der unteren Abbildung finden Sie eine grafische Darstellung der Datenpunkte und verschiedenen Hypothesen im Merkmalsraum/Merkerraum.



- i) Geben Sie an welche der Hypothesen (a, b, c) das optimale Ergebnis des SVM Algorithmus auf diesem Datensatz ist.
- ii) Markieren Sie die entsprechenden Stützvektoren (Support Vectors) in der Abbildung durch Einkreisen. (Info: Achten Sie auf eindeutige Darstellung, falsch markierte Stützvektoren führen zu Punkteverlust.)
- iii) Wie verändert sich das Ergebnis aus ii), wenn der Datenpunkt D aus dem Datensatz entfernt wird?
- iv) Wie verändert sich das Ergebnis aus ii), wenn der Datenpunkt E aus dem Datensatz entfernt wird?

- i) a,
- ii)
- iii) nichts verändert.
- iv) Stützvektor mit Stern verändert zu einem neuen.

Aufgabe 5 --Reinforcement Learning / 11P

- a) Durch welches Modell lässt sich die Problemstellung beim Reinforcement Learning formal darstellen? Welche vier Bestandteile werden für die Modellierung benötigt? (/2P)

MDP

- b) Erläutern Sie was der Vorteil von Reinforcement Learning mit Funktionsapproximation z.B: durch neuronale Netze gegenüber tabellarischem Reinforcement Learning ist. (/1P)

komplexe Problem lösen kann

- c) Was ist der wesentliche Unterschied zwischen Reinforcement Learning und überwachtem Lernen mit Bezug auf die Fehlerberechnung? (/1P)

RL: Differenz von erwartete Belohnung und aktuelle Belohnung zu quantifizieren.
überwL: Fehler zw. Sollausgabe y_i und Prädiktionsausgabe \hat{y}_i zu minimieren

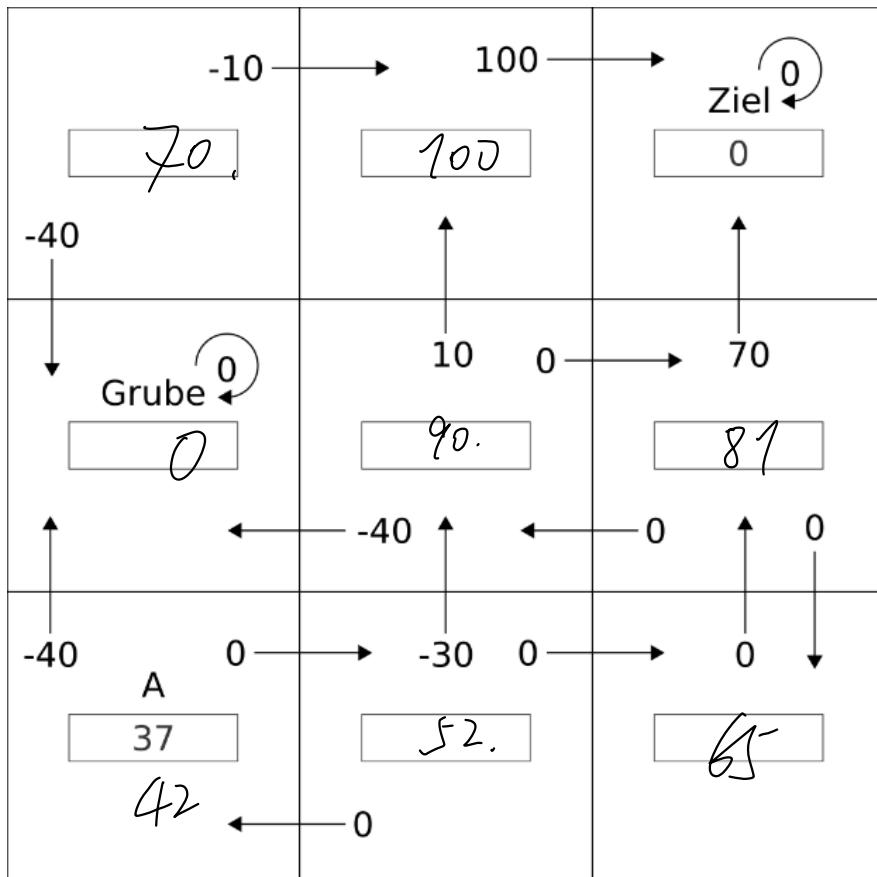
- d) Ein Agent wird mit Hilfe von Q-Learning trainiert. Der Agent führt eine Aktion a in s aus und erhält dabei eine Belohnung r in Höhe von 1 und wird in einen neuen Zustand s' überführt. Die approximierte Aktionswertfunktion hat in s' ein Maximalwert von 10. Die approximierte Aktionswertfunktion hat für s, a einen Wert von 8, der Diskontierungsfaktor beträgt 0,9. Wie lautet die Formel zur Berechnung des TD Fehlers? Berechnen Sie den TD-Fehler. (___/2P)

$$\delta = r + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)$$
$$= 1 + 0.9 \times 10 - 8 = 2$$

- e) Nennen Sie einen Vorteil und einen Nachteil des strategiebasierten Verfahrens (___/1P)

Vt: spezielle Strategie zu erarbeiten, um komplexe Probleme zu lösen
Nt: anfällig für Fehlerinterpretation

- f) Betrachten Sie die untenstehende Welt. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Zustandsübergängen von Zelle zu Zelle bewegen. Die Belohnung für einen Übergang entspricht der Zahl an den Pfeilen. Nehmen Sie an, dass die optimale Strategie gelernt wurde. Tragen Sie die Zustandswerte ($V^*(s)$) dieser Strategie in die entsprechenden Kästen ein (Diskontierungsfaktor $\gamma = 0,8$). Runden Sie ihre Ergebnisse auf ganze Zahlen.
- Zeichnen Sie den Pfad der optimalen Strategie von Zelle A zum Ziel ein.



Aufgabe 6 -- HMM, Lernen nach Bayes, SPN**___ / 12P**

- a) Nennen Sie die drei, bei der Anwendung von HMMs zu lösenden, grundlegenden Probleme sowie jeweils einen effizienten Lösungsansatz für das jeweilige Problem. (___/1,5P)

- b) Gegeben sind zwei unabhängige Ereignisse A und B. (___/1P)
Weiterhin sind $P(B)$ und $P(A|B)$ bekannt.
Geben Sie $P(B|A)$ sowie $P(A, B)$ im Bezug zu den bekannten Größen an.
Vereinfachen Sie so weit wie möglich.

$$\begin{aligned} P(B|A) &= P(B) \\ P(A, B) &= P(A)P(B) \end{aligned}$$

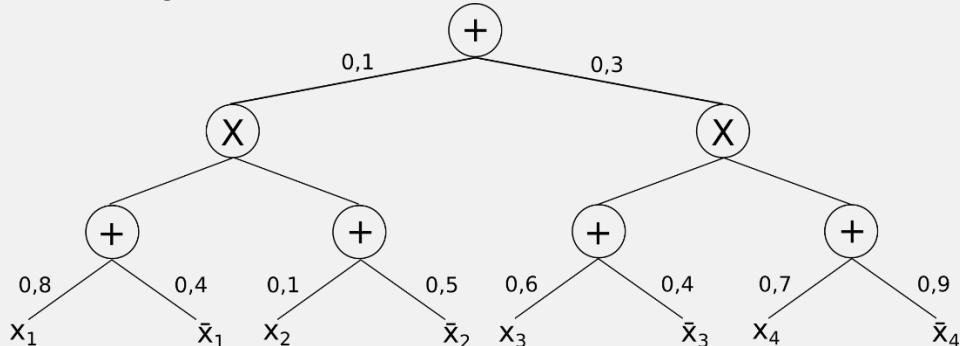
- c) Zur Vorhersage von Verspätungen im Schienenverkehr soll ein Naiver Bayes Klassifikator eingesetzt werden. Folgende Daten sind gegeben:

	Verspätung (V) (ja/nein)	Wetter (W) (Gut/Schlecht)	Tageszeit (T) (Tag/Nacht)
1	Ja	Schlecht	Nacht
2	Ja	Schlecht	Tag
3	Nein	Gut	Nacht
4	Nein	Gut	Tag
5	Nein	Schlecht	Nacht
6	Ja	Schlecht	Nacht
7	Nein	Gut	Tag
8	Ja	Gut	Nacht
9	Ja	Schlecht	Tag
10	Nein	Schlecht	Nacht

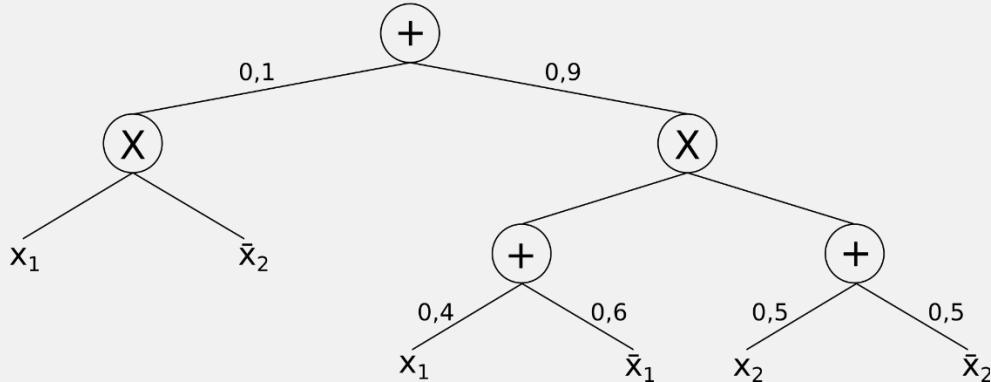
Die vorauszusagende Verbindung fährt bei schlechtem Wetter (W = Schlecht) und in der Nacht (T = Nacht). Was ist die wahrscheinlichste Klassifikation (Verspätung ja/nein) gemäß des Naiven Bayes Ansatz? Geben Sie den Rechenweg an.

$$\begin{aligned}
 h^* &= \arg \max_h \{ p\{V=Ja\} p\{W=Schlecht | V=Ja\} p\{T=Nacht | V=Ja\} \\
 &\quad p\{V=Nacht\} p\{W=Gut | V=Nacht\} p\{T=Tag | V=Nacht\} \} \\
 \arg \max_h & \{ \frac{5}{10} \times \frac{4}{5} \times \frac{3}{5}, \frac{5}{10} \times \frac{2}{5} \times \frac{3}{5} \} \\
 &= \frac{12}{50} \\
 &= \{ Ja \}
 \end{aligned}$$

- d) Gegeben sei das folgende SPN. Prüfen Sie, ob dieses valide, vollständig und konsistent ist. Geben Sie dabei die Scopes aller Knoten an. Sie dürfen hierzu in die Abbildung schreiben. (____/2)



- e) Berechnen Sie die Wahrscheinlichkeit $P(\bar{X}_1)$ für das gegebene SPN, welches die Verteilung $P(X)$ repräsentiert. Geben Sie alle Zwischenergebnisse an. Sie sollen hierzu in die Abbildung schreiben. (____/2,5)



Aufgabe 1 Lerntheorie & Unüberwachtes Lernen _____/9 Punkte

- a) Geben Sie die Formel für den empirischen Fehler einer Lernmaschine an. Es seien dafür die Daten $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$, die Hypothese h_θ , und die Verlustfunktion $L(h_\theta(x_i), y_i)$ gegeben. (____/1P)

- b) Warum wird in der Praxis der empirische Fehler anstelle des realen Fehlers berechnet? (____/1P)

- c) Nennen Sie jeweils einen Vor- und einen Nachteil von Bagging. (____/1P)

- d) Wie ist die Vapnik-Chervonenkis (VC) Dimension für lineare Klassifikation definiert? (____/1P)

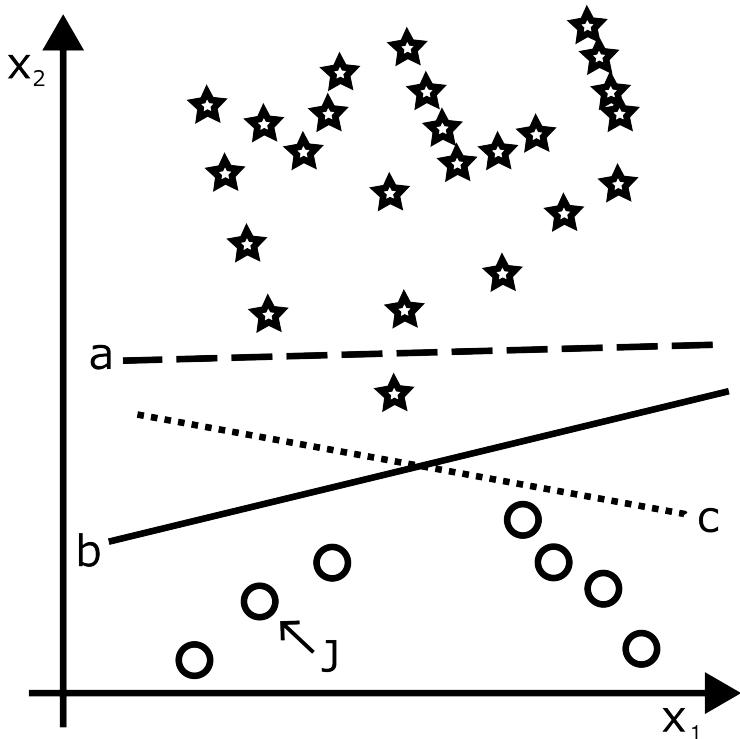
e) Im DBSCAN Algorithmus werden Datenpunkte in folgende drei Klassen eingeteilt: (___/3P)

1. Kernpunkte
2. Erreichbare Punkte
3. Rauschen

Erklären Sie für jede Klasse wann ein Datenpunkt ihr zugeteilt wird.

Hinweis: Sie dürfen die Variablen ϵ und `minPoints` als gegeben ansehen.

f) Ein Autoencoder besitzt einen Eingabetensor, einen Ausgabetensor und einen Tensor für die latente Repräsentation. Vergleichen Sie die Größe/Dimensionalität dieser drei Tensoren untereinander. (___/2P)

Aufgabe 2 Support Vector Machine /6 Punkte

Gegeben ist ein Datensatz mit den zwei Klassen Stern und Kreis. Dieser soll mit einer klassischen SVM korrekt klassifiziert werden. In der oberen Abbildung finden Sie eine grafische Darstellung der Datenpunkte und verschiedenen Hypothesen im Musterraum/Merkmalsraum.

- a) Geben Sie an welche der Hypothesen (a, b, c) das optimale Ergebnis des SVM /1P) Algorithmus auf diesem Datensatz ist.

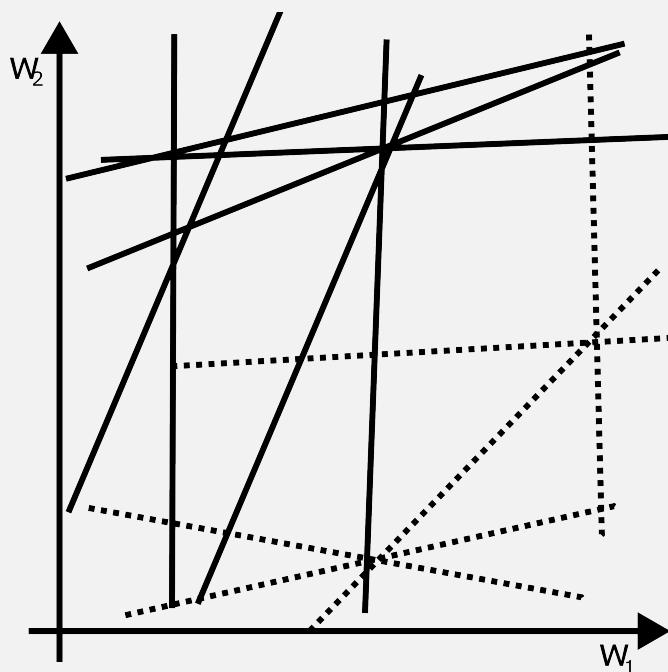
- b) Markieren Sie die entsprechenden Stützvektoren (Support Vectors) in der oberen Abbildung durch Einkreisen. (Info: Falsch markierte Stützvektoren führen zu Punkteverlust. Streichen Sie falsche Ergebnisse durch.) /1,5P)

- c) Wie verändert sich das Ergebnis aus b), wenn der Datenpunkt J aus dem Datensatz /0,5P) entfernt wird?

- d) Nennen Sie zwei Methoden, mit denen die SVM auch auf nicht linear separierbaren Daten anwendbar ist. (___/1P)

- e) Erläutern Sie kurz den Kernel-Trick und welcher Vorteil sich daraus ergibt. (___/1P)

- f) Sie haben in der Vorlesung über die Dualität des Merkmals- und Hypothesenraumes gelernt. Zeichnen Sie in den unten angegebenen Hypothesenraum die optimale Hypothese ein. Info: Durchgängige Linien gehören zu Klasse 1 und gepunktete Linien gehören zu Klasse 2.



Aufgabe 3 Neuronale Netze

____/14 Punkte

- a) Optimierungsmethoden zweiter Ordnung sollten den Loss besser minimieren. Dennoch (____/2P) werden sie bei neuronalen Netzen nur sehr selten verwendet. Wieso?

Nennen Sie zusätzlich eine Optimierungsmethode erster Ordnung, die eine Optimierungsmethode zweiter Ordnung approximiert.

- b) Welches Phänomen wird für Hypothese h in folgender Formel beschrieben, wobei D_L (____/2P) die Lerndaten, D_V die Validierungsdaten sind und $h, h' \in H$?

$$\hat{J}_{D_L}(h) < \hat{J}_{D_L}(h') \wedge \hat{J}_{D_V}(h) > \hat{J}_{D_V}(h')$$

Nennen Sie außerdem zwei Verfahren um das Phänomen abzuschwächen.

- c) Wie können sich zu groß oder zu klein gewählte Lernraten auf den Trainingsverlauf des Modells auswirken? (1P) (___/2P)

Welchen Vorteil können dynamischen Lernraten, wie die häufig verwendete Cosinus-Reduktion (Cosine Annealing), bieten? (1P)

- d) Ihr neuronales Netz verarbeitet Bilder, deren Pixel sie auf den Wertebereich [0,1] skalieren. Geben Sie eine Parameterinitialisierung der Netzparameter an, welche auf diesen Bildern zum Dying ReLU Problem führt. (1P) (___/1.5P)

Um dieses und ähnliche Probleme zu umgehen, wollen Sie eine andere, besser geeignete Initialisierungsmethode verwenden. Welche Komponente Ihres neuronalen Netzes sollte dabei Ihre Entscheidung am meisten beeinflussen? (0.5P)

- e) Gegeben ist ein Neuron mit Inputvektor \vec{x} , Gewichten \vec{w} und dem Bias b . Das Neuron verwendet eine LeakyReLU Aktivierungsfunktion mit $\alpha = \frac{1}{4}$ und gibt für die Eingabe \vec{x} , die Ausgabe a aus. Die Ausgabe a wurde für Sie bereits berechnet. (___/4P)

Führen Sie einen Backpropagation-Schritt mit der Fehlerfunktion L und Label \hat{y} durch.

Errechnen Sie die Gradienten der Gewichte und des Bias $\frac{\partial L}{\partial w_0}$, $\frac{\partial L}{\partial w_1}$ und $\frac{\partial L}{\partial b}$.

Geben Sie zusätzlich die Zwischenergebnisse $\frac{\partial L}{\partial a}$, $\frac{\partial a}{\partial z}$, $\frac{\partial z}{\partial w_0}$, $\frac{\partial z}{\partial w_1}$ und $\frac{\partial z}{\partial b}$ an.

Eingabevektor $\vec{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ -3 \end{pmatrix}$, Gewicht $\vec{w} = \begin{pmatrix} -2 \\ 1 \end{pmatrix}$ und Bias $b = 1$.

Ausgabe $a = -1$, Label $\hat{y} = 0$ und Lossfunktion $L = \frac{1}{2}(\hat{y} - a)^2$.

Als Hilfestellung geben wir Ihnen die Neuronenformel an:

$$\begin{aligned} z &= \sum_k w_k \cdot x_k + b \\ a &= \text{LeakyReLU}(z) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial L}{\partial a} =$$

$$\frac{\partial a}{\partial z} =$$

$$\frac{\partial z}{\partial w_0} =$$

$$\frac{\partial z}{\partial w_1} =$$

$$\frac{\partial z}{\partial b} =$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_0} =$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_1} =$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} =$$

- f) Das Neuron aus der vorherigen Aufgabe erhält nun eine andere Eingabe und Label. (___/1.5P)
Dabei errechnete es im Backpropagation-Schritt folgende Gradienten:

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial w_0} &= 2 \\ \frac{\partial L}{\partial w_1} &= 1 \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= -1\end{aligned}$$

Führen Sie mit den vorgegebenen Gradienten, der Lernrate $\eta = 0.1$ und den Gewichten und Bias aus der vorhergegangenen Aufgabe einen Gewichts-Update-Schritt durch.
Geben Sie w_0^{n+1} und b^{n+1} an.

$$w_0^{n+1} =$$

$$w_1^{n+1} =$$

$$b^{n+1} =$$

- g) Inwiefern ändert sich das Gewichtsupdate wenn, statt einem Eingabevektor, ein Mini-batch mit mehreren Eingabekturen für das Training verwendet wird? (___/1P)

Aufgabe 4 Convolutional Neural Networks

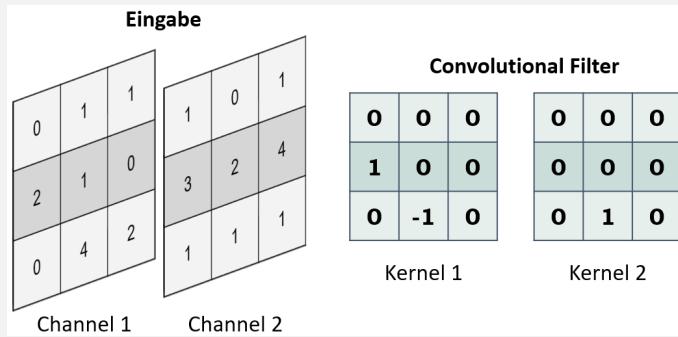
____/8 Punkte

- a) Wieso werden GPUs statt CPUs für das Training und Ausführen von CNNs verwendet? (____/1P)

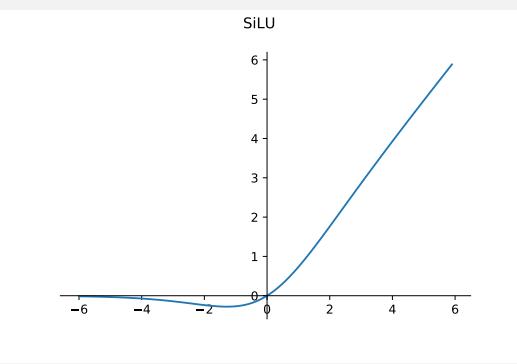
- b) Heutzutage verwendet fast jedes neuronale Netz Skip-Connections. (____/3P)

1. In welcher Netzarchitektur wurden sie erstmalig vorgestellt?
2. Welches Problem wird durch die Verwendung von Skip-Connections umgangen?
3. Was ist die aktuelle Theorie weshalb Skip-Connections dieses Problem umgehen?

- c) Gegeben ist ein 3×3 Eingabebild mit 2 Channels und ein 3×3 Convolutional Filter. (___/4P)



1. Wie viele Bias-Terme würde dieser Convolutional Filter enthalten? (1P)
2. Nehmen sie an, dass alle Bias-Terme = 0 und kein Padding verwendet wird: Welche Ausgabe erzeugt dieser Filter? (1P)
3. Die Ausgabe des Filters soll mit der SiLU Funktion aktiviert werden (siehe unten). Was ist die Ausgabe der Funktion? Runden Sie auf 2 Nachkommastellen. (1P)
4. Nennen Sie einen Grund SiLU statt ReLU für ein CNN zu verwenden. (1P)



$$\text{SiLU} = x \cdot \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Aufgabe 5 Reinforcement Learning

____/11 Punkte

- a) Nennen Sie zwei Gründe, warum die Berechnung der Zustandswertfunktion für die optimale Policy $V^*(s)$ rekursiv durchgeführt werden sollte, anstatt mit einer direkten Methode. (____/2P)

- b) Erläutern Sie, warum die Epsilon-Greedy-Policy für die Verbesserung der Policy in modellfreien RL-Ansätzen wichtig ist. (____/1P)

- c) Begründen Sie, warum es sinnvoll ist, ein neuronales Netz zur Approximation der Zustandswertfunktion für komplexe Aufgaben, wie z.B. das autonome Fahren, zu verwenden. (____/1P)

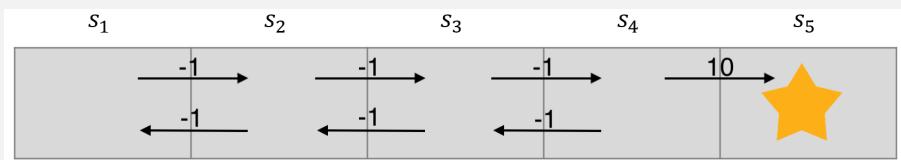
- d) Ein RL-Agent hat in einer Umgebung zwei Trajektorien gesammelt, die alle von Startzustand s_{start} ausgehen. Dabei wurde eine stochastische Policy π verfolgt. (___/2.5P)

- In der **ersten** Trajektorie hat der Agent die folgenden Belohnungen erhalten:
 $\{r_{start} = 0, r_1 = 2, r_2 = -1, r_3 = 3, r_4 = 0\}$
- In der **zweiten** Trajektorie hat der Agent die folgenden Belohnungen erhalten:
 $\{r_{start} = 0, r_1 = 1, r_2 = -1, r_3 = 2, r_4 = 2\}$

Berechnen Sie den Gewinn für jede dieser Trajektorien $\{G_1, G_2\}$ unter der Voraussetzung, dass $\gamma = 0,9$ ist. Evaluieren Sie anschließend die Policy π im Zustand s_{start} mithilfe der Zustandswertfunktion $\hat{V}_\pi(s_{start})$ anhand der gesammelten Trajektorien.

- e) Ein Roboter soll in einem Labyrinth schnell seinen Weg zum Terminalzustand s_5 finden. (___/4,5P)
 Die **deterministische** Umgebung wird als Markov'scher Entscheidungsprozess (MDP) mit den folgenden Eigenschaften modelliert:

- Aktionsraum $\mathcal{A} = \{\text{links}, \text{rechts}\}$
- Zustandsraum $\mathcal{S} = \{s_1, s_2, s_3, s_4, s_5\}$
- Terminalzustand s_5
- Belohnungsfunktion: Siehe Pfeile mit Belohnungen in der unteren Grafik.
- Discount Factor $\gamma = 0,9$



Es gibt zwei Policies im Hypothesenraum $\Pi = \{\pi_1, \pi_2\}$

- π_1 ist **deterministisch**:
 - $\pi_1(\text{rechts}|s) = 1, \quad \forall s \in \{s_1, s_2, s_3, s_4\}$
- π_2 ist **stochastisch**:
 - $\pi_2(\text{rechts}|s_1) = 1$
 - $\pi_2(\text{links}|s_i) = \pi_2(\text{rechts}|s_i) = 0,5, \quad \forall s \in \{s_2, s_3, s_4\}$

Berechnen Sie die Zustandswertfunktion für beide Policies $V_{\pi_1}(s)$ und $V_{\pi_2}(s)$ für alle Zustände. Erläutern Sie, welche Policy die Bessere ist.

Wichtig: Berechnen Sie $V_{\pi_2}(s)$ nur bis zu Iteration ($K = 2$) und nehmen Sie an, dass $V_{\pi_1}(s)$ und $V_{\pi_2}(s)$ mit 0 initialisiert sind.



Aufgabe 6 HMM, Bayes, Entscheidungsbäume _____/12 Punkte

- a) Worin unterscheidet sich ein Hidden Markov Model (HMM) von einem diskreten Markov Prozess? (____/1P)

- b) Nennen Sie die 3 grundlegenden Probleme aus der Vorlesung, die sich mit Hidden Markov Modellen lösen lassen können. Beschreiben Sie darüber hinaus **eines** dieser 3 Probleme mit einem Stichpunkt. (____/2P)

- c) Zur Vorhersage von Verspätungen im Nahverkehr soll ein Naive Bayes Klassifikator eingesetzt werden. Die vorauszusagende Verbindung fährt bei schlechtem Wetter ($W = \text{Schlecht}$) und am Tag ($T = \text{Tag}$). Welche Klassifikation ist gemäß des Naive Bayes Ansatzes am wahrscheinlichsten? Geben Sie den Rechenweg sowie Ihre Schlussfolgerung an.

Folgende Daten sind gegeben. Grau hinterlegte Einträge dienen zur Vereinfachung beim Ablesen und markieren die eingetretenen Verspätungen ($V = \text{Ja}$).

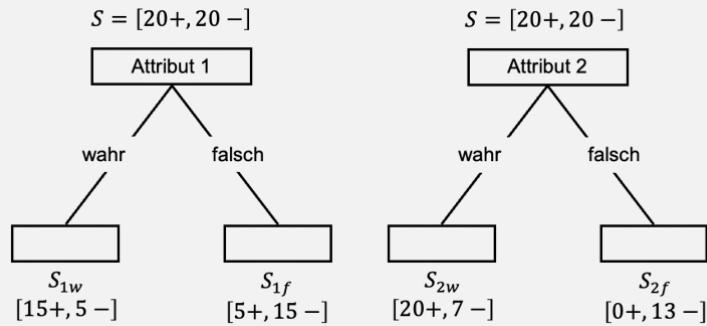
Nr.	Wetter (W)	Tageszeit (T)	Verspätung (V)
1	Schlecht	Nacht	Nein
2	Schlecht	Nacht	Nein
3	Gut	Tag	Nein
4	Gut	Nacht	Nein
5	Gut	Tag	Nein
6	Schlecht	Tag	Ja
7	Schlecht	Nacht	Ja
8	Gut	Nacht	Ja
9	Schlecht	Tag	Ja
10	Schlecht	Tag	Ja

- d) Geben Sie ein Beispiel in dem Entscheidungsbäume besser geeignet sind als neuronale Netze. (___/1P)

- e) Welches Problem lösen Random Forests im Vergleich zu Bagging, wenn Entscheidungsbäume als Modell verwendet werden? Durch welche Modifikation des Bagging Algorithmus wird dies erreicht? (___/2P)

f)

(___/3P)

Abbildung 1: **Schreibweise:** [Anzahl positive Bsp. (+), Anzahl negative Bsp. (-)]

In der oben dargestellten Abbildung finden Sie den Vergleich zweier Attribute A_1 (links) und A_2 (rechts), die als Testattribute eines Entscheidungsbaumes ausgewählt werden können. Welches der Attribute eignet sich ausgehend vom Informationsgewinn/Informationgain besser als Entscheidungskriterium? Begründen Sie Ihre Antwort rechnerisch und runden Sie auf zwei Nachkommastellen.

Hilfestellung: Formel für den Informationsgewinn und die Entropie.

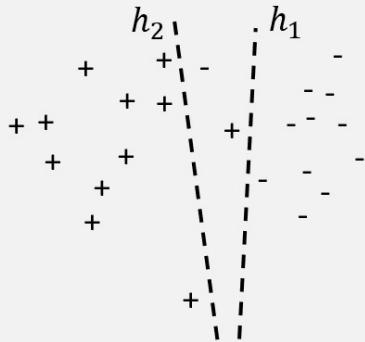
$$\text{IG}(S, A) = H(S) - \sum_{v \in V(A)} \frac{|S_v|}{|S|} H(S_v)$$

$$H(S) = - \sum_{i=1}^K p(y_i) \log_2 p(y_i)$$

Aufgabe 1 Lerntheorie & Unüberwachtes Lernen _____/9 Punkte

a)

(____/4P)



Die Hypothesen h_1 und h_2 aus der Gleichung sind nicht Teil eines Versionsraums, da sie nicht konsistent und vollständig sind.

Welche von ihnen ist **konsistent** aber nicht **vollständig**?

Welche ist **vollständig** aber nicht **konsistent**?

Zeichnen sie eine vollständige und konsistente Hypothese in das Schaubild ein.

Welche Eigenschaft ergibt sich für den Versionsraum eines linearen Modells mit linearem Hypthesenraum H_{lin} für dieses Schaubild?

Hypothese ist **konsistent** und **nicht vollständig**:

Hypothese ist **nicht konsistent** und **vollständig**:

Eigenschaft H_{lin} :

- b) Sie haben einen gelabelten Datensatz. Sie teilen ihn auf in einen Test- und Trainingsdatensatz. (___/2P)

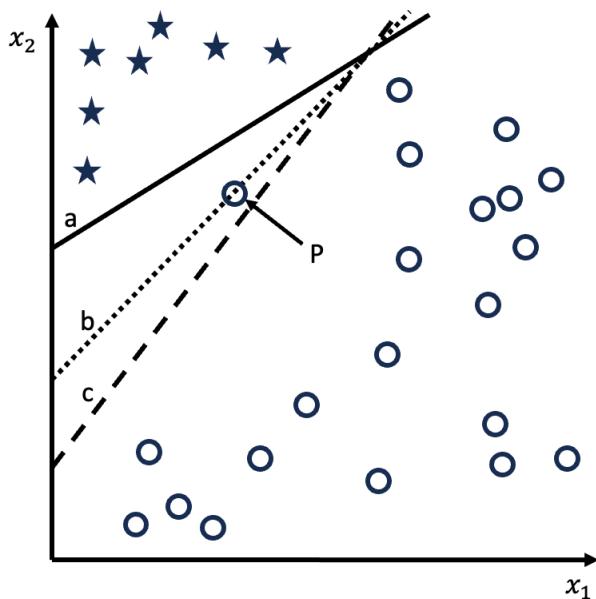
Sie trainieren sehr viele unterschiedliche Modelle auf dem Trainingdatensatz und evaluieren auf dem Testdatensatz. Sie verwenden immer die besten Modelle des Testdatensatzes um sie weiter zu verbessern. Außerdem verwenden sie den Testdatensatz um Early-Stopping zu implementieren.

Wenn sie die Modelle in der echten Welt einsetzen, fällt ihnen auf, dass das beste Modell des Testdatensatzes nicht die beste Genauigkeit liefert sondern ein Modell, das im Testdatensatz schlechter abgeschnitten hatte. Was könnten die Gründe dafür sein?

- c) Sie verwenden K-means um ihre Daten zu clustern, aber Ihnen fällt auf, dass die Cluster nur sehr schlecht die zugrundeliegenden Klassen abbilden. Nennen Sie drei Fehler- bzw. Problemquellen die dazu führen könnten (___/3P)

Aufgabe 2 Support Vector Machine

____/6 Punkte

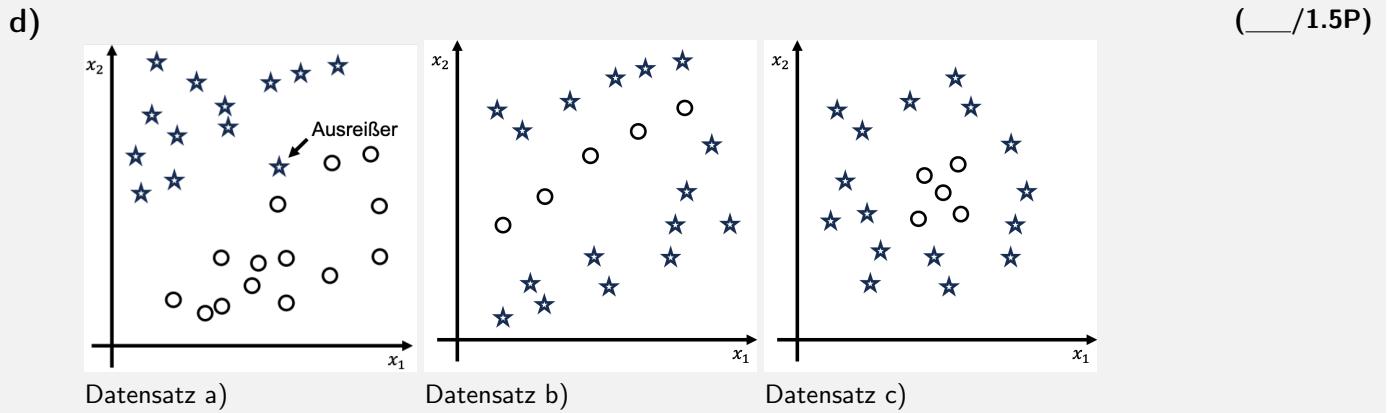


Gegeben ist ein Datensatz mit den zwei Klassen Stern und Kreis. Dieser soll mit einer linearen SVM korrekt klassifiziert werden. In der oberen Abbildung finden Sie eine grafische Darstellung der Datenpunkte und verschiedenen Hypothesen im Musterraum/Merkmalsraum.

- a) Geben Sie an welche der Hypothesen (a, b, c) das optimale Ergebnis des SVM (____/1P) Algorithmus auf diesem Datensatz ist.

- b) Markieren Sie die 4 Stützvektoren (Support Vectors) in der oberen Abbildung durch Einkreisen. (Info: Falsch markierte Stützvektoren führen zu Punkteverlust. Streichen Sie falsche Ergebnisse durch.) (____/2P)

c) Wie verändert sich das Ergebnis aus a), wenn der Datenpunkt P aus dem Datensatz entfernt wird? (____/0,5P)



Zu sehen sind drei verschiedene Datensätze (a, b, c). Geben Sie für jeden Datensatz an, welche SVM Methode (lineare SVM, soft margin SVM, nicht-lineare SVM) sich für diesen am besten eignet.

e) Erläutern Sie kurz den Kernel-Trick und welcher Vorteil sich daraus ergibt. (___ /1P)

Aufgabe 3 Neuronale Netze

____/14 Punkte

- a) Optimierungsmethoden zweiter Ordnung sollten den Loss besser minimieren. Dennoch (____/2P) werden sie bei neuronalen Netzen nur sehr selten verwendet. Wieso?

Nennen Sie zusätzlich eine Optimierungsmethode erster Ordnung, die eine Optimierungsmethode zweiter Ordnung approximiert.

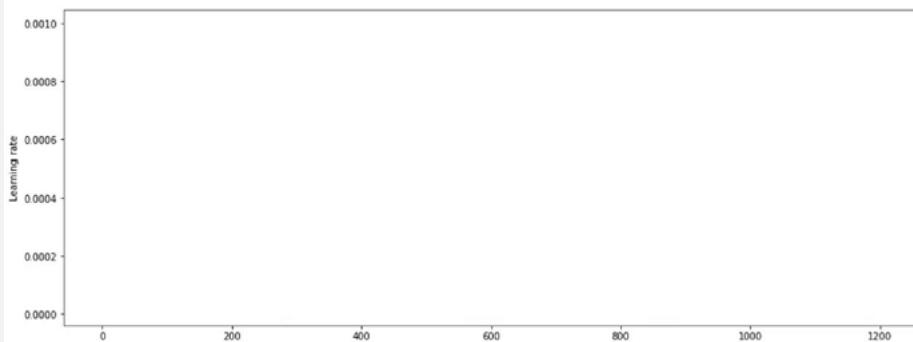
- b) Geben Sie die in der Vorlesung vorgestellte ReLU Funktion und deren Ableitung an. (____/1P)

- c) Was ist der Vorteil von ReLU gegenüber einer Sigmoid- oder Tanh- (____/1.5P) Aktivierungsfunktion?

Die genannten Aktivierungsfunktionen sind nicht-linear, was würde passieren wenn Sie nur lineare Aktivierungsfunktionen für ein neuronales Netz verwenden würden?

- d) Wozu wird Datenaugmentierung durchgeführt und was ist dabei zu beachten? Nennen Sie drei Beispiele wie man Bilddateien augmentieren kann. (___/2P)

- e)
1. Warum werden meist dynamische Lernraten statt statischen Lernraten verwendet? (___/2P)
 2. Welchen Vorteil können zyklische Lernraten gegenüber monoton absinkenden Reduktionsverfahren haben?
 3. Skizzieren Sie den Verlauf einer zyklischen Lernrate mit Cosinus-Reduktion (cosine-annealing)



- f) Gegeben ist ein Neuron mit Inputvektor \vec{x} , Gewichten \vec{w} und dem Bias b . Das Neuron verwendet eine Sigmoid Aktivierungsfunktion $\sigma()$ und gibt für die Eingabe \vec{x} , die Ausgabe a aus. Führen Sie einen Backpropagation-Schritt mit der Fehlerfunktion L und Label \hat{y} durch. (___/4P)

Errechnen Sie die Gradienten der Gewichte und des Bias $\frac{\partial L}{\partial w_0}$, $\frac{\partial L}{\partial w_1}$ und $\frac{\partial L}{\partial b}$.

Geben Sie zusätzlich die Zwischenergebnisse $\frac{\partial L}{\partial a}$, $\frac{\partial a}{\partial z}$, $\frac{\partial z}{\partial w_0}$, $\frac{\partial z}{\partial w_1}$ und $\frac{\partial z}{\partial b}$ an.

Eingabevektor $\vec{x} = [-3, 2]$, Gewicht $\vec{w} = \left[\frac{1}{5}, \frac{4}{5} \right]$ und Bias $b = \frac{2}{5}$ und Label $\hat{y} = 1$.

Als Hilfestellung geben wir Ihnen die Neuronenformel an und die jeweiligen Ausgaben a , und z . Weiter geben wir die Ableitung der Sigmoid Funktion an, sodass keine explizite Sigmoid-Berechnung notwendig ist.

$$\begin{aligned} z &= \sum_k w_k \cdot x_k + b \\ a &= \sigma(z) \\ L &= \frac{1}{2} (\hat{y} - a)^2 \\ z &= \frac{7}{5}, \quad \sigma(z) = a = 0.8, \quad \sigma'(z) = \sigma(z) \cdot (1 - \sigma(z)) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial L}{\partial a} =$$

$$\frac{\partial a}{\partial z} =$$

$$\frac{\partial z}{\partial w_0} =$$

$$\frac{\partial z}{\partial w_1} =$$

$$\frac{\partial z}{\partial b} =$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_0} =$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_1} =$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} =$$

- g) Dasselbe Neuron aus der vorherigen Aufgabe (Gewicht $\vec{w} = \left[\frac{1}{5}, \frac{4}{5} \right]$ und Bias $b = \frac{2}{5}$) erhält nun eine andere Eingabe und eine andere Bezeichnung. Dabei errechnete es im Backpropagation-Schritt folgende Gradienten: (/1.5P)

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial w_0} &= -1 \\ \frac{\partial L}{\partial w_1} &= 2 \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= 1\end{aligned}$$

Führen Sie mit den vorgegebenen Gradienten, der Lernrate $\eta = \frac{1}{5}$ und den Gewichten und Bias aus der vorhergegangenen Aufgabe einen Gewichts-Update-Schritt durch. Geben Sie w_0^{n+1} und b^{n+1} an.

$$w_0^{n+1} =$$

$$w_1^{n+1} =$$

$$b^{n+1} =$$

Aufgabe 4 Convolutional Neural Networks

____/8 Punkte

- a) Gegeben ist ein Input-Bild mit den Dimensionen $32 \times 24 \times 3$ ($H \times W \times C$). (____/3P)

Gewünscht ist eine Output-Featuremap mit der Dimension $24 \times 22 \times 4$.

Geben Sie die Dimensionen $H_k \times W_k \times C_{in} \times C_{out}$ eines Convolutional Layers an, das in Kombination mit einem Padding von je 1px auf allen Seiten, und einem Stride von 1px die gewünschten Output-Dimensionen erzeugt.

- b) Berechnen Sie die folgende Convolution mit **Stride=2** und ohne Padding. (____/2P)

Input (4x4x1)

1	1	0	2
2	0	1	2
-3	1	2	1
1	1	0	0

Kernel (2x2x1x1)

*

1	-1
-1	1

=

c) Bei CNNs ist die Größe der Kernel ein wichtiger Hyperparameter. (___/3P)

1. Welche Vorteile haben 3×3 Kernel gegenüber größeren z.B. 7×7 Kernel hinsichtlich des rezeptiven Felds?
2. Wie verhält sich das rezeptive Feld bei CNNs die nur 1×1 Kernels verwenden?
3. Die Ausgabe eines 3×3 Kernels hat eine kleinere Auflösung als seine Eingabe. Erklären Sie eine Art von Padding und eine dazu passende Größe, um dies zu verhindern.

Aufgabe 5 Reinforcement Learning

____/11 Punkte

- a) Was ist das primäre Ziel von Reinforcement Learning? Geben Sie eine kurze Beschreibung an. (____/1P)

- b) Was ist die Hauptbedingung, die ein Prozess erfüllen muss, um als Markov-Entscheidungsprozess bezeichnet zu werden? (____/1P)

- c) Definieren Sie kurz den Begriff „modellfrei“ im Kontext von Reinforcement Learning. (____/1P)

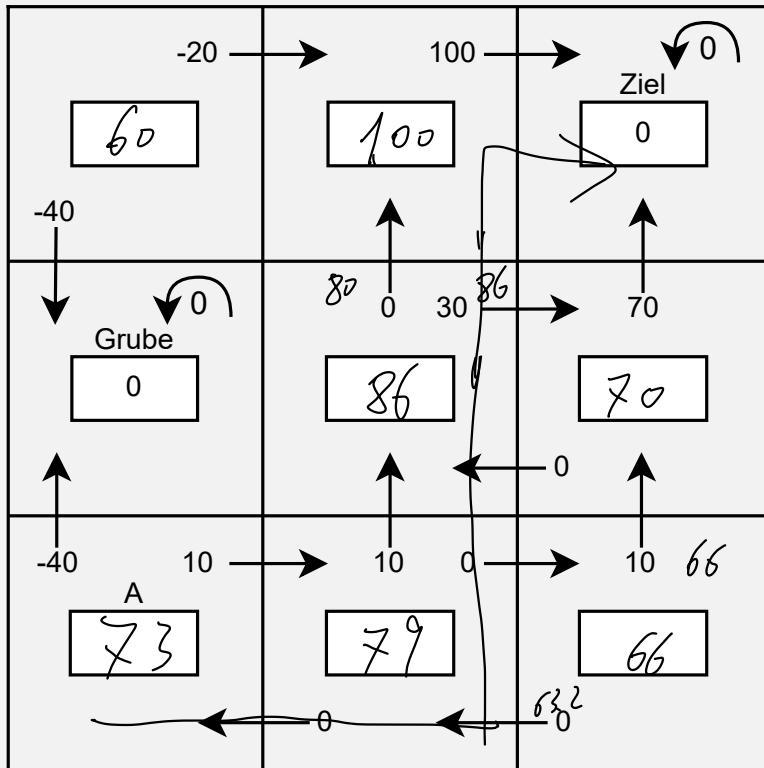
- d) Warum werden Funktionsapproximatoren (wie z.B. neuronale Netze) in RL benötigt? (___/1P)
Geben Sie dazu auch ein kurzes Beispiel an, in dem ein Funktionsapproximator benutzt werden muss.

- e) Ein RL-Agent hat in einer neuen Umgebung zwei Trajektorien gesammelt, die alle von einem Anfangszustand s_0 ausgehen. Dabei wurde eine Policy π' verwendet.
- In der **ersten** Trajektorie hat der Agent folgende Belohnungen erhalten:
 $\{r_0 = 0, r_1 = 3, r_2 = -2, r_3 = 4, r_4 = 1\}$.
 - In der **zweiten** Trajektorie hat der Agent folgende Belohnungen erhalten:
 $\{r_0 = 0, r_1 = 2, r_2 = -2, r_3 = 3, r_4 = 3\}$

Berechnen Sie den diskontierten Gewinn für jede dieser Trajektorien $\{G_1, G_2\}$ unter der Annahme, dass $\gamma = 0,8$ ist. Evaluieren Sie anschließend die Policy π' im Zustand s_0 mithilfe der Zustandswertfunktion $\hat{V}_{\pi'}(s_0)$ anhand der gesammelten Trajektorien.

Hinweis: Richtige Gleichungen reichen für die volle Punktzahl.

- f) Betrachten Sie die untenstehende Welt. Ein Agent kann sich mit den angezeigten Aktionen (Pfeilen) von Zelle zu Zelle bewegen. Die Belohnung für eine Aktion entspricht der Zahl an dem entsprechenden Pfeil. Nehmen Sie an, dass die optimale Strategie gelernt wurde. (/4,5P)



Tragen Sie die Zustandswerte $V^*(s)$ dieser Strategie in die entsprechenden Kästen ein (Diskontierungsfaktor $\gamma = 0,8$). Runden Sie Ihre Ergebnisse auf ganze Zahlen. Zeichnen Sie den Pfad der optimalen Strategie von Zelle A zum Ziel ein.

Aufgabe 6 HMM, Bayes, Entscheidungsbäume _____/12 Punkte

- a) Nennen Sie zwei Beispielsanwendungen aus der Vorlesung, die mithilfe eines Hidden Markov Models gelöst werden können. (____/1P)

- b) Welche der folgenden Eigenschaften treffen auf HMMs zu? (____/2P)

1. Vollständig beobachtbare Zustände
2. Nicht vollständig beobachtbare Zustände
3. Zeitinvariantes Modell
4. Zeitvariantes Modell
5. Beschränkter zeitlicher Horizont
6. Unendlicher zeitlicher Horizont
7. Doppelt-Stochastischer Prozess

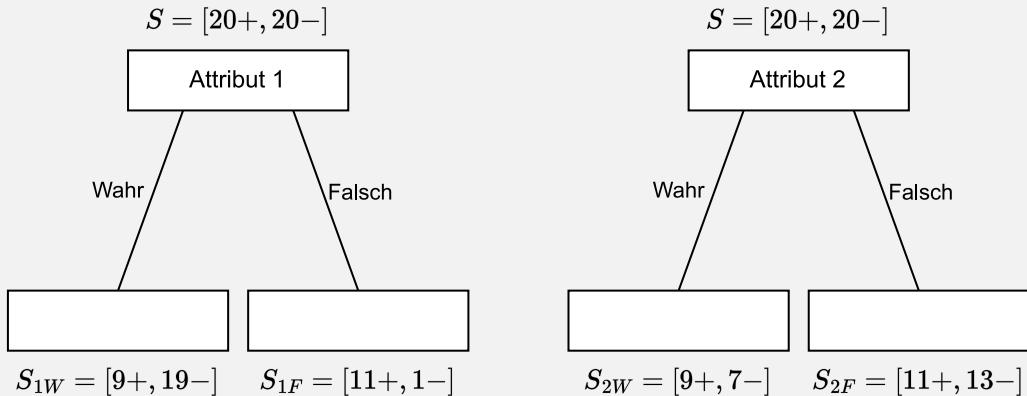
- c) Zur Vorhersage von Verspätungen im Fernverkehr soll ein Naive Bayes Klassifikator eingesetzt werden. Die vorauszusagende Verbindung fährt bei gutem Wetter ($W = \text{Gut}$) und am Tag ($T = \text{Tag}$). Welche Klassifikation ist gemäß des Naive Bayes Ansatzes am wahrscheinlichsten? Geben Sie die Formel, den Rechenweg, sowie Ihre Schlussfolgerung an. (___/3P)

Folgende Daten sind gegeben. Grau hinterlegte Einträge dienen zur Vereinfachung beim Ablesen und markieren die eingetretenen Verspätungen ($V = \text{Ja}$).

Nr.	Wetter (W)	Tageszeit (T)	Verspätung (V)
1	Schlecht	Nacht	Nein
2	Schlecht	Nacht	Nein
3	Gut	Tag	Nein
4	Schlecht	Tag	Nein
5	Gut	Nacht	Nein
6	Gut	Tag	Ja
7	Schlecht	Tag	Ja
8	Schlecht	Nacht	Ja
9	Gut	Nacht	Ja
10	Schlecht	Tag	Ja

d)

(___/4P)

Abbildung 1: **Schreibweise:** [Anzahl positive Bsp. (+), Anzahl negative Bsp. (-)]

In der oben dargestellten Abbildung finden Sie den Vergleich zweier Attribute A_1 (links) und A_2 (rechts), die als Testattribute eines Entscheidungsbaumes ausgewählt werden können. Welches der Attribute eignet sich ausgehend vom Informationsgewinn/Informationgain besser als Entscheidungskriterium? Begründen Sie Ihre Antwort rechnerisch und runden Sie auf zwei Nachkommastellen.

Hilfestellung: Formel für den Informationsgewinn und die Entropie.

$$\text{IG}(S, A) = H(S) - \sum_{v \in V(A)} \frac{|S_v|}{|S|} H(S_v)$$

$$H(S) = - \sum_{i=1}^K p(y_i) \log_2 p(y_i)$$

e) Nennen Sie **zwei** Vorteile von Entscheidungsbäumen gegenüber neuronalen Netzen. (___/1P)

f) Gegeben ist Bayes' Theorem. Geben Sie die Namen der Terme $P(A)$ und $P(A|B)$ an. (___/1P)

$$P(A | B) = \frac{P(B | A)P(A)}{P(B)}$$