REINFORCEMENT — LEARNING —

TOEGEPAST OP COMPUTERSPELLEN

MATTHIJS GORTER THOM BRINKHORST PEPIJN VAN IPEREN

Reinforcement Learning en Computerspellen

Hoe beïnvloeden de specifieke kenmerken van computerspellen de effectiviteit van specifieke reinforcement learning-algoritmes?

Matthijs Gorter
Thom Brinkhorst
Pepijn van Iperen

Profielwerkstuk
onder begeleiding van
S. Rook
Christelijk Lyceum Zeist
Natuur en Techniek
Februari 2025

Voorwoord

Toen we begonnen na te denken over een onderwerp voor ons profielwerkstuk, wilden we graag een thema kiezen dat zowel uitdagend als actueel was. Kunstmatige intelligentie (KI) houdt ons al enige tijd bezig, vooral vanwege de invloed die het heeft op onze toekomst en de vele toepassingen die het nu al kent. Het idee om ons te verdiepen in reinforcement learning ontstond omdat deze tak van KI niet alleen theoretisch interessant is, maar ook praktisch ontzettend krachtig is.

Reinforcement learning staat aan de basis van indrukwekkende prestaties, zoals zelflerende spelprogramma's, geavanceerde robotsystemen en zelfrijdende auto's. De manier waarop een computer 'leert' door beloningen en straffen sprak ons aan, omdat het lijkt op hoe wij als mensen leren. Het leek ons daarom een perfecte uitdaging om dit complexe onderwerp te onderzoeken en te begrijpen hoe het precies werkt.

Matthijs Gorter, Thom Brinkhorst, Pepijn van Iperen
Christelijk Lyceum Zeist
Februari 2025

Inhoudsopgave

Notatie

Variabele	**Definitie**
t	Tijdstap
T	Laatste tijdstap van een episode
x	Toestand
x_t	Toestand op tijdstap t
x'	De volgende toestand
$\mathcal{X}$	Toestandsruimte
a	Actie
$\mathcal{A}$	Actieruimte
a_t	Actie op tijdstip t
r	Beloning
$\mathcal{R}$	Beloningsruimte
r_t	Beloning op tijdstip t
$r(x, a)$	Beloningsfunctie
μ	Deterministisch beleid
π	Stochastisch beleid
π^*	Optimale stochastisch beleid
α	Leersnelheid tussen 0 en 1
γ	Kortingsfactor tussen 0 en 1
ϵ	Exploratieparameter tussen 0 en 1
$p(x'\|x, a)$	Overgangswaarschijnlijkheidsfunctie
$V(x)$	Waardefunctie
$Q(x, a)$	Q-functie
$\mathbb{E}[X]$	Verwachtingswaarde van variabele X
θ	De gewichten van het hoofd neuraal netwerk
θ^-	De gewichten van het target netwerk
Φ	De voorbewerkte toestand
$\mathcal{D}$	Replay-geheugen voor opslag van transities.
$\mathcal{N}$	Capaciteit van het replay-geheugen
y_j	Doelwaarde voor training

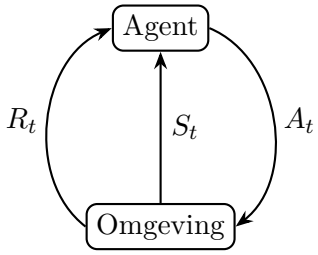
Tabel 1: Notatie

Hoofdstuk 1

Inleiding

Reinforcement Learning (RL) is een tak binnen de kunstmatige intelligentie die zich richt op het trainen van een agent om optimale acties te ondernemen binnen een specifieke omgeving. Een agent is een entiteit die leert en acties onderneemt. Bij een zelfrijdende auto is het besturingssysteem de agent, en bij een schaakspel is de schaker de agent.

De omgeving is alles waarmee de agent interacteert en die reageert op de acties van de agent. Bij een zelfrijdende auto is dit de weg waar de auto op rijdt en de voertuigen om de auto heen. Bij een schaakspel is dit het schaakbord. De agent leert door interactie met zijn omgeving. De agent ontvangt beloningen of straffen (negatieve beloningen) als gevolg van zijn acties. Het doel van de agent is om een strategie te ontwikkelen die de cumulatieve beloning maximaliseert over tijd.



Figuur 1.1: RL model tussen agent en omgeving.

Dit proces vindt plaats door middel van een vallen en opstaan aanpak, waarbij de agent beloningen ontvangt voor correcte acties en straffen voor incorrecte acties(negatieve beloningen). Het uiteindelijke doel is het maximaliseren van de cumulatieve beloning over tijd.

Computerspellen vormen een ideaal testplatform voor RL vanwege de veelzijdige uitdagingen die ze bieden, zoals dynamische omgevingen, complexe regels en onvoorspelbare scenario's. RL wordt gebruikt in veel verschillende spellen, variërend van actiespellen zoals Snake tot strategische spellen zoals Schaken.

1.1 Doel van het onderzoek

Het doel van dit onderzoek is om te begrijpen hoe de kenmerken van verschillende computerspellen de effectiviteit van verschillende reinforcement learning (RL) algoritmes beïnvloeden bij het verbeteren van spelprestaties. Dit onderzoek richt zich op het identificeren van de eigenschappen van verschillende soorten spellen en de kenmerken van RL-algoritmes.

Door verschillende RL-algoritmes toe te passen op een reeks spellen met verschillende kenmerken,

willen we ontdekken welke algoritmes het beste presteren in welke soorten spellen. Dit kan variëren van strategische spellen die planning vereisen tot actiespellen die snelle beslissingen vragen.

1.2 Onderzoeksvragen

Hoofdvraag

Hoe beïnvloeden de specifieke kenmerken van computerspellen de effectiviteit van verschillende reinforcement learning-algoritmes in het optimaliseren van spelprestaties?

Deelvragen

Om beter te begrijpen hoe de kenmerken van computerspellen de prestaties van verschillende reinforcement learning (RL) algoritmes beïnvloeden, hebben we drie belangrijke deelvragen opgesteld

1. **Wat zijn de specifieke kenmerken van verschillende soorten computerspellen?**

   Deze vraag richt zich de eigenschappen van verschillende soorten computerspellen. Spellen kunnen sterk verschillen in hoe ze zijn opgebouwd, hoe snel spelers beslissingen moeten nemen en hoe complex de spelregels zijn. Door deze kenmerken te onderzoeken, kunnen we inzicht krijgen in welke aspecten van een spel een uitdaging vormen voor RL-algoritmes.

2. **Welke reinforcement learning-algoritmes zijn beschikbaar en wat zijn hun kenmerken?**

   Hier willen we kijken naar de verschillende soorten RL-algoritmes die beschikbaar zijn en wat hen uniek maakt. Sommige algoritmes zijn beter in het leren van eenvoudige taken, terwijl andere juist goed zijn in het omgaan met complexe situaties.

3. **Hoe beïnvloeden de spelkenmerken de prestatie van reinforcement learning-algoritmes?**

   Deze vraag gaat in op het belangrijkste deel van het onderzoek: het verband tussen de kenmerken van een spel en hoe goed een RL-algoritme presteert. We willen weten hoe bepaalde eigenschappen van een spel, zoals de noodzaak voor snelle beslissingen of langetermijnplanning, invloed hebben op de effectiviteit van een algoritme. Door de prestaties van verschillende algoritmes in verschillende spellen te vergelijken, kunnen we ontdekken welke het beste werken voor bepaalde soorten spellen en waarom dat zo is.

1.3 Hypothese

We verwachten dat:

1. Deep Q-Network het beste zal presteren in Snake omdat het algoritme snel kan leren in omgevingen met beperkte ruimte en snel veranderende situaties, waar directe beloningen een grote rol spelen.
2. Proximal Policy Optimization zal beter presteren in Mario Super Bros, omdat dit algoritme geschikt is voor dynamische omgevingen en situaties waar zowel snelheid en planning belangrijk zijn.
3. AlphaZero zal beter zijn in Schaken, vanwege het planning en lange-termijnstrategie die nodig zijn.

1.4 Relevantie van het Onderzoek

Dit onderzoek laat effectiviteit van reinforcement learning algoritmes in verschillende omgevingen laat zien, wat bijdraagt aan het beter gebruik van KI-systemen. Deze kennis kan niet alleen worden toegepast binnen de game-industrie, maar ook in andere sectoren zoals de gezondheidszorg, zelfrijdende auto's en robotica.

Hoofdstuk 2

Theoretisch Kader

Reinforcement Learning (RL) opereert binnen het kader van Markov Decision Processes (MDP's), die een wiskundige basis bieden voor het modelleren van sequentiële beslissingsproblemen. Dit hoofdstuk bespreekt belangrijke de concepten in RL.

2.1 Fundamentele Elementen van MDP's

2.1.1 Toestandsruimte

Laat ($\mathcal{X}$) de toestandsruimte zijn, waarbij elke toestand ($x \in \mathcal{X}$) de huidige situatie of staat is van de omgeving waarin de agent opereert. Op de aanvangsstap ($t = 0$) begint de agent in een initiële toestand (x_0). Naarmate het proces vordert, bevindt de agent zich in nieuwe toestanden gebaseerd op zijn acties.

2.1.2 Actieruimte

Laat ($\mathcal{A}$) de actieruimte zijn, waarbij elke actie ($a \in \mathcal{A}$) een mogelijke beslissing van de agent vertegenwoordigt. De interactie tussen de agent en de omgeving verloopt in discrete tijdstappen ($t = 0, 1, 2, \ldots, T$), waarbij de horizon (T) eindig of oneindig kan zijn.

2.1.3 Beloningsfunctie

De beloningsfunctie ($r : \mathcal{X} \times \mathcal{A} \to \mathbb{R}$) koppelt toestand-actieparen aan beloningen, waarbij ($r(x, a)$) de directe beloning vertegenwoordigt die wordt ontvangen na het uitvoeren van actie (a) in toestand (x).

2.2 Markov-eigenschap en Overgangsdynamiek

2.2.1 De Markov-eigenschap

Het onderscheidende kenmerk van MDP's is de Markov-eigenschap, die stelt dat de toekomstige toestand alleen afhankelijk is van de huidige toestand en actie, onafhankelijk van de geschiedenis:

$$p(x_{t+1}|x_t, a_t, x_{t-1}, a_{t-1}, \ldots, x_0, a_0) = p(x_{t+1}|x_t, a_t) \tag{2.1}$$

Voorbeeld van het Markov-eigenschap:

- **Snake**: De toekomstige toestand (positie van de slang en voedsel) is volledig bepaald door de huidige toestand (huidige positie en locatie van het voedsel) en de actie (richting van beweging) zonder afhankelijk te zijn van de geschiedenis van eerdere bewegingen.

Voorbeeld van geen Markov-eigenschap:

- **Poker**: De beslissingen in poker zijn afhankelijk van niet alleen de huidige hand, maar ook van de geschiedenis van inzetten en het gedrag van andere spelers in vorige rondes.

2.2.2 Overgangswaarschijnlijkheidsfunctie

Voor eindige toestands- en actieruimten ($|\mathcal{X}|, |\mathcal{A}| < \infty$) worden de overgangsdynamieken beschreven door een waarschijnlijkheidsfunctie ($p : \mathcal{X} \times \mathcal{A} \times \mathcal{X} \to [0, 1]$), waarbij ($p(x'|x, a)$) de waarschijnlijkheid vertegenwoordigt om over te gaan naar toestand (x') gegeven de huidige toestand (x) en actie (a).

2.3 Beleid en Verwachte Waarden

2.3.1 Beleid

In RL is een beleid de strategie die een agent volgt om beslissingen te nemen. Het bepaalt welke actie een agent moet uitvoeren, gegeven de huidige toestand van de omgeving. Een beleid in reinforcement learning kan op twee manieren worden gedefinieerd:

- **Deterministisch Beleid:**
  $\pi : \mathcal{X} \to \mathcal{A}$, waarbij $a_t = \pi(x_t)$
  Voor elke toestand x_t schrijft het beleid exact één actie a_t voor.
- **Stochastisch Beleid:**
  $\pi : \mathcal{X} \times \mathcal{A} \to [0, 1]$, waarbij $\pi(a|x)$ de waarschijnlijkheid geeft van het kiezen van actie a in toestand x
  Voor een gegeven toestand x definieert het beleid een waarschijnlijkheidsverdeling over mogelijke acties.

2.3.2 Verwachte Waarden

De verwachtingswaarde $\mathbb{E}[X]$ (Expected value), of het gemiddelde, van een willekeurige variabele X is een manier om het gemiddelde resultaat te berekenen dat je zou verwachten als je een groot aantal experimenten uitvoert. Bijvoorbeeld, als X een dobbelsteenworp vertegenwoordigt, dan is $\mathbb{E}[X]$ het gemiddelde van de uitkomsten 1, 2, 3, 4, 5, en 6, wat gelijk is aan 3,5. De conditionele verwachting ($\mathbb{E}[X|Y]$) geeft de verwachte waarde van (X) gegeven (Y).

2.4 Leerparameters in Reinforcement Learning

Bij reinforcement learning spelen verschillende hyperparameters een cruciale rol in het leerproces van de agent. Drie van de belangrijkste parameters zijn het leerpercentage (α), de kortingsfactor (γ), en de exploratieparameter (ϵ). Deze worden hieronder uitgelegd.

2.4.1 Leerpercentage

Het leerpercentage (α) bepaalt hoe sterk nieuwe informatie wordt gewogen ten opzichte van bestaande kennis.

De waarde van α ligt tussen 0 en 1:

- Als $\alpha = 0$: De agent leert niets; bestaande kennis blijft onveranderd.
- Als $\alpha = 1$: Alleen nieuwe informatie wordt gebruikt; bestaande kennis wordt genegeerd.
- Voor $0 < \alpha < 1$: Oude en nieuwe informatie worden gecombineerd, wat doorgaans de voorkeur heeft.

2.4.2 Kortingsfactor

De kortingsfactor (γ) bepaalt hoe belangrijk toekomstige beloningen zijn in vergelijking met onmiddellijke beloningen. Het beïnvloedt de totale beloning die de agent probeert te maximaliseren. De totale beloning wordt gedefinieerd als:

$$R = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t \tag{2.2}$$

Waarbij r_t de beloning is die ontvangen wordt op tijdstip t. De waarde van γ varieert meestal tussen 0 en 1:

- Als $\gamma = 0$: Alleen directe beloningen worden overwogen.
- Als $\gamma = 1$: Toekomstige beloningen zijn even belangrijk als directe beloningen.
- Voor $0 < \gamma < 1$: Toekomstige beloningen worden gedisconteerd, met een lagere waarde naarmate ze verder in de toekomst liggen.

2.4.3 Exploratieparameter

De exploratieparameter (ϵ) wordt gebruikt in de epsilon-greedy strategie om een balans te vinden tussen exploratie (het verkennen van nieuwe acties) en exploitatie (het uitvoeren van de momenteel beste actie). De strategie werkt als volgt. Met kans ϵ: Kies een willekeurige actie (exploratie). Anders kiest de agent de actie die momenteel de hoogste geschatte Q-waarde heeft (exploitatie).

De waarde van ϵ bepaalt het gedrag van de agent:

- Als $\epsilon = 0$: De agent exploiteert alleen, wat kan leiden tot suboptimale oplossingen.
- Als $\epsilon = 1$: De agent verkent alleen, zonder gericht gebruik van kennis.

2.5 Waarde-functies

De toestandswaarde-functie geeft aan hoe goed een bepaalde toestand is, terwijl de Q-functie aangeeft hoe goed een actie in een bepaalde toestand is.

2.5.1 Toestandswaarde-functie

De toestandswaarde-functie ($V^\pi : \mathcal{X} \to \mathbb{R}$) onder beleid ($\pi$) wordt gedefinieerd als:

$$V^\pi(x) = \mathbb{E}_\pi \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t \mid x_0 = x \right] \tag{2.3}$$

Deze functie geeft de verwachte waarde van de totale beloning die een agent zal ontvangen vanaf de toestand x.

2.5.2 Q-functie

De Q-functie ($Q^\pi : \mathcal{X} \times \mathcal{A} \to \mathbb{R}$) onder beleid ($\pi$) wordt gedefinieerd als:

$$Q^\pi(x, a) = \mathbb{E}_\pi \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t \mid x_0 = x, a_0 = a \right] \tag{2.4}$$

Deze functie geeft de verwachte waarde van de totale beloning die een agent zal ontvangen vanaf de toestand x en na het nemen van actie a.

Hoofdstuk 3

Kenmerken van specifieke Algoritmes

3.1 Q-Learning

Q-learning, geïntroduceerd door Chris Watkins in 1989, is een van de belangrijkste vooruitgangen binnen reinforcement learning. Dit model-vrije, off-policy algoritme is een van de meest gebruikte algoritmen binnen reinforcement learning vanwege zijn eenvoud en effectiviteit.

3.1.1 Proces

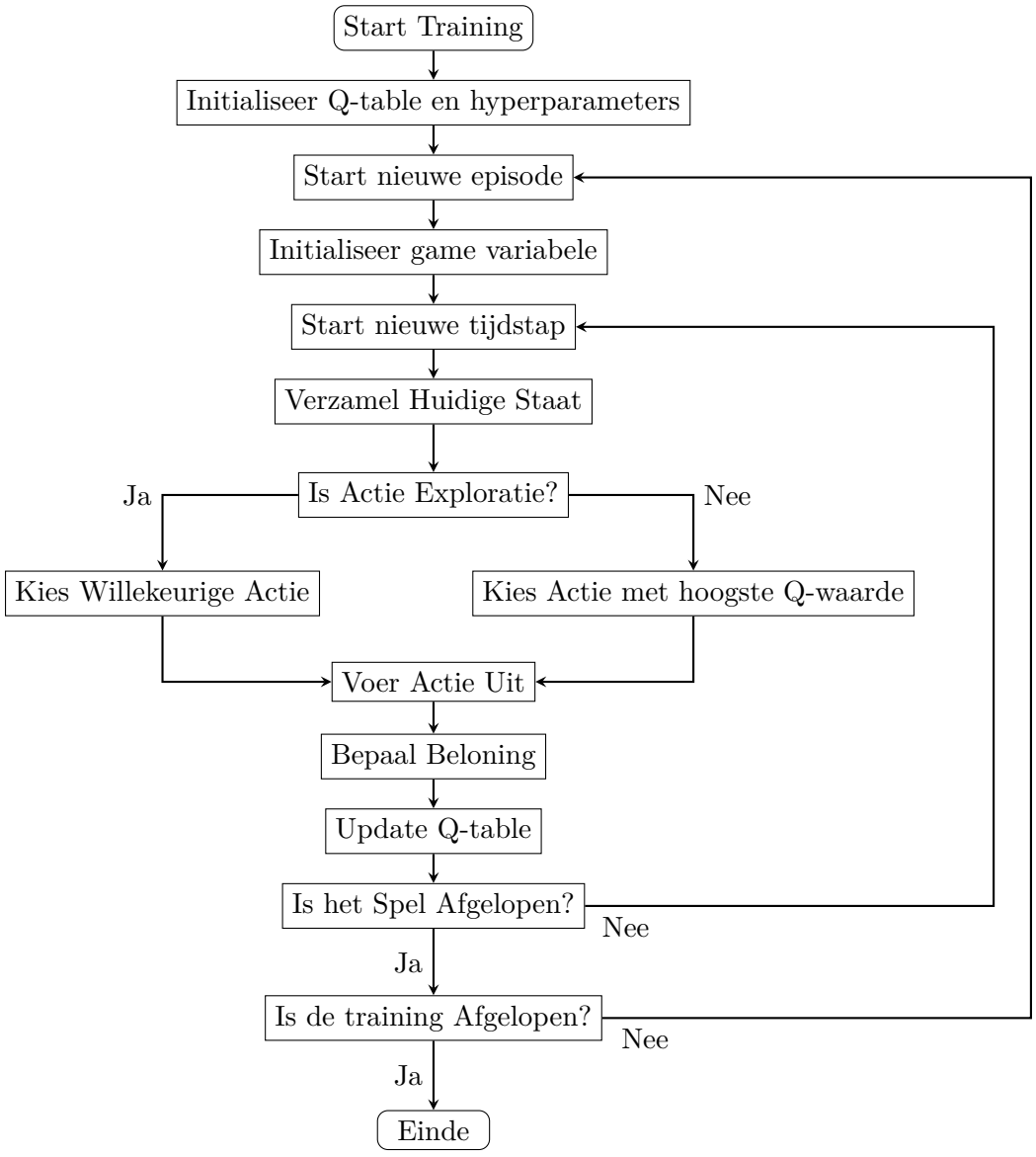
Het proces van het Q-learning-algoritme, zoals weergegeven in **Algoritme 1** en de flowchart in **Figuur 3.1**, begint met het opstellen van een Q-tabel. Deze tabel bevat de Q-waarden voor alle combinaties van toestanden en acties. Aan het begin zijn alle waarden ingesteld op nul.

Vervolgens start het spel, waarbij de agent de volgende actie bepaalt. Hierbij heeft de agent twee mogelijkheden:

- Exploratie: De agent voert een willekeurige actie uit om nieuwe informatie te verkennen.
- Exploitatie: De agent selecteert een actie op basis van de bestaande Q-tabel, waarbij de actie met de hoogste Q-waarde in de huidige toestand wordt gekozen.

De keuze tussen exploratie en exploitatie wordt bepaald door de parameter ϵ. De kans dat de agent een willekeurige actie uitvoert (exploratie) is gelijk aan ϵ. Aan het begin van de training is ϵ gelijk aan 1, en deze waarde neemt exponentieel af naarmate de training vordert. Tegen het einde van de training is ϵ vrijwel 0.

Nadat een actie is uitgevoerd, ontvangt de agent een beloning. Op basis van deze beloning wordt de Q-waarde voor de combinatie van de uitgevoerde actie en de huidige toestand bijgewerkt in de Q-tabel zoals te zien is in formule (3.1). Dit proces wordt herhaald totdat de training is voltooid.



Figuur 3.1: Flowchart van het Q-Learning Algoritme

Algorithm 1 Q-Learning Algoritme

Initialisatie: Stel $Q(s, a)$ willekeurig in voor alle toestanden s en acties a
for elke episode **do**
  Initialiseer begin-toestand s
  while s is niet een terminale toestand **do**
    Kies actie a in toestand s op basis van een beleid π
    Voer actie a uit, observeer beloning r en de volgende toestand s'
    Update de Q-waarde:

$$Q(x, a) \leftarrow Q(x, a) + \alpha \left[r + \gamma \max_{a'} Q(x', a') - Q(x, a) \right] \tag{3.1}$$

    $s \leftarrow s'$
  end while
end for

3.1.2 Beperkingen

Een van de grootste beperkingen van Q-learning is schaalbaarheid. De toestandsruimte neemt exponentieel toe wanneer het aantal dimensies toeneemt:

$$|\mathcal{S}| = d^n \tag{3.2}$$

waarbij d het aantal mogelijke waarden per dimensie is en n het aantal dimensies.

Dit leidt tot hoge eisen aan geheugen en rekenkracht:

$$\text{Complexiteit} = O(|\mathcal{S}| \times |\mathcal{A}|) \tag{3.3}$$

3.2 Deep Q-Network

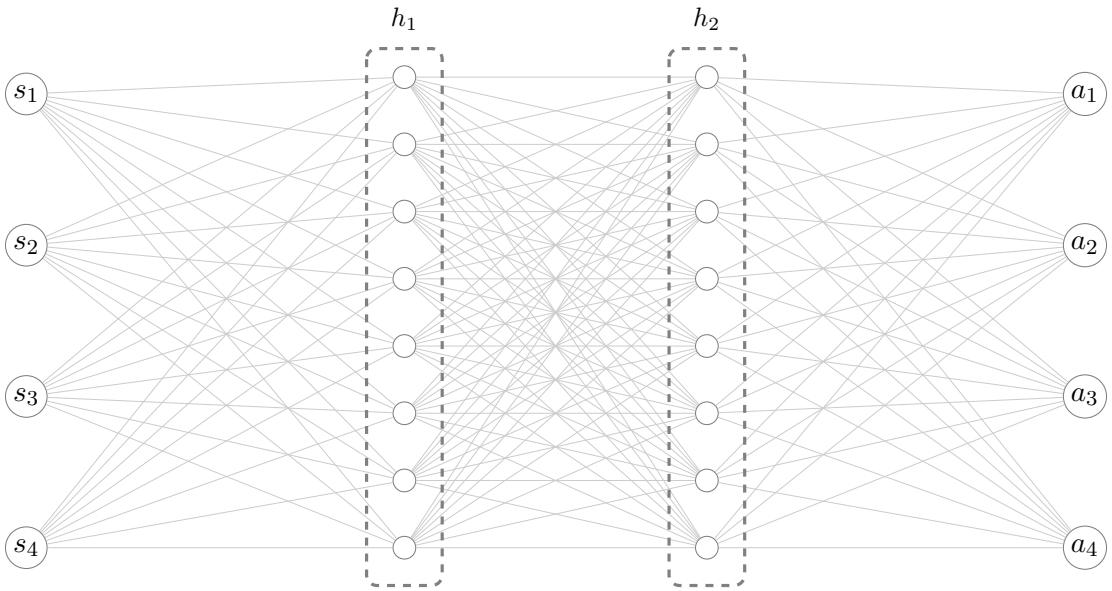
Deep Q-Network (DQN), geïntroduceerd door DeepMind in 2013 combineert Q-learning met diepe neurale netwerken. Deze innovatie maakte het mogelijk om reinforcement learning toe te passen op problemen met grootte toestandruimtes, zoals pixels van videospellen.

3.2.1 Neuraal Netwerk

Het DQN maakt gebruikt van neurale-netwerkarchitectuur die is ontworpen om de optimale actie-waarde functie te benaderen. De netwerkarchitectuur, geïllustreerd in Figuur 3.2, is een typisch neuraal netwerk in DQN.

Het neurale netwerk wordt gekenmerkt door de volgende architecturale elementen:

De **invoerlaag** bestaat uit een verzameling toestanden $s_1, s_2, \ldots, s_n$, waarbij elke toestand een neuron is en een specifieke toestandseigenschap vastlegt. De **uitvoerlaag** bestaat verzameling acties $a_1, a_2, \ldots, a_n$, waarbij elke actie. De **verborgen lagen** in een neuraal netwerk, genoteerd



Figuur 3.2: Diagram van een typisch neuraal netwerk in een DQN met een invoerlaag, twee verborgen lagen en een uitvoerlaag.

als $h_1, h_2, \ldots, h_n$, zijn de lagen die zich bevinden tussen de invoerlaag en de uitvoerlaag. Deze verborgen lagen zijn belangrijk voor het leren en modelleren van complexe patronen in de data. Elk neuron in een verborgen laag voert een bewerking uit volgens de formule:

$$h_j = f\left(\sum_i w_{ij} x_i + b_j\right), \tag{3.4}$$

waarbij:

- h_j de output van neuron j is,
- x_i de invoerwaarden zijn,
- w_{ij} de gewichten die de sterkte van de verbindingen tussen de invoer i en het neuron j vertegenwoordigen,
- b_j de bias-term,
- $f(\cdot)$ de activatiefunctie.

In dit geval wordt de Rectified Linear Unit (ReLU) activatiefunctie gebruikt, gedefinieerd als:

$$f(x) = \max(0, x). \tag{3.5}$$

De ReLU introduceert niet-lineariteit door negatieve waarden naar nul te transformeren, terwijl positieve waarden onveranderd blijven. Deze niet-lineariteit stelt het netwerk in staat om

complexe functies te benaderen die niet mogelijk zouden zijn met een louter lineaire transformatiestap.

Door de toepassing van n verborgen lagen, wordt een complexe niet-lineaire transformatie uitgevoerd van de oorspronkelijke invoer $\mathbf{x}$ naar de uiteindelijke uitvoer $\mathbf{y}$, als volgt:

$$\mathbf{y} = f_n \left(W_n f_{n-1} \left(W_{n-1} \cdots f_1 \left(W_1 \mathbf{x} + \mathbf{b}_1 \right) \cdots + \mathbf{b}_{n-1} \right) + \mathbf{b}_n \right), \tag{3.6}$$

waarbij W_i de gewichtsmatrix van laag i en $\mathbf{b}_i$ de bias-term van laag i vertegenwoordigen. Het gebruik van meerdere verborgen lagen met ReLU maakt het netwerk krachtig genoeg om complexe patronen te leren en invoeromstandigheden nauwkeurig te vertalen naar acties of beslissingen.

3.2.2 Proces

Het Q-learning-algoritme, zoals weergegeven in **Algoritme 2** en de flowchart in **Figuur 3.3** breidt het traditionele Q-learning uit door de Q-tabel te vervangen door een neuraal netwerk. Dit netwerk leert de mapping tussen toestanden en Q-waarden voor alle mogelijke acties. Het proces bestaat uit verschillende componenten die voor de stabiliteit en effectiviteit van het algoritme zorgen. DQN maakt gebruik van experience replay, waarbij ervaringen (toestand, actie, beloning, volgende toestand) worden opgeslagen in een replay buffer en willekeurig worden gebruikt voor training.

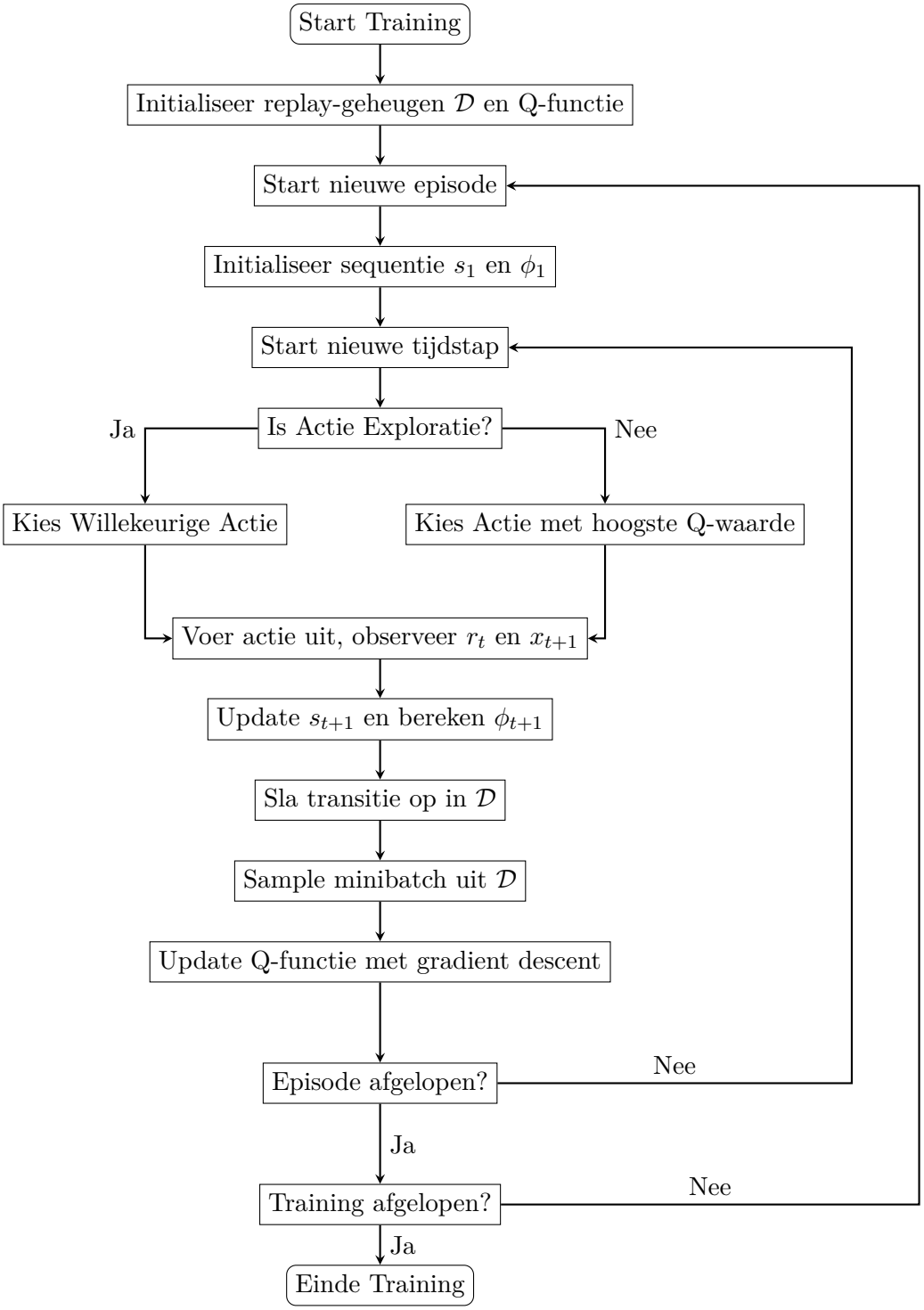
Daarnaast wordt een tweede neuraal netwerk, het target network, ingezet om de doelwaarden te berekenen. Dit netwerk wordt regelmatig geüpdatet met de gewichten van het hoofdnetwerk, wat de training verder stabiliseert. Voor visuele inputs implementeert DQN convolutionele lagen die relevante informatie halen uit de pixels, dit maakt het algorithme goed in het verwerken van complexe visuele informatie.

3.2.3 Verbeteringen op Klassiek Q-learning

DQN lost verschillende problemen van Q-learning op. Het neurale netwerken zorgt dat het algoritme in staat om effectief om te gaan met continue en hoog-dimensionale toestandsruimtes. Het netwerk bezit ook sterke generalisatie-eigenschappen, waardoor het patronen kan herkennen en toepassen op ongeziene toestanden. De stabiliteit van het leerproces wordt significant verbeterd door de introductie van experience replay en target networks, wat een belangrijke vooruitgang is ten opzichte van Q-learning methoden.

3.2.4 Voordelen en Beperkingen

DQN is goed in complexe taken met visuele inputs effectief aan pakken zonder je dat handmatige features moet selecteren. Het algoritme heeft goede generalisatie-eigenschappen, waardoor het zich kan aanpassen aan nieuwe situaties binnen het geleerde domein. Deze voordelen worden



Figuur 3.3: Flowchart van het Deep Q-learning met Experience Replay Algoritme

Algorithm 2 Deep Q-learning met Experience Replay [35]

Initialiseer replay-geheugen $\mathcal{D}$ met capaciteit N
Initialiseer de actie-waarde functie Q met willekeurige gewichten
for elke episode $1, \ldots, M$ **do**
  Initialiseer sequentie $s_1 = \{x_1\}$ en preprocess $\phi_1 = \phi(s_1)$
  for $t = 1, \ldots, T$ **do**
    Met kans ϵ: kies een willekeurige actie a_t
    Anders: kies $a_t = \arg\max_a Q^*(\phi(s_t), a; \theta)$
    Voer actie a_t uit in de omgeving en observeer beloning r_t en beeld x_{t+1}
    Stel $s_{t+1} = s_t, a_t, x_{t+1}$ en preprocess $\phi_{t+1} = \phi(s_{t+1})$
    Sla transitie $(\phi_t, a_t, r_t, \phi_{t+1})$ op in $\mathcal{D}$
    Neem een willekeurige minibatch van transities $(\phi_j, a_j, r_j, \phi_{j+1})$ uit $\mathcal{D}$
    Bereken:

$$y_j = \begin{cases} r_j & \text{als } \phi_{j+1} \text{ terminaal is} \\ r_j + \gamma \max_{a'} Q(\phi_{j+1}, a'; \theta) & \text{als } \phi_{j+1} \text{ niet terminaal is} \end{cases}$$

    Voer een gradient-descent stap uit op $(y_j - Q(\phi_j, a_j; \theta))^2$
  end for
end for

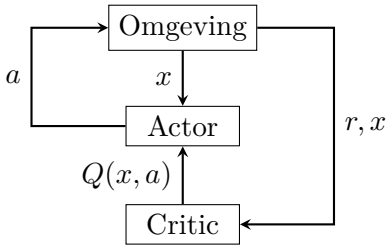
echter vergezeld door beperkingen. DQN is computationeel intensief, het vereist grote hoeveelheden trainingsdata om tot goede resultaten te komen. Daarnaast is het algoritme gevoelig voor de keuze van hyperparameters, wat het optimalisatieproces complex maakt.

3.2.5 Toepassingen

DQN wordt gebruikt in veel toepassingsgebieden. Bij van videogames heeft het algoritme indrukwekkende resultaten behaald, met name bij het leren spelen van Atari 2600 spellen op menselijk en bovenmenselijk niveau. Bij robotica en motion control biedt DQN nieuwe mogelijkheden voor het ontwikkelen van verfijnde besturingsstrategieën. Ook binnen autonome systemen wordt DQN gebruikt door complexe beslissingsprocessen te optimaliseren.

3.3 Deep Policy Gradient

Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG), ontwikkeld door onderzoekers van DeepMind in 2015, is een algoritme dat zich richt op continue actieruimtes. Als een uitbreiding op de policy gradient methoden en Actor-Critic architecturen, combineert DDPG de voordelen van deterministische beleidsoptimalisatie en neurale netwerken.



Figuur 3.4: Flowchart van het Actor Critic model.

3.3.1 Actor-Critic model

Het DDPG-algoritme bestaat uit twee neurale netwerken: het Actor-netwerk en het Critic-netwerk. Het Actor-netwerk is genereerd de acties. Hij geeft de optimale actie bepaalt gegeven een specifieke toestand. Het Critic-netwerk evalueert de kwaliteit actie die de Actor gemaakt heeft. Hij schat de waarde-functie $Q(s, a)$. Het Critic-netwerk levert informatie terug aan de Actor over de effectiviteit van de acties. Dit model is weergegeven in Figuur 3.4

Een belangrijk voordeel van dit model is dat het geschikt is voor zowel discrete als continue actieruimten. Dit maakt het toepasbaar op veel verschillende problemen, van spellen tot robotica. Het Actor-Critic-model reduceert de variantie doordat de Critic een schatting maakt van de Q-functie. Dit zorgt voor een stabieler en robuuster leerproces, vooral in spellen met hoog-dimensionale toestandsruimten.

Een ander voordeel van het Actor-Critic-model is dat het een gelijktijdige optimalisatie van het beleid en de waardefunctie mogelijk maakt. Bij DQN wordt het beleid indirect geoptimaliseerd door een ϵ-greedy-strategie. In tegenstelling hiermee leert de Actor in het Actor-Critic-model met exploratieruis, wat leidt tot snellere en efficiëntere convergentie, vooral in situaties waarin een meer deterministisch beleid gewenst is.

3.3.2 Proces

Het DDPG-algoritme, zoals weergegeven in Algoritme 3, begint met de initialisatie van het Actor-netwerk, het target Actor-netwerk, het Critic-netwerk, het target Critic-netwerk en de replay buffer. Tijdens elke episode genereert het algoritme exploratieruis op basis van een Ornstein-Uhlenbeck-ruisproces, dat wordt gebruikt om te bepalen of de agent kiest voor exploratie of exploitatie. De actieselectie wordt uitgevoerd door het Actor-netwerk, waarbij exploratieruis wordt toegevoegd om voldoende exploratie te waarborgen.

Het leerproces omvat het samplen van willekeurige minibatches uit de replay buffer, het berekenen van doelwaarden en het updaten van zowel het Critic- als het Actor-netwerk. Hierbij wordt gebruikgemaakt van policy gradients en een soft update van de doelnetwerken. Dit draagt bij aan een stabiele optimalisatie van het beleid. -

Algorithm 3 DDPG-algoritme [22]

Initialiseer willekeurig het critic-netwerk $Q(s, a|\theta^Q)$ en het actor-netwerk $\mu(s|\theta^\mu)$ met gewichten θ^Q en θ^μ.
Initialiseer het target netwerk Q' en μ' met gewichten $\theta^{Q'} \leftarrow \theta^Q$, $\theta^{\mu'} \leftarrow \theta^\mu$
Initialiseer de replay buffer R
for episode = 1, M **do**
  Initialiseer een willekeurig proces $\mathcal{N}$ voor actie-exploratie
  Ontvang de initiële waarnemingsstatus s_1
  for t = 1, T **do**
    Selecteer actie $a_t = \mu(s_t|\theta^\mu) + \mathcal{N}_t$ volgens het huidige beleid en exploratieruis
    Voer actie a_t uit en observeer beloning r_t en nieuwe status s_{t+1}
    Sla de transitie (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) op in R
    Neem een willekeurige minibatch van N transities (s_i, a_i, r_i, s_{i+1}) uit R
    Bereken:

$$y_i = r_i + \gamma Q'(s_{i+1}, \mu'(s_{i+1}|\theta^{\mu'})|\theta^{Q'}) \tag{3.7}$$

    Update de critic door de volgende verliesfunctie te minimaliseren:

$$L = \frac{1}{N}\sum_i (y_i - Q(s_i, a_i|\theta^Q))^2 \tag{3.8}$$

    Update de actor-policy met behulp van de volgende policy-gradient:

$$\nabla_{\theta^\mu} J \approx \frac{1}{N}\sum_i \nabla_a Q(s, a|\theta^Q)|_{s=s_i, a=\mu(s_i)} \nabla_{\theta^\mu}\mu(s|\theta^\mu)|_{s_i} \tag{3.9}$$

    Update de targetnetwerken:

$$\theta^{Q'} \leftarrow \tau\theta^Q + (1-\tau)\theta^{Q'} \tag{3.10}$$

$$\theta^{\mu'} \leftarrow \tau\theta^\mu + (1-\tau)\theta^{\mu'} \tag{3.11}$$

  end for
end for

3.3.3 Toepassingen

De flexibiliteit en kracht van DDPG maken het geschikt voor een breed scala aan toepassingen, variërend van robotbesturing en autonome systemen tot complexe simulatieomgevingen. Door zijn vermogen om te leren in continue actieruimtes onderscheidt DDPG zich als een veelbelovende methode voor geavanceerde reinforcement learning-uitdagingen.

Hoofdstuk 4

Kenmerken van specifieke Computerspellen

Er zijn talloze computerspellen met diverse en uitdagende omgevingen voor de toepassing van reinforcement learning (RL)-algoritmes. Spellen kunnen sterk van elkaar verschillen in aspecten zoals structuur, dynamiek, complexiteit en speeltijd. Al deze aspecten kunnen dergelijke invloed hebben op de effectiviteit van RL-algoritmes. Elk type spel stelt specifieke eisen aan een RL-algoritme, afhankelijk van aspecten zoals de omvang van de toestandsruimte, de regels en beperkingen, en de vereiste strategische vaardigheden.

In dit hoofdstuk worden de specifieke kenmerken van vier computerspellen met elkaar vergeleken: een *auto-racespel* waar de agent het autobesturingssysteem is, *Snake* waar de agent de slang is, *Schaken* waar de agent de schaker is en *Super Mario Bros* waar de agent Mario is. Een overzicht van alle speleigenschappen is te zien in Tabel ??.

4.1 Indeling en Strategische Diepgang van Spellen

Spellen kunnen worden ingedeeld op basis van hun genre en de mate van strategische diepgang die nodig is om succesvol te zijn. Actie- en platformspellen, zoals *Super Mario Bros*, hebben een gemiddelde strategische diepgang. Het doel is obstakels te overwinnen, vijanden te ontwijken of verslaan en tegelijkertijd gouden munten te verzamelen. Dit soort spellen vereist doorgaans korte termijn optimalisatie en directe reacties.

Strategiespellen, zoals *Schaken*, vragen daarentegen om diepgaande planning en vooruitdenken. Hier moet een speler of agent een reeks mogelijke toekomstige toestanden analyseren en anticiperen op de acties van een tegenstander. De strategische diepgang maakt leren complex, omdat beloningen vaak cumulatief en pas aan het einde van het spel duidelijk worden. Dergelijke spellen vereisen geavanceerde reinforcement learning (RL)-algoritmes die langetermijnplanning ondersteunen.

Puzzel-/actiespellen, zoals *Snake*, zijn minder afhankelijk van strategie. Hier draait het om patroonherkenning en korte termijn optimalisatie, waarbij eenvoudige RL-algoritmes voldoende

zijn om succesvol te leren. Het doel is bijvoorbeeld appels te verzamelen zonder jezelf te raken, waarbij de beloningsstructuur rechtlijnig is.

Simulatie- en racegames, zoals een racespel met een zelfrijdende auto, richten zich op efficiënt en veilig navigeren over een parcours. Hier ligt de nadruk op het optimaliseren van gedrag in een gesimuleerde omgeving, vaak zonder de noodzaak van complexe planningsstrategieën.

Deze variatie in genres en strategische eisen bepaalt welk type RL-algoritme het meest geschikt is voor een spel. Complexere spellen met hogere strategische diepgang vereisen geavanceerdere algoritmes, terwijl eenvoudigere spellen vaak volstaan met directe responsmechanismen.

4.2 Indeling van Spellen

Super Mario Bros valt binnen het genre van actie- en platformspellen. Het doel van het spel is over hindernissen springen en vijanden te ontwijken en verslaan en tegelijkertijd gouden munten te verzamelen. *Schaken* daarentegen is een strategiespel, dat volledig turn-based is en gericht op denkvermogen, vooruitdenken en strategische planning. *Snake* wordt vaak als een puzzel-/actiespel beschouwd, waarbij het doel is een appel te eten terwijl je niet jezelf raakt; hier is patroonherkenning belangrijk. Een zelfrijdende auto in een racespel valt binnen het genre van simulatie en racegames. Het draait om het efficiënt en veilig navigeren over een parcours. Dit wordt vaak gebruikt bij offline racespellen waar je tegen de computer speelt.

4.3 Strategische Diepgang

De mate van strategische diepgang in een spel is een van de belangrijkste factoren die bepalen welk type RL-algoritme geschikt is. Strategie verwijst naar het vermogen om vooruit te denken en acties te plannen die op lange termijn voordelig zijn. Dit varieert sterk tussen spellen.

Strategische spellen, zoals *Schaken*, vereisen dat een agent ver vooruit denkt en een reeks mogelijke toekomstige toestanden analyseert. Hier is langetermijnplanning essentieel. De agent moet niet alleen rekening houden met de huidige toestand, maar ook anticiperen op de mogelijke acties van een tegenstander en de daaropvolgende uitkomsten. Bij strategische spellen is het leren complex, omdat beloningen vaak cumulatief en pas aan het einde van het spel duidelijk worden.

Aan de andere kant zijn er spellen zoals *Snake*, waarin strategie een veel minder belangrijke rol speelt. In deze spellen zijn acties vaak gebaseerd op eenvoudige regels en is de beste keuze meestal direct duidelijk. Het succes van een speler hangt hier voornamelijk af van korte termijn optimalisatie. Dergelijke spellen vereisen relatief eenvoudige RL-algoritmes, die zijn ontworpen om direct te reageren op beloningen of straffen zonder complexe planningsstrategieën. De eenvoudige structuur en beloningsmechanismen maken het leerproces rechtlijnig en efficiënt.

4.4 Beslissingsdynamiek en Tijdgevoeligheid

De snelheid waarmee de omgeving van een spel verandert, bepaalt in grote mate hoe moeilijk het is voor een RL-agent om effectief te leren en te reageren.

De beslissingsdynamiek verschilt sterk tussen de spellen. *Super Mario Bros* vereist snelle real-time beslissingen. De agent moet op het juiste moment springen of een vijand ontwijken, en timing is hierbij cruciaal. Bij *Schaken* is er juist geen tijdsdruk; de agent kan lang "nadenken" over elke zet. *Snake* zit er tussenin: hoewel het spel niet zo snel is als *Mario*, zit er wel een kleine tijdsdruk achter, maar dit is meestal verwaarloosbaar. Timing en patroonherkenning worden belangrijker naarmate het spel vordert. Bij een zelfrijdende auto in een racespel ligt de beslissingsdynamiek real-time. Hier zijn snelheid en precisie van beslissingen belangrijk, omdat milliseconden het verschil kunnen maken tussen een succesvolle race en een botsing.

4.5 Complexiteit

De complexiteit van de regels en doelen varieert sterk. *Super Mario Bros* heeft relatief eenvoudige regels: de agent moet vijanden vermijden en verslaan, munten verzamelen, en het einde van het level bereiken. De complexiteit van de vijanden en het terrein neemt echter toe naarmate de levels moeilijker worden. *Schaken* heeft relatief eenvoudige basisregels: zes verschillende stukken met elk unieke bewegingsmogelijkheden. Het doel, het schaakmat zetten van de tegenstander, vereist echter strategisch inzicht en planning. Dit maakt *Schaken* bijzonder uitdagend voor een RL-agent vanwege de enorme toestandsruimte en de langetermijnplanning die nodig is. *Snake* heeft zeer eenvoudige regels: de agent moet voedsel verzamelen en mag niet botsen met de muur of zichzelf. De uitdaging ligt in de toenemende snelheid en lengte van de slang. Een zelfrijdende auto in een racespel heeft daarentegen te maken met complexe regels die gebaseerd zijn op realistische fysica. Het doel is simpel: zo snel mogelijk de finish bereiken.

4.5.1 Regels en Beperkingen

De complexiteit en het aantal regels in een spel spelen een cruciale rol in de uitdaging die een RL-agent tegenkomt.

Spellen met veel regels en vaste patronen

Spellen zoals 4-op-een-rij of boter-kaas-en-eieren hebben een voorspelbare structuur en strikte regels. De mogelijke zetten en uitkomsten zijn beperkt, wat het spel eenvoudiger maakt om te modelleren. RL-algoritmes kunnen hier profiteren van waarschijnlijkheidsmodellen en gestructureerde planning. De voorspelbaarheid van deze spellen vermindert de onzekerheid in het leerproces. Een RL-agent kan relatief eenvoudig een optimale strategie leren door alle mogelijke acties te analyseren en te kiezen voor de meest belonende uitkomst.

Spellen met weinig regels en veel vrijheid

Spellen zoals GTA of Call of Duty bieden een grote mate van keuzevrijheid. De speler kan vrij bewegen in een open wereld, interacties aangaan en talloze acties uitvoeren. Deze spellen hebben een enorme toestandsruimte, die driedimensionaal en dynamisch is. Dergelijke spellen vereisen een flexibel en adaptief RL-algoritme. Het is onrealistisch voor een RL-agent om alle mogelijke acties en toestanden volledig te doorzoeken. Algoritmes zoals Proximal Policy Optimization (PPO) zijn hier geschikt. PPO gebruikt stochastische beleidsmodellen en leert door te experimenteren met acties, waarbij het snel aanpassingen kan maken op basis van feedback.

4.6 Dynamiek en Tijdgevoeligheid

De snelheid waarmee de omgeving van een spel verandert, bepaalt in grote mate hoe moeilijk het is voor een RL-agent om effectief te leren en te reageren.

4.6.1 Turn-based spellen

Spellen zoals *Schaken* of Monopoly bieden de speler voldoende tijd om de optimale actie te berekenen. Omdat de omgeving niet continu verandert, kan een RL-algoritme worden ingezet om een uitgebreide analyse te maken van alle mogelijke uitkomsten van een actie. Dit type algoritme is bijzonder effectief in spellen waar de agent kan profiteren van gestructureerde planning en voorspelbare omgevingen.

4.6.2 Realtime spellen

In spellen zoals *Mario Bros* of Tetris veranderen de omstandigheden continu. Obstakels bewegen, vijanden verschijnen en de tijdsdruk vereist snelle besluitvorming. Voor deze spellen zijn algoritmes nodig die snel leren en direct reageren, met neurale netwerken, waardoor het algoritme in real-time beslissingen kan nemen op basis van eerdere ervaringen.

4.7 Beloningsstructuur

Beloningen vormen de kern van RL en bepalen hoe een agent leert. De manier waarop beloningen worden toegekend, varieert sterk tussen spellen.

4.7.1 Directe beloningen

Spellen zoals *Snake* bieden onmiddellijke feedback. Elke actie resulteert direct in een beloning (zoals punten voor het eten van voedsel) of een straf (zoals botsingen). RL-algoritmes die afhankelijk zijn van directe beloningen werken goed in deze context, omdat ze snel leren welke acties voordelig zijn.

4.7.2 Cumulatieve beloningen

In strategische spellen zoals *Schaken* worden beloningen vaak pas aan het einde van het spel toegekend. Dit vereist dat de agent leert om acties te nemen die op lange termijn voordelig zijn. Het leren wordt complexer omdat de agent beloningen moet toeschrijven aan acties die mogelijk vele stappen eerder werden ondernomen.

Hoofdstuk 5

De invloed van spelkenmerken op Reinforcement Learning-Algoritmes

5.1 Strategische Diepgang

Q-Learning:

Q-Learning presteert goed in spellen met een lage strategische diepgang, zoals Snake. Omdat Q-Learning gebruikmaakt van een Q-tabel die alleen de waarde van elke toestand-actiecombinatie opslaat. Wat het niet geschikt maakt voor spellen met een grote toestandsruimte of langetermijnstrategieën, zoals Schaken.

DQN:

DQN breidt Q-Learning uit door neurale netwerken te gebruiken om Q-waarden te benaderen, wat het geschikter maakt voor spellen met een gemiddelde strategische diepgang, zoals Mario Bros. Het algoritme kan leren van zowel directe- als kortetermijnfeedback, maar mist de meer geavanceerde planning die nodig zijn voor spellen die een diepere strategie gebruiken.

DDPG:

DDPG is gericht op continue actieruimtes en wordt minder beïnvloed door de strategische diepgang, maar eerder door de mate waarin de acties moeten worden afgestemd. Voor spellen zoals Mario Bros, waar timing en actiecontrole belangrijk zijn, kan DDPG strategieën leren door zowel korte- als langetermijnfeedback te gebruiken.

5.2 Regels en Beperkingen

Q-Learning:

Werkt het beste in spellen met eenvoudige regels en beperkte keuzevrijheid, zoals Snake. Door de vaste en voorspelbare omgeving kunnen de toestands- en actieruimtes volledig worden doorzocht, wat het leren relatief eenvoudig maakt.

DQN:

Presteert goed in spellen met relatief meer complexiteit in regels, zoals Mario Bros. Door het gebruik van neurale netwerken kan het algoritme generalisaties maken, waardoor het beter omgaat met spellen met grotere toestandsruimtes en variabele regels.

DDPG:

Bij spellen met een hoge keuzevrijheid, zoals een racespel, is DDPG beter in staat om acties nauwkeurig af te stemmen op een veranderende toestandsruimte. De flexibiliteit van DDPG maakt het een betere keuze voor omgevingen zonder strikte beperkingen.

5.3 Dynamiek en Tijdgevoeligheid

Q-Learning:

Het algoritme is minder geschikt voor real-time spellen vanwege zijn tabelgebaseerde aanpak. Voor spellen zoals Snake met beperkte snelheid en eenvoudige dynamiek kan Q-Learning goed werken. Het heeft moeite met een snel veranderende omgeving.

DQN:

Werkt goed in real-time dynamische spellen zoals Mario Bros. Door gebruik te maken van neurale netwerken en technieken zoals experience replay, kan DQN beter omgaan met snelle veranderingen en real-time beslissingen.

DDPG:

DDPG is bij het best geschikt voor dynamische spellen waar continue aanpassing bij nodig is, zoals een racespel of geavanceerde spellen. Het algoritme combineert actie-optimalisatie met de snelheid van beleidsupdates. Dit maakt het effectief in real-time situaties.

5.4 Beloningsstructuur

Q-Learning:

Werkt goed met directe beloningen, zoals in Snake. Omdat Q-Learning beloningen koppelt aan toestands-actiecombinaties, leert het snel in omgevingen waar feedback direct vergeven wordt.

DQN:

Kan omgaan met zowel directe als cumulatieve beloningen, zoals in Mario Bros. Het algoritme gebruikt de neurale netwerken om toekomstige beloningen te voorspellen, wat helpt bij het optimaliseren van zowel kortetermijn- als langetermijnacties.

DDPG:

Presteert beter in omgevingen met cumulatieve beloningen, zoals een complexe racespelomgeving. Het algoritme gebruikt de Actor-Critic-structuur om beloningen over langere tijd te maximaliseren en leert efficiënter in omgevingen met variabele beloningsstructuren.

5.5 Complexiteit van de Toestandsruimte

Q-Learning:

Functioneert alleen in spellen met een kleine toestandsruimte, zoals Snake. Omdat Q-Learning expliciet een Q-tabel opbouwt, wordt het onpraktisch voor spellen met grote toestandsruimtes, zoals Schaken of Mario Bros.

DQN:

Kan omgaan met grotere toestandsruimtes dankzij het gebruik van neurale netwerken. Voor spellen zoals Mario Bros kan DQN gemakkelijker leren door patronen te herkennen en te generaliseren, zonder afhankelijk te zijn van een volledige tabel.

DDPG:

Geschikt voor spellen met grote toestandsruimtes en continue actieruimtes. In moeilijke omgevingen zoals simulaties kan DDPG strategieën leren door geavanceerde Actor-Critic-modellen, wat schaalbaarheid mogelijk maakt.

5.6 Onvoorspelbaarheid

Q-Learning:

Is niet goed bestand tegen onvoorspelbaarheid. Het algoritme werkt het beste in deterministische omgevingen waar de uitkomsten van acties bekend en consistent zijn, zoals Snake.

DQN:

Kan omgaan met enige onvoorspelbaarheid, zoals in Mario Bros, door gebruik te maken van schattingen en neurale netwerken om patronen te herkennen en aan te passen.

DDPG:

Presteert het best in omgevingen met een hoge mate van onvoorspelbaarheid. Het algoritme past zich continu aan dankzij de Actor-Critic-structuur, wat het beter maakt in dynamische omgevingen waar acties verschillende eindresultaten kunnen opleveren.

Hoofdstuk 6

Onderzoeksmethoden

In dit onderzoek bekijken we hoe goed verschillende reinforcement learning-algoritmes werken bij het spelen van computerspellen. We onderzoeken drie algoritmes: Q-Learning, Deep Q-Network (DQN) en Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG). Deze drie zijn gekozen omdat ze samen een goed beeld geven van eenvoudige tot meer ingewikkelde methoden binnen reinforcement learning. We testen deze algorithme op het spel snake.

6.1 Technische Uitvoering

We hebben alle testen uitgevoerd met Python 3.8 [12] als programmeertaal. Voor het maken van de neurale netwerken gebruikten we PyTorch [17]. De spelomgevingen hebben we gemaakt met Pygame [8]. Voor het verwerken van getallen en het maken van grafieken gebruikten we NumPy [11] en Matplotlib [16].

6.2 Verzamelen van Gegevens

We hebben verschillende metingen gedaan om te zien hoe goed de algoritmes werken. We keken naar de gemiddelde score per speelronde, hoe lang het duurde voordat het algoritme het spel onder de knie had, en hoe stabiel de prestaties waren. Deze gegevens verzamelden we over 10.000 speelrondes.Om zeker te zijn van onze resultaten hebben we elk experiment vijf keer uitgevoerd.

6.3 Optimalisatie van Instellingen

Voor elk algoritme hebben we systematisch gezocht naar de beste hyperparameters. We testten verschillende waardes voor de leersnelheid, hoe belangrijk toekomstige beloningen zijn, en hoe vaak het algoritme nieuwe dingen moest proberen. Deze instellingen hebben we voor elk spel apart bepaald.

Hoofdstuk 7

Logboek

Groepsactiviteiten

Datum	**Tijd**	**Plaats**	**Activiteiten + Resultaten**
02-07-2024	3 uur	School	Onderzoek over AI, we leerden alle drie over reinforced learning, wat die inhield en wat we interessant vonden. PWS presentatie, deze heeft goed geholpen om te begrijpen wat we moeten doen. De bronnenlijst is gemaakt, deze duurt het langst. Hier zijn de bronnen ingezet waarvan wij denken dat ze handig zijn.
28/08/2024	1 uur	School	Overleg tijdens les
04/09/2024	1 uur	School	Overleg tijdens les en taakverdeling gedeeltelijk geregeld
11/09/2024	1 uur	School	Inlezen onderwerp
25/09/2024	1 uur	School	Overleg indeling schrijven
04/09/2024	1 uur 15 min	School	Inlezen onderwerp. Onderling plan van aanpak besproken
11/09/2024	1 uur	School	Taken en deadlines besproken. Taken verdeeld voor volgende pws uur. Verder ingelezen over onderwerp
02/10/2024	1 uur	School	Bronnenlijst overleg
09/10/2024	1 uur	School	Voorwoord maken
16/10/2024	1 uur	School	Onderzoek AI
23/10/2024	1 uur	School	Onderzoek RL
06/11/2024	1 uur	School	Inlezen
13/11/2024	1 uur	School	Verder inlezen
20/11/2024	1 uur	School	Layout maken
27/11/2024	1 uur	School	Meer samenvatten
04/12/2024	1 uur	School	Overleg

Matthijs

Datum	Tijd	Plaats	Activiteiten + Resultaten
06-07-2024	1 uur	Thuis	Eerste Stanfords CS234 college bekeken uit de winter van 2019 [9]. Het kopje Definitie van Reinforcement Learning geschreven. (Later besloten dit in de inleiding te zetten)
29/07/2024	3 uur	Thuis	Snake spel geschreven in python en github aangemaakt en begonnen met Q-learning te implementeren [10] [12]
30/07/2024	2 uur	Thuis	Q-learning geïmplementeerd. Maar de agent leert nog slecht.
31/07/2024	3 uur	Thuis	Q-learning hyperparameters uitgetest en optimale gevonden.
03/08/2024	2 uur	Thuis	Kennis opgedaan over machine learning en andere types dan reinforcement learning en hoe het verschilt van super- en unsupervised learning [13]
05/08/2024	3 uur	Thuis	Begin gemaakt een theoretisch kader [15]
06/08/2024	2 uur	Thuis	Theoretisch kader afgemaakt.
08/08/2024	2 uur	Thuis	LaTeX geleerd en eerste layout gemaakt van het PWS met alle kopjes.
1/09/2024	3 uur	Thuis	Voorstel gemaakt
10/09/2024	3 uur	Thuis, online met groep	Voorwoord gemaakt, overleg over de aanpak en het algemene idee.
20/09/2024	2 uur	Thuis	Het Q-learning algoritme tijdsefficiënter gemaakt met numpy en een bug gefixt in snake zodat er nu geen appel kan spawnen in de slang zelf [11]
27/09/2024	4 uur	Thuis	Script gemaakt voor resultaten van Q-learning in grafiek (5000 woorden, gebruik van Matplotlib). Hyperparameters uitgetest en optimale gevonden. Elke training kostte ongeveer 15 minuten. (gemiddeld score van beste waardes was 60 appels) [16]
24/10/2024	4 uur	Thuis	Script gemaakt voor DQN algoritme met PyTorch [17] [18]
17/11/2024	3 uur	Thuis	Hoofdstuk Kenmerken van specifieke algoritmes begonnen. Introductie geschreven en DQN Algoritme vertaald [19] [20]
24/11/2024	3 uur	Thuis	Sectie Deep Q-Network begonnen. Algoritme vertaald, proces beschreven [**dqn_nature**]
28/11/2024	1 uur	Thuis	Flowchart van Deep Q-Network algoritme gemaakt en verder geschreven
29/11/2024	3 uur	Thuis	Kopje Neuraal Netwerk geschreven en diagram van neuraal netwerk in DQN gemaakt [21]
31/11/2024	3 uur	Thuis	Onderzoek over Deep Deterministic Policy Gradient en algoritme vertaald [22] [23]
2/12/2024	2 uur	Thuis	Proces van DDPG geschreven.
3/12/2024	2 uur	Thuis	Actor-Critic model geschreven en figuur Flowchart van Actor Critic model gemaakt en Toepassingen geschreven.
4/12/2024	2 uur	Thuis	Onderzoeksmethoden geschreven.
5/12/2024	1 uur	Thuis	Puntes op de i gezet.

Thom

Datum	Tijd	Plaats	Activiteiten + Resultaten
03/09/2024	2 uur	Thuis	Inlezen over het onderwerp [24]
04/09/2024	2 uur	Thuis	Inlezen over het onderwerp [25]
05/09/2024	2 uur	Thuis	Inlezen over het onderwerp [26]
06/09/2024	2 uur	Thuis	Inlezen over het onderwerp [27]
10/09/2024	3 uur	Thuis, online met groep	Voorwoord maken, overleg over het idee
26/09/2024	2,5 uur	Thuis	Layout maken van het verslag, verder inlezen over onderwerp
01/10/2024	3 uur	Thuis	Matthijs' theoretisch kader verbeterd
02/10/2024	3 uur	Thuis	Uitleg theoretisch kader
04/10/2024	3 uur	Thuis	Herschrijven theoretisch kader
06/10/2024	2 uur	Thuis	Antwoorden deelvraag 1
07/10/2024	3 uur	Bij pepijn	Inleiding herschreven. Plan van aanpak gemaakt.
08/11/2024	3 uur	Thuis	Herschrijven van tekst / nalezen versie voor controle moment 2
03/12/2024	3 uur	Thuis	Afmaken plaatjes maken
04/12/2024	2 uur	Thuis	Afmaken PWS voor controlemoment
05/12/2024	2 uur	Thuis	Puntjes op i zetten

Pepijn

Datum	Tijd	Plaats	Activiteiten + Resultaten
30/08/2024	2 uur	Thuis	Ingelezen onderwerp [28] [29]
1/09/2024	1 uur	Thuis	Onderzoeksplan en -overzicht gemaakt(van het voorstel)
03/09/2024	3 uur	Thuis	Ingelezen over het onderwerp [30] [31]
04/09/2024	1 uur	Thuis	Inlezen over q-learning [32]
07/09/2024	3,5 uur	Thuis	Inlezen over het onderwerp en Deep q learning [33] [34]
9/09/2024	3 uur	Thuis	Ingelezen over het onderwerp [35]
10/09/2024	3 uur	Thuis, online met groep	Voorwoord gemaakt, overleg over de aanpak en het algemene idee.
07/10/2024	3 uur	Thuis	Inleiding herschreven en lay-out van andere delen van het pws verbeterd. Plan van aanpak gemaakt voor de rest van het pws.
26/09/2024	3 uur	Thuis	Inlezen over speleigenschappen [36] en begonnnen met het schrijven van deelvraag 2.
29/10/2024	3 uur	Thuis	Verder gewerkt aan deelvraag 2 en bijna volledig uitgewerkt
30/10/2024	3 uur	Thuis	Deelvraag 2 afgeschreven
1/11/2024	2 uur	Thuis	Alles nagelezen wat tot nu toe was gemaakt en de lay-out erg verbeterd.
08/11/2024	3 uur	bij Thom	Herschrijven van tekst /nalezen versie voor controle moment 2
26/11/2024	0,5 uur	Thuis	Inleiding anders verwoord en fouten uit het pws gehaald
03/12/2024	3 uur	Thuis	Begonnen met deelvraag 3
04/12/2024	2 uur	Thuis	Deelvraag 3 afgemaakt en verbeterd
05/12/2024	3 uur	Thuis	PWS nagelezen spelling verbeterd bronnotatie geregeld en puntjes op de i gezet.

Bibliografie

1. Millington, I. & Funge, J. *Artificial Intelligence for Games, Second Edition* 2nd. ISBN: 0123747317 (Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 2009).
2. Tang, Y. *Reinforcement Learning: New Algorithms and An Application for Integer Programming* tech. rap. (2021).
3. *Introduction to RL* 2018. https://spinningup.openai.com/en/latest/user/introduction.html.
4. Puterman, M. L. *Markov Decision processes* https://doi.org/10.1002/9780470316887 (apr 1994).
5. Sanz, M. *Introduction to Reinforcement Learning (Part 3): Q-Learning with Neural Networks Algorithm (DQN)* https://markelsanz14.medium.com/introduction-to-reinforcement-learning-part-3-q-learning-with-neural-networks-algorithm-dqn-1e22ee928ecd. Accessed: 2024-12-03. 2024.
6. Diederichs, E. Reinforcement Learning - A Technical Introduction. *Journal of Autonomous Intelligence* **2,** 25 (aug 2019).
7. Yoon, C. *Deep Deterministic Policy Gradients Explained* Towards Data Science. https://towardsdatascience.com/deep-deterministic-policy-gradients-explained-2d94655a9b7b (2024).
8. Community, P. *Pygame* Accessed: 2024-07-29. 2024. https://www.pygame.org/news.
9. Brunskill, E. *Reinforcement Learning Winter 2019* Stanford University. https://youtu.be/FgzM3zpZ55o (2024).
10. *Snake Game in Python Using Pygame Module* GeeksforGeeks. https://www.geeksforgeeks.org/snake-game-in-python-using-pygame-module/ (2024).
11. *NumPy Documentation* NumPy. https://numpy.org/ (2024).
12. *Python Documentation* Python Software Foundation. https://www.python.org (2024).
13. *Types of Machine Learning* GeeksforGeeks. https://www.geeksforgeeks.org/types-of-machine-learning/ (2024).
14. *Unsupervised Machine Learning: The Future of Cybersecurity* GeeksforGeeks. https://www.geeksforgeeks.org/unsupervised-machine-learning-the-future-of-cybersecurity/ (2024).
15. *Spinning Up in Deep Reinforcement Learning* OpenAI. https://spinningup.openai.com/en/latest/index.html (2024).
16. *Matplotlib Documentation* Matplotlib Development Team. https://matplotlib.org/stable/ (2024).

17. *PyTorch Documentation* PyTorch. https://pytorch.org/ (2024).
18. *Reinforcement Learning (DQN) Tutorial* PyTorch. https://pytorch.org/tutorials/intermediate/reinforcement_q_learning.html (2024).
19. Watkins, C. Learning From Delayed Rewards. https://www.researchgate.net/publication/33784417_Learning_From_Delayed_Rewards (2024) (1989).
20. Cooperation Between Multiple Agents Based on Partially Sharing Policy. https://www.researchgate.net/publication/220776448_Cooperation_Between_Multiple_Agents_Based_on_Partially_Sharing_Policy (2024) (2024).
21. *The Mathematics of Neural Network* Medium. https://medium.com/coinmonks/the-mathematics-of-neural-network-60a112dd3e05 (2024).
22. Lillicrap, T. P. *e.a.* Continuous Control with Deep Reinforcement Learning. *arXiv preprint arXiv:1509.02971.* https://arxiv.org/abs/1509.02971 (2015).
23. Silver, D. *e.a.* Deterministic Policy Gradient Algorithms. https://proceedings.mlr.press/v32/silver14.pdf (2014).
24. *Reinforcement learning* Wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/Reinforcement_learning (2024).
25. *Reinforcement Learning Uitgelegd* Scribbr. https://www.scribbr.nl/ai-tools-gebruiken/reinforcement-learning-uitgelegd/ (2024).
26. *What is Reinforcement Learning?* GeeksforGeeks. https://www.geeksforgeeks.org/what-is-reinforcement-learning/ (2024).
27. *What is Reinforcement Learning?* Oracle. https://www.oracle.com/nl/artificial-intelligence/machine-learning/reinforcement-learning/ (2024).
28. *Artificial Intelligence 101: The Basics of AI* Atlassian. https://www.atlassian.com/blog/artificial-intelligence/artificial-intelligence-101-the-basics-of-ai (2024).
29. *What is AI? Quick Start Guide for Beginners* DataCamp. https://www.datacamp.com/blog/what-is-ai-quick-start-guide-for-beginners (2024).
30. *Introduction to Reinforcement Learning for Beginners* Analytics Vidhya. https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/02/introduction-to-reinforcement-learning-for-beginners/ (2024).
31. *The Ultimate Beginner's Guide to Reinforcement Learning* Towards Data Science. https://towardsdatascience.com/the-ultimate-beginners-guide-to-reinforcement-learning-588c071af1ec (2024).
32. *What is Q-Learning: A Tutorial* Simplilearn. https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/what-is-q-learning (2024).
33. *Deep Q-Learning Explained: A Comprehensive Guide* Inoxoft. https://inoxoft.com/blog/deep-q-learning-explained-a-comprehensive-guide/ (2024).
34. Sutton, R. S. & Barto, A. G. *Reinforcement Learning: An Introduction* 2de ed. https://web.stanford.edu/class/psych209/Readings/SuttonBartoIPRLBook2ndEd.pdf (2024) (MIT Press, 2018).
35. Mnih, V. *e.a.* Playing Atari with Deep Reinforcement Learning. *arXiv preprint arXiv:1312.5602.* https://www.cs.toronto.edu/~vmnih/docs/dqn.pdf (2024) (2013).

36. Cobbe, K., Hesse, C., Hilton, J. & Schulman, J. *Leveraging Procedural Generation to Benchmark Reinforcement Learning* in *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning* (red. III, H. D. & Singh, A.) **119** (PMLR, 13–18 Jul 2020), 2048–2056. https://proceedings.mlr.press/v119/cobbe20a.html.