

Welkom. Dit tentamen duurt 3 uur en telt 20 vragen: 4 open vragen en 16 meerkeuzevragen. Wel: rekenmachine. Niet: literatuur, aantekeningen, programmeerbare rekenmachine, mobiel.

Veel succes!

Open vragen

Elk antwoord op een open vraag dient te zijn voorzien van een uitwerking, dat wil zeggen, van een berekening of een motivatie. Van Opgaven 2 en 4 dienen na afloop van de berekening de getallen te worden ingevuld op het antwoordenblad.

- We beschouwen een ecologie die bestaat uit k populaties $\{P_i\}_{i=1}^k$. Elk individu uit populatie P_i hanteert strategie S_i . Omschrijf, gebruikmakend van deze notatie, de volgende begrippen.
 - Evolutionair stabiele toestand.
 - Evolutionair stabiele strategie (ESS).
- Gegeven is het lineaire perceptron zoals afgebeeld in Fig. 2. We zetten de leersnelheid ervan op $\alpha = 0.5$. Verder zijn de volgende leervoorbeelden gegeven, met X_1 en X_2 als inputs en T als de gewenste output waarde.

X_1	X_2	T
0	0	0.5
-1	0	-0.5
1	1	0
0	1	-1

- Bepaal hoe de gewichten eruit zien na één online gradient descent update, over alle voorbeelden één keer van boven naar beneden.
 - Bepaal hoe de gewichten eruit zien na één batch gradient descent update met de delta-leerregel.
- We bekijken een reinforcement leerprobleem. Daar hoort de toestanden-graaf in Fig. 3 bij. De policy $\Pi(p)$ is gegeven als volgt

$$\Pi(p) : \begin{cases} \Pr(S_i, \text{ met de klok mee}, S_j) = p & \text{als } S_j \text{ kloksgewijs na } S_i \text{ komt en } S_i \neq E \\ \Pr(S_i, \text{ tegen de klok in}, S_j) = 1 - p & \text{als } S_i \text{ kloksgewijs na } S_j \text{ komt en } S_i \neq E \end{cases}$$

Kortom, bij twee actie-alternatieven is de kans op een stap met de klok mee gelijk aan p en de kans op een stap tegen de klok in gelijk aan $1 - p$. Voor iedere stap is de immediate reward gelijk aan -1 . Bepaal de waarden van alle toestanden voor de volgende policies.

- $\Pi(1.0)$.
 - $\Pi(0.5)$.
- We bekijken een reinforcement leerprobleem met discountfactor $\gamma = 1.0$. Er worden twee runs uitgevoerd, resulterend in Epoch 1 = A, B, C, T_1 en Epoch 2 = D, C, T_2 . De immediate rewards staan afgebeeld in Fig. 4.
 - Bepaal de waarden van alle knopen na Monte-Carlo sampling.
 - Bepaal de waarden van alle knopen na temporal difference learning met leerfactor $\alpha = 0.5$.

In beide berekeningen mag je er van uitgaan dat alle toestanden beginwaarde nul hebben.

Meerkeuze vragen

Bij elke meerkeuzevraag is steeds precies één antwoord het juiste. Wel kunnen andere antwoorden “bijna juist” of “deels juist” zijn. Mochten er meerdere goede antwoorden zijn, dan geldt het beste antwoord. Omdat er verschillende versies van de opgaven bestaan, correspondeert de volgorde van de opgaven niet altijd met de volgorde van de stof zoals die behandeld is in de colleges.

- Welke van de volgende symmetrische spelen bezitten identieke Nash-evenwichten en Pareto-optima?

- Prisoner's dilemma met $R = 3, T = 5, S = 0$ en $P = 1$.
- Chicken met $R = 0, T = 1, S = -1$ en $P = -5$.
- Stag hunt met $R = 4, T = 3, S = 1$ en $P = 3$.

- Battle of the sexes met $R = 0, T = 3, S = 2$ en $P = 1$.

- Prisoner en Stag.
- Prisoner en Battle.
- Chicken en Stag.
- Chicken en Battle.

- Gespeeld wordt Chicken met $R = 0, T = 1, S = -1$ en $P = -20$. Geef alle Nash-equilibria als beide spelers spelen volgens een gemixte strategie.

- $\{(0, 1), (1, 0), (0.90, 0.90)\}$.
- $\{(0, 0), (1, 1), (0.90, 0.90)\}$.
- $\{(0, 1), (1, 0), (0.95, 0.95)\}$.
- $\{(0, 0), (1, 1), (0.95, 0.95)\}$.

3. Gespeeld wordt het standaard Prisoner's dilemma. Geef alle Nash-equilibria als beide spelers spelen volgens een gemixte strategie.

- (a) \emptyset .
- (b) $\{(0, 0)\}$.
- (c) $\{(1, 0), (0, 1)\}$.
- (d) $\{(0, 0), (1, 0), (0, 1)\}$.

4. In het geïtereerde prisoner's dilemma laten we de volgende strategieën tegen elkaar spelen: ALL-C, ALL-D, RAND, en TFT. We krijgen de volgende matrix

	ALL - C	ALL - D	RAND	TFT
ALL - C	3	0	1.5	3
ALL - D	5	1	3	$\downarrow 1$
RAND	4	0.5	2.25	2.25
TFT	3	$\uparrow 1$	2.25	3

Welke entry in deze matrix is fout? Formuleer je antwoord als (kolom, rij).

- (a) (ALL-D, TFT)
- (b) (TFT, ALL-D)
- (c) (RAND, ALL-D)
- (d) Het goede antwoord staat er niet bij.

5. Wat is Pavlov voor een strategie?

- (a) Als TFT, maar pas vergelden na twee opeenvolgende defects van de tegenstander.
- (b) Werk nu samen als en slechts als zowel jij als de tegenstander in de vorige ronde dezelfde strategie hanteerden.
- (c) Wissel van strategie als de tegenstander in de vorige ronde verzaakte.
- (d) Wissel van strategie als die bij gelijkblijvend gedrag van de tegenstander meer zou opleveren.

6. Waar lijdt, volgens Flake, de niet-spatieële evolutionaire variant van het IPD aan?

- (a) Het experiment is afhankelijk van te veel parameters, zoals het aantal strategieën K , de grootte van de startpopulatie per strategie P_i , $1 \leq i \leq K$, het aantal rondes N , en het aantal episoden E .
- (b) De initiële proportie-keuze van strategieën beïnvloedt de uiteindelijke populatie-proporties. Dat zou niet mogen.
- (c) Er wordt aangenomen dat elk individu uit elke strategie interacteert met elk individu uit elke andere strategie met gelijke kans. Deze aanname is onrealistisch.
- (d) De variantie van de gemiddelde opbrengst per episode is te groot, zodat de uitkomsten van een willekeurig uitgevoerd experiment insignificant zullen zijn.

7. Bekijk Fig. 1.

- (a) ALL-C = \square , ALL-D = \triangle , Random = \diamond , TFT = \times , Pavlov = $+$.
- (b) ALL-C = \triangle , ALL-D = \diamond , Random = \square , TFT = \times , Pavlov = $+$.
- (c) ALL-C = \diamond , ALL-D = \triangle , Random = \square , TFT = $+$, Pavlov = \times .

- (d) ALL-C = \square , ALL-D = \triangle , Random = \diamond , TFT = $+$, Pavlov = \times .

8. Bekijk het volgende binaire classificatie-probleem. Mogelijke leer-instanties:

$$\mathcal{D} = \{(m, n) \in N \times N \mid 0 \leq m \leq 40 \text{ en } 0 \leq n \leq 30\}$$

Mogelijke classificaties: $+$ en $-$. Hypotheseruimte:

$$\mathcal{H} = \{I \times J \mid I \text{ is een } t_{40}\text{-rij en } J \text{ is een } t_{30}\text{-rij}\}$$

Een t_K -rij is een niet-lege verzameling van opeenvolgende gehele getallen, waarvan het eerste getal niet-negatief is, en het laatste getal niet groter is dan K .

Gegeven zijn de leervoorbeelden

$$L = \left\{ \begin{array}{lll} (4, 4) : + & (5, 7) : + & (6, 9) : + \\ (7, 6) : + & (9, 7) : - & (9, 9) : + \\ (10, 5) : + & (10, 12) : + & (11, 7) : + \\ (11, 10) : - & (11, 15) : + & (14, 12) : + \end{array} \right\}$$

Er worden twee hypothesen voorgesteld, te weten

$$\begin{aligned} H_1 &= \{9, \dots, 15\} \times \{11, \dots, 15\} \text{ en} \\ H_2 &= \{4, \dots, 12\} \times \{3, \dots, 9\}. \end{aligned}$$

Bereken van elk van deze hypothesen het bereik (range), de overdekking (coverage), de match, en de nauwkeurigheid (accuracy).

- (a) Range: 35 en 63; coverage: 3 en 7; match: 0.42 en 0.67; accuracy: 1.0 en 0.88.
- (b) Range: 3 en 7; coverage: 35 en 63; match: 0.42 en 0.67; accuracy: 1.0 en 0.88.
- (c) Range: 3 en 7; coverage: 35 en 63; match: 1.0 en 0.88; accuracy: 0.42 en 0.67.
- (d) Range: 35 en 63; coverage: 3 en 7; match: 1.0 en 0.88; accuracy: 0.42 en 0.67.

9. We passen kwalitatief gesuperviseerd leren met vector-kwantisatie toe op drie cluster-representanten $A = (1, 77, 1)$, $B = (2, 77, 3)$ en $C = (3, 77, 0)$. Bepaal de bewegingen van deze cluster-representanten als het leervoorbeeld $l = (1, 77, 1) \rightarrow A$ wordt aangeboden.

- (a) Er gebeurt niets.
- (b) Repr- A beweegt naar l toe.
- (c) Repr- A beweegt naar l toe en Repr- B beweegt van l af.
- (d) Repr- A beweegt naar l toe en Repr- B en Repr- C bewegen van l af.

10. We leren voorbeelden in R^3 met een standaard twee-dimensionaal Kohonen-netwerk. Het netwerk is random geïnitieerd binnen het bolletje om $(0, 0, 0)^T$ met straal 0.01. De leervoorbeelden 1 – 1,000 bevinden zich uniform verdeeld over het oppervlak S van de eenheidsbol B . De leervoorbeelden 1,001 – 20,000 bevinden zich uniform verdeeld over het oppervlak S' van de eenheidsbol B' die ontstaat door B te transleren over de vector $(5, 0, 0)^T$. De leerfactor is 0.4.

We kunnen het volgende zeggen over het resulterende netwerk.

- (a) Het spant zich om B' heen.
- (b) Het spant zich, deels om B , en deels om B' heen.
- (c) Het bevindt zich tussen B en B' .

(d) Het spant zich deels over het half-rond van B' dat naar B wijst, en deels over het half-rond van B dat naar B' wijst.

11. K -means clustering is van nature een batch-leertechniek.

(i) Maar, als er later voorbeelden bijkomen kan K -means daar wel mee omgaan.

(ii) Maar, als er later nieuwe cluster-centra bijkomen kan K -means daar wel mee omgaan.

Met “mee omgaan” bedoelen we dat de convergentie even verstoord zal worden, maar daarna weer zal herstellen tot een nieuw en waarschijnlijk anders optimum.

(a) (11i) en (11ii).

(b) (11i) en niet (11ii).

(c) niet (11i) en (11ii).

(d) niet (11i) en niet (11ii).

12. Een probleem van recursieve clustering-methoden is de initialisatie: het kan gebeuren dat een neuron nooit winnaar wordt en dus niet leert.

De volgende wijzigingen worden gesuggereerd.

(a) Initialiseer elk neuron op een inputpatroon.

(b) Verander de gewichten van het winnende neuron k met de volgende leerregel:

$$w_k(t+1) = \frac{w_k(t) + \gamma(x(t) - w_k(t))}{\|w_k(t) + \gamma(x(t) - w_k(t))\|}$$

(c) Gebruik zg. “leaky learning”.

(d) Voeg random noise toe aan de leerparameter γ .

Welke van deze wijzigingen helpen dit probleem op te lossen?

(a) (12a) en (12b).

(b) (12b) en (12c).

(c) (12c) en (12d).

(d) Het goede antwoord staat er niet bij.

13. Marie beschikt over 1,000 voorbeelden om haar neurale netwerk te laten leren. Wat is de meest verstandige aanpak?

(a) Laat maar zitten. Duizend voorbeelden is überhaupt te weinig om een netwerk significant te laten leren.

(b) Herhaaldelijk laten leren over alle 1,000 voorbeelden. Stoppen als alle netwerkgewichten niet of nauwelijks meer veranderen.

(c) Herhaaldelijk laten leren op de eerste 900 voorbeelden. De laatste 100 voorbeelden gebruiken als testvoorbeelden. Stoppen met leren als de performance over de testvoorbeelden gaat dalen.

(d) Voorbeelden opdelen in tien groepen. Dan tien keer laten leren over negen groepen met telkens één andere groep als controle. Telkens stoppen met leren als de performance over de testvoorbeelden gaat dalen. Run vervolgens een elfde keer met het gemiddeld aantal runs van alle vorige keren.

14. Waar word de hypotheseruimte in een neuraal netwerk door vertegenwoordigt?

(a) Door de gewichten.

(b) Door de netwerk-topologie, d.w.z., de knopen en de links.

(c) Door de topologie en de gewichten.

(d) Door de topologie, en de respectievelijke leervoorbeelden.

15. (Backpropagation.) Voor eindknopen geldt:

$$-\frac{\partial E_d(\vec{w})}{\partial net_j} = (t_k - o_k) o_k (1 - o_k).$$

Deze factor korten we af met δ_k . We bepalen de correctiefactor δ_j voor inwendige knopen. Omdat net_j alleen via $Downstream(j)$ invloed heeft op E_d mogen we schrijven

$$\begin{aligned} \delta_j &= -\frac{\partial E_d(\vec{w})}{\partial net_j} \\ &= \sum_{k \in Downstream(j)} -\frac{\partial E_d(\vec{w})}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial net_j} \\ &= \sum_{k \in Downstream(j)} \delta_k \frac{\partial net_k}{\partial net_j} \\ &= \sum_{k \in Downstream(j)} \delta_k \frac{\partial net_k}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} \\ &= \sum_{k \in Downstream(j)} \delta_k x_{kj} o_j (1 - o_j) \\ &= o_j (1 - o_j) \sum_{k \in Downstream(j)} \delta_k x_{kj}. \end{aligned}$$

(a) De net_k moet een $\sigma(net_k)$ zijn.

(b) Op $\partial net_k / \partial net_j$ mag de kettingregel niet worden toegepast om $\partial net_k / \partial o_j \cdot \partial o_j / \partial net_j$ te krijgen.

(c) De x_{kj} moet een w_{kj} zijn.

(d) Omdat $o_j(1 - o_j)$ afhangt van k is de laatste herschrijving niet toegestaan.

16. In reinforcement leren is value-iteration een techniek om via iteratie grootheden aan te passen. Daarbij gelden de volgende beweringen.

(i) V verandert.

(ii) Q verandert.

(iii) Π verandert.

(a) (16i), (16ii) en (16iii).

(b) (16i), (16ii) en niet (16iii).

(c) (16i), niet (16ii) en (16iii).

(d) (16i), niet (16ii) en niet (16iii).

Einde van alle opgaven. Heb je je antwoorden gecontroleerd? Op de vaksite verschijnen deze week de uitwerkingen. Deze opgaven mogen worden meegenomen.

Vergeet je niet de vak-evaluatie in te vullen? Bedankt voor je deelname en misschien tot ziens!



Figuren

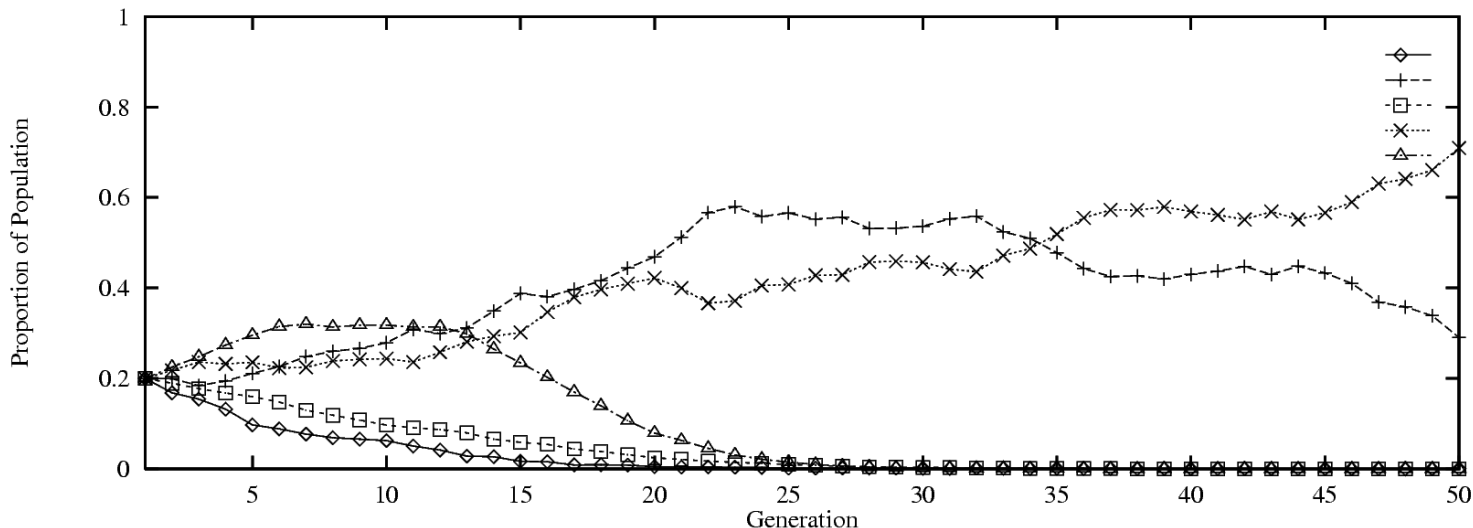


Fig. 1: Ecologische versie van het IPD, met 0.5% noise.

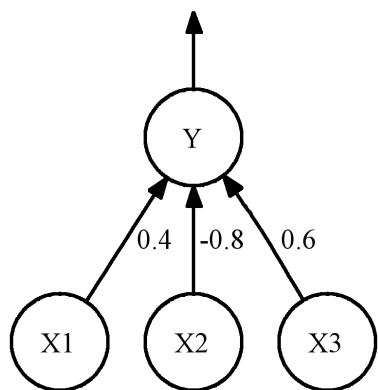


Fig. 2: Lineair perceptron. Input $X_3 \equiv 1$.

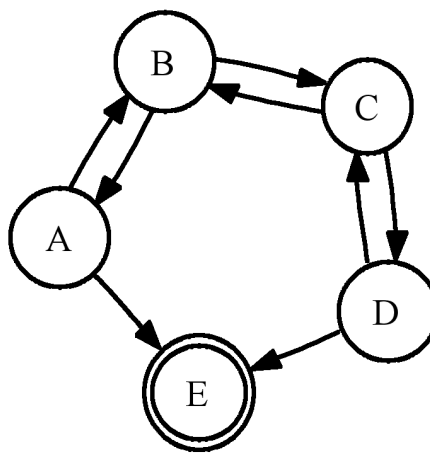


Fig. 3: Toestandengraaf.

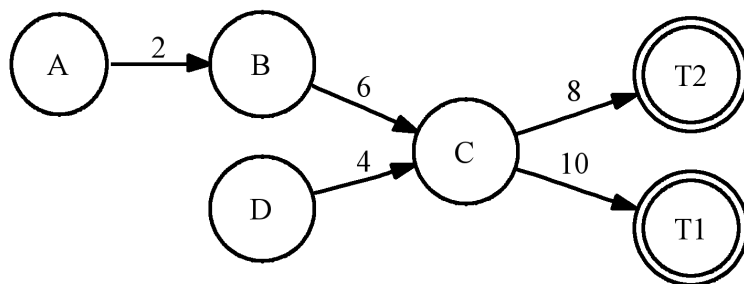


Fig. 4: Twee epochs.