Inleiding Kunstmatige Intelligentie

Leerwijzer voor eerstejaars Bachelorstudenten
Kunstmatige Intelligentie

Universiteit van Amsterdam

FNWI
2022/2023
Laatste aanpassing: 25 augustus 2022

5082INKI6Y

Cursuscoördinator:

Dr. Arnoud Visser

Werkcollege Docent:

Ghislaine van den Boogerd, Msc.

Voor vragen over de colleges kun je mailen naar:
a.visser@uva.nl
...
Voor vragen over de werkcolleges kun je mailen naar:
g.l.vandenboogerd@uva.nl
...

Inhoud van het vak

In deze cursus wordt een overzicht gegeven van het vakgebied van de Kunstmatige Intelligentie. We behandelen daarbij de geschiedenis van het vakgebied, de ontwikkeling in de laatste decennia, en de moderne deelgebieden van de Kunstmatige Intelligentie. Daarbij gaan we vooral in op de theoretische ontwikkelingen die belangrijk zijn voor het onderzoek en de toepassingen van vandaag. De beschouwing over de toekomst wordt door jullie zelf vormgegeven in een uitvoerige eindopdracht. Na het volgen van het vak kunnen je de volgende vragen op een academisch niveau beantwoorden:

- Wat zijn de vragen die onderzoek naar Kunstmatige Intelligentie probeert te beantwoorden?
- Welke ontdekkingen zijn daaruit voortgekomen?
- Welke toepassingen heeft dat opgeleverd?
- Welke problemen zijn nog onopgelost?
- Wat zijn de grote uitdagingen voor de nabije en verre toekomst?

Opzet van het vak

Het vak bestaat uit hoorcolleges en werkcolleges, waarbij de hoorcolleges vooral bestaan uit gastcolleges van onderzoekers die een onderzoeksveld binnen Kunstmatige Intelligentie (KI) bespreken. De werkcolleges dienen ter verdieping van de hoorcolleges; hierin worden de corresponderende artikelen besproken. In het eerste gedeelte van het vak (week 1 t/m 3) zijn de student-assistenten die richting geven aan de interpretatie en bespreking, in het tweede gedeelte (week 5 t/m 7) zijn jullie zelf leidend. Verder dienen de werkcolleges ter ondersteuning van de huiswerkopdrachten en schrijfopdracht (zie 'opdrachten').

Perusall

De artikelen die bij de hoor- en werkcolleges horen worden gezamelijk gelezen en geïnterpreteerd met behulp van PerusAll.

In PerusAll plaatsen jullie annotaties; dit kunnen vragen zijn, antwoorden op anderen hun vragen of gewoon interessante opmerkingen. Bij iedere tekst moeten jullie minimaal 3 annotaties plaatsen. Jullie annotaties worden automatisch becijferd door PerusAll op basis van uitgebreidheid, structuur en distributie over de tekst (om zeker te zijn dat jullie de hele tekst hebben gelezen). Hoe PerusAll het cijfer precies bepaalt is bedrijfsgeheim, maar het algoritme is behoorlijk goed in staat om inhoudelijke discussies te herkennen. Als je er op tijd bij bent, kun je makkelijk punten scoren in zo'n discussie.

Opdrachten

Quiz week 1: Korte quiz (multiple choice) over de stof en artikelen van week 1.

Huiswerk 1: Korte vragen beantwoorden over Russell & Norvig, Turing, Newell & Simon en Brooks (individueel & schriftelijk).

Huiswerk 2: Korte vragen beantwoorden over machine learning, causal inference & symbolische vs subsymbolische AI (individueel & schriftelijk).

Korte presentatie & bespreking: Presentatie (+/- 5 min.) over het paper dat hoort bij het gastcollege. Daarna het paper bespreken met de werkgroep middels een zelfbedachte werkvorm (b.v.: debat, quiz, tekstvragen maken & bespreken, andere opdracht, $\cdots$). In totaal $\pm$30 minuten. Groepsopdracht.

Schrijfopdracht - PAV: studenten kiezen een paper behorend bij een gastcollege uit deel II (en niet het paper dat zij hebben gepresenteerd/besproken). De belangrijkste punten uit dit paper vatten zij samen waarbij zij zij het paper relateren aan drie benaderingen/concepten uit deel I van het vak. Dit is een individuele opdracht. Studenten schrijven een eerste versie, hierop krijgen zij feedback van hun tutor. De Schrijfopdracht (S) is onderdeel van het Practicum Academische Vaardigheden (PAV) en wordt daar dan ook beoordeeld.

Posteropdracht - PAV: Zie het corresponderende gedeelte op Canvas. Ook de Posteropdracht (P) is onderdeel van het Practicum Academische Vaardigheden (PAV) en wordt daar dan ook beoordeeld.

Academische Vaardigheden

Het verkrijgen van academische vaardigheden wordt getraind tijdens de werkgroepen Practicum Academische Vaardigheden (PAV). De PAV-werkcolleges worden verzorgd door tutoren en de coördinator Academische Vaardigheden. Tijdens de PAV werkcolleges bij het vak Inleiding Kunstmatige Intelligentie werken studenten aan het kunnen creëren en presenteren van een poster voor

een wetenschappelijke conferentie. Daarnaast wordt met een Schrijfopdracht geoefend met wetenschappelijk schrijven.

Deze opdrachten zijn onderdeel van Inleiding Kunstmatige Intelligentie en moeten door alle studenten die het vak volgen gemaakt worden. Eerstejaars studenten Kunstmatige Intelligentie krijgen tijdens bepaalde PAV bijeenkomsten tevens onderdelen die betrekking hebben op het mentoraat. Informatie over PAV kan verkregen worden bij de tutor en de coördinator Academische Vaardigheden: Anja Ruhland (A.M.Ruhland@uva.nl).

Inhoudsopgave

Week 1

Literatuur

- Russell, S.J. and P. Norvig (2021), Introduction. In: Artificial Intelligence, A Modern Approach (4th edition). Pearson - Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.
- Turing, A. (1950), 'Computing Machinery and Intelligence', Mind, 59 (236): 433-460.

Docent

Dr. Arnoud Visser is docent Robotica bij de Universiteit van Amsterdam (UvA). Hij behaalde zijn doctoraal Experimentele Natuurkunde bij de Rijkuniversiteit Leiden, bij Prof. van der Waals.

Hij is de oprichter van het Intelligent Robotics Lab van de UvA.

Hoorcollege 0: de opzet van het vak

- Eerdere opname van webcollege

Hoorcollege 1: de grondslagen van KI

- Eerdere opname op Canvas.

Hoorcollege 2: de geschiedenis van KI

- Eerdere opname van webcollege

Werkgroep 1: Introductie Kunstmatige Intelligentie

Instructies

Gebruik deze leerwijzer voor het voorbereiden van de college-dag. Lees de opgegeven artikelen en gebruik tijdens het lezen de conceptenlijst en eventueel bijgevoegde afbeeldingen om een overzicht te krijgen van de artikelen.

Formuleer tijdens het lezen vragen over de stof en stel deze vragen in PerusAll. Markeer het stuk tekst waar je vraag over gaat en stel je vraag zo duidelijk en uitgebreid mogelijk, zodat je TA en medestudenten antwoord kunnen geven.

Topics

- What is AI?
- Thinking Humanly
- Thinking Rationally
- Acting Humanly
- Acting Rationally
- History of AI

Literatuur

Russell, S.J. and P. Norvig (2021), Introduction In: Artificial Intelligence, A Modern Approach (4th edition). Pearson - Prenctice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.

Kernpunten

Hoofdstuk 1 van het boek Russell en Norvig geeft een introductie van de wetenschap Kunstmatige Intelligentie. Focus je bij het lezen vooral op het onderscheid tussen de vier verschillende benaderingen van AI (Thinking Humanly, Thinking Rationally, Acting Humanly and Acting Rationally). Zorg ervoor dat je goed weet waar deze begrippen voor staan en dat je het onderscheid tussen de benaderingen uit kunt leggen. Probeer tijdens het lezen de verschillende voorbeelden van onderzoek binnen de Kunstmatige Intelligentie te plaatsen binnen een van de benaderingen. Welke benadering kiezen de auteurs?
Lees daarbij ook aandachtig de paragraaf (1.3) over de geschiedenis van de Kunstmatige Intelligentie. Deze paragraaf geeft je een goed beeld van de grondslagen van het wetenschapsveld dat je de komende jaren zult bestuderen.

Concepten:

Artificial Intelligence (AI)
: Many definitions of this scientific field have been given, most generally it can be stated that AI is the scientific field that tries to understand intelligence and tries to build intelligent entities.

Rationality
: A system or entity is rational if it does the 'right thing', given what it knows.

Acting Humanly
: The approach to AI that aims to build intelligent entities capable of showing human behavior. This approach is mainly concerned with the *behavior* of intelligent entities. In this approach we have successfully build and intelligent entity if it shows behavior equal to human beings.

Thinking Humanly
: The approach to AI that aims to build intelligent entities capable of thinking like humans. This approach is mainly concerned with the *thought processes* and *reasoning* of intelligent entities. Instead of looking at behavior this approach considers an entity intelligent if it *thinks* like a human.

Thinking Rationally
: The approach to AI that aims to build intelligent entities capable of thinking rationally. This approach also focuses on the *thought processes* and *reasoning* of intelligent entities. An entity is considered intelligent when it can reason according to specific logical rules.

Acting Rationally
: The approach to AI that aims to build intelligent entities capable of showing rational behavior. In this approach the focus is again on *behavior* and an entity is considered intelligent when it shows behavior that can be considered rational.

Werkgroep 2: De Turing Test

Topics

- Can Machines Think?
- The Imitation Game/Turing Test
- Objections to the Turing Test

Literatuur

Turing, A. (1950), 'Computing Machinery and Intelligence', Mind, 59 (236): 433-460.

Kernpunten

In dit orginele artikel Turing wordt de Turing test geïntroduceerd. Het is in eerste instantie belangrijk dat je kunt uitleggen hoe de Turing test werkt en welke vraag deze test probeert te beantwoorden. Richt je daarna op de verschillende voor- en nadelen van de test die Turing in paragraaf 2 bespreekt. Van de paragrafen die volgen, waarin Turing de machines bespreekt die worden gebruikt in de Turing test,is het vooral belangrijk dat je begrijpt wat een *discrete state machine* is en hoe deze globaal werkt. Vervolgens bespreekt Turing meerdere tegenwerpingen tegen zijn test. Het is belangrijk dat je de tegenwerpingen kent en weet hoe Turing die weer weerlegt.

Concepten:

The Imitation Game

The Imitation Game
: Also called the Turing Test. Test proposed by Alan Turing (1950) that is supposed to provide a satisfactory definition of intelligence; if an entity/computer/program is capable of passing the test, it should be considered intelligent. A computer passes the test if a human interrogator, after posing some written questions, cannot tell whether the written responses come from a person or from a computer.

Total Turing Test
: Form of the Turing test in which physical capabilities of a computer, such as perception and movement, are also tested.

Discrete-state Machine
: Machines that operate by moving from one discrete state to another.

Digital Computer
: See Turing (1950) paragraph 4. As Turing outlines: a digital computer is a discrete-state machine intended to carry out any operations which could be done by a human computer. The machine uses fixed rules. It usually consists out of the parts store, executive unit and control.

Week 2

Literatuur

- Newell, A., H.A. Simon (1976), 'Computer science as empirical inquiry: symbols and search', Communications of the ACM, 19(3): 113-126
- Brooks, R.A. (1991), 'Intelligence without representation', Artificial Intelligence, 47(1-3): 139-159
- Jordan, M.I., T.M. Mitchell (2015) 'Machine learning: Trends, perspectives, and prospects', Science, 349 (6245): 255-260.

Hoorcollege 3: de wetenschappelijke basis van KI

- Eerdere opname van Dr. Visser's webcollege

Hoorcollege 4: Machine Learning

Docent

Dr. Jan-Willem van de Meent is a associate professor at the UvA, after being an assistant professor in the Khoury College of Computer Sciences at Northeastern. His group combines probabilistic programming with deep learning to develop probabilistic models for machine learning, data science, and artificial intelligence. He is one of the creators of Anglican, a probabilistic programming system that is closely integrated with Clojure. He is currently developing of Probabilistic Torch, a library for deep generative models that extends PyTorch.

- Eerdere opname van Prof. Welling's webcollege over dit onderwerp.

Werkgroep 3: Symbolische KI

Topics

- Artificial Intelligence as an Empirical Science
- Physical Symbol System
- Physical Symbol System Hypothesis

Paper

Newell, A., H.A. Simon (1976), 'Computer science as empirical inquiry: symbols and search', Communications of the ACM, 19(3): 113-126

Brooks, R.A. (1991), 'Intelligence without representation', Artificial Intelligence, 47(1-3): 139-159

Kernpunten

Newell en Simon proberen in hun artikel Newell en Simon aan te tonen dat Kunstmatige Intelligentie een empirische wetenschap is. Zij doen dit door twee voorbeelden te bespreken die volgens hen van groot belang zijn voor de totstandkoming van intelligentie. Wij richten ons vooral op het eerste voorbeeld over *physical symbol systems*.
Volgens Newell en Simon bestuderen we in de Kunstmatige Intelligentie *physical symbol systems*. Probeer goed te begrijpen wat zulke *physical symbol systems* precies zijn en wat wordt bedoeld met de symbolen die deze systemen manipuleren. Vraag jezelf af waarom Newell en Simon specifiek over 'fysieke' systemen spreken en welke rol symbolen in deze systemen spelen.
Na enige uitleg over *physical symbol systems* presenteren Newell en Simon de *Physical Symbol System Hypothesis* (PSSH). Dit is een belangrijke hypothese die we nog vaak zullen tegenkomen, zorg ervoor dat je hem goed kent. Vervolgens wordt beargumenteerd dat de PSSH een empirische hypothese is door het ontstaan van de PSSH te bespreken. Hier is het belangrijk de lijn van deze argumentatie te kunnen reproduceren. Ten slotte presenteren Newell en Simon bewijs voor de PSSH. Probeer goed het onderscheid te kennen tussen het bewijs voor het noodzakelijke (necessary) deel van de hypothese en het voldoende (sufficient) deel van de hypothese.

Brooks kijkt in het artikel Brooks heel anders tegen de totstandkoming van intelligentie aan. Volgens Brooks is representatie (in de vorm van symbolen) niet noodzakelijk voor het creëren van intelligente systemen. Hij stelt een andere benadering voor waarin we ons richten op het incrementeel opbouwen van systemen zonder interne representatie ('use the world as its own model'). Bij het opbouwen van zulke intelligente systemen moeten we ervoor zorgen dat we bij elke stap een compleet systeem bouwen, in tegenstelling tot het bouwen van losse aspecten van intelligentie (e.g. perceptie, taal etc.) die later worden samengevoegd. Daarbij moeten telkens complete systemen als een geheel getest worden in de echte wereld, ipv een abstractie daarvan.
In sectie 2 en 3 probeert Brooks te beargumenteren wat er mis is met de ontwikkeling van intelligente systemen zoals onder andere voorgesteld door Newell

en Simon. Zorg ervoor dat je Brooks' argumentatie over wat er mis is met de wijze waarop abstractie binnen KI gebruikt wordt goed begrijpt. Vervolgens richt Brooks zich in sectie 4, 5 en 6 op het presenteren en onderbouwen van zijn alternatief. Het is belangrijk goed te begrijpen wat hij bedoelt met zijn *Creatures* (sectie 4) en hoe deze ontwikkeld moeten worden (sectie 6.1). Zorg er daarbij ook voor dat je de voordelen van deze creatures, zoals benoemd in sectie 5, kunt reproduceren. Zorg er ten slotte voor dat je goed begrijpt hoe Brooks' voorstel zich onderscheid van andere benaderingen (vooral secties 7.1 en 7.2) en wat eventuele beprerkingen zijn (sectie 8).

Concepten:

Newell & Simon:

Empiricism
: The philosophical theory that states that all knowledge originates from sensory experience.

Empirical Science
: A science in which knowledge is mainly acquired through sensory experience, for example by observing behavior within an experiment.

Symbol
: A physical pattern that represents an object in the world (e.g a table or a chair, but also an idea or a word). Multiple symbols can be combined to form (complex) expressions.

Physical Symbol System
: A system that consists out of a set of symbols which it can manipulate to form many kinds of symbol structures.

Physical Symbol System Hypothesis
: A physical symbol system has the necessary and sufficient means for general intelligent action. This means that every entity that shows general intelligent action has to be a physical symbol system (it is necessary) and that every physical symbol system has the means to show general intelligent action (it is sufficient).

Brooks:

Abstraction
: A simplified representation of the world by only representing the pertinent and (according to humans) meaningful facts. A well-known example within AI is the 'Block world' in which many experiments have been run.

Creature
: Autonomous mobile agents which are seen by humans as intelligent beings and are capable of co-existing with humans.

Layer
: An activity producing sub part of an creature (or intelligent agent) that connects sensing to direct action. Within a creature multiple layers function in parallel.

Werkgroep 4: Machine Learning

Topics

- Introduction to Machine Learning

Literatuur

Jordan, M.I., T.M. Mitchell (2015) 'Machine learning: Trends, perspectives, and prospects', Science, 349 (6245): 255-260.

Kernpunten

In dit artikel geeft Jordan en Mitchell een overzicht van het veld Machine Learing in 2015. Ondertussen is er in de Machine Learning alweer veel vooruitgang geboekt, het artikel is dus niet helemaal up-to-date. Toch wordt er een mooi overzicht gegeven van de basisconcepten van Machine Learning. Het is bij dit artikel dan ook vooral belangrijk deze concepten goed te kennen en te begrijpen hoe deze zich tot elkaar verhouden. Bestudeer daarvoor ook goed de onderstaande begrippen lijst.

Concepten

Machine Learning:

Machine Learning
: Subfield within Artificial Intelligence that focuses on making computers capable of learning through experience.

Learning Problem
: The problem of improving some measure of performance when executing some task, through some type of training experience.

Training
: Process in which a machine learning algorithm learns through experience the optimal values for a set of tunable parameters.

Testing
: Process in which the performance of a machine learning algorithm is tested on before unseen data, using the parameter values that resulted from training the algorithm.

Supervised Learning
: Form of learning in which a learning algorithm is presented with labeled data, usually in the form of (x, y) pairs. The goal is to produce an accurate prediction y' based on input x'. Predictions are generally formed by using a mapping $f(x)$, which is learned during training and produces an output y for every input x.

Artificial Neural Network (ANN)

A machine learning algorithm which is loosely based on human neural networks. An ANN consists out of at least three layers; the input data enters the network through an *input layer* (1) that consists out of multiple input nodes. The data is then passed on to a *hidden layer*(2). This layer applies specific weights to the inputs it receives and passes them on to a next hidden layer or to the *output layer* (3). The *output layer* presents the prediction the network makes based on the input data. ANN's with many hidden layers are called *Deep Neural Networks*.

Unsupervised Learning

Form of learning in which a learning algorithm is presented with unlabeled data. Here the goal is to find, under specific assumptions, patterns in the input data.

Clustering

An example of an unsupervised learning problem. This is the problem of finding a partition (a division into separate groups) within the input data in the absence of any labels that indicate a desired partition.

Reinforcement Learning

A third form of machine learning in which the training data is somewhere in between supervised and unsupervised learning. In contract to supervised learning, the training examples do not indicate the correct output (y') for a given input (x'). Instead the training data only give an indication as to whether an action is correct or not. Through such indications, also called rewards, the correct output is learned.

Environment

This refers to the environment in which a machine learning algorithm operates. Among others, this environment consists out of the computing architecture (e.g. run on only 1 machine or several processors), the source of the data and other machine learning systems or agents. All these aspects of the environment present a machine learning algorithm with resources but also place constraints on these resources (e.g privacy constraints on the data source).

Week 3

Literatuur

- Besold, R. et al. (2017), 'Neural-Symbolic Learning and Reasoning: A Survey and Interpretation', p. 1-9, arXiv:1711.03902.
- Jieshu Wang (2017), 'Symbolism vs. Connectionism: A Closing Gap in Artificial Intelligence', blog published online
- Pearl J. (2018), 'Theoretical Impediments to Machine Learning With Seven Sparks from the Causal Revolution', arXiv:1801.04016v1.

Hoorcollege 5: Symbolic vs Sub-symbolic AI

Dr. Ronald de Haan is universitair docent bij het Institute for Logic, Language and Computation van de UvA. Hij deed een dubbele bachelor aan de Universiteit Utrecht; *Linguistics & Cognitive Artificial Intelligence*. Hij behaalde een gecombineerde master *Computational Logic* aan de *Technische Universität Dresden & Free University of Bozen-Bolzano*. Zijn PhD-thesis aan de *Technische Universität Wien* was genomineerd voor verschillende academische prijzen.

Hoorcollege 6: Causal Inference

- Eerdere opname van Prof. van Rooij's webcollege over dit onderwerp

Dr. Sara Magliacane is an assistant professor at the UvA in the INDElab working on causality. She received her PhD from the VU University and did a postdoc at UvA in the Causality group in AMLab. Until recently, she was a researcher at the MIT Watson AI Lab in Cambridge, MA, and before that a postdoc at IBM Research in Yorktown Heights, NY.

- Eerdere opname van Prof. Mooij's webcollege over dit onderwerp

Werkgroep 5: Symbolisme en Connectionisme

Topics

- Symbolism and Connectionism
- Neural-Symbolic AI

Literatuur

Besold, R. et al. (2017), 'Neural-Symbolic Learning and Reasoning: A Survey and Interpretation', p. 19, arXiv:1711.03902.
Jieshu Wang (2017), 'Symbolism vs. Connectionism: A Closing Gap in Artificial Intelligence', blog published online

Kernpunten

In het eerste paper van Besold e.a. wordt *Neural-Symbolic AI* uitgelegd. Neural-symbolic AI wordt gepresenteerd als een samenvoeging van neurale aanpakken voor AI en symbolische aanpakken voor AI. Neurale aanpakken worden ook wel connectionistische aanpakken genoemd, en symbolische aanpakken zijn sterk verwant met formele logica. De focus van dit paper is om te laten zien hoe deze twee verschillende aanpakken samengevoegd kunnen worden, en te laten zien wat voor voordelen dit heeft.
Het tweede document van Wang gaat verder op het onderscheid tussen symbolische en connectionistische AI. Het geeft een overzicht van de ontwikkeling van beide aanpakken, en in dit overzicht komen ook veel van de papers terug die jullie eerder al hebben gelezen. Het kernargument van dit paper is dat connectionistische en symbolische AI steeds meer samengevoegd worden, en dat het onderscheid eigenlijk ook nooit echt heeft bestaan.

Concepten

Besold (2017):

Neural symbolic system
: Een Neural Symbolic System voegt connectionistische elementen en symbolische / logische elementen samen in 1 systeem. Typisch voeren de connectionistische subsystemen taken uit op een lager niveau van abstractie (zoals objectherkenning uit visuele input) en de symbolische subsystemen taken op een hoger abstractieniveau (bijvoorbeeld redeneren op basis van welke objecten zijn herkend).

Connectionistische AI
: Een connectionistische AI bestaat uit losse elementen met gewichten ertussen, ongeveer zoals neuronen en synapses in het brein. Een connectionistische AI leert door deze gewichten te veranderen. In een connectionische AI is vaak niet duidelijk sprake van representatie. Neural networks zijn bijvoorbeeld connectionistische AI's.

Symbolische AI

Een symbolische / logische AI bestaat typisch uit symbolen die iets representeren, en vaak vaste regels hanteren over hoe die symbolen met elkaar interacteren. Symbolische AI's bevatten bijvoorbeeld vaak expliciete 'if ... then ...' regels.

Jieshu Wang (2017):

Connectionistische AI

Zie hierboven.

Symbolische AI

Zie hierboven.

AI winters

Periodes in de geschiedenis dat het niet goed ging met AI, en niemand geloofde dat AI veel progressie zou kunnen boeken naar belangrijke mijlpalen. Deze AI winters werden historisch vaak afgewisseld met enorme *AI hypes* waarin mensen juist erg optimistisch waren over de toekomst van AI.

Level Theory

De level theory zegt dat symbolische AI en connectionistische AI niet fundamenteel verschillend zijn, maar zich allebei bevinden op een verschillend niveau (level) van 'cognitie'. Het idee is dat connectionistische processen verantwoordelijk zijn voor 'low level' (onbewuste) processen zoals visuele herkenning en het aansturen van spieren, terwijl symbolische processen verantwoordelijk zijn hoor hoger niveau cognitieve functies, zoals nadenken en redeneren.

Implementational connectionism

Implementational connectionism is gebaseerd op de level theory, en stelt dat symbolische cognitie moet worden geÃ¯mplementeerd door connectionistische processen op een lager niveau. Implementational connectionisme vraagt zich in de praktijk af hoe we AI's kunnen maken die symbool-manipulatie uitvoeren op input van neural networks.

Hybrid systems

'Hybrid systems' is een paraplu-term voor alle AI's die symbolische en connectionistische AI combineren in een systeem.

Werkgroep 6: Causal Reasoning

Topics

- Causation en correlation
- The Three Layer Causal Hierarchy

Literatuur

Pearl J. (2018), 'Theoretical Impediments to Machine Learning With Seven Sparks from the Causal Revolution', arXiv:1801.04016v1.

Kernpunten

Het artikel van Pearl gaat over causale modellen. Hij biedt een hierarchie aan met drie levels van causaliteit die een model kan hebben, en wat een model kan op dat level. Deze tabel is belangrijk omdat die illustreert wat causale modellen kunnen dat niet-causale modellen niet kunnen. In de rest van zijn artikel geeft Pearl een aantal concrete voorbeelden van belangrijke mijlpalen in AI die behaald zijn door het gebruik van causale modellen.

Concepten

Pearl (2018):

Correlation
: A correlation is a measure from statistics that represents the extend to which two variables fluctuate together. If there exists a strong positive correlation between two variables, an increase in one variable will also lead to an increase in the other variable.

Causation
: Refers to the phenomenon of one event causing another event. When there is a causal relation between variables, changes in one variable cause a change in the other variable.

Causal reasoning
: Causal reasoning is the kind of reasoning in which we try to identify causal relations of the form 'A causes B'.

Counterfactual
: A conditional statement of a 'what if' form that states what did not happen but could have happened. For example, 'What would have happened to the world if the COVID-19 pandemic never happened?'

Association, intervention & counterfactuals
: The three different layers of Pearl's Causal Hierarchy. Within each level different kinds of questions can be answered. See Figure 1 in the paper for an explanation of the different levels.

Structural Causal Models
: A mathematical framework that enables the formation of mathematical equations that capture causal relations. See figure 2.

Transparency
: An characteristic of assumptions encoded in a model that enables analysts to discern whether the assumptions are plausible, or whether additional assumptions are warranted.

Testability
: An characteristic of assumptions encoded in a model that enables analysts to determine whether the assumptions are compatible with the available data and, if not, identify those that need repair.

Do-calculus
: Logical framework that predicts the effect of interventions if this is feasible given the available data and the assumptions made.

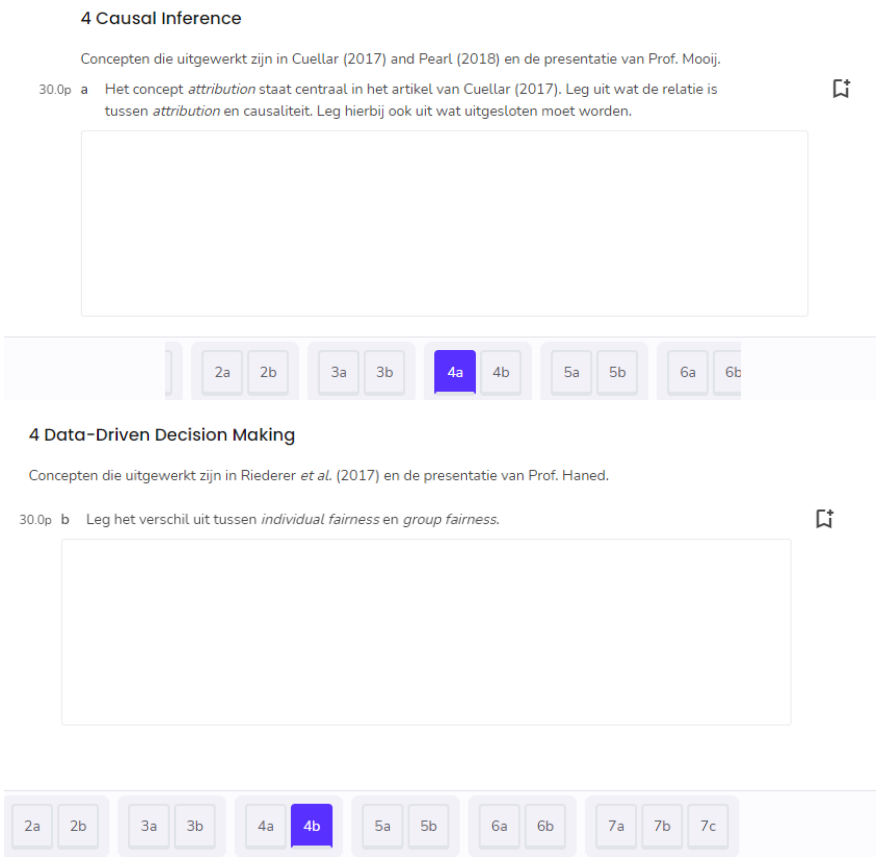
Covariates
: A variable that is related to the dependent variable (variable about which we would like to make predictions) in a regression analysis. A covariate can be an independent variable or it can be an unwanted (and often unobserved) third variable that is responsible for the correlation between two other variables.

Mediation
: Statistical phenomenon in which a third variable explains the relation between two other variables.

Week 4

Deeltentamen

Het deeltentamen zal op Canvas worden afgenomen via the paper version of ans-delft. Je kunt twee open vragen per onderwerp verwachten. Hierbij een voorbeeld van twee vragen van de deeltentamens van een eerder jaar:



Let op: Dit zijn vragen over artikelen die dit jaar niet meer gebruikt zijn.

Week 5

Literatuur

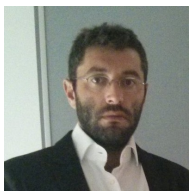
- Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton (2017), 'ImageNet classification with deep convolutional neural networks', Communications of the ACM, Volume 60 Issue 6, p. 84-90.
- K. Hofmann, S. Whiteson, A. Schuth, and M. de Rijke, 'Learning to rank for information retrieval from user interactions', SIGWEB Newsletter, 5(Spring):1-7, April 2014. ISSN 1931-1745.
- T. Ruotsalo, G. Jacucci, P. Myllymaki, and S. Kaski, 'Interactive intent modeling: Information discovery beyond search', Communications of the ACM, 58(1):86-92, 2015.

Hoorcollege 7: Computer Vision by Learning

Prof. Dr. Cees G.M. Snoek is gepromoveerd aan de Universiteit van Amsterdam. Daarna kreeg hij o.a. een *Fullbright Scholarship* in Berkeley. Cees Snoek is expert op het terrein van video- en beeldherkenning.

- Eerdere opname van Prof. Snoek's webcollege

Hoorcollege 8: Information Retrieval as Interaction



Prof. Dr. Evangelos Kanoulas is full professor in Information Retrieval & Recommender Systems at the UvA. He finished his bachelor at University of Macedonia, Thessaloniki and his master & PhD at Northeastern University, Boston. He was visiting researcher and post-doc at Microsoft Research, University College London, University of Sheffield and Google Research.

- Eerdere opname van Prof. de Rijke's webcollege over dit onderwerp

Werkgroep 7 - I: Computer Vision

Topics

- Computer Vision
- Convolutional Neural Networks

Literatuur

Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton (2017), 'ImageNet classification with deep convolutional neural networks', Communications of the ACM, Volume 60 Issue 6, p. 84-90.

Kernpunten

In dit artikel presenteren Krizhevsky, Sutskever en Hinton (2017) AlexNet. AlexNet is een convolutional neural network dat in 2012 meedeed aan de *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*. Het netwerk bleek zeer goede resultaten te behalen in het herkennen van objecten in foto's. Inmiddels zijn er alweer betere resultaten bereikt met andere netwerkarchitecturen, maar AlexNet vormt nog steeds een basis voor veel hedendaagse convolutional neural networks. Zo introduceerde dit paper een aantal concepten/technieken die ervoor zorgde dat AlexNet de concurrentie kon verslaan en die nu nog steeds worden toegepast in veel hedendaagse computer vision toepassingen. Net zoals bij het artikel over Machine Learning is het wederom belangrijk deze concepten goed te begrijpen. Bestudeer daarvoor ook onderstaande begrippenlijst.

Concepten

Object recognition
: A computer vision technique used for recognizing object in images or videos.

Convolutional Neural Network (CNN)
: Class of neural networks mostly used for processing images. CNN's often have less connections and parameters than standard feedforward neural networks. Their capacity can be controlled by varying their depth and breadth, and they also make strong and mostly correct assumptions about the nature of images. A short introduction to CNN's can be found here.

Overfitting
: Phenomenon in which a machine learning model performs well on the data it has been trained on but is not capable of generalizing well to unseen data.

Top-5 error
: The fraction of images on which the model is tested for which the correct label is not among the five labels considered most probable by the model. The top-1 error corresponds to the fraction of test images for which the model is not capable of predicting the right label.

Gradient descent
: An iterative optimization function that is used in learning to find a set of weights connecting the different layers within a neural network that minimizes the value of the loss function. Loss functions are used to determine the error, or 'loss', between the output of a network and the desired target values.

Activation function
: A function that determines the output of a neuron within a neural network based on an input or set of inputs received from neurons in the previous layer of the network. Much used examples are the ReLU and tanh activation functions. With the ReLU activation function the output is equal to the input if the input if bigger than 0, else the output is equal to 0.

Saturation
: Phenomenon in which neurons within a neural network almost always output values that are close to the minimum or maximum value of an activation function. For example, the tanh activation function can only output activation values between -1 and 1. If a neuron predominantly outputs values close to 1, this significantly increases training time. An unbounded activation function like ReLU can be used to mitigate this problem.

GPU parallelization
: Training neural networks on multiple GPU's at the same time.

Hyper-parameters
: The variables that determine the structure of the network and the variables that determine the way the network is trained.

Pooling layer
: A layer within a CNN that is used to reduce the size of the previous layer. This helps to extract dominant features from the images and might significantly reduce the computational power needed for training the CNN (see link added to Convolutional Neural Network).

Data augmentation
: A process of artificially enlarging the available dataset by applying label-preserving transformations to the images in the dataset.

Weight decay
: Parameter that is used to slightly decrease the weights that connect different neurons during training of the network.

Learning rate
: Parameter of the optimization algorithm that is used to find the set of weights that minimizes the loss function. The learning rate might significantly influence the time needed to train a network.

Werkgroep 7 - II: Information Retrieval

Topics

- Information Retrieval
- Online learning to rank
- Probabilistic Interleaving
- Interactive Intent Modeling

Literatuur

Hofmann, S. Whiteson, A. Schuth, and M. de Rijke, 'Learning to rank for information retrieval from user interactions', SIGWEB Newsletter, 5(Spring):1-7, April 2014. ISSN 1931-1745.

T. Ruotsalo, G. Jacucci, P. Myllymaki, and S. Kaski, 'Interactive intent modeling: Information discovery beyond search', Communications of the ACM, 58(1):86-92, 2015.

Kernpunten

Hofmann e.a. (2014) presenteren een *information retrieval* systeem dat zijn resultaten kan verbeteren door te leren van gebruikersinteracties. Door te leren van zulke interacties kan het systeem een steeds betere ranking van de opgehaalde informatie bepalen. De data die wordt gebruikt om een optimale ranking te leren bestaat grotendeels uit *clicks* en bevat veel ruis. Zulke *clicks* zijn daarom vaak geen accurate representatie van de voorkeuren van de gebruiker (welke informatie de gebruiker wilt vinden). Het leren van een optimale ranking functie op basis van *clicks* is dan ook een lastige taak. In dit artikel worden een aantal oplossingen gepresenteerd om de uitdagingen van het leren van *clicks* te boven te komen.
Het is belangrijk om de oplossingen die Hofmann et al (2014) aandragen goed te bestuderen. Zorg dat je goed begrijpt wat nieuw is aan de oplossingen die worden aangedragen en waarom deze het leerproces verbeteren. Bestudeer daarvoor ook goed de afbeeldingen in het artikel.
Ruotsalo e.a. (2015) presenteren een alternatief voor hedendaagse zoekmachines zoals de zoekmachine van Google. Zulke zoekmachines zijn namelijk niet goed in *exploratory search*. Het alternatief dat wordt gepresenteerd combineert *interactive intent modeling* en visuele gebruikersinterfaces om gebruikers stapsgewijs naar relevante informatie te sturen. Dit gebeurt door de huidige zoekopdracht van een gebruiker te visualiseren binnen de informatieruimte waarin de zoekopdracht zich bevindt. Door middel van interacties met deze visualisatie kan de gebruiker zijn/haar zoekopdracht steeds meer verfijnen om zo op zoek te gaan naar de beste zoekopdracht.
Bestudeer in dit artikel goed hoe de gepresenteerde technieken ervoor zorgen dat gebruikers van *search engines* beter relevante informatie kunnen vinden. Zorg ervoor dat je in eigen woorden kunt uitleggen hoe het systeem werkt, wat de achterliggende principes zijn en welke grote voordelen dit met zich meebrengt.

Concepten

- Hofmann et al. (2014):

Information retrieval
: Subfield within Artificial Intelligence that focuses on creating algorithms for the retrieval of information from ever growing databases of mostly textual information. Examples of information retrieval systems are web search engines (e.g Google) and recommender systems.

Result ranking
: The ranking of retrieved information documents based on a specific query. Think of the order in which pages appear after entering a query in the Google search engine. The ranking of retrieved information is determined by a ranking function.

Online learning
: A form of learning in which an information retrieval system learns directly from natural interactions with users. Such user interactions usually consist out of clicks by the users.

Presentation bias
: The bias that is introduced by the order in which information is presented to a user. Information that is presented on the top of a result page has a higher probability of being clicked on.

Interleaving
: A method for comparing different rankers by using user interactions and combining the results of both rankers. This means that the retrieved information of both rankers is combined to one search result, after which both rankers are compared based on the user interactions. The article presents a new method of interleaving called Probabilistic Interleave.

Pareto-dominates
: One ranker Pareto-dominates another ranker when it ranks all documents clicked on by the user at least as high as the competing ranker.

Importance sampling
: A statistical technique that is used by Probabilistic Interleave and which enables the reusing of historical user interaction data.

Reinforcement learning
: See werkcollege on Machine Learning

Exploration-exploitation trade-off
: A well-known problem within many reinforcement learning tasks that is concerned with finding the right balance between exploration, trying out new and before unseen options to gain new information, and exploitation, exploiting already learned information.

- Ruotsalo et al. (2015):

  Exploratory search
  : Type of search in which users have difficulty expressing their information needs and new search intents may emerge and be discovered only as they learn by reflecting on the acquired information.

  Vocabulary mismatch problem
  : The problem that in human communication often the humans writing the documents to be retrieved and the humans searching for them are likely to use very different vocabularies to encode and decode their intended meaning.

Week 6

Literatuur

- Repplinger, M. et al. (2018), 'Vector-space models of words and sentences', Nieuw Archief voor Wiskunde 5/19, **3**: 167-174.
- Henschel, A et al. (2021), 'What Makes a Robot Social? A Review of Social Robots from Science Fiction to a Home or Hospital Near You', Current Robotics Reports **2**:, 9-19.

Hoorcollege 9: Natural Language Processing

Prof. Dr. Raquel Fernández is professor bij het *Institute for Logic, Language and Computation* van de UvA, waar ze leiding geeft aan de *Dialogue Modelling Group*. Ze deed een master Cognitive Science and Language in Barcelona en een PhD in Computational Linguistics bij het King's College London. Daarna was ze o.a. post-doc bij Stanford University.

- Eerdere opname van Prof. Fernández webcollege

Hoorcollege 10: Social Robotics

Prof. Dr. Koen Hindriks is professor aan de Vrije Universiteit. Hij studeerde af in Groningen, behaalde zijn PhD in Utrecht, was *assistant professor* in Nijmegen en *associate professor* in Delft. Met zijn bedrijf Interactive Robotics heeft hij meegewerkt aan de documentaire Robo-Sapiens van Jelle Brandt Corstius.

- Eerdere opname van webcollege

Werkgroep 8 - I: Natural Language Processing

Topics

- Natural Language Processing
- Syntax and semantics
- Linguistic models

Literatuur

Repplinger, M. et al. (2018), 'Vector-space models of words and sentences', Nieuw Archief voor Wiskunde 5/19, 3: 167-174.

Kernpunten

Repplinger, Beinborn en Zuidema (2018) presenteren in dit artikel de verschillende stadia waar het wetenschapsveld *natural language processing* (NLP) doorheen is gegaan om te komen tot de huidige state-of-the-art deep learning modellen voor het verwerken van taal. Waar NLP in de vroege jaren 20 vooral gedomineerd werd door op logica gebaseerde modellen, zijn tegenwoordig *vector-space models* het populairst. Deze modellen maken gebruik van numerieke vector representaties en lineaire algebra om de betekenis van zinnen te achterhalen. Het artikel beschrijft in 4 stappen hoe NLP van logische modellen de transitie naar *vector-space models* heeft gemaakt. Probeer voor elke stap goed duidelijk te krijgen wat de karakteristieke elementen van die stap zijn, wat de grote voordelen daarvan zijn en wat de zwaktepunten.

Concepten

Natural language processing
: Subfield within Artificial Intelligence focused on developing mathematical and computational models of language.

Vector-space models
: Language models in which words are represented by numerical vectors and sentence meanings are computed by using a variety of operations from linear algebra on these vectors.

Montague semantics
: Montague semantics entail the first successful attempt of formalizing the semantics of substantial fragments of natural language (e.g. a sentence). The logic-based system provides a systematic way to translate natural language to a logical language.

Semantics
: The study of meaning. In the context of NLP this can be interpreted as the study of the meaning of words and sentences.

Syntax
: Syntax is the study of the structure of sentences and the rules of grammar. The semantics of a sentence refers to its meaning and the syntax to its structure.

Principle of compositionality
: Principle that states that the meaning of a complex expression (e.g. sentence) is determined by the meaning of its constituents (e.g. words) and the rules used to combine them.

Recursion
: Recursion in NLP refers to the process in which the same grammatical rule can be used repeatedly to form a sentence. This allows us to form infinitely many complex expressions from a finite set of simple grammar rules.

Distributional semantics
: A linguistic system in which the meaning of a word is modelled based on the words surrounding it. More specifically this is done by representing a word as a numerical vector which is filled by counting how often other specific words occur near to it in large databases of text. Central to this system is the distributional hypothesis that states that ijou shall know a word by the company it keeps".

Semantic space
: A multi-dimensional space in which words can be represented as vectors and in which the distance between different vectors is supposed to represent the semantic similarity between the words.

Neural word embeddings
: This term refers to vector representations of words that are acquired by training neural networks to predict a word based on its context or the other way around.

Continuous Bag-of-Words (CBOW)
: Algorithm used to predict the occurrence of a word, given a context of surrounding words.

Skip-Gram
: Algorithm used for predicting a context (the surrounding words), given an individual word. The word2vec neural word embeddings are based on the CBOW and Skip-Gram algorithms.

Compositional distributional semantics
: A linguistic system that is supposed to bring together the strengths of the symbolic tradition in NLP (e.g. Montague semantics) and the strengths of vector-space models from the distributional and neural tradition. More specifically, this approach tries to combine insights about the compositionality of language (symbolic tradition) with the vector representations (neural tradition) of words to model the meaning of sentences.

Werkgroep 8 - II: Social Robotics

Topics

- Social Robots
- Human-robot Interaction

Literatuur

Anna Henschel, Guy Laban & Emily S. Cross 'What Makes a Robot Social? A Review of Social Robots from Science Fiction to a Home or Hospital Near You', Current Robotics Reports **2**, 9-19 (2021).

Kernpunten

Dit artikel beschrijft de grote verschillen tussen wat mensen *verwachten* van sociale robots en wat de huidige *realiteit* is van sociale robots. Daarbij probeert dit artikel te definiëren wat een sociale robot is. Hierbij bevragen ze onder andere of een sociale robot en fysiek 'lichaam' moet hebben, op welke manier de robot moet kunnen interacteren met mensen, en in welke mate de robot zelf beslissingen moet kunnen maken. Dit artikel beschrijft ook hoe de verwachtingen van sociale robots verschillen tussen verschillende groepen gebruikers.

Concepten

Social Robots
: There's no universally accepted definition of social robots, but most characterizations include autonomy, two-way interaction, and possibly physical embodiments and physical similarity to humans.

Social robot paradox
: The discrepancy between the reality of social robots and our expectations of it

Automata
: Human fabricated autonomous agents that can interact with us.

Bio-inspired robots
: Physical robots that look similar to humans or animals.

Disembodied social robots
: Robots without a physical body, like Alexa.

Novelty effect
: The tendency of humans to lose interest in social robots as their novelty wears off.

Uncanny valley
: Term that refers to the phenomenon in which the appearance and movement of a robot resemble more of an animate corpse than a living human. This often elicits strong negative emotions in humans.

Embodied cognition
: A theory that describes the phenomena of learning and development through the physical interaction with the world through a humanoid body.

Social cognition
: The processing, storing and application of information about social beings and situations.

Cognitive neuroscience
: The science that studies the biological procedures that support cognition.

Theory of Mind
: The ability to attribute mental states such as beliefs, intents, desires, feelings, among others, to oneself and to others. A social robot would need some kind of theory of mind to recognize, understand, and predict human behavior in terms of the underlying mental states.

Week 7

Literatuur

- Alexandra Chouldechova (2017), 'Fair Prediction with Disparate Impact: A Study of Bias in Recidivism Prediction Instruments', Big data, 5(2), 153-163.
- Andrej Zwitter (2014), 'Big Data ethics', Big Data & Society, July-December 2014: 1-6.
- Claudia Aradau and Tobias Blanke (2015), 'The (Big) Data-security assemblage: Knowledge and critique', Big Data & Society, July-December 2015: 1-12.

Hoorcollege 11: Responsible Data-Driven Decision Making

Dr. Fernando Santos is an assistant professor of the Socially Intelligent Artificial Systems group of the UvA. He completed an MSc and PhD at Instituto Superior Técnico, Lisboa. During this period he had exchange visits at the TU Delft and Université Libre de Bruxelles. Afterwards he was post-doc at Princeton University, New Jersey.

- Eerdere opname van Prof. Haned's webcollege over dit onderwerp

Hoorcollege 12: Big Data and implications on society

Prof. Dr. Tobias Blanke is universiteits hoogleraar aan de UvA. Hij behaalde zijn master in Advanced Computing op Queen Mary, London. Hij heeft zowel een PhD in Political Philosophy als in Computer Science (resp. Berlin en Glasgow). Hij is o.a. Executive van het European Holocaust Research Infrastructure project.

- Eerdere opname van Prof. Blanke's webcollege

Werkgroep 9 - I: Data Driven Decision Making

Topics

- Fairness in algorithms
- Algorithmic bias

Literatuur

Chouldechova (2017), 'Fair Prediction with Disparate Impact: A Study of Bias in Recidivism Prediction Instruments', Big data, 5(2), 153-163.

Kernpunten

Chouldechova (2017) onderzoekt *fairness* bij algoritmes die voorspellen of veroordeelden zullen recidiveren (=nogmaals een delict zullen plegen). Ze laat zien dat verschillende concepten van *fairness* elkaar in de praktijk uitsluiten. In bijzonder gaat het om de concepten: *calibration, predictive parity* en *error rate balance*. Deze concepten sluiten elkaar uit wanneer de prevalentie van recidivisme ongelijk is onder verschillende subgroepen.
Dit betekent dat we bij het ontwerpen van algoritmes compromissen moeten maken. In het geval van *predictive parity* en *error rate balance* kunnen we ervoor zorgen dat twee van de volgende drie concepten gelijk zijn voor beide groepen: *false negative rates*, *false positive rates*, en *positive predictive value*. Chouldechova beargumenteert dat het voor recidiveren het minst oneerlijk is om *positive preditive value* ongelijk te laten zijn, maar het algemenere punt is dat we hier sociale keuzes over moeten maken en daarbij rekening houden met de gevolgen (*i.e. impact*) van deze keuzes.

Concepten

Recidivism Prediction Instruments (RPI)
: Algorites die gebruikt worden om te voorspellen of delinquenten zullen recidiveren. Deze algoritmes worden gebruikt in de praktijk, soms in de rechtsspraak, maar vaker in het proces dat daaraan vooraf gaat (bijvoorbeeld bij de bepaling van de hoogte van de borgtocht).

Fairness criteria
: Criteria die we kunnen gebruiken om te beoordelen of een algoritme eerlijk is.

Callibration
: Een algoritme is eerlijk gekalibreerd als de waarschijnlijkheid van een positieve uitkomst bij iedere score van het algoritme hetzelfde is voor alle mensen, ongeacht in welke groep ze zitten.

Predictive parity
: Een algoritme voldoet aan predictive parity wanneer de waarschijnlijkheid van een positieve uitkomst hetzelfde is onder alle mensen met een positieve voorspelling, ongeacht in welke groep die mensen zitten.

Positive Predictive Value (PPV)

Dit is de proportie van onze positieve voorspellingen die ook uitkomen. Dit is belangrijk voor fairness omdat we het oneerlijk zouden vinden als bij de ene groep onze positieve voorspellingen vaker niet uitkwamen dan bij de andere groep (oneerlijk voorbeeld: we veroordelen 10 mensen van beide groepen, maar bij de ene groep bleken er 5 onschuldigen tussen te zitten en bij de andere groep slechts 1 onschuldige).
Zie ook de figuur hieronder - deze kan helpen bij het nadenken over positive predictive power, false positive rate en false negative rate.

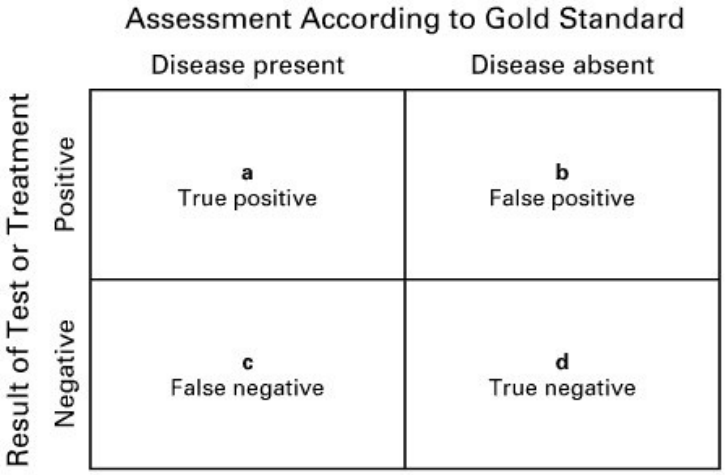


Figure 1. The Calculation of False Positive Rates.
The false positive rate is calculated as $b \div (b+d)$, or 1 − the specificity; the true positive rate (sensitivity) as $a \div (a+c)$; the true negative rate (specificity) as $d \div (b+d)$, or 1 − the false positive rate; and the positive predictive value as $a \div (a+b)$.

Error rate balance

Een algoritme heeft een eerlijke *error rate balance* wanneer de *false positive rate* en *false negative rate* gelijk zijn voor beide groepen.

False positive rate

Dit is de proportie van de mensen met een negatieve uitkomst, die wij foutief een positieve voorspelling geven. Dit is belangrijk voor *fairness* omdat we het oneerlijk vinden als we in de ene groep meer mensen onterecht veroordelen dan in de ander (oneerlijk voorbeeld: er zijn 10 onschuldige mensen in allebei de groepen, maar bij de ene groep veroordelen we er 5 onterecht en bij de andere groep slechts 1).

False negative rate

Dit is de proportie van mensen die een positieve uitkomst hebben, die wij onterecht een negatieve voorspelling geven. Dit is belangrijk voor *fairness* omdat we het oneerlijk vinden als we in de ene groep meer schuldige mensen laten lopen dan in de andere groep (oneerlijk voorbeeld: er zijn 10 onschuldige mensen in beide groepen, maar bij de ene groep veroordelen we ze allemaal en bij de andere groep laten we er 3 lopen).

Statistical parity

Een algoritme voldoet aan statistical parity wanneer de proportie positieve voorspellingen hetzelfde is voor alle groepen. (Deze notie van fairness wordt niet gebruikt voor het voorspellen van recidivisme.)

Disparate impact

Wanneer een bepaald beleid een onbedoelde negatieve consequentie heeft voor een bepaalde groep.

Werkgroep 9 - II: Big Data and Implications on Society

Topics

- Big Data Ethics
- Moral Agency
- Big Data uses in Security Practices

Literatuur

Andrej Zwitter (2014), 'Big Data ethics', Big Data & Society, July-December 2014: 1-6.

Claudia Aradau and Tobias Blanke (2015), 'The (Big) Data-security assemblage: Knowledge and critique', Big Data & Society, July-December 2015: 1-12.

Kernpunten

Zwitter (2014) beargumenteert in zijn artikel dat de razendsnelle ontwikkelingen in Big Data ons noodzaken om te heroverwegen hoe wij over ethiek nadenken. Volgens hem passen traditionele ethische opvattingen niet meer in deze tijd waarin Big Data toepassingen alom zijn. Zulke traditionele opvattingen gaan vaak uit van individuele morele keuzevrijheid waarin het individu de verantwoordelijkheid draagt het moreel juiste te doen. Volgens Zwitter (2014) is er in ethische kwesties omtrent Big Data vaak helemaal geen sprake van zulke morele keuzevrijheid. Hij pleit dan ook voor een nieuwe conceptie van ethiek waarbij we onze morele overwegingen niet meer uitsluitend baseren op het idee van individuele keuzes met voorspelbare uitkomsten.
Probeer bij het lezen van dit artikel vooral goed te begrijpen hoe de besproken eigenschappen van Big Data zorgen voor een nieuw begrip van ethiek. Bestudeer daarbij ook goed de specifieke ethische uitdagingen omtrent het gebruik van Big Data besproken in de voorlaatste sectie.

Aradau en Blanke (2015) stellen dat de opkomst van Big Data en gebeurtenissen zoals de Snowden-onthullingen opnieuw het debat hebben aangewakkerd over de manier waarop beveilingspraktijken worden ingezet in ons digitale tijdperk. Binnen dit debat heeft kennis uit de computer- en informatiewetenschappen volgens hen te weinig aandacht gekregen. Er zou dan ook meer aandacht moeten worden gegeven aan kritische kennis uit dit wetenschapsveld om beweringen van beveiligingsprofessionals over Big Data aan te vechten. Door samen te werken met computerwetenschappers kunnen sociale wetenschappers voorbij de complexiteit van algoritmische methoden komen. Daarmee zullen zij beter in staat zijn een kritische analyse te maken van de veelvoorkomende opvatting dat Big Data een noodzakelijke 'game changer' is. In dit artikel wordt dat gedaan door een aantal veel voorkomende opvattingen over Big Data te ontkrachten aan de hand van informatie uit de computer- en informatiewetenschappen.
In dit artikel is het vooral belangrijk om de drie verschillende opvattingen over Big Data en de ontkrachting daarvan goed te bestuderen. Hoe wordt bijvoorbeeld het onderscheid tussen inhoud en metadata door beveiligingsprofessionals gebruikt om het op grote schaal verzamelen van data te rechtvaardigen? En

hoe proberen de auteurs dit sterke onderscheid te ontkrachten met kennis uit de computer- en informatiewetenschappen?

Concepten

- Zwitter (2014):

  Moral agency
  The capability of an individual to make moral decisions based on a conception of good and evil and to take responsibility for one's actions.

  Moral culpability
  The extend to which an agent can be held morally responsible for its actions.

  'Many hands' problem
  A philosophical problem introduced by Big Data uses which refers to the occurrence of an undesirable effect to which many agents contributed and in which it is very hard, or impossible, to hold any individual agent responsible.

  Concept of centrality
  A concept relevant to definitions of power in which power relations between agents are modelled within a network. This concept states that the more connections an specific agent has within the power network, the more power the agent can exert.

  Infraethics
  Agents that through power relations hinder or facilitate the capability of other agents to act morally. This introduces 'dependent agency', since the capability of one agent to act morally is dependent on other agents.

- Aradau and Blanke (2015):

  Big Data-security assemblage
  Term used to refer to the increasing use of Big Data techniques in security practices.

  Metadata
  Usually defined as data that provides information about other data. For example, data that captures the content of a phone call can be described by metadata that contains the timestamp the phone call started, the duration of the phone call, the phone number of the caller, etc.

  Mass surveillance
  The often intricate monitoring by intelligence agencies of an entire or substantial fraction of a population. In contrast to mass surveillance, targeted surveillance is directed to specific persons of interest.

Epistemology

Subfield within philosophy that studies the nature, origin and limits of knowledge. The epistemic transformation that took place after the 'winter of AI' refers to the transformation in the kind of knowledge that was the subject of study in AI and the way we tried to gather such knowledge (i.e. from logic based models to statistical models).

Epistemic capability of algorithms

The capabilities of algorithms to lead to new knowledge or to make new discoveries. A common believe between security professionals is that gathering more and more data enhances such capabilities of algorithms.

False positive

A classification error in which a model wrongly predicts the presence of a condition. When a predictive model predicts a healthy individual to be sick, this is considered a false positive.

Heavy-tailed distribution

Probability distribution over possible outcomes with a high amount of (extreme) outliers (e.g. conducting a terrorist attack) with only a small probability.

Posterpresentaties

De posterpresentaties vinden plaats op vrijdag 21 oktober. Elk groepje zal zijn poster presenteren voor groepjes uit andere werkgroepen. Dat betekent dus dat je gaat presenteren voor een groep medestudenten die jullie poster nog niet hebben gezien. Gebruik de generale repetitie in de PAV werkgroep in week 6 dan ook goed om nog wat laatste punten van feedback te verzamelen van de studenten uit jouw werkgroep.

Let op! Mocht je echt niet aanwezig kunnen zijn op het aangegeven tijdstip in het rooster, probeer dan eerst met jouw tutor en de rest van de PAV groep een oplossing te vinden (door bijvoorbeeld twee groepjes om te ruilen). Mocht het echt niet lukken, dan zal ik (Ghislaine) met de tutor een andere oplossing proberen te vinden.

Dankwoord

De eerste versie van deze leeswijzer is in 2020 opgezet door Wessel de Jong.

Referenties

[1] Claudia Aradau en Tobias Blanke. „The (Big) Data-security assemblage: Knowledge and critique". In: *Big Data & Society* 2.2 (okt 2015). URL: https://doi.org/10.1177/2053951715609066.

[2] Tarek R. Besold e.a. *Neural-Symbolic Learning and Reasoning: A Survey and Interpretation*. Nov 2017. arXiv: 1711.03902 [cs.AI]. URL: https://arxiv.org/abs/1711.03902.

[3] Rodney A. Brooks. „Intelligence without representation". In: *Artificial Intelligence* 47.1 (jan 1991), p. 139–159. ISSN: 0004-3702. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/000437029190053M.

[4] Katja Hofmann e.a. „Learning to Rank for Information Retrieval from User Interactions". In: *SIGWEB Newsletter* Spring (apr 2014). ISSN: 1931-1745. URL: https://doi.org/10.1145/2591453.2591458.

[5] Michael I. Jordan en Tom M. Mitchell. „Machine learning: Trends, perspectives, and prospects". In: *Science* 349.6245 (jul 2015), p. 255–260. ISSN: 0036-8075. URL: https://science.sciencemag.org/content/349/6245/255.

[6] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever en Geoffrey E. Hinton. „ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks". In: *Communications of the ACM* 60.6 (mei 2017), p. 84–90. ISSN: 0001-0782. URL: https://doi.org/10.1145/3065386.

[7] Allen Newell en Herbert A. Simon. „Computer Science as Empirical Inquiry: Symbols and Search". In: *Commun. ACM* 19.3 (mrt 1976), p. 113–126. ISSN: 0001-0782. URL: https://doi.org/10.1145/360018.360022.

[8] Judea Pearl. *Theoretical Impediments to Machine Learning With Seven Sparks from the Causal Revolution*. Jan 2018. arXiv: 1801.04016 [cs.LG]. URL: https://arxiv.org/abs/1801.04016.

[9] Michael Repplinger, Lisa Beinborn en Willem Zuidema. „Vector-space models of words and sentences". In: *Nieuw Archief voor Wiskunde* 19.3 (2018), p. 167–174. URL: http://www.nieuwarchief.nl/serie5/toonnummer.php?deel=19&nummer=3&taal=0.

[10] Tuukka Ruotsalo e.a. „Interactive Intent Modeling: Information Discovery beyond Search". In: *Communications of the ACM* 58.1 (dec 2014), p. 86–92. ISSN: 0001-0782. URL: https://doi.org/10.1145/2656334.

[11] Stuart J. Russell en Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall series in Artificial Intelligence. Prentice Hall, 2021. ISBN: 978-1-292-40113-3. URL: http://aima.cs.berkeley.edu/global-index.html.

[12] Alan M. Turing. „Computing Machinery and Intelligence". In: *Mind* 59.236 (okt 1950), p. 433–460. ISSN: 0026-4423. URL: https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433.

[13] Jieshu Wang. *Symbolism vs. Connectionism: A Closing Gap in Artificial Intelligence*. Jieshu's Blog. Dec 2017. URL: http://wangjieshu.com/2017/12/23/symbol-vs-connectionism-a-closing-gap-in-artificial-intelligence/.

[14] Andrej Zwitter. „Big Data ethics". In: *Big Data & Society* 1.2 (nov 2014). URL: https://doi.org/10.1177/2053951714559253.