

Kunstmatige Intelligentie (INFOB2KI)

Tentamen 1

15 December 2017
11:00 - 13:00

I		75%
II		100%
T		

# MC	MC score	1	2	3	4

DICHT LATEN TOT START VAN TOETS!

Invullen A.U.B.

Naam:

Studentnummer:

Studierichting:

Eventuele opmerkingen:

Instructies

Vooraf

- **Mobiele telefoons** en dergelijke zijn uitgeschakeld en opgeborgen in een **tas**.
- Controleer of je alle vragen hebt: het eerste deel bestaat uit 8 multiple-choice vragen voor maximaal 30 punten (elke vraag telt even zwaar); het tweede deel bestaat uit 4 meer omvangrijke opgaven voor maximaal 70 punten.

Tijdens

- Vul je antwoorden in in de INVULVELDEN van dit tentamen.
- *Lees de vragen zorgvuldig. Licht desgevraagd je antwoorden duidelijk toe.*
- Gedurende het tentamen mag geen materiaal van de cursus geraadpleegd worden (gesloten-boek tentamen), op een 'spiekbriefje' (A4tje **eigen, handgeschreven** aantekeningen) na.
- Je mag gebruik maken van een *NIET*-geprogrammeerde rekenmachine.

Bij inleveren

- Controleer voor je weggaat of je je **naam**, studentnummer en alle antwoorden hebt ingevuld.
- Toon je **ID** en "spiekbriefje".

Succes!

Deel I: omcirkel steeds één antwoord, dat het beste past.

1. Wat is het voornaamste **doel** van ‘Game AI’ in moderne games, volgens het boek *AI for Games*?
- A. Zorgen voor ‘movement’ en ‘decision making’ van individuele ‘characters’ en ‘strategy’ voor groepen.
 - B. Zorgen voor een goede balans tussen rekentijd en geheugengebruik.
 - C. Implementeren van realistische ‘hacks’, ‘heuristics’ en ‘algorithms’.
 - D. Om als ‘show case’ te dienen voor de modernste AI technieken.

2. Stel je bent op zoek naar de snelste route van Utrecht naar Rome. Om die te bepalen gebruik je een zoekalgoritme dat **compleet** is. Wat betekent dat in deze context?
- A. Het algoritme geeft gegarandeerd *een* route naar Rome.
 - B. Het algoritme geeft *alle* mogelijke routes naar Rome.
 - C. Het algoritme geeft gegarandeerd de *snelste* route naar Rome.
 - D. Het algoritme *eindigt* gegarandeerd, maar mogelijk *zonder* een route naar Rome te hebben gevonden.

3. Stel je hebt twee **admissible** heuristieken, h_1 en h_2 . Je besluit hieruit twee nieuwe heuristieken te maken:

$$h_3(n) = \max\{h_1(n), \frac{1}{2} \cdot h_2(n)\}, \quad h_4(n) = \frac{3}{4} \cdot (h_1(n) + h_2(n))$$

Welke van onderstaande uitspraken is correct?

- A. h_3 en h_4 zijn beide *admissible*
- B. h_3 en h_4 hoeven geen van beide *admissible* te zijn
- C. h_3 is niet gegarandeerd *admissible*, maar h_4 wel
- D. h_3 is *admissible*, maar h_4 mogelijk niet

4. Welk van onderstaande toepassingen lijkt het meest geschikt om met een Markov beslisproces (**MDP**) te modelleren?
- A. Voorspellen van wachttijden bij attracties van pretparken.
 - B. Voorspellen van de huidige lokatie van een rijdende auto op basis van informatie van detectieportalen op de snelweg.
 - C. Planning van optimale therapie voor patiënten met hart- en vaatziekten.
 - D. Optimaliseren van beslissingen voor inzet van waterkering- en waterbeheersingssytemen.

5. We hebben verschillende methoden voor reinforcement learning gezien. Welke van onderstaande uitspraken over ***Q-learning*** is waar?

- A. Q-learning is een '*model-free*' algoritme voor '*online*' learning.
- B. Q-learning is '*model-free*' algoritme voor '*offline*' learning.
- C. Q-learning is een '*model-based*' algoritme voor '*online*' learning.
- D. Q-learning is '*model-based*' algoritme voor '*offline*' learning.

6. Beschouw de ***bias-variance trade-off*** in de context van supervised learning algoritmen A die leren uit gelabelde data D . Waar zijn de bias en variantie eigenschappen van?

- A. Bias is een eigenschap van algoritme A ; variantie is een eigenschap van data D .
- B. Bias en variantie zijn beide eigenschappen van algoritme A .
- C. Bias en variantie zijn beide eigenschappen van data D .
- D. Bias is een eigenschap van data D ; variantie is een eigenschap van algoritme A .

7. Neurale netwerken en beslisbomen ('*decision trees*') kunnen beide voor classificatie doeleinden worden gebruikt. Wat is in het algemeen het verschil in ***nauwkeurigheid***¹ en ***generalisatie vermogen***²?

- A. Beslisbomen zijn *minder* nauwkeurig en generaliseren *slechter* dan neurale netwerken.
- B. Beslisbomen zijn *minder* nauwkeurig, maar generaliseren *beter* dan neurale netwerken.
- C. Beslisbomen zijn nauwkeuriger, maar generaliseren *slechter* dan neurale netwerken.
- D. Beslisbomen zijn nauwkeuriger en generaliseren *beter* dan neurale netwerken.

8. Het ID3 algoritme voor het leren van ***beslisbomen*** ('*decision trees*') uit data bouwt een boom op door het 'splitsen op attributen' op basis van *entropy* en *information gain*. Welke van onderstaande uitspraken mbt ID3 is waar?

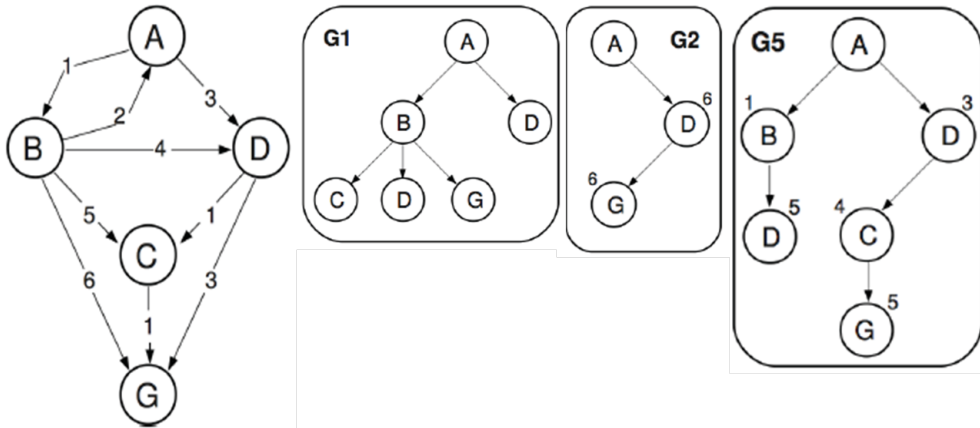
- A. ID3 splitst op *ieder* attribuut met een positieve *information gain*.
- B. ID3 splitst op het attribuut dat tot de *grootste afname* in entropy leidt.
- C. ID3 splitst op het attribuut dat tot de *grootste toename* in entropy leidt.
- D. ID3 splitst op attributen met een entropy van nul.

¹Nauwkeurigheid: correct kunnen classificeren van gevallen die tijdens het leren zijn gezien.

²Generalisatie vermogen: correct classificeren van gevallen die *niet* tijdens het leren zijn gezien.

Deel II

Opgave 1 (3 + 5 + 9 = 17 ptn.) Beschouw de graaf linksonder, waarin bij elke kant de lengte van de verbindende weg is gegeven. We laten een aantal *graph search* algoritmen op deze graaf los, die het kortste pad van A naar G moeten zoeken.



De zoekbomen G_i zijn door verschillende algoritmen geconstrueerd. NB De plaatjes tonen niet alle gegenereerde knopen, maar **uitsluitend de uitgeklapte ('expanded')** knopen! Neem waar nodig aan dat kinderen van een knoop in alfabetische volgorde bezocht zijn. Een getal naast een knoop n geeft de waarde van de evaluatiefunctie gebruikt voor de priority queue van het algoritme.

a) Geef de *daadwerkelijke* kosten $h^*(n)$ van het kortste pad *vanuit* knoop n naar G:

n	A	B	C	D	G
$h^*(n)$					

b) Geef het pad dat greedy search vindt met $h = h^*$:

c) Geef van elk van de drie zoekbomen G1, G2 en G5 aan: door welk algoritme ze zijn gegenereerd (algoritmen kunnen meer dan eens gebruikt zijn); welke van de volgende heuristieken is gebruikt (als ze een heuristiek gebruiken):

$$H1 = \{h(A) = 3, h(B) = 6, h(C) = 4, h(D) = 3\}$$

$$H2 = \{h(A) = 3, h(B) = 3, h(C) = 0, h(D) = 1\}$$

en of het optimale pad is gevonden. Indien het optimale pad niet is gevonden, geef dan de bijbehorende motivatie:

M1 aantal stappen in plaats van kosten ervan wordt geminimaliseerd

M2 de heuristiek is niet 'admissible'

M3 de eerste oplossing die wordt gevonden wordt teruggegeven

	Algoritme (DFS/BFS/UCS/A*)	Heuristiek (H1/H2/geen)	Optimaal? (ja/M1/M2/M3)
G1			
G2			
G5			

NB DFS = depth first search; BFS = *breadth* first search; UCS = uniform cost search.

Opgave 2 (3 + 4 + 5 + 5 = 17 ptn.)

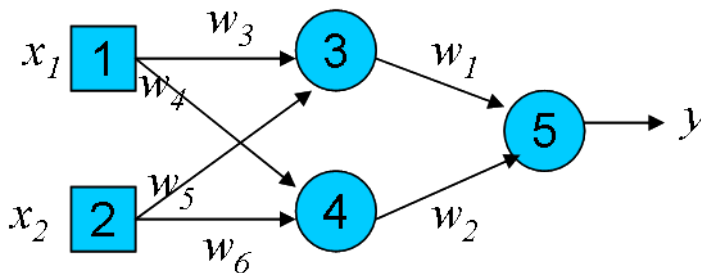
a) Beschouw twee binaire inputs x_1 en x_2 . Vul de waarheidstabel in voor de **logische implicatie** $x_1 \rightarrow x_2$:

x_1	x_2	$x_1 \rightarrow x_2$
0	0	
0	1	
1	0	
1	1	

b) Kan de logische implicatie $x_1 \rightarrow x_2$ geleerd worden door een (*single layer*) *perceptron*?

- A. Ja, want een single layer perceptron kan iedere boolean³ functie representeren.
- B. Ja, want de datapunten komen van een *linearly separable* functie.
- C. Nee, want de datapunten komen niet van een *linearly separable* functie.
- D. Nee, want een single layer perceptron kan geen boolean functies representeren.

c) Beschouw het volgende neurale netwerk, waarbij x_1 en x_2 binaire inputs zijn, en de gewichten als volgt gedefinieerd zijn: $w_1 = w_3 = w_6 = 2$ en $w_2 = w_4 = w_5 = 1$.



Neuronen 3 en 4 gebruiken de *sign function* als activatiefunctie, met een drempelwaarde van $1\frac{1}{2}$. Geef voor alle inputparen x_1, x_2 de output van neuron 3 en 4:

x_1	x_2	output neuron 3	output neuron 4
0	0		
0	1		
1	0		
1	1		

d) Neuron 5 in bovenstaand neurale netwerk gebruikt de *step function* als activatiefunctie, met een **drempelwaarde** van θ . Geef een waarde van θ waarvoor het netwerk de logische **AND** van x_1 en x_2 implementeert:

³een functie die 0-en en 1-en als input heeft en een 0 of 1 oplevert.

Opgave 3 (7 + 5 + 5 = 17 ptn.) Je bent bezig met het bouwen van een planningsysteem voor verschillende taken. Ten behoeve hiervan wil je een *Naive Bayes classifier* (NBC) leren uit data die een reeks taken classificeert naar urgentie (variabele U).

Taak 1	Taak 2	Taak 3	U	
y	n	n	level 1	NBC formule voor klasse variabele C en n feature variabelen $F_i, i = 1, \dots, n$:
y	n	y	level 2	
y	y	n	level 5	
y	n	y	level 1	
y	y	y	level 5	
n	y	n	level 1	

$$p(C | F_1, \dots, F_n) = \frac{1}{Z} \cdot p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i | C)$$

waarbij $\frac{1}{Z}$ een normalisatie constante is.

a) Geef de conditionele kansen voor de taken gegeven de urgentie zoals die volgen uit de data:

$p(\text{Taak } i U)$	$U = \text{level 1}$	$U = \text{level 2}$	$U = \text{level 5}$
Taak 1 = y			
Taak 1 = n			
Taak 2 = y			
Taak 2 = n			
Taak 3 = y			
Taak 3 = n			

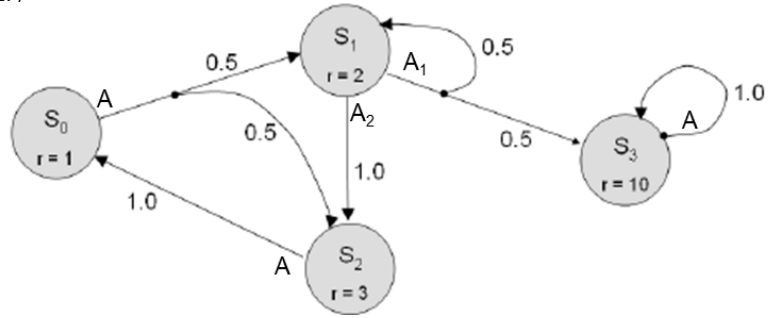
b) Stel de NBC die uit bovenstaande data is geleerd wordt gebruikt voor het classificeren van de instantie $\langle \text{Taak 1} = y, \text{Taak 2} = n, \text{Taak 3} = y \rangle$. Welk urgentie-niveau voorspelt de NBC hiervoor?

- A. level 1
- B. level 2
- C. de NBC kan geen onderscheid tussen level 1 en level 2 maken
- D. iets anders, nl:

c) Stel de NBC die uit bovenstaande data is geleerd wordt gebruikt voor het classificeren van de instantie $\langle \text{Taak 1} = n, \text{Taak 2} = n, \text{Taak 3} = y \rangle$. Welk urgentie-niveau voorspelt de NBC hiervoor?

- A. level 1
- B. level 2
- C. level 3
- D. level 4
- E. level 5
- F. de NBC kan deze instantie niet classificeren

Opgave 4 (4 + 6 + 5 + 4 = 19 ptn.)



Bovenstaande figuur geeft een Markov beslisproces (**MDP**) weer met 4 toestanden $S_i, i \in \{0, 1, 2, 3\}$. Vanuit S_1 zijn twee acties mogelijk (A_1 en A_2), terwijl vanuit alle andere toestanden slechts 1 actie A mogelijk is. De transitiekansen $T(s, a, s')$ staan bij de bijbehorende pijlen; zo hebben we bijvoorbeeld:

$$T(S_1, A_1, S_1) = 0.5, T(S_1, A_2, S_2) = 1.0, \text{ en } T(S_0, A, S_1) = 0.5$$

De r -waarden in de figuur zijn de waarden van de beloningen die je krijgt bij het *verlaten* van de gegeven toestand, ongeacht actie of resulterende toestand; bijvoorbeeld $R(S_1) = R(S_1, A_1, S_1) = R(S_1, A_1, S_3) = R(S_1, A_2, S_2) = 2$.

Op de MDP passen we **value iteration** toe voor het berekenen van de Bellman vergelijking:

$$V^*(s) = \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') \cdot [R(s, a, s') + \gamma \cdot V^*(s')]$$

Het value iteration algoritme wordt geïnitieerd met $V_0(S_i) = 0, i \in \{0, 1, 2, 3\}$.

a) Zonder te rekenen: wat zal de optimale policy $\pi^*(s)$ voor de MDP zijn? Licht kort toe.

b) Stel $\gamma = 1$. Geef de value-iteration waarden voor de eerste 2 iteraties, in tenminste 1 cijfer achter de komma:

	S_0	S_1	S_2	S_3
$V_1(S_i)$				
$V_2(S_i)$				

c) Stel $\gamma = 0.9$. Geef de value-iteration waarden voor de eerste 2 iteraties, in tenminste 1 cijfer achter de komma:

	S_0	S_1	S_2	S_3
$V_1(S_i)$				
$V_2(S_i)$				

ZOZ!

ZOZ!

- d) Beschouw onderstaande uitspraken over *value iteration* (VI) en *policy iteration* (PI). (Weet je nog: bij VI wordt een policy π bepaald uit de acties die de maximale V_k -waarden opleveren, terwijl bij PI direct over policies wordt geïtereerd.)
- i) Als in VI de policy is geconvergeerd, dan moeten de V_k -waarden ook geconvergeerd zijn.
 - ii) Als in VI de V_k -waarden zijn geconvergeerd, dan moet de policy ook geconvergeerd zijn.
 - iii) Als in PI de policy is geconvergeerd, dan is de policy optimaal.

Welke van deze uitspraken zijn waar?

- A. alleen i)
- B. alleen ii)
- C. alleen iii)
- D. alleen i) en ii)
- E. alleen i) en iii)
- F. alleen ii) en iii)
- G. ze zijn alle 3 waar.