

Fostering Artificial Intelligence at Schools

Richtlijnen voor leerkrachten formeel onderwijs



Inhoudsopgave

Inleiding	4
Waarom moeten we lesgeven over artificiële intelligentie?	4
Hoe dit document te gebruiken	5
Achtergrondkennis	6
Wat is AI?	6
Wat is data?	9
Wat is bias en algoritmische bias?	9
Wat is een algoritme?	11
Wat zijn de verschillende subgebieden van AI?	11
Kennisrepresentatie en redeneren (expertsystemen)	11
Geautomatiseerde planning	12
Machine learning	12
Reinforcement learning	12
Machine perception	13
Natuurlijke taalverwerking	13
Robotica	13
Machine Learning	14
Supervised learning	15
Unsupervised learning	16
Reinforcement Learning	16
Classificatie	17
Data voorbereiden	17
Model trainen	18
Model testen	18
Model gebruiken	18
Belangrijke opmerking over de keuze van trainingsgegevens	19
Inleiding tot het programma LearningML	20
Demo Learning ML tool	20
Inleiding tot supervised machine learning	23
Lessen rond algoritmische bias	32
Activiteit 1: Generische les rond algoritmische bias	32
Activiteit 2: Sociale wetenschappen	39
Lessen voor specifieke vakken	43
LearningML lessen	43
Wiskunde	43
Religieuze gebouwen	52
Extra tools	55
Muziek	55
Woordenlijst	56
Verwante bibliografie	58

Afdruk

2023: FAIaS Project

Redactie: Universidad Rey Juan Carlos (ES), Vrije Universiteit Brussel (BE), CollectiveUP (BE), Teatro Circo Braga (PT).

Auteurs: Gregorio Robles, Meritxell Díaz, Antonio J. Romero (Universidad Rey Juan Carlos), Marjon Blondeel (Vrije Universiteit Brussel), Liliana Carrillo, Chrysanthi Katrini, Loredana Bucseneanu (CollectiveUP), Joana Miranda and Sara Borges (Teatro Circo Braga). Revised by Brian Chen (Massachusetts Institute of Technology).

Lay-out: Jurate Laugalyte (CollectiveUP), Carlos Nivia Otero (CollectiveUP).

We stellen voor om dit boek als volgt te citeren: Robles, Díaz, Romero, Blondel, et al. (2023). Fostering Artificial Intelligence at Schools: Richtlijnen voor leerkrachten formeel onderwijs <http://www.fosteringai.net>

Deze publicatie is geschreven in het kader van het Erasmus+ project Fostering AI at Schools, dat tot doel heeft leerkrachten te ondersteunen bij het integreren en gebruiken van artificiële intelligentie in hun lessen door het creëren en delen van bronnen over AI die in de klas kunnen worden gebruikt.

CollectiveUP bedankt het Digital Belgium Skills Fund (DBSF) voor de cofinanciering van het AI4InclusiveEducation-project (www.ai4inclusiveeducation.be) met subsidienummer DBSF2023-14. DBSF cofinancierde en gedeeltelijk ondersteunde de verwezenlijking van het Erasmus+ FAIaS-project door impact te creëren in België.

Deze publicatie (in het Engels, Spaans, Nederlands en Portugees) en andere publicaties en hulpmiddelen die in het kader van het project zijn geproduceerd, kunnen gratis worden gedownload op: www.fosteringai.net

Dit werk valt onder een Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International Licentie. Ga voor een kopie van deze licentie naar <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>



Disclaimer

Fostering AI at Schools is een project partnerschap dat medegefinancierd wordt door de Europese Commissie. De verantwoordelijkheid voor deze publicatie ligt uitsluitend bij de auteurs; de Europese Commissie kan niet aansprakelijk worden gesteld voor het gebruik van de informatie in deze publicatie.

Fostering AI at Schools – Erasmus+ Project, Action type “Cooperation partnerships in school Education”, Grant number: 2020-1-ES01-KA201-083047

Beeldcredits

Omslag & achteromslag – Eigen ontwerp, met afbeeldingen gemaakt [door Freepik](#) en [door kjpargeter](#)

Pagina's 4, 6, 20, 43 – Koptekstafbeelding gemaakt [door kjpargeter](#)



Waarom moeten we lesgeven over artificiële intelligentie?

We denken vaak aan artificiële intelligentie (AI) als een mysterieuze black box. Toch is het overall om ons heen en gebruiken we het elke dag: spamfilters, online chatbots, zoekmachines, videogames die anticiperen op onze volgende stappen, navigatie-apps, rideshare-apps, om er maar een paar te noemen. De onderliggende processen en concepten zijn weinig bekend bij de meeste mensen, waardoor het moeilijk is om te begrijpen wat AI is en hoe het moet worden benaderd. Het begrijpen van de fundamentele concepten wordt echter erg belangrijk voor mensen van alle leeftijden, inclusief kinderen die opgroeien in een omgeving waarin meer AI-producten dan ooit tevoren zijn geïntegreerd. Bovendien zullen de kinderen en leerlingen van nu toetreden tot een beroepsbevolking die steeds meer wordt aangedreven door AI. Het negeren van AI kan worden vergeleken met het negeren van het internet in de jaren negentig. Door AI in de klas te brengen, kunnen leerlingen de potentiële impact van AI in hun dagelijks leven begrijpen. Zo kunnen ze ook de rol van AI en de ethische overwegingen begrijpen.

Kennis van de aspecten en de impact van artificiële intelligentie is ook voor leerkrachten van groot belang. In de eerste plaats omdat het een realiteit is waar de leerlingen aan moeten wennen. Dit moet echter ook worden gezien als een kans, omdat leerkrachten AI-technieken in hun lessen kunnen opnemen, net zoals ze worden gebruikt in professionele en academische omgevingen. Ten tweede, omdat ze zich bewust moeten zijn van zowel het potentieel als het schadelijke gebruik van AI. Als degenen die verantwoordelijk zijn voor de ontwikkeling van de vaardigheden van hun leerlingen, moeten ze weten hoe AI voor dat doel kan worden gebruikt. Zij moeten degenen zijn die studenten vaardigheden laten verwerven die mensen eigen zijn en die niet vervangen kunnen worden door het gebruik van AI. Daartoe behoren bijvoorbeeld kritisch denken of het herkennen van vooroordelen. Daarom staan docenten voor een grote uitdaging en we hopen dat dit materiaal en de reeks activiteiten die we voor hen beschikbaar maken, hen zullen helpen bij hun opdracht.

Hoe dit document te gebruiken

In dit document vind je een basis startpunt om te begrijpen wat AI (en in het bijzonder machine learning) is en hoe je het kunt toepassen in je lessen, met algemene en specifieke lesplannen.

Dit document ziet er in grote lijnen als volgt uit:

In de sectie rond achtergrondkennis vind je:

- Een inleiding tot AI, data, algoritmen en (algoritmische) bias
- Een overzicht van de verschillende deelgebieden van AI
- Een inleiding tot machine learning, met voorbeelden en illustraties.
- Een meer diepgaande inleiding tot classificatie en hoe AI-modellen worden getraind om classificatie uit te voeren.

In de volgende sectie introduceren we de LearningML tool en leggen we uit hoe deze gebruikt kan worden in de klas. Ter illustratie geven we een overzicht van generieke en specifieke lesplannen. De generieke lesplannen kunnen worden aangepast voor verschillende vakken. Vervolgens presenteren we specifieke lesplannen waarin een specifieke inhoud centraal staat, meestal gekoppeld aan een bepaald vak. De specifieke lesplannen volgen dezelfde structuur en zijn zo ontworpen dat ze kunnen worden aangepast aan jouw behoeften (duur, leeftijd, enz.). Er wordt in het bijzonder een reeks activiteiten over het begrip bias voorgesteld. We hebben deze activiteiten los van de lessen geplaatst omdat we denken dat ze het mogelijk maken om kritisch denken van studenten te ontwikkelen, wat naast het begrijpen wat AI is en hoe het werkt of kan worden toegepast, van groot belang is. U vindt hier ook enkele extra hulpmiddelen die in de klas kunnen worden gebruikt.

Tot slot bevat het laatste deel een verklarende woordenlijst met de meest relevante concepten in AI- en machine learning.

Achtergrondkennis

In deze sectie worden enkele concepten geïntroduceerd en uitgewerkt die nodig zijn om de terminologie te begrijpen die wordt gebruikt in de activiteiten die in dit document worden beschreven. De structuur is als volgt:

Eerst

worden enkele sleutelbegrippen – gerelateerd aan wat AI is, wat algoritmen zijn, wat algoritmische bias is – uitgelegd. Er wordt ook een overzicht gegeven van de deelgebieden van AI.

Vervolgens

wordt een gedetailleerde uitleg gegeven van een van de belangrijkste deelgebieden van AI, machine learning (ML).

Tot slot

kijken we naar classificatie en gebruiken we dit om de basisstappen uit te leggen die nodig zijn om een ML-model te maken: dataselectie, trainen en testen.

Wat is AI?

Artificiële intelligentie (AI) is een discipline in de computerwetenschappen die menselijke intelligentie en de impliciete processen daarvan probeert na te bootsen en te ontwikkelen door middel van computers. De term werd in 1956 bedacht op de Dartmouth Conference door de bekende computerwetenschapper John McCarthy, hoewel sommige eerste vermeldingen teruggaan tot kort na de Tweede Wereldoorlog.

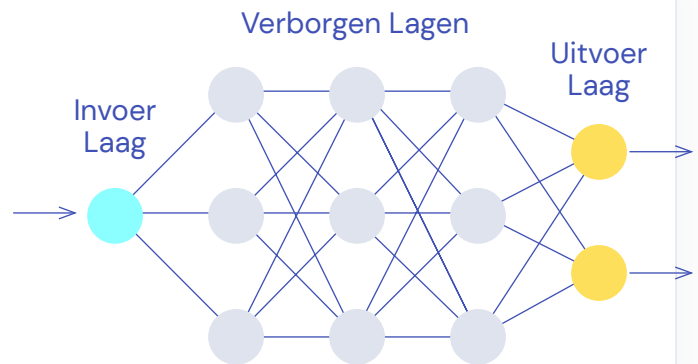
Hoewel er geen overeenstemming is over een unieke definitie van AI, is er wel consensus over vier hoofd benaderingen: twee daarvan zijn gebaseerd op mensen (systemen die denken zoals mensen en systemen die handelen zoals mensen) en twee op rationele aspecten (systemen die rationeel denken en systemen die rationeel handelen).

AI synthetiseert en automatiseert taken die in eerste instantie intellectueel zijn, en kan daarom potentieel als relevant worden beschouwd voor elk gebied van menselijke intellectuele activiteit. We hebben het over een echt universeel domein.

Daarom is AI de combinatie van algoritmen die ontworpen zijn om machines te maken die dezelfde capaciteiten hebben als mensen. Computerwetenschappers Stuart Russell en Peter Norvig maken een onderscheid tussen vier hoofdtypen:

1. Systemen die denken zoals mensen

Ze automatiseren activiteiten zoals besluitvorming, probleemoplossing en leren. Een voorbeeld hiervan zijn kunstmatige neurale netwerken die worden geïllustreerd in Figuur 1.



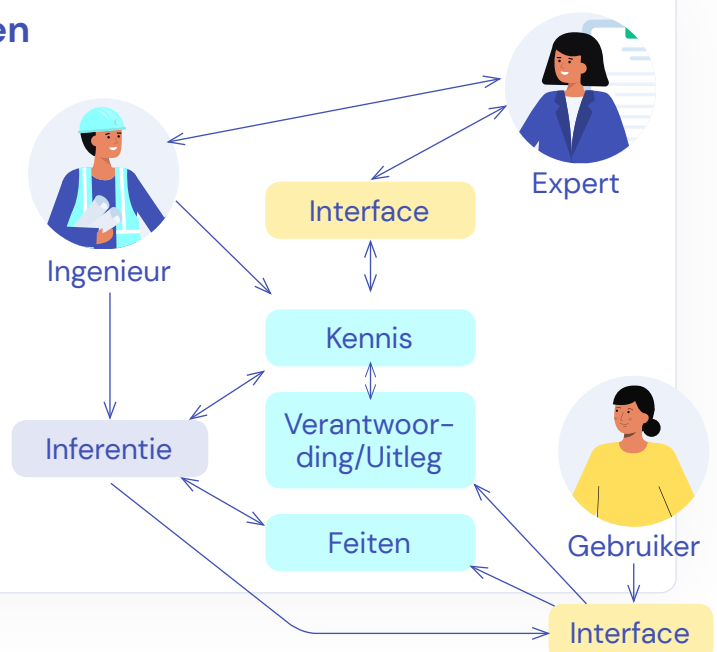
Figuur 1. Neuraal Netwerk workflow diagram.

2. Systemen die zich gedragen als mensen

Dit zijn computers die taken uitvoeren op een vergelijkbare manier als mensen. Dit is het geval bij robots.

3. Systemen die rationeel denken

Deze proberen het rationele logische denken van mensen na te bootsen, d.w.z. er wordt onderzoek gedaan naar hoe machines kunnen waarnemen, redeneren en overeenkomstig handelen. Expert systemen vallen in deze groep, Figuur 2 toont een schematische weergave van de componenten van een expert systeem.

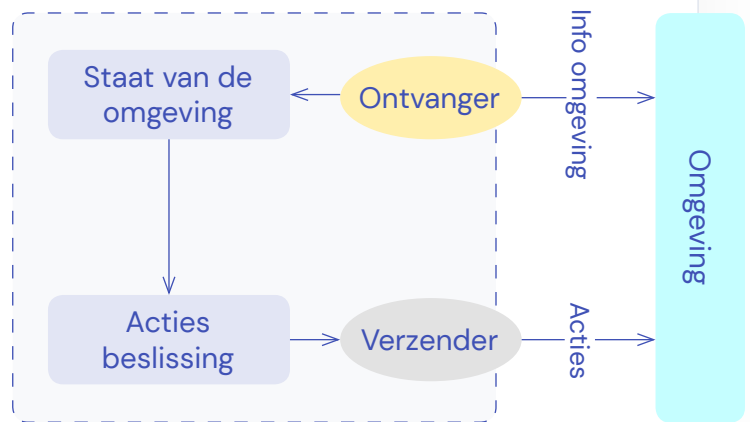


Figuur 2. Expert systemen workflow diagram

4. Systemen die rationeel handelen

In het ideale geval zijn dit systemen die menselijk gedrag rationeel proberen na te bootsen en een of andere verandering in de omgeving teweegbrengen. Figuur 3 toont een schematische weergave van de componenten van een intelligente agent.

Figuur 3. Diagram met de componenten van een intelligente agent.

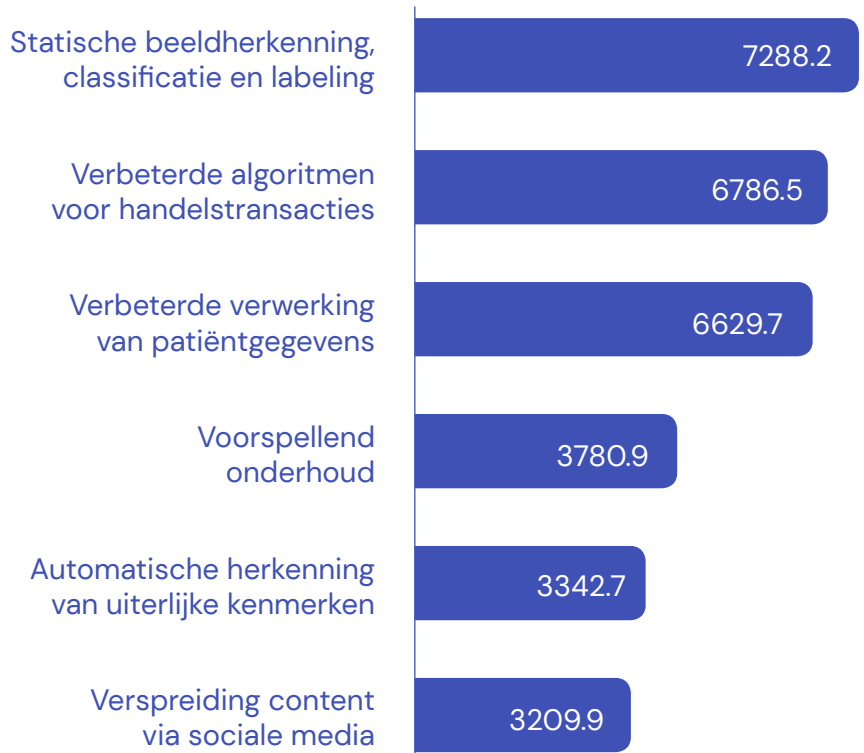


Om het belang van AI aan te tonen, toont figuur 4 enkele toepassingen van AI en de geschatte inkomsten die hierdoor worden gegenereerd.

Zoals we kunnen zien, is AI een belangrijk element en is het noodzakelijk om bekend te zijn met het concept en de mogelijke toepassingen.

Figuur 4. Toepassingen van Artificiële Intelligentie (Bron: Tractica).

Verwachte globale winst AI van 2016 tot 2025 (in miljoen €)



Wat is data?

AI, en in het bijzonder ML, maakt veel gebruik van data. Data is het meervoud van het Latijnse woord datum. Een datum is een symbolische weergave van een kwantitatief of kwalitatief kenmerk of variabele. De data of gegevens beschrijven empirische feiten, gebeurtenissen en entiteiten. De aard van een gegeven kan onder andere numeriek, alfabetisch, algoritmisch (zie later) of ruimtelijk zijn.

Hoewel we tegenwoordig vaak horen over de waarde van gegevens, bevatten ze op zichzelf misschien geen menselijk relevante informatie. Alleen wanneer een verzameling gegevens samen wordt onderzocht in het licht van een benadering, hypothese of theorie, kan de informatie die in de gegevens zit, op waarde worden geschat. Daarom worden goed gegroepeerde, gestructureerde en geïnterpreteerde gegevens beschouwd als de basis van menselijk relevante informatie die gebruikt kan worden bij het nemen van beslissingen, het verminderen van onzekerheid of het maken van berekeningen. Dit is de reden waarom velen gegevens beschouwen als de petroleum van de meest relevante machines van deze eeuw, de computers.

In Figuur 5 zien we, op een vereenvoudigde manier, de noodzaak om gegevens te verwerken, met als uiteindelijk doel het verkrijgen van informatie en om kennis te vergaren uit de gegevens.

Figuur 5. Diagram hoe kennis vergaren.



We zullen gegevens beschouwen als input voor de AI activiteiten in dit document. Computers leren van gegevens en zullen op basis daarvan “nadenken”. Als we niet de beste gegevens gebruiken of als onze gegevens onevenwichtig zijn, kan dit leiden tot vooroordelen die de resultaten sterk kunnen beïnvloeden, vooral als dit gevolgen heeft voor mensen. We zullen in dit document verder ingaan op bias en, gezien de relevantie ervan, verschillende activiteiten aanbieden om met je leerlingen aan dit concept te werken.

Wat is bias en algoritmische bias?

Iedereen heeft vooroordelen: dit zijn neigingen of vooroordelen ten opzichte van of tegen iemand of iets. Sommige zijn positief en nuttig. Stel bijvoorbeeld dat je benaderd wordt door een vreemde persoon die een mes in zijn hand heeft. In dit scenario is het goed om beducht te zijn. Een ander voorbeeld is dat je ervoor kiest om alleen voedsel te eten dat als gezond wordt beschouwd.

Meestal leiden vooroordelen echter tot discriminatie en overhaaste beslissingen. Een typisch voorbeeld is wanneer een manager mensen interviewt voor een openstaande functie. De manager vindt de eerste persoon meteen leuk als hij deze voor het eerst ontmoet. Tijdens het gesprek lijkt de kandidaat echter nerveus en de manager zegt dat hij best even kalmeert en opnieuw begint. Daarna verloopt het gesprek geweldig. Een paar uur later interviewt de manager een andere persoon, maar hij wordt meteen afgeschrikt door de eerste indruk. Deze persoon is ook nerveus, maar krijgt geen aanmoedigende of troostende woorden. Het gesprek verloopt heel slecht. De eerste indruk maakt een enorm verschil.

Geautomatiseerde systemen zijn niet inherent neutraal. Computers moeten gecodeerd worden door mensen en als gevolg daarvan weerspiegelen ze de vooroordelen en voorkeuren van degenen die de AI-algoritmen achter deze systemen coderen. Hier geven we enkele voorbeelden van mogelijke oorzaken van vooroordelen in AI. Deze worden ook biases (enkelvoud bias) genoemd.

Een veel voorkomende manier waarop vooroordelen/biases worden geïntroduceerd in AI-systemen is door bevooroordeelde gegevens. Stel bijvoorbeeld dat je het besluitvormingsproces of een sollicitant wordt toegelaten tot een universiteit of hogeschool wilt automatiseren. Stel dat je in het verleden vooral mannen hebt toegelaten. Als je deze historische gegevens gebruikt om het nieuwe systeem te trainen, is het waarschijnlijk dat deze vooringenomenheid wordt herhaald.

Bij het gebruik van echte gegevens, zoals nieuwsartikelen of berichten op sociale media, zullen AI-systemen waarschijnlijk de bestaande vooroordelen versterken. Apps voor automatische vertaalsystemen hebben bijvoorbeeld de neiging om vrouwen te benadelen bij het vertalen vanuit talen die genderneutrale voornaamwoorden gebruiken. Typische voorbeelden zijn "zij zorgt voor de kinderen" en "hij investeert".

Bij classificatie is de manier waarop de gegevens worden verzameld erg belangrijk. Zowel undersampling als oversampling kan leiden tot vertekening. Een voorbeeld van undersampling is wanneer gezichtsherkenningssystemen voornamelijk worden getraind op blanke mannelijke gezichten en daardoor donkerdere vrouwelijke gezichten minder goed herkennen dan lichtere mannelijke gezichten. Oversampling daarentegen kan leiden tot oververtegenwoordiging van bepaalde groepen. Misdaden die worden gepleegd in gebieden waar de politie vaak komt, zullen vaker voorkomen in de dataset en het AI-model dat op deze data wordt getraind, zal deze disproportie waarschijnlijk weerspiegelen en deze gebieden als gevaarlijker bestempelen.

Mensen kunnen ook vooroordelen in reeds operationele AI-modellen versterken. Een AI-systeem kan bijvoorbeeld reeds advertenties voor een creditcard met een hoge rente tonen aan mensen met een lager opleidingsniveau. Ze klikken misschien op deze advertentie zonder zich te realiseren dat dit de bestaande vooringenomenheid versterkt en dat ze dergelijke suggesties zullen blijven krijgen.

Wat is een algoritme?

Een algoritme is een reeks gedefinieerde en niet-ambigue, geordende en eindige instructies of regels waarmee een probleem kan worden opgelost. Computers gebruiken algoritmen om gegevens te verwerken en andere taken uit te voeren, zoals classificatie. Niet alleen computers gebruiken algoritmen; in de keuken gebruiken mensen ze bijvoorbeeld ook, maar dan in de vorm van recepten. In het geval van computers zijn de ingrediënten de data en is het recept het algoritme.

Wat zijn de verschillende subgebieden van AI?

AI heeft een enorme ontwikkeling doorgemaakt sinds 1956, toen een kleine groep wetenschappers bijeenkwam voor het Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, dat nu wordt beschouwd als de geboorte van het onderzoeksgebied AI. Als je tegenwoordig in de media over AI hoort, gaat het meestal over algoritmes die leren van een heleboel data of zelfs van ervaringen. AI is echter veel meer dan dat en omvat verschillende deelgebieden. In deze sectie zullen we proberen een overzicht te geven van de verschillende deelgebieden. Dit is een erg moeilijke taak; AI overlapt met andere onderzoeksgebieden zoals informatica, wiskunde, psychologie, biologie en nog veel meer. Sommige onderzoeksgebieden zijn ook uitgegroeid tot op zichzelf staande gebieden, zoals natuurlijke taalverwerking. Bovendien overlappen de meeste verschillende deelgebieden met elkaar. Tot slot volgen de meeste toepassingen in de praktijk een hybride aanpak en maken ze gebruik van ideeën en technieken uit verschillende deelgebieden.

Kennisrepresentatie en redeneren (expertsystemen)

Dit deelgebied bestaat al sinds de begindagen van AI. Het houdt zich bezig met het representeren van informatie op zo'n manier dat een computer erover kan redeneren met behulp van regels, bijvoorbeeld logica, zonder dat er expliciete code geschreven moet worden om het probleem op te lossen. Toepassingen zijn onder andere complexe taken zoals het maken van plannings of het oplossen van sudoku puzzels. Als invoer nemen deze systemen een beschrijving van het probleem, en de interne machinerie zal redeneren over het probleem en mogelijke oplossingen teruggeven. Een belangrijk kenmerk van deze algoritmen is hun verklaarbaarheid: er zit altijd een redenering achter. De wereld is natuurlijk erg complex en kan niet volledig in regels worden opgeschreven. Deze algoritmen zijn vooral geschikt in zeer gesloten domeinen. Je zult nooit een goede zelfrijdende auto kunnen bouwen met alleen dit soort algoritmes. In de praktijk worden deze technieken echter nog steeds gebruikt in zelfrijdende auto's, bijvoorbeeld om domeinkennis over verkeersborden op te nemen.

Geautomatiseerde planning

Geautomatiseerde planning is een ander al lang bestaand deelgebied van AI dat nauw verwant is aan kennisrepresentatie en redeneren. Een typische toepassing is het plannen van (optimale) routes voor robots in een magazijn. Deze algoritmen berekenen routes met een representatie van het magazijn als invoer. Ook deze algoritmen zijn transparant, maar ze kunnen erg inefficiënt worden in situaties waar we meerdere robots in een relatief klein magazijn hebben. Een voordeel is dat deze algoritmen nog steeds werken als je de layout van het magazijn aanpast, je hoeft niets te veranderen.

Machine learning

Zoals eerder gezegd is de wereld te complex om in regels neer te schrijven. Het idee van machine learning (ML) is niet om deze regels zelf te programmeren, maar om de computer (een deel van) deze regels te laten leren. In ML leert een computer – of algoritme – van data zoals numerieke gegevens of afbeeldingen. In essentie proberen deze algoritmen patronen te vinden in gegevens: door veel afbeeldingen met katten te zien, leert het algoritme te beslissen of een nieuwe, ongeziene afbeelding een kat bevat of niet. Computers zijn erg goed in het vinden van patronen op deze manier, maar in tegenstelling tot planning en kennisrepresentatie zijn deze technieken niet transparant: er wordt een regel geleerd, maar er is geen betekenis verbonden aan deze regel.

Machine learning wordt vaak gecombineerd met andere technieken. Een voorbeeld hiervan is het beantwoorden van vragen over afbeeldingen. Stel bijvoorbeeld dat je wilt weten hoeveel katten er op een foto staan. ML zal in staat zijn om katten op de foto's te herkennen, maar het is erg moeilijk om te leren hoeveel katten er zijn. Daarom is het veel eenvoudiger om ML te gebruiken om katten te detecteren en dan logica en regels te gebruiken om ze te tellen.

In de media hoor je vaak over deep learning. Dit is een onderdeel van ML. Het belangrijkste verschil is dat het minder tussenkomst van mensen nodig heeft, het kan werken op ruwe gegevens (bv. pixels in een afbeelding) en het kan leren van zijn eigen fouten. Het nadeel is dat er een enorme hoeveelheid gegevens nodig is, dat het erg lang duurt om iets te leren en dat er gespecialiseerde infrastructuur nodig is.

Reinforcement learning

Reinforcement learning kan worden gezien als een onderdeel van ML, maar het is zo gegroeid dat het een op zichzelf staand vakgebied is geworden. Het belangrijkste verschil met ML is dat deze algoritmen leren van interactie en niet van data. Onze zelfrijdende auto van eerder zou bijvoorbeeld niet echt goed werken met alleen ML. Hiervoor heb je gegevens van situaties nodig zodat de wagen hiervan kan leren. Dit is onbegonnen werk: het is onmogelijk om een representatieve lijst van situaties te destilleren. Dit is waar reinforcement learning het verschil kan maken. Deze algoritmen leren welke acties ze moeten ondernemen door interactie met de wereld. Het is gebaseerd op het idee van trial-and-error-lernen en is nauw verwant aan de psychologie. Tijdens de leerfase verkennen of exploiteren de algoritmen wat ze al weten en krijgen ze constant feedback.

Dit is een zeer eenvoudig te begrijpen raamwerk dat voor veel toepassingen kan worden gebruikt: de algoritmen ontvangen een waarneming van de wereld, ondernemen een actie en ontvangen feedback op basis van wat het algoritme moet leren, bijvoorbeeld als je niet tegen andere objecten in de wereld wilt botsen, moet er een negatief signaal worden teruggestuurd als de auto te dicht bij andere objecten komt. Deze algoritmen hebben bewezen zeer succesvol te zijn in omgevingen die snel kunnen veranderen: ze hebben geleerd hoe ze zich snel aan nieuwe situaties kunnen aanpassen. Een voordeel is dat je geen gegevens nodig hebt, je hebt alleen een omgeving nodig om mee te interageren. Een nadeel is dat leren tijd kost en dat deze algoritmen niet goed uit te leggen zijn omdat ze zo complex zijn in hun innerlijke werking.

Machine perception

Onze zelfrijdende auto kan niets nuttigs leren als hij de wereld niet kan waarnemen: hij heeft manieren nodig om rond te kijken, te horen, te voelen en te zien wat er gebeurt. Machine perception is een overkoepelende term voor technieken die de wereld waarnemen en deze proberen te begrijpen. Voorbeelden zijn computer vision, computer audition, spraakherkenning en computer touch. De meeste technieken maken gebruik van natuurkunde, wiskunde, techniek, ML, ...

Natuurlijke taalverwerking

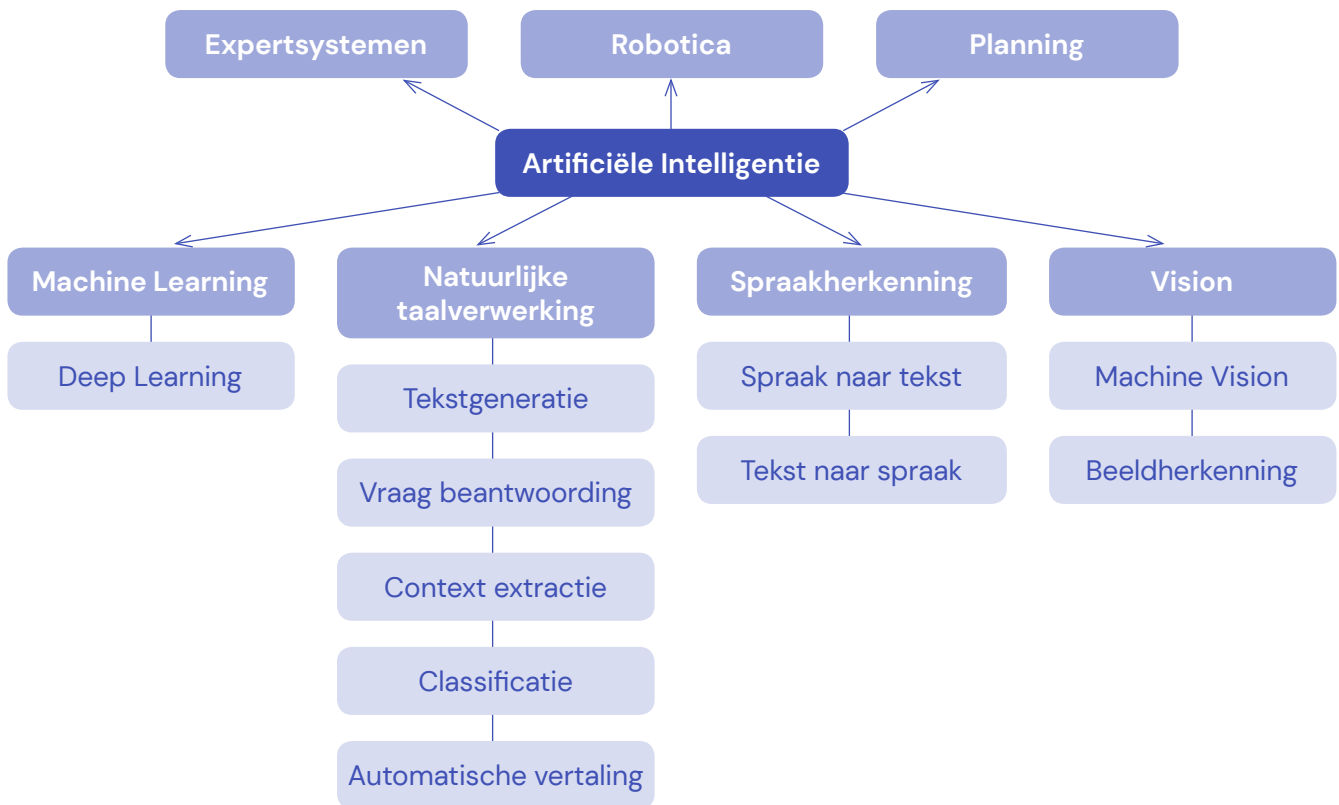
Natuurlijke taalverwerking is het vakgebied waarin onderzoekers bekijken hoe computers kunnen worden gebruikt om natuurlijke taal te begrijpen en te manipuleren. Dit deelgebied gebruikt veel invloeden uit andere gebieden zoals taalkunde, techniek, psychologie, ML enz. Toepassingen zijn automatische vertaling, het samenvatten van teksten, spraakherkenning, tekstgeneratie, het beantwoorden van vragen en nog veel meer.

Robotica

Een laatste interdisciplinaire tak van AI houdt zich bezig met het ontwerpen, implementeren, produceren en gebruiken van robots. We komen robots steeds vaker tegen in het dagelijks leven. Waar ze alleen gebruikt leken te worden in militaire omgevingen en fabrieken, zien we nu regelmatig zelfrijdende voertuigen, vloerreinigende robots, exoskeletten die arbeiders helpen met het zware tilwerk, robotarmen die sommige basisfuncties overnemen van geamputeerden en robots die je de weg wijzen op vliegvelden, in hotels, enz. Ze worden op grote schaal gebruikt in operaties, autonome magazijnen en ze worden gebruikt om andere planeten zoals Mars te verkennen. Om goed te kunnen functioneren moeten veel AI-technieken maar ook ingenieurswetenschappen worden gecombineerd. Ze moeten de wereld observeren, ze moeten de observaties interpreteren en ze moeten weten welke acties ze in welke situaties moeten ondernemen. Nu robots steeds meer deel gaan uitmaken van ons dagelijks leven, raken ook onderzoekers uit de sociale wetenschappen betrokken: deze robots zullen moeten leren hoe ze met ons kunnen communiceren en sociaal kunnen interageren.

Figuur 6 toont een schema van de verschillende takken van AI

Figuur 6. Hiërarchische boom met verschillende deelgebieden van AI.



Machine Learning

In de rest van de achtergrondsectie ligt de nadruk op het subveld ML en meer in het bijzonder op de taak classificatie, omdat deze concepten alomtegenwoordig zijn in AI-toepassingen.

Net zoals mensen een functionerend brein nodig hebben om te overleven, hebben computers instructies nodig om zelfs maar de eenvoudigste dingen te doen. Zonder code of instructies is een computer in principe nutteloos. Om te beschrijven wat computers moeten doen, schrijven mensen algoritmes. Deze algoritmen worden vervolgens vertaald naar code die door de computer kan worden uitgevoerd. In ML onderzoeken onderzoekers hoe computers of algoritmen kunnen leren van gegevens zonder expliciet geprogrammeerd te zijn. Het basisidee is om te starten met een basisalgoritme en dit algoritme zichzelf te laten verbeteren totdat het een bepaalde taak kan uitvoeren op een manier die mensen goed genoeg vinden. Ook dit idee kan worden vergeleken met hoe mensen leren. Bij de geboorte kun je alleen vitale functies uitvoeren, tijdens de eerste jaren van je leven leer je veel van voorbeelden, van interactie, enz. Typisch wordt ML ingedeeld in 3 soorten algoritmen:

- **Supervised learning**
- **Unsupervised learning**
- **Reinforcement learning**

Bij supervised en unsupervised learning leren de algoritmes van gegevens. Bij reinforcement learning leren de algoritmen van interactie met een omgeving. In de volgende secties wordt een kort overzicht gegeven van de drie soorten leeralgoritmen.

Supervised learning

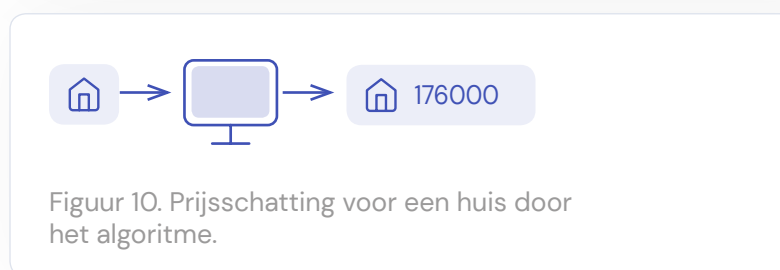
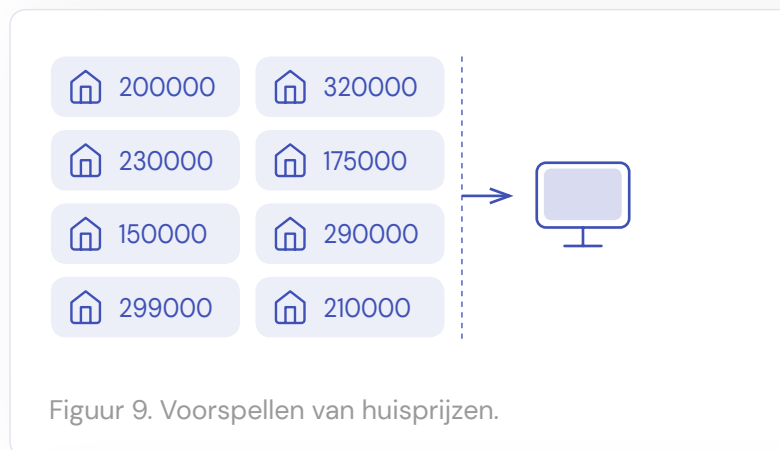
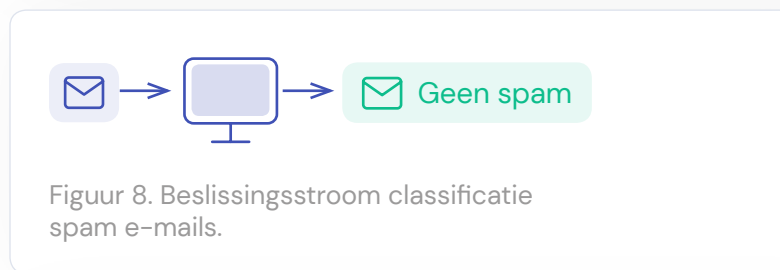
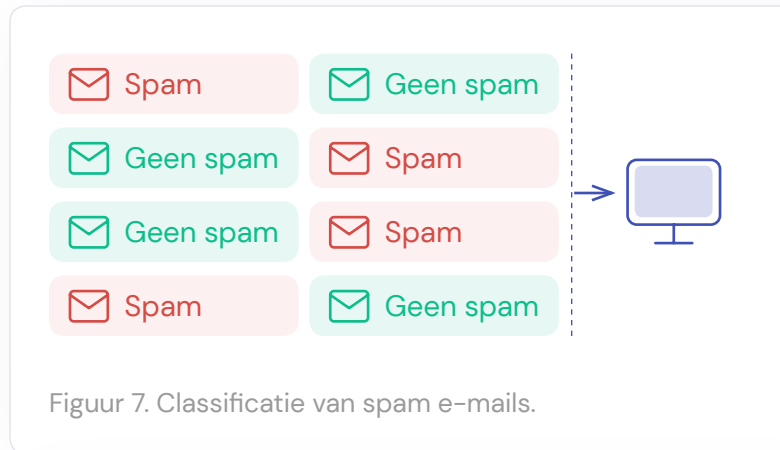
Bij supervised learning krijgt een algoritme gelabelde gegevens. Gelabelde gegevens zijn een verzameling datapunten met informatieve tags. Een typisch voorbeeld van zulke gegevens zijn e-mails die zijn gelabeld als spam of geen spam, weergegeven in afbeelding 7.

Het algoritme leert vervolgens om spam (of geen spam) te voorspellen voor e-mails die het nog niet eerder heeft gezien. Dit is een voorbeeld van een classificatieprobleem, waarbij de output een categorie is zoals "spam" en "geen spam", zoals weergegeven in Figuur 8.

Een ander voorbeeld van een classificatieprobleem is wanneer je "ziekte" of "geen ziekte" wilt voorspellen.

De uitvoervariabele kan ook een reële waarde zijn, zoals "euro's", waarbij het algoritme de prijzen van een huis leert voorspellen op basis van andere parameters zoals oppervlakte, totale vierkante meters, enzovoort, zoals weergegeven in Figuur 9.

Na de leerfase voorspelt het algoritme de prijs voor een nieuw huis. Dit soort problemen waarbij je een reëel getal wilt voorspellen in plaats van een categorie, wordt regressie genoemd, zoals weergegeven in Figuur 10.

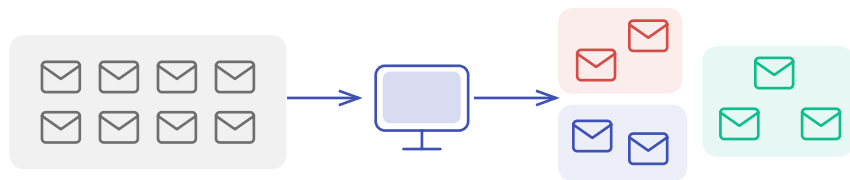


Unsupervised learning

Bij unsupervised learning krijgt een algoritme gegevens zonder een label. Bijvoorbeeld, voor de spam e-mails, zou de computer worden gepresenteerd met e-mails, maar zonder extra informatie over of deze spam zijn of niet. Figuur 11 laat zien hoe de computer e-mails ontvangt en ze moet categoriseren op basis van hun type.

De computer zal dan proberen om groepen in de gegevens te ontdekken. Hij zal ze echter niet labelen. Dit type machine learning wordt clustering genoemd. Het wordt bijvoorbeeld gebruikt voor klantsegmentatie, waarbij een bedrijf zijn klantenbestand verdeelt in groepen die op elkaar lijken. Op deze manier kunnen vergelijkbare klanten op een vergelijkbare manier worden benaderd. Een andere toepassing van unsupervised learning is wanneer een bedrijf associaties tussen producten wil ontdekken. Bijvoorbeeld: een klant die product A koopt, zal waarschijnlijk ook product B kopen.

Figuur 11. Clustering van e-mails.



Reinforcement Learning

Ten slotte leert een reinforcement learning algoritme niet van gegevens maar van interactie. Het maakt gebruik van een doelgerichte leertechniek waarbij een algoritme met vallen en opstaan leert welke acties het in verschillende situaties of toestanden moet ondernemen om een beloning te optimaliseren. Reinforcement learning is de belangrijkste technologie achter autonome voertuigen en het wordt gebruikt voor tal van taken zoals realtime biedingen en geautomatiseerde temperatuurregeling in datacenters.

Velen van de kernalgoritmen in reinforcement learning zijn oorspronkelijk geïnspireerd door biologische leersystemen zoals operante conditionering, een gedragstechniek in de psychologie, waarbij gedrag wordt versterkt door positieve of negatieve stimuli. Operante conditionering werd uitgebreid bestudeerd door Edward L. Thorndike (1874-1949) die het gedrag observeerde van hongerige katten die probeerden te ontsnappen uit puzzeldozen. Katten konden uit de doos ontsnappen en het voedsel bereiken door middel van eenvoudige handelingen zoals het trekken aan een koord. In het begin kostte het de katten veel tijd om uit de doos te komen, maar bij opeenvolgende proeven werd het gemakkelijker tot een punt waarop de katten zonder aarzelen konden ontsnappen.

Mensen zijn erg goed in leren via trial-and-error. Een typisch voorbeeld is hoe mensen leren fietsen: je kunt het niet uit een boek leren, je kunt het niet leren door naar anderen te kijken, de enige manier is door het te doen. In het begin zul je fouten maken en waarschijnlijk vallen (negatieve beloning), maar uiteindelijk, na een aantal mislukte pogingen, zul je erachter komen hoe het moet. Een tweede voorbeeld zijn ouders die hun kinderen trakteren op chocolade als ze klaar zijn met hun huiswerk. Hier zien we al een potentiële valkuil: het kind leert dat het iets lekkers of een beloning krijgt als het zijn huiswerk af heeft, maar het zal niet leren hoe het foutloos moet. Bij het programmeren van een reinforcement learning algoritme is het instellen van een correcte beloning inderdaad heel belangrijk.

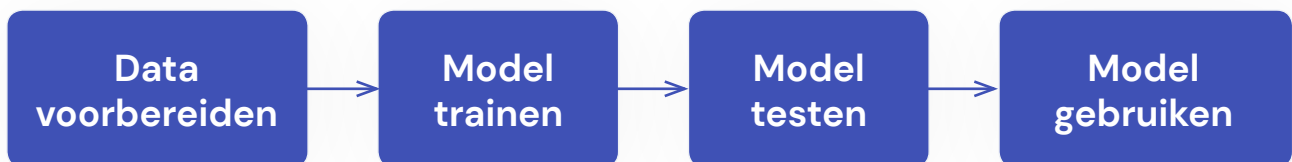
Classificatie

In deze subparagraaf gaan we dieper in op het classificatieprobleem. Classificatie verwijst naar het indelen van gegevens in klassen. Typische voorbeelden zijn spamdetectie, classificatie van handgeschreven cijfers, conversie voorspelling (kopen of niet kopen), classificatie van plantensoorten, fraudedetectie..., om er maar een paar te noemen.

In AI is classificatie een machine learning techniek die in het vorige hoofdstuk al kort werd besproken. De manier waarop een algoritme wordt getraind om gegevens te classificeren is vergelijkbaar met hoe ouders hun baby's of peuters dieren leren herkennen: ze wijzen een afbeelding aan en zeggen "beer" of "koe". De woorden "beer" en "koe" zijn de labels.

Grofweg bestaat classificatie uit de stappen die worden weergegeven in Figuur 12..

Figuur 12. Classificatie model.



Data voorbereiden

Model trainen

Model testen

Model gebruiken

Net zoals ouders hun peuters leren om dieren te herkennen, heeft een algoritme voor supervised learning gelabelde gegevens nodig om te worden getraind. Deze gegevens worden de **training data** genoemd. Enkele voorbeelden:

- Spam detectie: een verzameling e-mails waarbij elke e-mail een tag/label spam of geen spam heeft
- Classificatie van handgeschreven cijfers: een reeks afbeeldingen met handgeschreven cijfers en voor elke afbeelding het juiste cijfer van 0 tot 9

Bij classificatie moeten de trainingsgegevens gelabeld worden. Het labelen van gegevens begint meestal met mensen te vragen om de gegevens handmatig te labelen. Dit proces is vaak duur en tijdrovend.

Data voorbereiden

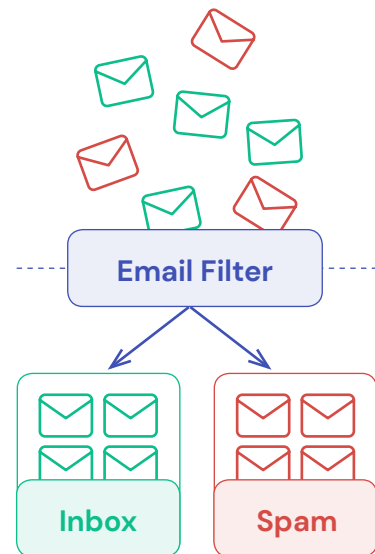
Model trainen

Model testen

Model gebruiken

De volgende stap is de trainings- of leerfase. Aan het einde van deze fase hebben we een zogenaamd model. Een model is een mooi woord voor een koppeling tussen invoer en uitvoer. In het voorbeeld van spamdetectie neemt het model als invoer een e-mail (zonder label) en geeft als uitvoer of het spam is of niet. Bij classificatie wordt dit model ook wel een classifier genoemd en hun input en output worden getoond in Figuur 13.

Wat er in wezen gebeurt, is dat we beginnen met een "basis" model. Voor spamdetectie kan dit betekenen dat het model willekeurig spam of geen spam weergeeft. Vervolgens geven we de trainingsgegevens aan het model en het model past zichzelf aan naarmate het meer gegevens ziet. Het zal proberen de manier waarop het intern werkt zodanig te veranderen dat zoveel mogelijk van de trainingsgegevens correct worden geclassificeerd. Daarom wordt deze fase de leerfase genoemd.



Figuur 13. Filter voor e-mail classificatie.

Data voorbereiden

Model trainen

Model testen

Model gebruiken

Na het trainen van het model weten we dat het model zal werken op de trainingsgegevens. Dit betekent echter niet dat het model ook goed zal presteren op nieuwe ongeziene gegevens. Dit is vergelijkbaar met hoe je leerlingen test. Misschien los je een aantal voorbeeldoefeningen op in de klas, maar tijdens een toets vraag je ze om vergelijkbare maar andere problemen op te lossen. Dit is om er zeker van te zijn dat ze de antwoorden niet uit het hoofd hebben geleerd, maar de onderliggende concepten en ideeën begrijpen. Dit is precies wat er gebeurt bij supervised machine learning. Als je je model alleen test op voorbeelden die zijn gebruikt om het te trainen, kan het zijn dat het hun labels uit het hoofd heeft geleerd. De test, de derde stap, zal succesvol lijken maar het model kan heel slecht presteren op ongeziene voorbeelden.

Data voorbereiden

Model trainen

Model testen

Model gebruiken

Als je klaar bent, kun je het getrainde model gaan gebruiken! Dit is de laatste stap.

Belangrijke opmerking over de keuze van trainingsgegevens

Naast het bewaren van ongeziene testgegevens tot het einde, is de keuze van de trainingsgegevens ook erg belangrijk. Duidelijke fouten, verkeerd gelabelde gegevens en tegenstrijdige gegevens moeten worden vermeden. Net zoals mensen in de war raken, kan het trainen van een model met zulke gegevens problemen veroorzaken. Onvoldoende gegevens zijn ook een reden waarom een model met lage nauwkeurigheid voorspellingen maakt. Het heeft niet genoeg gegevens gezien om te begrijpen wat een e-mail spam maakt en wat niet.

Het kan echt gevaarlijk worden als je trainingsgegevens vertekend zijn. Meer informatie en voorbeelden zijn te vinden in het gedeelte over algoritmische bias.

Inleiding tot het programma LearningML

Het vorige hoofdstuk gaf een korte introductie tot de concepten die in dit handboek gebruikt zullen worden. In de activiteiten die in de volgende sectie worden gepresenteerd, gebruiken we een webtool genaamd **LearningML**, ontwikkeld door Juan David Rodriguez, een docent en expert in softwareontwikkeling.

Met deze tool kunnen we interageren en experimenteren met AI-modellen: het kan gebruikt worden om modellen te trainen, om te onderzoeken hoe bias kan worden geïntroduceerd in AI-systemen, enz.

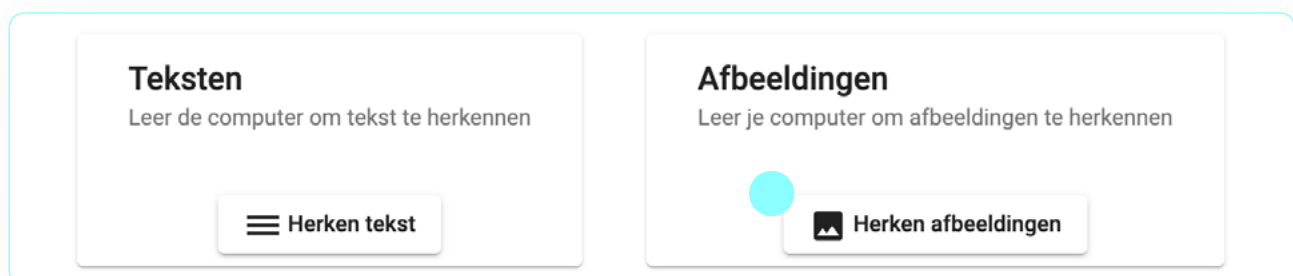
In dit hoofdstuk introduceren we de tool en geven we een kleine demo waarin de basisfunctionaliteit van de LearningML tool wordt getoond. We gaan ook in op de stappen die nodig zijn om een AI-model te maken: data voorbereiden, model trainen, model testen. In de volgende sectie laten we ook enkele voorbeelden zien van algoritmische bias.

Demo Learning ML tool

Ga naar de tool: [LearningML](#).

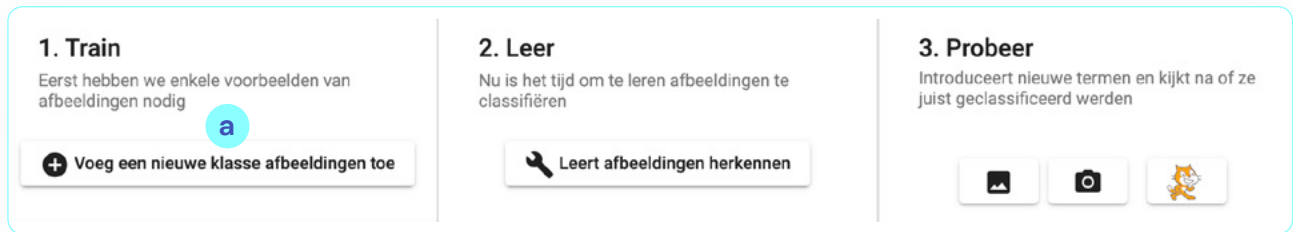
In deze demo gaan we met afbeeldingen werken: **selecteer “Herken afbeeldingen”** in Figuur 14. Om de demo te volgen, heb je een afbeelding van een hond en twee afbeeldingen van een kat nodig. Je kunt ook de afbeeldingen gebruiken die in de demo zijn gebruikt. Ze zijn te vinden via [deze link](#)

Figuur 14. LML V.1.2. classificatie



Je ziet dan de stappen weergegeven in Figuur 15.

Figuur 15. De drie stappen in de LML tool.



Het proces bestaat uit 3 stappen:

1. Train 2. Leer 3. Probeer

Stap 1: Train

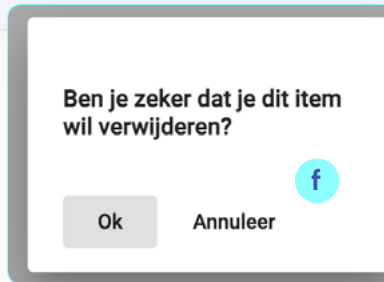
In deze stap geven we de computer een aantal afbeeldingen van honden en katten. Om de computer te helpen geven we de juiste antwoorden, of labels.

- a** Selecteer "**Voeg een nieuwe klasse afbeeldingen toe**". Deze klasse komt overeen met het label.
- b** Voeg een klasse "kat" toe en klik op "**ok**", zoals getoond in Figuur b.
- c** Herhaal deze stap maar voeg nu een klasse "hond" toe. Je zou nu iets als Figuur c moeten zien.
- d** Je kunt nu afbeeldingen toevoegen door te klikken op de knop "**Afbeelding toevoegen**" voor beide klassen, zoals getoond in Figuur d.

Merk op dat het niet beperkt is tot slechts twee klassen, je kunt meer klassen toevoegen. In deze demo gebruiken we echter alleen honden en katten.

The detailed view shows the 'Geef label in' dialog box with the text 'kat' entered and a blue circle 'b' over the 'Ok' button. Below it, the LML tool interface shows two classes: 'hond (0)' and 'kat (0)'. A blue circle 'c' is over the 'hond (0)' class, and a blue circle 'd' is over the 'Afbeelding toevoegen' button for the 'kat (0)' class.

- e Nadat je een afbeelding van een kat en een van een hond hebt toegevoegd, zie je iets dat lijkt op wat in Figuur e.
- f De geüploade afbeeldingen samen met hun label worden de **training data** genoemd. Als je een fout hebt gemaakt en een afbeelding wilt verwijderen, kun je dit doen door op de betreffende afbeelding te klikken en te bevestigen dat je deze wilt verwijderen.



1. Train
Eerst hebben we enkele voorbeelden van afbeeldingen nodig

+ Voeg een nieuwe klasse afbeeldingen toe

hond (1) e

kat (1)

Stap 2: Leer

Klik nu op "Leert afbeeldingen herkennen", zoals getoond in Figuur g. Het model doorloopt nu een leerfase waarin het uit de trainingsdata leert hoe het honden en katten moet classificeren.

2. Leer
Nu is het tijd om te leren afbeeldingen te classificeren

g Leert afbeeldingen herkennen

Stap 3: Probeer

Tot slot testen we ons classificatie model. Dit doen we door afbeeldingen te uploaden. Dit worden de **testgedata** genoemd.

- h Klik op "**laad een test beeld op**", zoals getoond in Figuur h, en kies een afbeelding om te gebruiken voor het testen. Kies een afbeelding die je niet als trainingsdata hebt gebruikt.
 - i De computer voorspelt nu een label voor je geüploade afbeelding. Je ziet zoiets als de afbeelding in Figuur i.
- In het bovenstaande geval is de voorspelling "kat" omdat de score voor de voorspelling hoger is voor kat (76.41%) dan voor hond (23.59%).
- Deze percentages kwantificeren de waarschijnlijkheid dat de gebruikte afbeelding tot de ene of de andere klasse behoort.

3. Probeer
Introduceert nieuwe termen en kijkt na of ze juist geassocieerd werden

h

3. Probeer
Introduceert nieuwe termen en kijkt na of ze juist geassocieerd werden

kat

Ik denk dat het tot klasse kat behoort, niet?

- kat (76.41 %)
- hond (23.59 %)

i

Inleiding tot supervised machine learning

Onderwerp

Deze les is een generiek voorbeeld, niet gerelateerd aan een onderwerp of les.

Leeftijd

Hoewel de les aan elke leeftijd kan worden aangepast, wordt het aanbevolen voor leerlingen tussen de 10 en 12 jaar.

Duur

1 uur

Beschrijving en leerdoelen

Leerlingen maken kennis met het concept classificatie. Door de LearningML tool te verkennen, leren de leerlingen over supervised machine learning. De leerlingen leren al doende hoe belangrijk de trainingsdata zijn voor de nauwkeurigheid van de classificatie. In een aparte vervolgles werken de leerlingen met een biased dataset en leren ze over algoritmische bias.

Situatie voor

Deze les vereist geen specifieke kennis, behalve dat je met een computer moet kunnen werken.

Educatieve doelen

Dit is een generieke les, niet gerelateerd aan een onderwerp. Het doel van deze activiteit is om een kort en eenvoudig voorbeeld te geven om AI te introduceren bij studenten.

Type instructie

Indirecte instructie waarbij leerlingen in groepen werken en problemen bespreken en oplossen.

Materialen, middelen en uitrusting

- Elke groep leerlingen heeft een computer met toegang tot het internet nodig.
- De link naar de tool die in de les wordt gebruikt is: <https://learningml.org/editor/>
- Aan het einde van dit lesplan vind je een activiteitenblad voor de leerlingen.
- De gebruikte afbeeldingen¹ zijn te vinden in [deze map](#).

Referenties en bronnen

Machine Learning, classificatie

Handleiding voor de leerkracht

Begin met een klassikale discussie.

Vraag de leerlingen naar voorbeelden van classificatie die ze in hun leven gebruiken of die ze op school hebben gezien. Indien nodig, enkele voorbeelden om de discussie op gang te brengen: spamdetectie, classificatie van dieren, de verschillende secties in een bibliotheek, handschriftdetectie gebruikt door postdiensten, filmgenres, ...

Leg uit wat we in deze les gaan doen.

In deze les gaan we onze eigen classifier bouwen. We zullen een computer leren hoe hij honden en katten moet classificeren. We zullen dit doen door veel voorbeelden te geven: we zullen foto's van honden en katten laten zien en we zullen de computer ook vertellen dewelke honden en dewelke katten zijn. Herinner de leerlingen eraan hoe ouders hun peuters dieren leren herkennen. Ze gaan bij hun kind zitten en wijzen naar afbeeldingen van dieren in een boek en zeggen "koe" of "beer".

Demo van LearningML.

Zie de vorige sectie voor een demo die in de klas kan worden getoond. Zorg ervoor dat je de concepten van trainingsdata en testdata introduceert.

Laat de leerlingen met de LearningML tool werken.

Zie het meegeleverde activiteitenblad en de link naar afbeeldingen. De leerlingen krijgen een aantal vragen die ze moeten beantwoorden.

Enkele aanwijzingen die je kunnen helpen bij het begeleiden van de activiteit en het bespreken van deze vragen in de klas:

1. Wat gebeurt er als je een classifier test met behulp van de trainingsdata?

De voorspelling is correct en de waarschijnlijkheidsscore voor de voorspelling is hoog. Dit komt omdat de classifier het label voor deze afbeelding uit het hoofd heeft geleerd. Trainingsdata gebruiken als testdata is geen goed idee, het geeft je de indruk dat de classifier goed werkt, maar het vertelt je niet hoe goed het zal werken op ongeziene voorbeelden.

2. Wat gebeurt er als je de classifier voor honden/katten test op een afbeelding van een leeuw?

Het zal ofwel hond of kat voorspellen. In zekere zin zijn deze algoritmen echt dom. Ze zoeken uit of je afbeelding het meest lijkt op de honden of de katten in je trainingsdata. Het is niet slim genoeg om je te vertellen dat het geen van beide is.

3. Wat gebeurt er als je de classifier traint met meer trainingsdata?

Over het algemeen zullen de voorspellingen beter zijn en de waarschijnlijkheden hoger. Hoe meer voorbeelden de classifier kan gebruiken om op te trainen, hoe beter hij de verschillen tussen de klassen zal begrijpen.

Je moet echter voorzichtig zijn met welke gegevens je toevoegt. Door meer afbeeldingen toe te voegen, kun je ook (meer) bias in de gegevens brengen. Als je bijvoorbeeld alleen foto's van witte katten toevoegt, zou de classifier kunnen begrijpen dat een witte vacht impliceert dat het een kat is. Bias wordt besproken in de volgende les.

4. Wat gebeurt er als je maar een beperkt aantal afbeeldingen van honden hebt en veel meer van katten?

De meeste voorspelde labels zullen katten zijn. Dit komt omdat er niet veel honden in de trainingsdata zaten en de classifier niet echt goed kon leren hoe hij een hond van een kat kon onderscheiden. De meeste testdata zullen meer gemeen hebben met de trainingsdata voor katten dan met de trainingsdata voor honden.

5. Is het erg indien sommige katten/honden verkeerd worden geclassificeerd?

Dit is geen groot probleem. Zoals eerder vermeld, zijn er misschien niet genoeg trainingsdata, waardoor het moeilijk is voor de classifier om ze te onderscheiden. Er is alleen een probleem als de classifier systematisch alle katten of alle honden verkeerd classificeert.

Een ingevulde versie van het activiteitenblad met wat extra aanwijzingen en overdenkingen, is toegevoegd aan het einde van deze sectie.

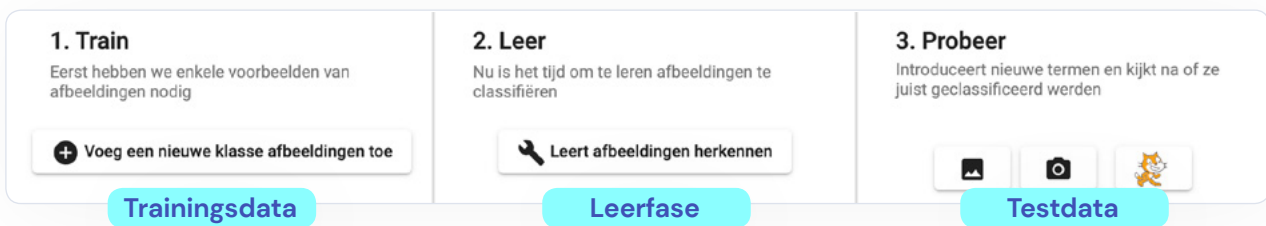
1. Ga naar <https://learningml.org/> en kies "Herken afbeeldingen".

2. In deze les gebruiken we de afbeeldingen in [deze map](#). Deze map heeft verschillende submappen:



3. Vul de drie delen van een supervised machine learning systeem aan: trainingsdata, leerfase en testdata.

Figuur 16. Delen van een supervised learning model systeem.



4. Laten we de computer trainen om honden en katten te classificeren.

- a. Voeg een nieuwe klasse **hond** toe.
- b. Voeg een nieuwe klasse **kat** toe.
- c. Ga naar de map training_set en voeg de afbeeldingen van honden en katten toe aan de juiste klasse.
- d. Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".
- e. Test de classifier gebruikmakend van de afbeeldingen in test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 1**.
- f. **Beantwoord de volgende vragen**
 - Zijn alle voorspellingen correct? Zo niet, wat is hiervoor de oorzaak?

Tabel 1. Resultaten classificatie testdata

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11			kat
cat12			kat
cat13			kat
cat14			kat
cat15			kat
dog11			hond
dog12			hond
dog13			hond
dog14			hond
dog15			hond

5. Laten we dezelfde trainingsdata behouden, maar we voegen nog enkele voorbeelden toe.
 - a. Ga naar de map extra en voeg ook deze afbeeldingen van honden en katten toe aan de juiste klassen.
 - b. Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".
 - c. Test de classifier op de afbeeldingen in de test_set map en schrijf de resultaten in **Tabel 2**.
 - d. **Beantwoord de volgende vragen:**
 - Vergelijk de resultaten met de resultaten in Tabel 1. Zijn de voorspellingen verbeterd? Waarom?

Tabel 2. Resultaten classificatie testdata

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11			kat
cat12			kat
cat13			kat
cat14			kat
cat15			kat
dog11			hond
dog12			hond
dog13			hond
dog14			hond
dog15			hond

6. Laat ons dezelfde trainingsdata behouden.
 - a. Test de classifier op de volgende afbeeldingen uit training_set en schrijf de resultaten op in **Tabel 3**.
 - b. **Beantwoord de volgende vragen:**
 - Waarom zijn de voorspelling zo goed?
 - Is het een goed idee om de trainingsdata te gebruiken om de classifier te testen?

Tabel 3. Resultaten classificatie trainingsdata

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat1			kat
cat2			kat
dog2			hond
dog3			hond

7. Laat ons dezelfde trainingsdata behouden.

a. Test de classifier op de afbeelding lion1 in de map lions en schrijf de resultaten in **Tabel 4**.

b. **Beantwoord de volgende vragen:**

- Hoe heeft het model de leeuw geclassificeerd?
- Kan je uitleggen wat er gebeurd is?

Tabel 4. Resultaten classificatie leeuw.

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
lion1			leeuw

8. Laat ons de trainingsdata veranderen.

a. Verwijder alle honden. Je kan dit doen door op de afbeelding die je wilt verwijderen te klikken en te bevestigen dat je het wilt verwijderen.

b. Ga naar de map training_data en voeg 4 honden toe aan de hond klasse.

c. Je zou als trainingsdata nu 4 honden en 9 katten moeten hebben.

d. Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".

e. Test de classifier op de volgende afbeeldingen uit de map test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 5**.

f. **Beantwoord de volgende vragen**

- Waarom zijn de resultaten zo slecht?

Tabel 5. Resultaten classificatie.

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
dog11			hond
dog12			hond
dog13			hond
dog14			hond
dog15			hond

De waarden in het ingevulde activiteitenblad werden verkregen met de versie van de tool die beschikbaar was op 7 april 2022. De waarden die de studenten verkrijgen kunnen lichtjes verschillen, maar de algemene trend zou dezelfde moeten zijn.

1. Ga naar <https://learningml.org/> en kies "Herken afbeeldingen".

2. In deze les gebruiken we de afbeeldingen in [deze map](#). Deze map heeft verschillende submappen:

training_set

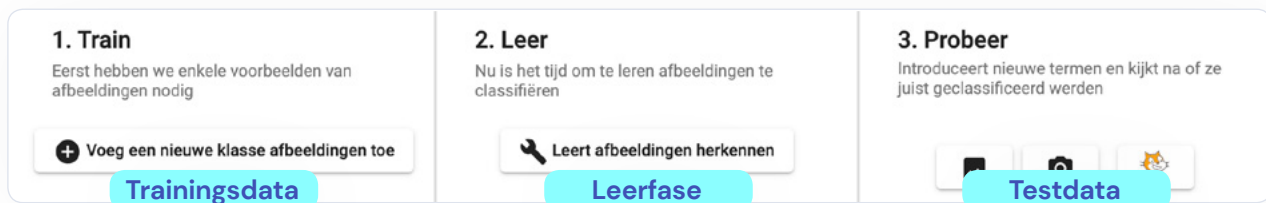
test_set

lions

extra

3. Vul de drie delen van een supervised machine learning systeem aan: trainingsdata, leerfase en testdata.

Figuur 16. Delen van een supervised learning model systeem.



4. Laten we de computer trainen om honden en katten te classificeren.

- Voeg een nieuwe klasse **hond** toe.
- Voeg een nieuwe klasse **kat** toe.
- Ga naar de map training_set en voeg de afbeeldingen van honden en katten toe aan de juiste klasse.
- Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".
- Test de classifier gebruikmakend van de afbeeldingen in test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 1**.
- Beantwoord de volgende vragen**
 - Zijn alle voorspellingen correct? Zo niet, wat is hiervoor de oorzaak?

Tabel 1. Resultaten classificatie testdata: Antwoorden

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11	cat	87.04%	kat
cat12	cat	66.98%	kat
cat13	cat	94.90%	kat
cat14	cat	61.28%	kat
cat15	cat	78.72%	kat
dog11	dog	90.31%	hond
dog12	dog	58.75%	hond
dog13	dog	70.17%	hond
dog14	dog	71.13%	hond
dog15	cat	68.82%	hond

In dit voorbeeld hebben we één hond die verkeerd geïdentificeerd werd. De reden dat deze hond als kat werd geïdentificeerd, is omdat de hond meer gemeen heeft (kleur van de vacht, plaatsing van de poten) met de katten in de trainingsdata dan met de honden.

5. Laten we dezelfde trainingsdata behouden, maar we voegen nog enkele voorbeelden toe.
- Ga naar de map extra en voeg ook deze afbeeldingen van honden en katten toe aan de juiste klassen.
 - Klik op “**Leert afbeeldingen herkennen**”.
 - Test de classifier op de afbeeldingen in de test_set map en schrijf de resultaten in **Tabel 2**.
 - Beantwoord de volgende vragen:**
 - Vergelijk de resultaten met de resultaten in Tabel 1. Zijn de voorspellingen verbeterd? Waarom?

Tabel 2. Resultaten classificatie testdata: Antwoorden

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11	cat	90.35%	kat
cat12	cat	60.63%	kat
cat13	cat	88.17%	kat
cat14	cat	74.53%	kat
cat15	cat	69.78%	kat
dog11	dog	94.46%	hond
dog12	dog	85.31%	hond
dog13	dog	90.93%	hond
dog14	dog	90.01%	hond
dog15	dog	89.16%	hond

Niet alle scores zijn hoger, maar over het algemeen zijn de voorspellingen voor honden beter geworden. De classifier wordt beter in het onderscheiden van katten en honden.

6. Laat ons dezelfde trainingsdata behouden.
- Test de classifier op de volgende afbeeldingen uit training_set en schrijf de resultaten op in **Tabel 3**.
 - Beantwoord de volgende vragen:**
 - Waarom zijn de voorspelling zo goed?
 - Is het een goed idee om de trainingsdata te gebruiken om de classifier te testen?

Tabel 3. Resultaten classificatie trainingsdata: Antwoorden

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat1	cat	98.53%	kat
cat2	cat	97.39%	kat
dog2	dog	99.31%	hond
dog3	dog	98.82%	hond

De classifier werkt erg goed op alle voorbeelden in de trainingsdata. De waarschijnlijkheidsscores voor de voorspellingen zijn hoog. Dit komt omdat de classifier het label voor deze afbeelding uit het hoofd heeft geleerd. Trainingsdata gebruiken als testdata is geen goed idee, het geeft je de indruk dat de classifier goed werkt, maar het vertelt je niet hoe goed het zal werken op ongeziene voorbeelden.

7. Laat ons dezelfde trainingsdata behouden.

- a. Test de classifier op de afbeelding lion1 in de map lions en schrijf de resultaten in **Tabel 4**.
- b. **Beantwoord de volgende vragen:**
 - Hoe heeft het model de leeuw geclassificeerd?
 - Kan je uitleggen wat er gebeurd is?

Tabel 4. Resultaten classificatie leeuw: Antwoorden

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
lion1	hond	80.10%	leeuw

De classifier classificeert de leeuw als een hond. De classifier zal altijd een kat of een hond aangeven. Op basis van de trainingsdata lijkt de leeuw op een hond.

8. Laat ons de trainingsdata veranderen.

- a. Verwijder alle honden. Je kan dit doen door op de afbeelding die je wilt verwijderen te klikken en te bevestigen dat je het wilt verwijderen.
- b. Ga naar de map training_data en voeg 4 honden toe aan de hond klasse.
- c. Je zou als trainingsdata nu 4 honden en 9 katten moeten hebben.
- d. Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".
- e. Test de classifier op de volgende afbeeldingen uit de map test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 5**.
- f. **Beantwoord de volgende vragen**
 - Waarom zijn de resultaten zo slecht?

Tabel 5. Resultaten classificatie: Antwoorden

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
dog11	dog	63.64%	hond
dog12	cat	51.06%	hond
dog13	cat	64.04%	hond
dog14	cat	69.29%	hond
dog15	cat	68.90%	hond

Bijna alle honden zijn als kat geclassificeerd. Dit komt doordat er niet veel honden in de trainingsgegevens zaten en de classifier niet echt goed kon leren hoe hij een hond van een kat moest onderscheiden.

Lessen rond algoritmische bias

Activiteit 1: Generische les rond algoritmische bias

Onderwerp

Deze les is een generiek voorbeeld, niet gerelateerd aan een onderwerp.

Leeftijd

Hoewel de les aan elke leeftijd kan worden aangepast, wordt het aanbevolen voor leerlingen tussen de 10 en 12 jaar.

Duur

1 uur

Beschrijving en leerdoelen

Deze les kan op zichzelf staan of kan georganiseerd worden als een vervolgles op de les over supervised machine learning. In deze les gebruiken leerlingen onbewust een dataset die biased is. Ze leren wat algoritmische bias is en hoe het wordt veroorzaakt. Ze denken na over hoe ze algoritmische bias kunnen voorkomen en ermee om kunnen gaan.

Situatie voor

Deze les vereist geen specifieke kennis, behalve dat je met een computer moet kunnen werken. Als de les niet als vervolgles wordt gegeven, moet de docent een demo geven van de LearningML tool.

Educatieve doelen

Dit is een generieke les, niet gerelateerd aan een specifiek onderwerp. Desondanks introduceert deze activiteit kritisch denken en vooroordelen bij leerlingen, zodat ze kunnen onderscheiden wanneer het bestaat en vooral hoe ze het kunnen vermijden.

Type instructie

Indirecte instructie waarbij leerlingen in groepen werken en problemen bespreken en oplossen.

Materialen, middelen en uitrusting

- Elke groep leerlingen heeft een computer met toegang tot het internet nodig.
- De link naar de tool die in de les wordt gebruikt is: <https://learningml.org/editor/>
- Aan het einde van dit lesplan vind je een activiteitenblad voor de leerlingen.
- De gebruikte afbeeldingen² zijn te vinden in [deze map](#).

Referenties en bronnen

Machine Learning, classificatie, algoritmische bias

Handleiding voor de leerkracht

Begin met een klassikale discussie

Vraag de leerlingen of ze situaties hebben meegemaakt waarin technologie oneerlijk was tegenover hen of iemand die ze kennen. Vraag hen, indien nodig, hoe technologie bevooroordeeld kan zijn.

Enkele typische voorbeelden, indien nodig:

- Sommige gezichtsherkenningssystemen herkennen donkere vrouwelijke gezichten niet zo goed als lichtere mannelijke gezichten.
- Een zeppompje dat niet werkt voor zwarte mensen: https://www.youtube.com/watch?v=YJjv_OeiHmo
- Het systeem waarbij de bank je lening niet goedkeurt omdat je in een bepaalde regio woont.
- Een online platform dat vacatures voor verplegend of secretariaal werk voornamelijk aan vrouwen toont.

Wanneer algoritmes op een systematische manier oneerlijke uitkomsten hebben, noemen we dit algoritmische bias.

Verwijs naar vorige les indien gebruikt als vervolgles

Vraag hen wat er in de vorige les gebeurde toen we de classifier trinden op een kleine set honden en een grote set katten in de trainingsgegevens.

De meeste voorspelde labels waren katten. Dit komt omdat er niet veel honden in de trainingsgegevens zaten en de classifier niet echt goed kon leren hoe hij een hond van een kat moest onderscheiden. De meeste testgegevens zullen meer gemeen hebben met de trainingsgegevens voor katten dan met de trainingsgegevens voor honden.

We zeggen dat ons algoritme bevooroordeeld is ten opzichte van katten omdat het heel goed werkt voor hen en benadeeld ten opzichte van honden omdat het niet zo goed werkt voor hen.

Indien niet gebruikt als vervolgles, geef dan een demo over de tool

Zie een vorige sectie voor een demo die in de klas kan worden getoond. Zorg ervoor dat je de concepten van trainingsdata en testdata introduceert.

Laat de leerlingen werken met de tool

Een activiteitenblad is voorzien.

De afbeeldingen waarmee de leerlingen zullen werken kunnen gevonden worden in [deze map](#). In het activiteitenblad zullen de leerlingen enkele vragen beantwoorden. Een ingevulde versie van het activiteitenblad met wat extra aanwijzingen en bedenkingen, is toegevoegd aan het einde van deze sectie.

Reflecteer

De classifier classificeerde alle roodharige honden als katten en behalve de roodharige kat werden alle katten verkeerd geïdentificeerd als honden. De classifier had de volgende vooringenomenheid/bias: hij ging ervan uit dat de vacht rood moest zijn om een kat te zijn. Deze bias komt rechtstreeks uit de trainingsdata: alle katten in de trainingsdata zijn roodharig.

Vraag de leerlingen of ze een echte situatie kunnen bedenken waarin trainingsdata biased zijn.

Een typisch voorbeeld zijn gezichtsherkenningssystemen die goed werken op lichtere mannen, maar slecht op donkere vrouwen. Dit komt doordat standaard trainingsdatabases voornamelijk blank en mannelijk zijn.

Waarom is dit mogelijk schadelijk?

Gezichtsherkenning op straat kan bijvoorbeeld leiden tot valse arrestaties omdat mensen verkeerd zijn geïdentificeerd. Dit is iets waar we voorzichtig mee moeten zijn als we data gebruiken om een classifier te trainen, onze classifier mag niemand uitsluiten.

1. Ga naar <https://learningml.org/> en kies "Herken afbeeldingen".

2. In deze les gebruiken we de afbeeldingen in [deze map](#). Deze map heeft verschillende submappen.

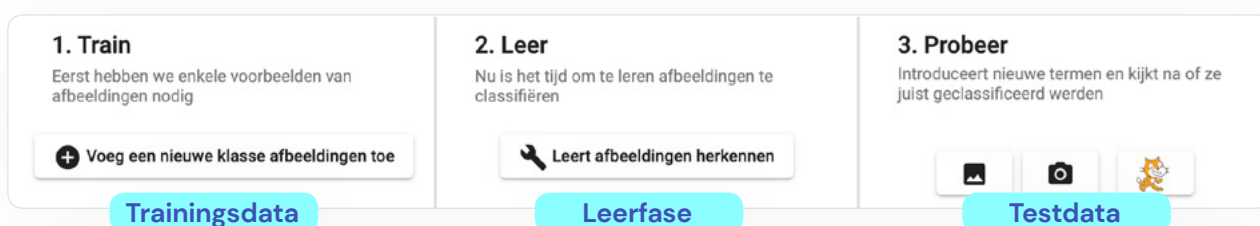
training_set

test_set

extra

3. Vul de drie delen van een supervised machine learning systeem aan: trainingsdata, leerfase en testdata.

Figuur 17. Delen van een supervised learning model systeem.



4. Laten we de computer trainen om honden en katten te classificeren.

- Voeg een nieuwe klasse **hond** toe.
- Voeg een nieuwe klasse **kat** toe.
- Ga naar de map **training_set** en voeg de afbeeldingen van honden en katten toe aan de juiste klasse.
- Voor de honden in de trainingsdata:
 - Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?
- Voor de katten in de trainingsdata:
 - Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?
- Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".
- Test de classifier op de afbeeldingen in test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 11**.
- Voor welke klasse werkt je classifier het best? Waarom?

Tabel 11. Resultaten classificatie testdata

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11			kat
cat12			kat
cat13			kat
cat 14			kat
cat 15			kat
dog11			hond
dog12			hond
dog13			hond
dog14			hond
dog15			hond

5. Probeer de trainingsdata aan te passen om de resultaten te verbeteren. Ga naar de extra map en vergroot je dataset door afbeeldingen van katten en honden te kiezen en deze te uploaden naar de corresponderende klassen. Als je wilt, kun je ook op internet surfen en afbeeldingen uploaden.

- a. Voor de honden in de trainingsdata:
 - Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?
- b. Voor de katten in de trainingsdata:
 - Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?
- c. Klik op **“Leert afbeeldingen herkennen”**.
- d. Test de classifier gebruikmakend van de afbeeldingen in test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 12**.
- e. Voor welke klasse presteert je classifier het best? Of werkt hij voor beide klassen hetzelfde? Wat was de invloed van de wijzigingen die je hebt aangebracht? Waarom?

Tabel 12. Resultaten classificatie testdata

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11			kat
cat12			kat
cat13			kat
cat 14			kat
cat 15			kat
dog11			hond
dog12			hond
dog13			hond
dog14			hond
dog15			hond

De waarden in het ingevulde activiteitenblad werden verkregen met de versie van de tool die beschikbaar was op 7 april 2022. De waarden die de studenten verkrijgen kunnen lichtjes verschillen, maar de algemene trend zou dezelfde moeten zijn.

1. Ga naar <https://learningml.org/> en kies "Herken afbeeldingen".

2. In deze les gebruiken we de afbeeldingen in [deze map](#). Deze map heeft verschillende submappen:

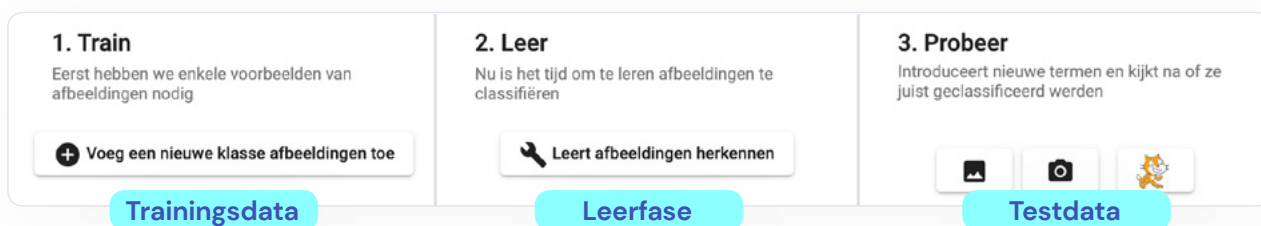
training_set

test_set

extra

3. Vul de drie delen van een supervised machine learning systeem aan: trainingsdata, leerfase en testdata.

Figuur 18. Delen van een supervised learning model systeem.



4. Laten we de computer trainen om honden en katten te classificeren.

- a. Voeg een nieuwe klasse **hond** toe.
- b. Voeg een nieuwe klasse **kat** toe.
- c. Ga naar de map **training_set** en voeg de afbeeldingen van honden en katten toe aan de juiste klasse.
- d. Voor de honden in de trainingsdata:
 - Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?

- Er zijn 6 afbeeldingen.
- Ze hebben verschillende kleuren vacht en zijn van verschillende rassen. Slechts twee honden hebben dezelfde kleur vacht.
- Er zijn verschillende zithoudingen; sommigen stappen.

- e. Voor de katten in de trainingsdata:
 - Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?

- Er zijn 6 afbeeldingen.
- Het zijn allemaal roodharige katten. Ze hebben allemaal strepen.
- Er zijn verschillende zithoudingen; sommigen stappen.

f. Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".

- g. Test de classifier op de afbeeldingen in test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 11**.
- h. Voor welke klasse werkt je classifier het best? Waarom?

Alle katten zijn verkeerd geassocieerd, behalve de roodharige kat. De roodharige hond werd geassocieerd als kat. De classifier heeft geleerd dat als de kleur van de vacht rood is, het een kat moet zijn.

Tabel 11. Resultaten classificatie testdata: Antwoorden

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11	cat	87.02%	kat
cat12	dog	61.87%	kat
cat13	dog	70.33%	kat
cat 14	dog	55.93%	kat
cat 15	dog	55.64%	kat
dog11	dog	84.57%	hond
dog12	dog	93.76%	hond
dog13	dog	70.94%	hond
dog14	cat	52.77%	hond
dog15	dog	91.61%	hond

Belangrijke opmerking voor vraag 5. Er is geen unieke oplossing, deze vraag moet gezien worden als een experiment. De leerlingen proberen afbeeldingen toe te voegen om de voorspellingen beter te maken. Het doel is om ervoor te zorgen dat meer katten als katten worden geclassificeerd en niet als honden, terwijl de honden nog steeds als honden worden geclassificeerd. Als de leerlingen niet tevreden zijn met de resultaten, kunnen ze nog meer afbeeldingen toevoegen of sommige afbeeldingen die ze hebben geüpload verwijderen. Herinner hen eraan dat ze de computer opnieuw moeten trainen nadat ze de trainingsgegevens hebben gewijzigd.

5. Probeer de trainingsdata aan te passen om de resultaten te verbeteren. Ga naar de extra map en vergroot je dataset door afbeeldingen van katten en honden te kiezen en deze te uploaden naar de corresponderende klassen. Als je wilt, kun je ook op internet surfen en afbeeldingen uploaden.

- a. Voor de honden in de trainingsdata:
- Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?

Als voorbeeld hebben we de volgende afbeeldingen van honden uit de extra map toegevoegd: dog22, dog23, dog25. Op deze manier hebben we nog meer variatie toegevoegd: we hebben nu bijvoorbeeld ook een witte hond.

- b. Voor de katten in de trainingsdata:
- Hoeveel afbeeldingen zijn er?
 - Zijn de afbeeldingen gelijkaardig?
 - Zijn de afbeeldingen verschillend?

Als voorbeeld hebben we de volgende afbeeldingen van katten uit de extra map toegevoegd: cat23, cat24, cat25. We hebben nu een meer gebalanceerde dataset: er is meer variatie in de training data: niet alle katten zijn roodharig en we hebben ook katten zonder strepen.

- c. Klik op "Leert afbeeldingen herkennen".
 d. Test de classifier gebruikmakend van de afbeeldingen in test_set en schrijf de resultaten in **Tabel 12**.

- e. Voor welke klasse presteert je classifier het best? Of werkt hij voor beide klassen hetzelfde? Wat was de invloed van de wijzigingen die je hebt aangebracht? Waarom?

De nauwkeurigheid van de classifier is aanzienlijk toegenomen. Er zijn nog steeds twee dieren die onjuist zijn geclassificeerd: cat13 en dog13. Als je de trainingsgegevens nader bekijkt, kun je zien waarom dit zou kunnen zijn:

- kat13 lijkt veel meer op dog1 uit de trainingsdata dan op een van de katten in de trainingsdata.
- hond13 lijkt veel meer op de nieuw toegevoegde cat25 uit de trainingsdata dan op de honden uit de trainingsdata.

Tabel 12. Resultaten classificatie testdata: Antwoorden

Afbeelding	Voorspelde klasse	Score	Juiste klasse
cat11	cat	96.43%	kat
cat12	cat	84.88%	kat
cat13	dog	70.71%	kat
cat 14	cat	74.66%	kat
cat 15	cat	70.64%	kat
dog11	dog	89.86%	hond
dog12	dog	87.87%	hond
dog13	cat	55.41%	hond
dog14	dog	59.77%	hond
dog15	dog	80.78%	hond

Activiteit 2: Sociale wetenschappen

In deze activiteit over bias zullen leerlingen de effecten van vooroordelen/bias ervaren. We hebben twee verschillende activiteiten gemaakt die gebaseerd zijn op hetzelfde model van Thomas Schelling. Er zijn links naar interactieve inhoud voorzien.

Merk op dat voor deze activiteiten de LearningML tool niet nodig is.

 Onderwerp	 Leeftijd	 Duur
Deze les is gerelateerd aan sociale wetenschappen.	Er zijn twee versies van het experiment. De eerste is meer geschikt voor oudere leerlingen (vanaf 14 jaar). De tweede kan zelfs gespeeld worden door jongere kinderen op de basisschool.	1 uur

Beschrijving en leerdoelen

In dit onderdeel leren leerlingen hoe een kleine bias grote gevolgen kan hebben voor de resultaten. Specifiek richten we ons op de discipline van de sociale wetenschappen waar bias het best geïdentificeerd kan worden.

Voorkennis

- Leerlingen begrijpen wat algoritmische bias is.
- Leerlingen begrijpen dat bevooroordeelde gegevens kunnen leiden tot algoritmische bias.
- Leerlingen begrijpen dat persoonlijke vooroordelen van de programmeur kunnen leiden tot algoritmische bias.

Bronnen

- Voorbeeld 1: [Bias game](#)
- Voorbeeld 2: [Segregatie](#)
- Video op YouTube: [Uitleg over het model van Schelling](#).

Achtergrond

Algoritmische bias

Type

Impact van AI

Achtergrond

Bij het gebruik van AI-gebaseerde tools is het belangrijk om te weten dat deze gevoelig zijn voor vooroordelen. Dit komt doordat gegevens vertekend kunnen zijn en iedere programmeur persoonlijke voorkeuren heeft. Wat mensen zich vaak niet realiseren zijn de grote effecten die een kleine vertekening kan hebben. In dit onderdeel vind je twee experimenten die studenten kunnen uitvoeren die aantonen hoe een kleine vertekening een potentieel grote impact kan hebben.

Deze experimenten zijn gebaseerd op een eenvoudig model dat Thomas Schelling in 1960 creëerde. In dit model wordt een gemengde groep mensen spontaan gesegregeerd naar ras. Dit gebeurt ook al wil niemand in de populatie dat. Aanvankelijk worden zwarte en witte gezinnen willekeurig verdeeld. Op een vast tijdstip beslist elk gezin of ze willen verhuizen of niet, afhankelijk van de raciale samenstelling van hun onmiddellijke buurt. Deze procedure wordt herhaald totdat iedereen een woning naar keuze heeft gevonden.

Wat er gebeurt, hangt natuurlijk af van de voorkeuren van de families. Als iedereen onverschillig staat tegenover ras, zal niemand verhuizen. Aan de andere kant, als niemand naast iemand van een ander ras wil wonen, is totale segregatie de enige oplossing. De interessante gevallen bevinden zich tussen deze twee uitersten. Schelling ontdekte dat segregatie kan ontstaan wanneer gezinnen niet in de minderheid willen zijn. Een relatief lichte voorkeur voor burens van hetzelfde ras kan leiden tot hoge niveaus van segregatie.

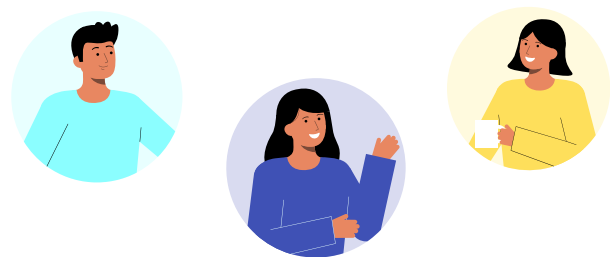
Voorbeeld 1: Bias game

Maak 21 kaarten van 3 verschillende kleuren: van elke kleur heb je 7 kaarten. Elke kleur staat voor een soort persoon, bijvoorbeeld een ras. Begin met drie verschillende kaarten naast elkaar te leggen, zoals in Figuur 18.

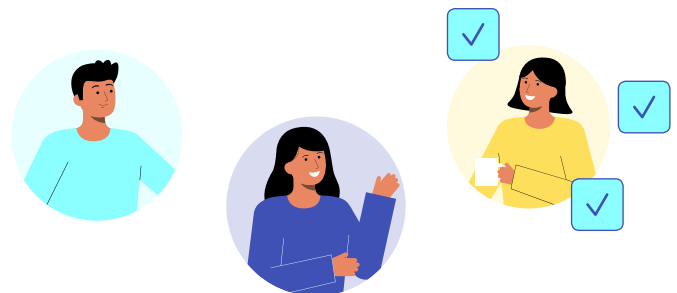
De overgebleven kaarten worden geschud en in het midden gelegd. Leerlingen gaan om de beurt. Als een leerling een kaart pakt, moet hij die op tafel leggen. Niemand wil echter de enige in de buurt zijn die op ons lijkt. Je kunt de kaart dus alleen naast een persoon van hetzelfde type leggen. Als je bijvoorbeeld een rode persoon moet plaatsen, kun je dat alleen doen op de posities in Figuur 19.

Als de leerlingen klaar zijn met het toevoegen van alle kaarten, zien ze dat ze gesegregeerde groepen mensen hebben gemaakt.

Figuur 18. Bias game.



Figuur 19. Bias game.



Voorbeeld 2: Segregatie

Dit experiment is onmiddellijk gebaseerd op het model van Schelling en wordt ook uitgelegd in de video. Als je wilt, kun je zelfs eieren gebruiken zoals in de video. Laat ze anders in groepjes van 4-5 werken. Voor elke groep:

- Teken een raster van 6 bij 6 op een groot stuk papier.
- Je hebt 30 stukken gekleurd papier nodig die passen in de tegels die je op het papier hebt getekend.
- Je hebt stukjes papier van twee verschillende kleuren nodig. Het experiment werkt met verschillende verdelingen, maar het moet min of meer 50-50% van elke kleur zijn omdat we in een gemengde buurt willen beginnen.
- Kies twee kleuren die heel verschillend zijn, bijvoorbeeld blauw en rood.
- In plaats van papier kun je ook schaakstukken of andere objecten in twee verschillende kleuren gebruiken.
- Leg de stukjes papier op de 30 tegels in het raster en meng ze om een gemengde buurt te krijgen.

Laat het experiment dan beginnen. In wat volgt noemen we een stuk papier een huis, en we hebben huizen in de kleuren rood en blauw. Doe voor elk huis het volgende:

- Tel het aantal huizen van elke kleur in de onmiddellijke buurt. Alle x'en zijn tegels die een directe buur kunnen bevatten, zoals getoond in Figuur 20.
- Vergeet niet om ook het huis zelf mee te tellen.
- Moet je het rode huis in het midden verplaatsen? Voorbeelden:

Figuur 20. Segregatie experiment.

×	×	×
×	🏠	×
×	×	×

Situatie 1

Rood = 2 **Blauw = 2**

Omdat er minstens evenveel rode als blauwe huizen zijn, verplaatsen we het huis niet.

🏠	🏠	
	🏠	🏠

Situatie 2

Rood = 3 **Blauw = 2**

Omdat er minstens evenveel rode als blauwe huizen zijn, verplaatsen we het huis niet.



Situatie 3

Rood = 2 **Blauw = 3**

Omdat er meer blauwe dan rode huizen zijn, moet het huis worden verplaatst.



- Als het rode huis verplaatst moet worden, verplaats het huis dan naar een lege tegel waar de burens zo zijn dat als je het huis verplaatst, er niet meer blauwe huizen dan rode huizen zullen zijn.
- De leerlingen blijven huisjes verhuizen tot elk huisje zich in een buurt bevindt die overeenkomt met hun voorkeuren of tot het duidelijk wordt dat de buurt zich in de loop van de tijd segregert.

Tijdens de activiteit kun je zien hoe we onbewust vooroordelen introduceren bij het creëren van de buurt. Dit kan ook gebeuren wanneer we de gegevens kiezen waarmee we een ML model trainen, wat leidt tot situaties die vermeden zouden kunnen worden.

Lessen voor specifieke vakken

Dit hoofdstuk is onderverdeeld in twee subsecties. Het eerste bevat kant-en-klare lessen voor specifieke vakken, waarbij gebruik wordt gemaakt van de LearningML tool. De tweede geeft een overzicht van tools die gebruikt kunnen worden om les te geven over AI in een aantal specifieke vakken.

Ons doel is om een overzicht te geven van handige AI-tools die je lessen kunnen verbeteren.

LearningML lessen

Wiskunde

Meetkunde

 Les

Meetkunde/Wiskunde

 Leeftijd

10-12 jaar

 Duur

1 u

Beschrijving en leerdoelen

Deze voorbeeldles is een activiteit die gebruikt kan worden in een les meetkunde om verschillende vormen, zoals parallellogram, vierkant, trapezium en rechthoek, te leren onderscheiden. In deze activiteit leren de leerlingen hoe ze deze vormen kunnen onderscheiden op basis van hun definities en eigenschappen. De activiteit maakt gebruik van machine learning om het leren van de leerlingen te versterken. We werken ook aan soft skills zoals kritisch denken, communicatie en argumentatievaardigheden.

Onderwerp Geometrische vormen

Onderwijsdoelen

- Parallelogrammen, vierkanten, trapezia en rechthoeken herkennen op basis van hun kenmerken.
- Hun belangrijkste kenmerken kunnen identificeren.
- Kritisch denken bij het gebruik van AI voor de classificatie van de vormen bevorderen.

Situatie voor Vereiste voorkennis.

- Definities van parallellogram, vierkant, trapezium en rechthoek.
- Terminologie: hoeken, zijden, diagonalen en driehoeken.

Type instructie

Indirecte instructie waarbij leerlingen in groepen werken en onder leiding van de leerkracht problemen bespreken en oplossen.

Materialen, middelen en uitrusting

- [LearningML tool](#), in het bijzonder beeldherkenning
- Computer met goede internetverbinding
- [Link naar het materiaal](#)


Achtergrondkennis

Vierhoek: een vierzijdige veelhoek. Een vierhoek heeft vier zijden, vier hoekpunten en de som van de hoeken is 360 graden. Er zijn enkele speciale soorten vierhoeken:

Rechthoek: een vierhoek waarin elke hoek 90 graden meet.

Eigenschappen:

- Tegengestelde zijden zijn gelijk en evenwijdig.
- Een rechthoek heeft twee diagonalen van gelijke lengte die elkaar snijden en de rechthoek in twee gelijke delen verdelen.

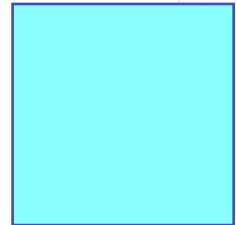


Vierhoek

Vierkant: een vierhoek waarbij elke hoek 90 graden meet en alle zijden even lang zijn.

Eigenschappen:

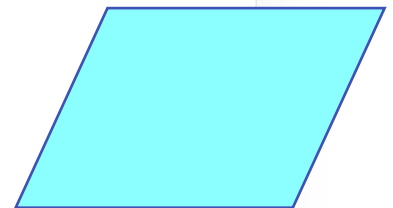
- Elk vierkant is een rechthoek.
- Tegengestelde zijden zijn gelijk en evenwijdig.
- Een vierkant heeft twee diagonalen van gelijke lengte die elkaar snijden en de rechthoek in twee gelijke delen verdelen.
- De diagonalen snijden elkaar in een hoek van 90 graden.
- De diagonalen verdelen het vierkant in twee gelijkbenige rechthoekige driehoeken.
- Een vierkant heeft vier symmetrieassen.
- Een vierkant heeft een rotatiesymmetrie van orde 4.



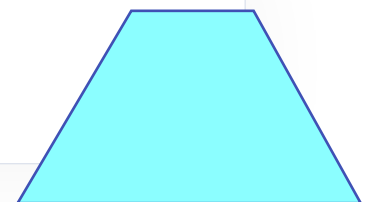
Parallelogram: een vierhoek waarvan de overstaande zijden evenwijdig zijn.

Eigenschappen:

- Elk parallellogram is een trapezium.
- De overstaande zijden zijn gelijk.
- De tegengestelde hoeken zijn gelijk.
- De diagonalen snijden elkaar.
- De diagonalen verdelen het parallellogram in twee congruente driehoeken.



Trapezium: een vierhoek met één paar evenwijdige zijden. De evenwijdige zijden staan bekend als de basissen en de niet-parallelle zijden staan bekend als de benen van het trapezium.



Beschrijving van de les

Stap 1

5–30
min

Deze stap bevat twee opties (a en b), afhankelijk van de bron van de afbeeldingen. Deze opties zijn niet opeenvolgend, de leerkracht moet een van beide kiezen. Als de leerkracht een van de twee heeft gekozen, vraagt de leerkracht de leerlingen om het laatste deel van deze stap te doen, onderdeel c.

- a. Upload ten minste 10 foto's van elk van de vormen met behulp van de meegeleverde link (5 minuten)
- b. Vraag de leerlingen om van elke vorm minstens 10 afbeeldingen op internet te zoeken. De Google Image Search engine kan hierbij een grote hulp zijn (30 minuten)
- c. Vraag de leerlingen om voor elke vorm de verschillende afbeeldingen te uploaden.

Alle afbeeldingen moeten worden geüpload naar LearningML, waarbij de leerlingen aan het einde van deze stap vier klassen vormen hebben (rechthoeken, vierkanten, parallellogrammen en trapezia).

Stap 2

15 min

Laat het model leren. In deze stap leert LearningML om afbeeldingen te classificeren, gebaseerd op de gegevens uit Stap 1. Op dit punt is het een goede gelegenheid om de belangrijkste concepten van de verschillende vormen te presenteren. Leerlingen zouden zich al bewust moeten zijn van de belangrijkste verschillen, gebaseerd op de afbeeldingen van stap 1. De belangrijkste concepten en sleutelwoorden moeten in dit stadium worden gepresenteerd.

Stap 3

30–60
min

Het model testen en bespreken. Vraag de leerlingen om andere afbeeldingen van vormen te zoeken. Laat ze de afbeelding uploaden naar LearningML om de voorspelde vorm te zien. Als alternatief kan de gegeven link gebruikt worden om afbeeldingen te vinden. Voor elke geüploade afbeelding moeten de leerlingen de volgende vragen beantwoorden:

- Zijn de resultaten correct? (Is de meest waarschijnlijke vorm degene die je denkt dat het is?)
- Als het resultaat niet klopt, kun je dan een reden bedenken waarom het model die vorm voorspelt?
- Welke eigenschappen heb je (als mens) gebruikt om de vormen te identificeren?
- Welke eigenschappen denk je dat het algoritme gebruikt om de vormen te identificeren?

Vraag leerlingen om een afbeelding van een tafel te uploaden en deze als testafbeelding te gebruiken.

- Wat is de voorspelling?
- Zijn de resultaten correct?
- Wat is volgens jou de belangrijkste eigenschap of het belangrijkste detail dat het model gebruikt om zijn type te identificeren?
- Als het resultaat niet klopt, kun je dan een reden bedenken waarom het model die vorm voorspelt?

Hoeken van driehoeken

 Les	 Leeftijd	 Duur
Meetkunde/ Wiskunde	10-12 jaar	1-2u (afhankelijk van of ze de bestaande dataset gebruiken of zelf maken)

Beschrijving en leerdoelen

Deze voorbeeldles is een activiteit die gebruikt kan worden in een les meetkunde over driehoeken. In deze activiteit leren de leerlingen hoe ze driehoeken kunnen onderscheiden op basis van eigenschappen van de hoeken. De activiteit maakt gebruik van machine learning om het leren van de leerlingen te versterken. We werken ook aan soft skills zoals kritisch denken, communicatie en argumentatievaardigheden.

Situatie voor

Vereiste voorkennis.

- Scherpe, rechte en stompe hoeken.
- Eigenschappen van driehoeken op basis van hun hoeken, zoals de som van alle hoeken van een driehoek is 180 graden.

Onderwijsdoelen

- Herken de drie soorten driehoeken (rechthoekige driehoek, scherphoekige driehoek, stomphoekige driehoek), gebaseerd op hun hoeken.
- Hun belangrijkste kenmerken kunnen identificeren.
- Kritisch denken bij het gebruik van AI in de classificatie van de respectieve driehoeken bevorderen.

Type instructie

Indirecte instructie waarbij leerlingen in groepen werken en onder leiding van de leerkracht problemen bespreken en oplossen.

Materiaal, middelen en uitrusting

- [LearningML tool](#), in het bijzonder beeldherkenning
- Computer met goede internetverbinding
- [Link naar het materiaal](#)

Achtergrondkennis

In de meetkunde is een driehoek een veelhoek met drie ribben en drie hoekpunten. Gebaseerd op de lengte van de zijden en de afmeting van de hoeken, zijn er zes soorten driehoeken: rechthoekige driehoek, scherphoekige driehoek, stomphoekige driehoek, ongelijkzijdige driehoek, gelijkbenige driehoek en gelijkzijdige driehoek. In deze activiteit bekijken we echter alleen de volgende drie soorten:

- Als een van de binnenhoeken van de driehoek meer dan 90 graden meet, dan wordt de driehoek een **stomphoekige driehoek** genoemd.
- Een **scherphoekige driehoek** is een driehoek waarvan alle drie de binnenhoeken kleiner zijn dan 90 graden.

Achtergrond- kennis (voortgezet)

→ Een **rechthoekige driehoek** is een driehoek waarin één hoek 90° meet. Een hoek van 90° wordt een rechte hoek genoemd en daarom wordt een driehoek met een rechte hoek een rechthoekige driehoek genoemd. In een rechthoekige driehoek geldt de stelling van Pythagoras.

De som van alle hoeken in een driehoek (van alle soorten) is gelijk aan 180° .

Beschrijving van de les

Stap 1

5-30
min

Deze stap bevat twee opties (a en b), afhankelijk van de bron van de afbeeldingen. Deze opties zijn niet opeenvolgend, de leerkracht moet een van beide kiezen. Als de leerkracht een van de twee heeft gekozen, vraagt de leerkracht de leerlingen om het laatste deel van deze stap te doen, onderdeel c.

- Upload 10 afbeeldingen voor elk type via de meegeleverde link (5 minuten)
- Vraag de leerlingen om voor elke vorm minimaal 10 afbeeldingen op te zoeken op internet. De Google Image Search engine kan hierbij een grote hulp zijn (30 minuten)
- Vraag de leerlingen om voor elke vorm de verschillende afbeeldingen te uploaden.

Alle afbeeldingen moeten worden geüpload naar LearningML, waarbij de leerlingen aan het eind van deze stap drie klassen vormen hebben (stomphoekige, scherphoekige en rechthoekige driehoeken).

Stap 2

15 min

Laat het model leren. In deze stap leert LearningML om afbeeldingen te classificeren, gebaseerd op de gegevens uit Stap 1. Op dit punt is het een goede gelegenheid om de belangrijkste concepten van de verschillende driehoeken te presenteren. Leerlingen moeten zich al bewust zijn van de belangrijkste verschillen, gebaseerd op de afbeeldingen uit stap 1. De belangrijkste concepten en sleutelwoorden moeten in dit stadium worden gepresenteerd.

Stap 3

30-60
min

Het model testen en bespreken. Vraag de leerlingen om afbeeldingen van driehoeken te downloaden van het internet en ze te uploaden naar learningML om de resultaten te bekijken. Als alternatief kan de gegeven link gebruikt worden om afbeeldingen te vinden. Voor elke geüploade afbeelding moeten de leerlingen de volgende vragen beantwoorden:

- Zijn de resultaten correct? (Is de voorspelling van het AI-model correct?)
- Als het resultaat niet klopt, kun je dan een reden bedenken waarom het model die vorm voorspelt?
- Welke eigenschappen heb je (als mens) gebruikt om de vormen te identificeren?
- Welke eigenschappen denk je dat het algoritme gebruikt om de vormen te identificeren?

Vraag de leerlingen om een vierkant te uploaden en te gebruiken als testafbeelding.

- Wat is de voorspelling van het model?
- Waarom voorspelde het model die vorm?

Zijden van driehoeken

 Les	 Leeftijd	 Duur
Meetkunde/ Wiskunde	10-12 jaar	1-2u (afhankelijk van of ze de bestaande dataset gebruiken of zelf maken)

Beschrijving en leerdoelen

Deze voorbeeldles is een activiteit die gebruikt kan worden in een les meetkunde over driehoeken. In deze activiteit leren de leerlingen hoe ze driehoeken kunnen onderscheiden op basis van eigenschappen van de zijden. De activiteit maakt gebruik van machine learning om het leren van de leerlingen te versterken. We werken ook aan soft skills zoals kritisch denken, communicatie en argumentatievaardigheden.

Situatie voor

Vereiste voorkennis.

- Ongelijkzijdige, gelijkbenige en gelijkzijdige hoeken.
- Eigenschappen van driehoeken op basis van hun hoeken, zoals de som van alle hoeken van een driehoek is 180 graden.

Onderwijsdoelen

- Herken de drie soorten driehoeken (ongelijkzijdige driehoek, gelijkbenige driehoek, gelijkzijdige driehoek), gebaseerd op hun zijden.
- Hun belangrijkste kenmerken kunnen identificeren.
- Kritisch denken bij het gebruik van AI in de classificatie van de respectieve driehoeken bevorderen.

Type instructie

Indirecte instructie waarbij leerlingen in groepen werken en onder leiding van de leerkracht problemen bespreken en oplossen.

Materiaal, middelen en uitrusting

- [LearningML tool](#), in het bijzonder beeldherkenning
- Computer met goede internetverbinding
- [Link naar het materiaal](#)

Achtergrondkennis

In de meetkunde is een driehoek een veelhoek met drie ribben en drie hoekpunten. Gebaseerd op de lengte van de zijden en de afmeting van de hoeken, zijn er zes soorten driehoeken: rechthoekige driehoek, scherphoekige driehoek, stomphoekige driehoek, ongelijkzijdige driehoek, gelijkbenige driehoek en gelijkzijdige driehoek. In deze activiteit bekijken we echter alleen de volgende drie soorten:

- Een **gelijkzijdige driehoek** is een driehoek waarvan alle drie de zijden even lang zijn.

**Achtergrond-
kennis
(voortgezet)**

- Een **gelijkbenige driehoek** is een driehoek waarin twee zijden gelijk zijn.
- Een **ongelijkzijdige driehoek** is een driehoek waarvan geen van de zijden gelijk is.

Eigenschappen van gelijkzijdige driehoeken:

- De hoeken zijn congruent en gelijk aan 60 graden.
De loodlijn die van een hoekpunt naar de overstaande zijde wordt getrokken, snijdt de zijde in gelijke lengtes.

Eigenschappen van gelijkbenige driehoeken:

- In een gelijkbenige driehoek worden de twee gelijke zijden de benen genoemd en de hoek ertussen de tophoek. De zijde tegenover de tophoek heet de basis.
- De loodlijn van de tophoek doorsnijdt de basis en de tophoek.
- De basishoeken zijn gelijk.
- De loodlijn vanuit de tophoek verdeelt de driehoek in twee congruente driehoeken. Dit is ook de symmetrieas van de driehoek.

Eigenschappen van ongelijkzijdige driehoeken:

- De hoeken hebben verschillende afmetingen.
- Het heeft geen gelijke zijden. Er is dus geen symmetrieas.
- Het kan een stomphoekige, scherphoekige of rechthoekige driehoek zijn.

Onthoud dat een stomphoekige driehoek een driehoek is waarin één hoek groter is dan 90 graden. Een stomphoekige driehoek kan een ongelijkzijdige of gelijkbenige driehoek zijn, maar zal nooit gelijkzijdig zijn.

Beschrijving van de les

Stap 1

5–30
min

Deze stap bevat twee opties (a en b), afhankelijk van de bron van de afbeeldingen. Deze opties zijn niet opeenvolgend, de leerkracht moet een van beide kiezen. Als de leerkracht een van de twee heeft gekozen, vraagt de leerkracht de leerlingen om het laatste deel van deze stap te doen, onderdeel c.

- a. Upload 10 afbeeldingen voor elk type via de meegeleverde link (5 minuten)
- b. Vraag de leerlingen om voor elke vorm minimaal 10 afbeeldingen op te zoeken op internet. De Google Image Search engine kan hierbij een grote hulp zijn (30 minuten)
- c. Vraag de leerlingen om voor elke vorm de verschillende afbeeldingen te uploaden.

Alle afbeeldingen moeten worden geüpload naar LearningML, waarbij de leerlingen aan het eind van deze stap drie klassen hebben (ongelijkzijdige, gelijkbenige en gelijkzijdige driehoeken).

Stap 2

15 min

Laat het model leren. In deze stap leert LearningML om afbeeldingen te classificeren, gebaseerd op de gegevens uit Stap 1. Op dit punt is het een goede gelegenheid om de belangrijkste concepten van de verschillende driehoeken te presenteren. Leerlingen zouden zich al bewust moeten zijn van de belangrijkste verschillen, gebaseerd op de afbeeldingen van stap 1. De belangrijkste concepten en sleutelwoorden moeten in dit stadium worden gepresenteerd.

Stap 3

30–60
min

Het model testen en bespreken. Vraag leerlingen om afbeeldingen van driehoeken te downloaden van het internet en ze te uploaden naar learningML om de resultaten te bekijken. Als alternatief kan de gegeven link gebruikt worden om afbeeldingen te vinden. Voor elke geüploade afbeelding moeten de leerlingen de volgende vragen beantwoorden:

- Zijn de resultaten correct? (Is de voorspelling van het AI-model correct?)
- Als het resultaat niet klopt, kun je dan een reden bedenken waarom het model die vorm voorspelde?
- Welke eigenschappen heb je (als mens) gebruikt om de vormen te identificeren?
- Welke eigenschappen denk je dat het algoritme gebruikt om de vormen te identificeren?

Vraag de leerlingen om een vierkant te uploaden en te gebruiken als testafbeelding.

- Wat is de voorspelling van het model?
- Waarom voorspelde het model die vorm?

Religieuze gebouwen

 Les	 Leeftijd	 Duur
Geschiedenis	10-12 jaar	1-2u (afhankelijk van of ze de bestaande dataset gebruiken of zelf maken)

Beschrijving en leerdoelen

Deze voorbeeldles is een activiteit die gebruikt kan worden in een geschiedenisles. Er zijn wereldwijd naar schatting 10.000 verschillende religies, maar we behandelen de architectuur van de populairsten: het christendom (orthodoxe verschillen in Griekenland en Rusland) - het boeddhisme - de islam. De activiteit maakt gebruik van machine learning om het leren van de leerlingen te versterken. We werken ook aan soft skills zoals kritisch denken, communicatie en argumentatievaardigheden.

Situatie voor

Deze les is algemeen en vereist geen specifieke kennis, naast het kunnen werken met een computer.

Onderwijsdoelen

- Leer de verschillen in architectuur voor de verschillende religies.
- Hun belangrijkste kenmerken kunnen identificeren.
- Kritisch denken bij het gebruik van AI voor de classificatie van gebouwen bevorderen.

Type instructie

Indirecte instructie waarbij leerlingen in groepen werken en problemen bespreken en oplossen onder begeleiding van de leerkracht.

Materiaal, middelen en uitrusting

- [LearningML tool](#), in het bijzonder beeldherkenning
- Computer met goede internetverbinding
- [Link naar het materiaal](#)

Achtergrondkennis

(Aangepast van Wikipedia). Het woord **kerk** is afgeleid van het Griekse ekklesia, wat de geroepenen betekent. De oorspronkelijke betekenis verwijst naar het lichaam van gelovigen of het lichaam van Christus. Het woord kerk wordt door sommige christelijke denominaties, waaronder anglicanen en katholieken, gebruikt om te verwijzen naar een christelijke plaats van aanbidding. Andere christelijke denominaties hebben bezwaar tegen het gebruik van het woord "kerk" om naar een gebouw te verwijzen, omdat zij vinden dat dit woord voorbehouden moet zijn aan de groep van gelovigen die daar aanbidden. In plaats daarvan gebruiken deze groepen woorden als "hal" om hun gebedsplaatsen aan te duiden of om het even welk gebouw dat zij gebruiken om samen te komen.

**Achtergrond-
kennis
(voortgezet)**

Een **moskee**, wat letterlijk “plaats van onderwerping” betekent, is een gebedsplaats voor volgelingen van de islam. Er zijn strikte en gedetailleerde vereisten in de soennitische jurisprudentie (fiqh) om een gebedsplaats als een mosjid te beschouwen, plaatsen die niet aan deze vereisten voldoen worden beschouwd als musallas. Er zijn strenge beperkingen op het gebruik van het gebied dat formeel is afgebakend als moskee (wat vaak een klein deel van het grotere complex is), en in de islamitische Sharia-wetgeving, nadat een gebied formeel is aangewezen als moskee, blijft dit zo tot de Laatste Dag. Veel moskeeën hebben uitgebreide koepels, minaretten en gebedshallen in verschillende bouwstijlen. Moskeeën vinden hun oorsprong op het Arabisch schiereiland, maar zijn nu te vinden op alle bewoonde continenten. De moskee dient als een plaats waar moslims kunnen samenkomen voor salat (wat “gebed” betekent), maar ook als een centrum voor informatie, onderwijs, sociaal welzijn en geschillenbeslechting. De imam leidt de congregatie in gebed.

Tempels in het boeddhisme vertegenwoordigen het zuivere land of de zuivere omgeving van een Boeddha. Traditioneel Boeddhistische tempels zijn ontworpen om innerlijke en uiterlijke vrede te inspireren. De structuur en architectuur variëren van regio tot regio. Meestal bestaat de tempel niet alleen uit de gebouwen, maar ook uit de omgeving. De architecturale elementen van een boeddhistische tempel zijn bedoeld om thema's en de leer van het boeddhisme te belichamen.

Beschrijving van de les

Stap 1

5–30
min

Deze stap bevat twee opties (a en b), afhankelijk van de bron van de afbeeldingen. Deze opties zijn niet opeenvolgend, de leerkracht moet een van beide kiezen. Als de leerkracht een van de twee heeft gekozen, vraagt de leerkracht de leerlingen om het laatste deel van deze stap te doen, onderdeel c.

- a. Upload ten minste 10 foto's van elk van de gebouwen met behulp van de meegeleverde link (5 minuten)
- b. Vraag de leerlingen om van elk gebouw minstens 10 afbeeldingen op internet te zoeken. De Google Image Search engine kan hierbij een grote hulp zijn (30 minuten)
- c. Vraag de leerlingen om voor elk type gebouw de verschillende afbeeldingen te uploaden.

Alle afbeeldingen moeten worden geüpload naar LearningML, waarbij de leerlingen aan het eind van deze stap drie klassen hebben (christelijke kerken, moskeeën en boeddhistische tempels).

Stap 2

15 min

Laat het model leren. In deze stap leert LearningML om afbeeldingen te classificeren, gebaseerd op de gegevens die in Stap 1 zijn verstrekt. Op dit punt is het een goede gelegenheid om de belangrijkste concepten van de verschillende religieuze gebouwen te presenteren. Vergelijk de verschillende voorbeelden samen met de leerlingen.

Stap 3

30–60
min

Het model testen en bespreken. Vraag leerlingen om afbeeldingen van religieuze gebouwen te downloaden van het internet en ze te uploaden naar learningML om de resultaten te bekijken. Als alternatief kan de gegeven link gebruikt worden om afbeeldingen te vinden. Voor elke geüploade afbeelding moeten de leerlingen de volgende vragen beantwoorden:

- Zijn de resultaten correct? (Is de voorspelling van het AI-model correct?)
- Als het resultaat niet klopt, kun je dan een reden bedenken waarom het model die vorm voorspelde?
- Welke eigenschappen heb je (als mens) gebruikt om de gebouwen te identificeren?
- Welke eigenschappen denk je dat het algoritme gebruikt om de gebouwen te identificeren?

Vraag de leerlingen om een afbeelding van de Sint-Basiliuskerk in Moskou te uploaden en deze als testafbeelding te gebruiken.

- Wat is de voorspelling van het model?
- Als het resultaat niet klopt, kun je dan een reden bedenken waarom het model die vorm voorspelt?
- Wat voor soort gebouw is het? Welke redenering heb je gebruikt?
- Welke eigenschappen denk je dat het algoritme gebruikt om dit gebouw te identificeren?

Extra tools

In deze sectie presenteren we enkele hulpmiddelen die in de klas gebruikt kunnen worden. Dit zijn geen lessen op zich.

Muziek

[Magenta](#) is een open source onderzoeksproject dat onderzoekt hoe machine learning gebruikt kan worden in het creatieve proces. Een primair doel is om te laten zien dat machine learning gebruikt kan worden om het creatieve potentieel in mensen mogelijk te maken en te versterken. Het biedt een verscheidenheid aan open-source demo's die interactie met muziek inhouden.

Het gebruik van machine learning om muziek te genereren en het werken met computergegenereerde muziek kan een nieuwe wereld van mogelijkheden openen in het muziekonderwijs. Zo kan het veranderen of verbeteren van muziek die is gecomponeerd met behulp van machine learning leerlingen een spannende uitdaging bieden.

Gebruiksklare hulpmiddelen zijn hier te vinden: <https://magenta.tensorflow.org/demos>. Dit project is nog springlevend en er worden nog meer tools ontwikkeld.

Woordenlijst

Algoritme	Een reeks gedefinieerde en niet-ambigue, geordende en eindige instructies of regels waarmee een probleem kan worden opgelost. In ons geval zullen computers algoritmen gebruiken om gegevens te verwerken en andere taken uit te voeren, zoals classificatie.
Artificiële Intelligentie (AI)	Discipline uit de computerwetenschappen die menselijke intelligentie en de impliciete processen daarvan probeert na te bootsen en te ontwikkelen door middel van computers.
Artificiële neurale netwerken	Ook wel neurale netwerken genoemd, zijn computersystemen die geïnspireerd zijn op de biologische neurale netwerken waaruit dierlijke hersenen bestaan. ANN's bestaan uit een verzameling verbonden knooppunten of neuronen, meestal georganiseerd in lagen. Elk knooppunt ontvangt informatie, verwerkt deze en stuurt ze door naar de knooppunten die ermee verbonden zijn. De verbindingen worden bogen genoemd en hebben meestal een gewicht dat wordt aangepast naarmate het leren vordert.
Bias	Neigingen of vooroordelen ten opzichte van of tegen iemand of iets. AI-systemen kunnen bevooroordeeld zijn om verschillende redenen, zoals de kwaliteit van de gegevens, onder- en oversampling, enz.
Black box	In de wetenschap, informatica en techniek is een black box een apparaat, systeem of object dat informatie produceert zonder informatie over de interne werking te onthullen.
Chatbot	Computerprogramma dat een menselijk gesprek (geschreven of gesproken) simuleert en verwerkt, waardoor mensen met digitale apparaten kunnen communiceren alsof ze met een echt persoon communiceren.
Classificatie	Een set gegevens indelen in klassen, voorbeelden zijn spamdetectie, classificatie van handgeschreven cijfers, fraudedetectie, ... Classificatiemodellen voorspellen een categorie voor een ongezien gegevenspunt.
Clusteren	Gegevens organiseren in subgroepen met vergelijkbare kenmerken of elementen attributes or elements
Data	Groep gegevens. Gegevens beschrijven empirische feiten, gebeurtenissen en entiteiten. Gegevens kunnen abstracte ideeën of concrete metingen vertegenwoordigen.
Datum	Minimale eenheid van data. Strikt genomen is datum het enkelvoud.

Gelabelde data	Verzameling monsters die zijn gelabeld met een of meer labels. Gelabelde gegevens worden gebruikt bij supervised learning.
Leerfase	Dit is de fase waarin het model leert hoe het input aan output kan koppelen op basis van de trainingsdata. De output van deze fase is een AI-model dat kan worden gebruikt om een output te voorspellen voor nieuwe ongeziene input.
LearningML	Open-source webtool ontworpen om kinderen AI te leren. Het vereenvoudigt het proces en biedt een gebruiksvriendelijke interface om een classificatiemodel te trainen en te testen. Je kunt afbeeldingen, tekst of datasets als gegevens gebruiken.
Machine Learning	Deelgebied van AI waarin algoritmen leren van gegevens Afkorting – ML
Model	De functie die input koppelt aan output. Bij machine learning wordt deze functie geleerd met behulp van gegevens, ook wel de trainingsdata genoemd. Bij machine learning is het geleerde model een black box.
Neuraal netwerk	Zie Artificiële neurale netwerken
Patroon	Een opeenvolging van zich herhalende objecten, vormen of getallen
Patroonherkenning	Proces van het herkennen van patronen en regelmatigheden in gegevens
Kwalitatieve eigenschap of variabele	Verwijst naar variabelen die niet gemakkelijk kunnen worden gemeten, zoals geuren, smaken, texturen en aantrekkelijkheid.
Kwantitatieve eigenschap of variabele	Verwijst naar variabelen die kunnen worden beschreven door getallen, of een reeks daarvan, d.w.z. variabelen die objectief kunnen worden gemeten.
Reinforcement learning	Deelgebied van AI waarin algoritmen leren van interactie.
Regressie	Modelleren van de relatie tussen onafhankelijke variabelen en een afhankelijke (doel)variabele waarbij de doelvariabele een continue variabele is zoals temperatuur, leeftijd, salaris, prijs
Supervised learning	Deelgebied van machine learning. Supervised algoritmen voor machine learning worden getraind met gelabelde data. Het wordt gebruikt bij classificatie en regressie.
Trainingsfase	Zie leerfase
Unsupervised learning	Deelgebied van machine learning. Unsupervised algoritmen voor machine learning worden getraind met ongelabelde gegevens. Het wordt gebruikt bij clustering.

Verwante bibliografie

LearningML tool

- Rodríguez, Juan & Moreno-León, Jesús & Román-González, Marcos & Robles, Gregorio. (2021). Evaluation of an Online Intervention to Teach Artificial Intelligence With LearningML to 10–16–Year–Old Students.
 - LearningML website: <https://web.learningml.org/>
-

Bias in AI

- Rosenfeld, Hannah, Danni Yu, and Abhishek Gupta. 2023. "Ethical AI requires future-ready, inclusive education system | World Economic Forum." The World Economic Forum, June 5, 2023. <https://www.weforum.org/agenda/2023/06/ethical-ai-future-ready-inclusive-education-system/>
 - Blackman, Reid. 2020. "A Practical Guide to Building Ethical AI." Harvard Business Review, October 15, 2020. <https://hbr.org/2020/10/a-practical-guide-to-building-ethical-ai>
 - Burton, Emanuelle, Judy Goldsmith, Sven Koenig, Benjamin Kuipers, Nicholas Mattei, and Toby Walsh. 2017. "Ethical Considerations in Artificial Intelligence Courses." AI Magazine 38(2) (July): pp22–34. <https://doi.org/10.1609/aimag.v38i2.2731>
 - Warikoo, Natasha, Stacey Sinclair, Jessica Fei, and Drew Jacoby-Senghor. n.d. "Examining Racial Bias in Education: A New Approach." Educational Researcher 45 (9). <https://doi.org/10.3102/0013189X16683408>
 - Zittleman, Karen, and David Sadker. 2022. "Gender Bias in Teacher Education Texts: New (and Old) Lessons." Journal of Teacher Education 53, no. 2 (March): 168–180. <https://doi.org/10.1177/0022487102053002008>
 - Hao, Karen. 2019. "Facebook's ad-serving algorithm discriminates by gender and race." MIT Technology Review. <https://www.technologyreview.com/2019/04/05/1175/facebook-algorithm-discriminates-ai-bias/>
-

AI in non-formele educatie

- Norqvist, Lars, and Eva Leffler. 2017. "Learning in non-formal education: Is it "youthful" for youth in action?" Springer link 63 (March): pp235–256. <https://doi.org/10.1007/s11159-017-9631-8>
 - "Visa SVP Carolina Barcenás: "Educating the general public on AI is key to ethical use and smart" 2019. Medium. <https://medium.com/authority-magazine/visa-svp-carolina-barcenas-educating-the-general-public-on-ai-is-key-to-ethical-use-and-smart-ea080f37966c>
-

AI in formele educatie

- Willis, Robert J., and Sherwin Rosen. 1979. "Education and Self-Selection." *Journal of Political Economy* 87, no. 5 (October). <https://doi.org/10.1086/260821>
- Glewwe, Paul. 2002. "Schools and Skills in Developing Countries: Education Policies and Socioeconomic Outcomes." *Journal of Economic Literature* 40, no. 2 (June): pp436-482. 10.1257/002205102320161258
- Gururaj, Tejasri. 2023. "10 examples of how artificial intelligence is improving education." *Interesting Engineering*. <https://interestingengineering.com/lists/examples-how-artificial-intelligence-improving-education>
- Morron, Mirriam. 2023. "The Impact of AI on Learning and Creativity: A Critical Look at the Future." LinkedIn. <https://www.linkedin.com/pulse/impact-ai-learning-creativity-critical-look-future-miriam-morron/>
- "Role Models in AI: Stephanie Lampkin | by AI4ALL Team | AI4ALL." 2019. Medium. <https://medium.com/ai4allorg/role-models-in-ai-stephanie-lampkin-f50e6885afa4>
- "Female role models changing the field of Artificial Intelligence in Norway - NORA." n.d. Norwegian Artificial Intelligence Research Consortium. Accessed June 16, 2023. <https://www.nora.ai/news-and-events/news/30-women-in-norway-changing-the-field-of-artificia.html>

Aanbevolen werkwijzen bij AI

- Zowghi, Didar, and Francesca da Rimini. 2023. *Responsible AI: Best Practices for Creating Trustworthy AI Systems*. N.p.: Pearson Addison Wesley. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.12728>
- Xu, Feiyu, Hans Uszkoreit, Yangzhou Du, Wei Fan, Dongyan Zhao, and Jun Zhu. 2019. "Explainable AI: A Brief Survey on History, Research Areas, Approaches and Challenges." In *Lecture Notes in Computer Science*, pp563-574. Vol. 11839. N.p.: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-32236-6_51

Spellen rond AI

- "The tag game | Activities." n.d. Scouts. Geraadpleegd op 16 juni 2023. <https://www.scouts.org.uk/activities/the-tag-game/>
- "Describe and draw | Activities." n.d. Scouts. Geraadpleegd op 16 juni 2023. <https://www.scouts.org.uk/activities/draw-the-description/>

Woordenlijst

- UNESCO Institute for Statistics, [Glossary](#)
 - College of the Environment, University of Washington, [Diversity, Equity and Inclusion Glossary](#)
 - Harvard Human Resources, [Glossary of Diversity, Inclusion and Belonging Terms](#)
-

Fostering Artificial Intelligence at Schools

Richtlijnen voor leerkrachten formeel onderwijs

