Flanders AI forum

Antwerpen 7 juni 2022

.AGORIA Vlaanderen

Vlaams netwerk van ondernemingen

DEPARTEMENT ECONOMIE WETENSCHAP & INNOVATIE

imec embracing a better life

AGENTSCHAP INNOVEREN & ONDERNEMEN

Vlaanderen is ondernemen

Vlaams AI-Onderzoeksprogramma

SCIENCE MEETS LIFE

Explaining and Interpreting AI models

GHENT UNIVERSITY

Yvan Saeys

yvan.saeys@ugent.be

VIB

AI FLANDERS
BUILDING OUR DIGITAL FUTURE

@Saeyslab

Flanders AI Forum 2022

What do we mean by explainable / interpretable ML ?


Interpretability
Explainability
Adversarial examples
Transparancy
Usability
Responsable AI
Interestingness
Comprehensibility
TRUST
Simulatability
Mental fit
Understandability
Acceptability
Justifiability
Fairness
Robust ML

Transparancy

Informally, transparency is the opposite of opacity or ‘‘black-boxness’’. It connotes some sense of understanding the mechanism by which the model works. Transparency is considered here at the level of:

1. *the entire model (simulatability)*
2. *the level of individual components such as parameters (decomposability)*
3. *the level of the training algorithm (algorithmic transparency).*

Z. C. Lipton, ‘‘The mythos of model interpretability,’’ Commun. ACM, vol. 61, no. 10, pp. 36–43, Sep. 2018

Interpretability

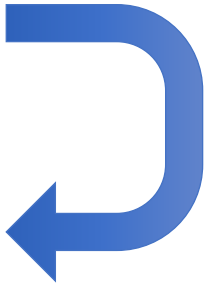
"Interpretability is the degree to which a human can understand the cause of a decision"
Miller, 2017

- An interpretation is the mapping of an abstract concept (e.g., a predicted class) into a domain that the human can make sense of
- Present some of the properties of an AI model in terms understandable to a human
  - Can we understand what the AI algorithm bases its decision on?
- Note that, in contrast to transparency, to achieve interpretability the data is always involved.

R. Roscher, B. Bohn, M. F. Duarte and J. Garcke, "Explainable Machine Learning for Scientific Insights and Discoveries," in IEEE Access, vol. 8, pp. 42200-42216, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2976199.

Explainability

- Comes more from the domain of social sciences
- No concise definition yet, as explanations can differ in completeness or the degree of causality
- An explanation is the collection of features of the ***interpretable domain***, that have contributed for a given example to produce a decision



Concepts expressed in the understandable terms composing an explanation are self-contained and do not need further explanations

G. Montavon, W. Samek, and K.-R. Müller, "Methods for interpreting and understanding deep neural networks," *Digit. Signal Process.*, vol. 73, pp. 1–15, Feb. 2018

Interpretability versus explainability

- Often, interpretability is related to the whole model
- Explainability is more related to individual predictions of the model
- All in the end should lead to more trustworthy ML

What is an explanation?

An explanation is the answer to a question

- Why is that particular decision made?
  - Why did not the treatment work on the patient?
  - Why was my loan rejected?
- Why is the decision for sample A different to (the nearby) sample B?
- Which features are important for the decision about sample A ?
- Which features are important globally ?
- All depends on the goal, context and background of the ML user

Tim Miller. 2017. Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences. arXiv preprint arXiv:1706.07269 (2017)

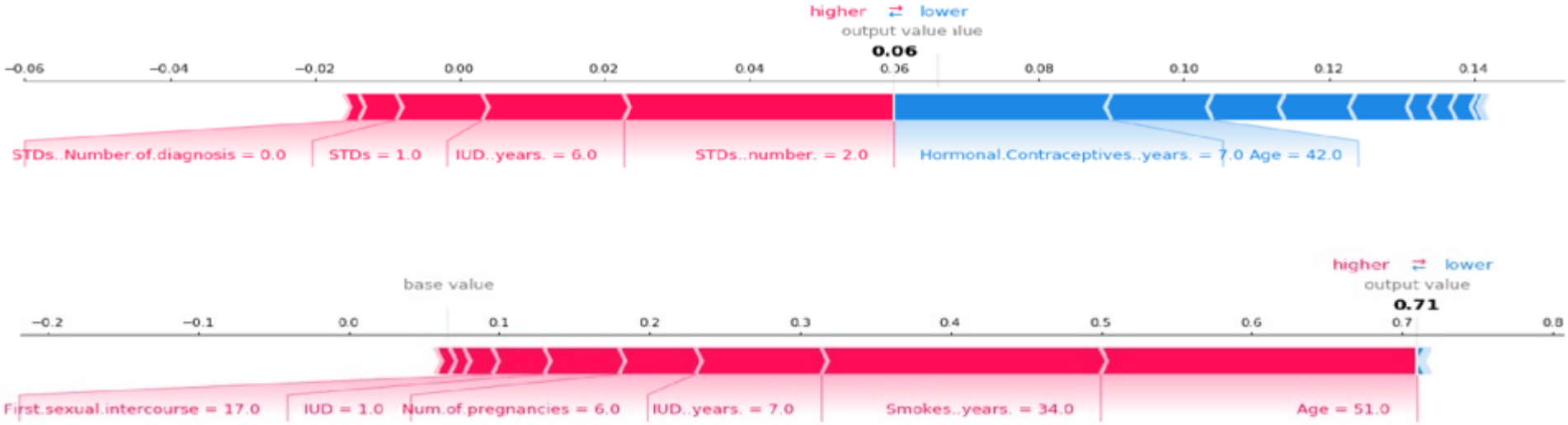
What makes a good explanation ?

Lessons from the social sciences

Good explanations are:

- ***contrastive***
- ***selected***
- ***social***
- ***truthful (fidelity)***
- ***consistent with prior belief***
- ***general and probable***

Example: SHAP values to explain the predicted cancer probabilities of two patients



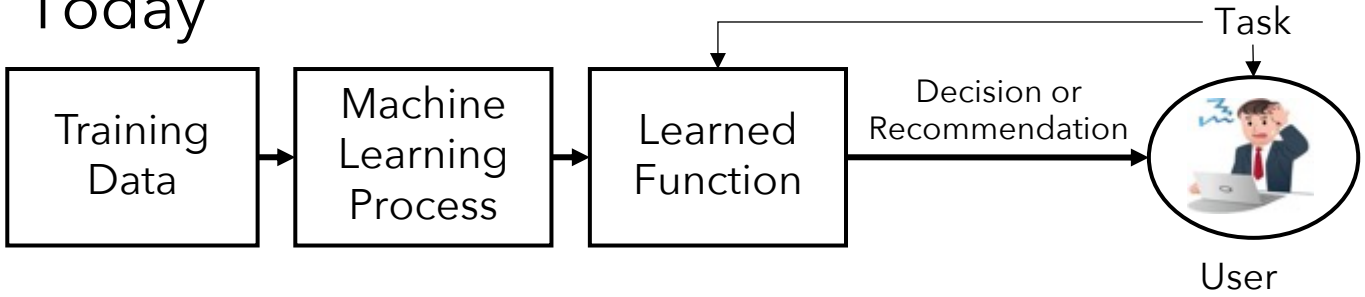
Why do we need explainable / interpretable ML methods?

Motivations for interpretable ML

- To justify decisions/build trust
  - To accept a predictive model, medical experts have to understand the intelligence behind the diagnostic
- To validate/verify/understand and improve models
  - Detection of anomalies in the model, study bias/fairness
- To derive new knowledge
  - The model itself is a new source of knowledge
  - Different models provide different insights in the data
- To complement other metrics (typically predictive performance of the model) and thus get a broader view on the model
  - Others include privacy, robustness, causality, …
- Legal/regulatory obligations

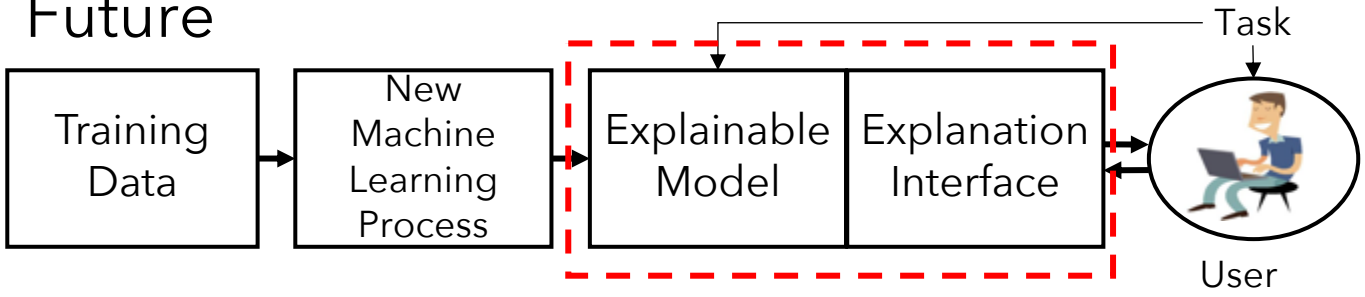
Towards explanation interfaces

Today



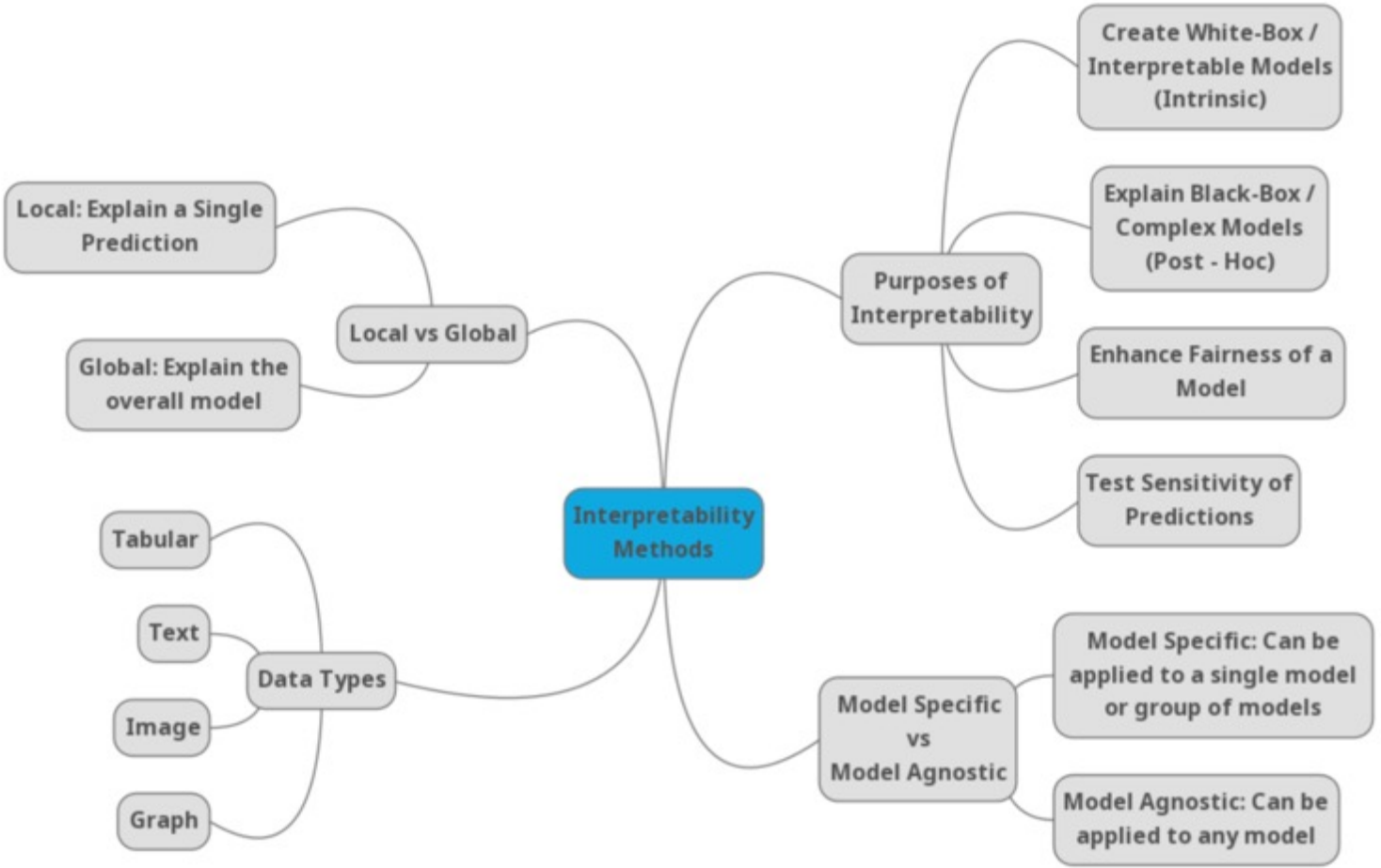
- Why did you do that?
- Why not something else?
- When do you succeed?
- When do you fail?
- When can I trust you?
- How do I correct an error?

Future



- I understand why
- I understand why not
- I know when you succeed
- I know when you fail
- I know when to trust you
- I know why you erred

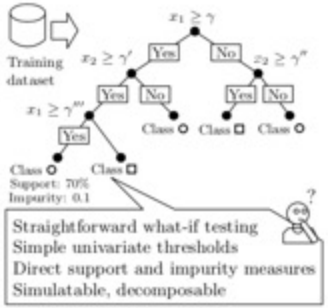
What kind of interpretability methods do exist ?



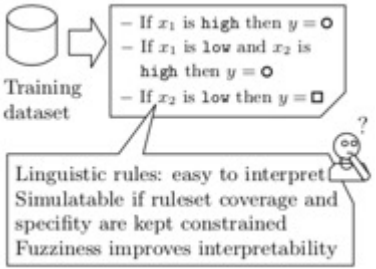
Linardatos et al. Explainable AI: A Review of Machine Learning Interpretability Methods. Entropy 2021, 23, 18

Inherently interpretable models

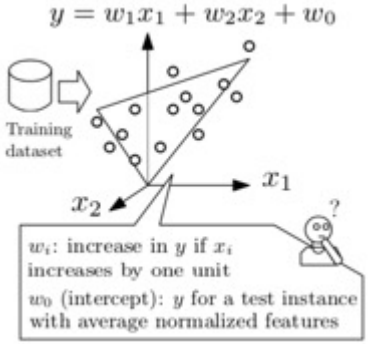
Decision trees



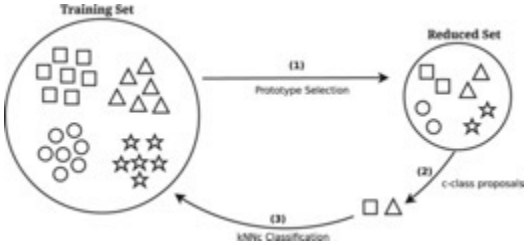
Rule based models



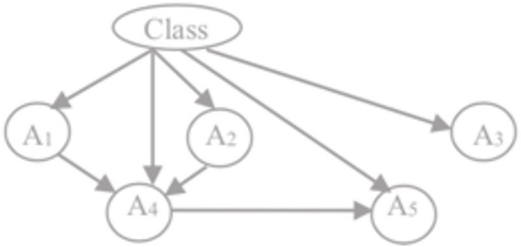
Linear models



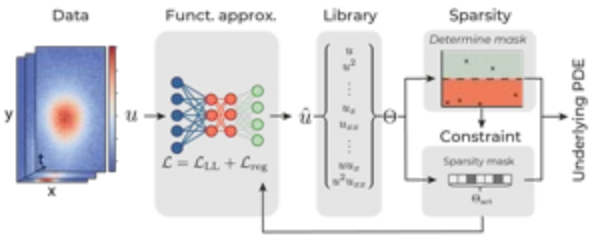
Case based reasoning



Graphical models

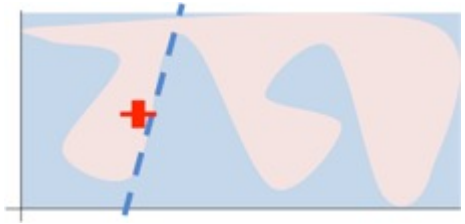


Physics inspired models



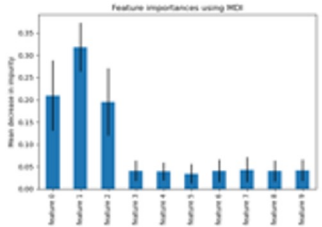
Post-hoc interpretability

Surrogate models



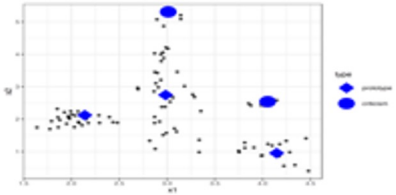
Knowledge distillation, LIME,…

Feature importance scores



Permutation importance, PDP, ICE, ALE, Shapley values

Explanation by example

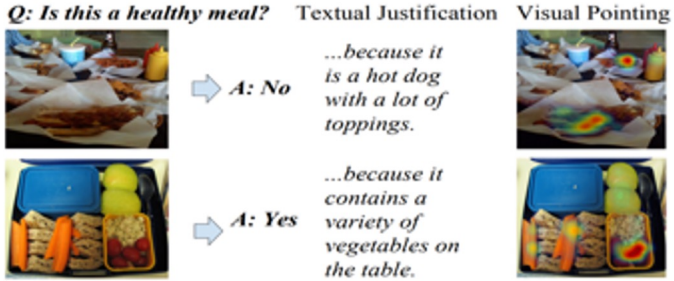


Counterfactuals, algorithmic recourse, prototypes and criticisms

Attribution maps / Visualizations

CAM, GRAD-CAM, DeepLift, IG, SmoothGrad, TCAV

Textual explanations



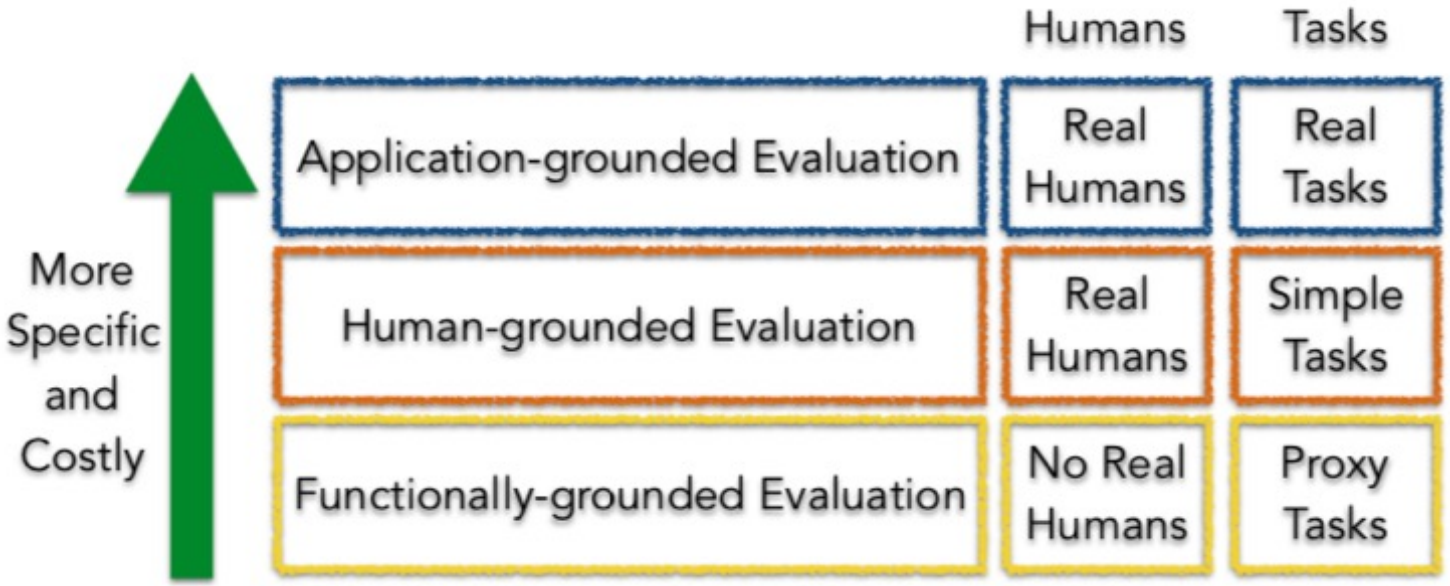
Future prospects

Open problems

Early work in evaluating explanations assumed that there was a single “correct explanation”. Today it is clear that many different explanations can be valid at the same time. This leaves some questions:

- Which types of explanations can be considered “valid”?
- What are the *specific* questions that each explanation provides an answer to?
- How do we evaluate the quality of each type of explanation?

Different levels of evaluating interpretability



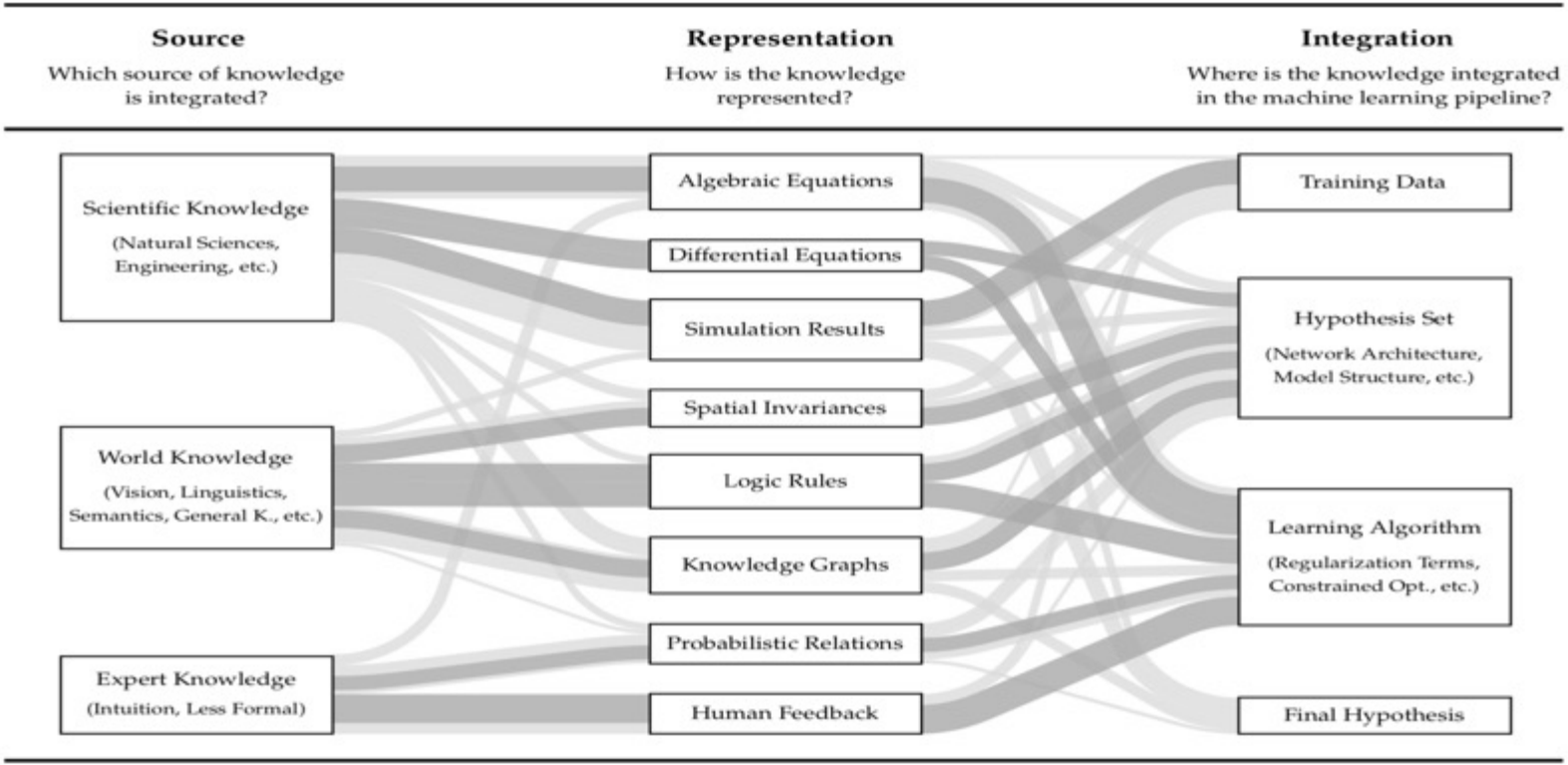
Doshi-Velez and Kim, 2017 Towards A Rigorous Science of Interpretable Machine Learning

Properties of explanations

- **Fidelity:** How well does the explanation represent the “true workings” of the model?
- **Consistency:** How similar are explanations for models that were trained on the same task and produce similar predictions?
- **Stability:** How similar are explanations for similar instances?
- **Comprehensibility:** How well do humans understand the explanation?
  - Note: this depends on the audience
- **…**

Robnik-Sikonja and Bohanec. “Perturbation-based explanations of prediction models.” Human and Machine Learning. 159-175. (2018)

Future directions: Informed ML



von Rueden et al. ‘‘Informed machine learning - a taxonomy and survey of integrating knowledge into learning systems,’’ 2019, *arXiv*

Summary

- Explainable AI methods are a key component in the toolbox of ethical AI
- The field of explainable AI methods is rapidly expanding in multiple directions
  - Few standard definitions exist, multiple points of view
- Methods should be developed in order to align with human values and preferences
  - These values/preferences can be complex and fluid

GHENT
UNIVERSITY

FACULTY OF ENGINEERING AND ARCHITECTURE

RESEARCH GROUP AIDA - IDLAB

ETHIEK IS NIET MOEILIJK *

Prof. Dr. Ir. Tijl De Bie
AIDA-IDLab, Ghent University

GHENT UNIVERSITY

IDLab
INTERNET & DATA LAB

* op het eerste zicht…

WAT IS EEN VERKLARING?

Aristoteliaanse ‘oorzaken’

Waarom is dit wiel rond?

- Efficiënt (wie maakte het)
- Teleologisch (waarvoor dient het)
- Mechanistisch (hoe is het gemaakt)
- Categorisch (wat voor ding is het)

GHENT UNIVERSITY

WAT IS EEN VERKLARING?

Aristoteliaanse ‘oorzaken’

Waarom is dit wiel rond?

- Efficiënt (wie maakte het)
- Teleologisch (waarvoor dient het)
- Mechanistisch (hoe is het gemaakt)
- Categorisch (wat voor ding is het)

Deductief:

Waarom bent u in AI geinteresseerd?

```
Klopt voor alle aanwezigen
U bent aanwezig
➔ Klopt voor u
```

GHENT UNIVERSITY

WAT IS EEN VERKLARING?

Aristoteliaanse ‘oorzaken’

Waarom is dit wiel rond?

- Efficiënt (wie maakte het)
- Teleologisch (waarvoor dient het)
- Mechanistisch (hoe is het gemaakt)
- Categorisch (wat voor ding is het)

Deductief:

Waarom bent u in AI geinteresseerd?

```
Klopt voor alle aanwezigen
U bent aanwezig
➔ Klopt voor u
```

Statistische relevantie:

```
P(AI interesse | aanwezig)
?= P(AI interesse | aanwezig, stoel)
```

GHENT UNIVERSITY

WAT IS EEN VERKLARING?

Aristoteliaanse ‘oorzaken’

Waarom is dit wiel rond?

- Efficiënt (wie maakte het)
- Teleologisch (waarvoor dient het)
- Mechanistisch (hoe is het gemaakt)
- Categorisch (wat voor ding is het)

Deductief:

Waarom bent u in AI geinteresseerd?

```
Klopt voor alle aanwezigen
U bent aanwezig
➔ Klopt voor u
```

Statistische relevantie:

```
P(AI interesse | aanwezig)
?= P(AI interesse | aanwezig, stoel)
```

Causaal:

Voorafgaandelijke causale processen en interacties

GHENT UNIVERSITY

WAT IS EEN VERKLARING?

Aristoteliaanse ‘oorzaken’

Waarom is dit wiel rond?

- Efficiënt (wie maakte het)
- Teleologisch (waarvoor dient het)
- Mechanistisch (hoe is het gemaakt)
- Categorisch (wat voor ding is het)

Unificerend:

Bvb. natuurwetten

Deductief:

Waarom bent u in AI geinteresseerd?

```
Klopt voor alle aanwezigen
U bent aanwezig
➔ Klopt voor u
```

Statistische relevantie:

```
P(AI interesse | aanwezig)
?= P(AI interesse | aanwezig, stoel)
```

Causaal:

Voorafgaandelijke causale processen en interacties

GHENT UNIVERSITY

WAT IS EEN VERKLARING?

Aristoteli

Waarom i

– Efficiën
– Teleolo
– Mechar
– Catego

Deductief:

Waarom bent u in AI geinteresseerd?

```
Klopt voor alle aanwezigen
U bent aanwezig
```

, stoel)

Voorafgaandelijke causale processen en interacties

Complexiteit /

niveau van abstractie

?

Unificerend:

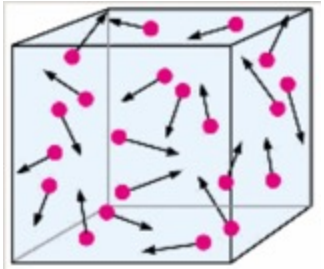
Bvb. natuurwetten

GHENT UNIVERSITY

HET OOG VAN DE TOESCHOUWER

- Type verklaring

- Complexiteit / abstractieniveau



- Complementair met prior kennis
  (bv. kennis van natuurwetten)

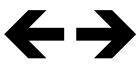
- Relevantie
  (bv. beoordelen van eerlijkheid / bias)

➔ Gebruikerstesten?

GHENT UNIVERSITY

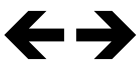
VERKLARINGEN VOOR WIE?

Verklaringen



Excuses

Verklaringen waar je mee aan de slag kunt



Verklaringen die je niet vooruit helpen

GHENT UNIVERSITY

VERKLARING VAN HET MODEL OF REALITEIT

Belangrijk onderscheid: “Je krijgt geen lening, want…”

“… *volgens het AI-model* betalen mensen zoals jij hun lening vaak niet terug”

Zegt iets over het begrip van het AI-model van de realiteit

“… *het AI-model* kent die niet toe aan mensen zoals jij”

Zegt iets het AI-model zelf

GHENT UNIVERSITY

VERKLARINGEN & TRANSPARANTIE IN AI

- Veelal een pseudo-causale vorm: tegenfeitelijk

- Complexiteit, prior kennis, relevantie, ‘actionability’, eerlijkheid…:
  Zelden expliciet meegenomen

- Gebruikerstesten in onderzoeksfase

- Interpreteerbaarheid = minder problematisch,
  maar verlies aan accuraatheid

GHENT UNIVERSITY

Ethisch en juridisch
allerminst evident

FACULTY OF ENGINEERING AND ARCHITECTURE

Prof. Dr. Ir. Tijl De Bie

AIDA – IDLAB, UGENT

www.ugent.be
tijl.debie@ugent.be

Universiteit Gent
@tijldebie

GHENT UNIVERSITY

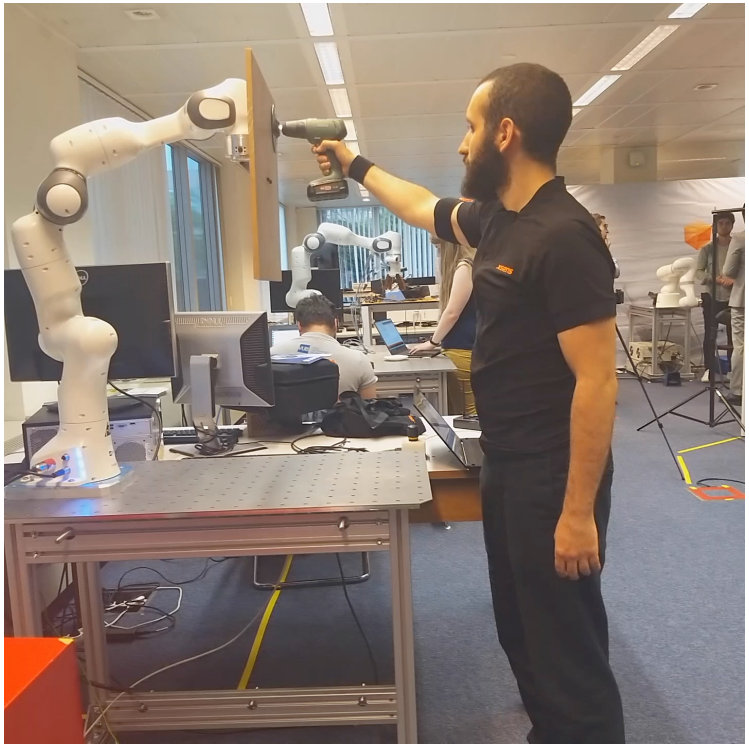
Explainable AI geen louter technische aangelegenheid

Prof An Jacobs – imec – SMIT, Vrije Universiteit Brussel

AI potentieel voor werkbaar werk

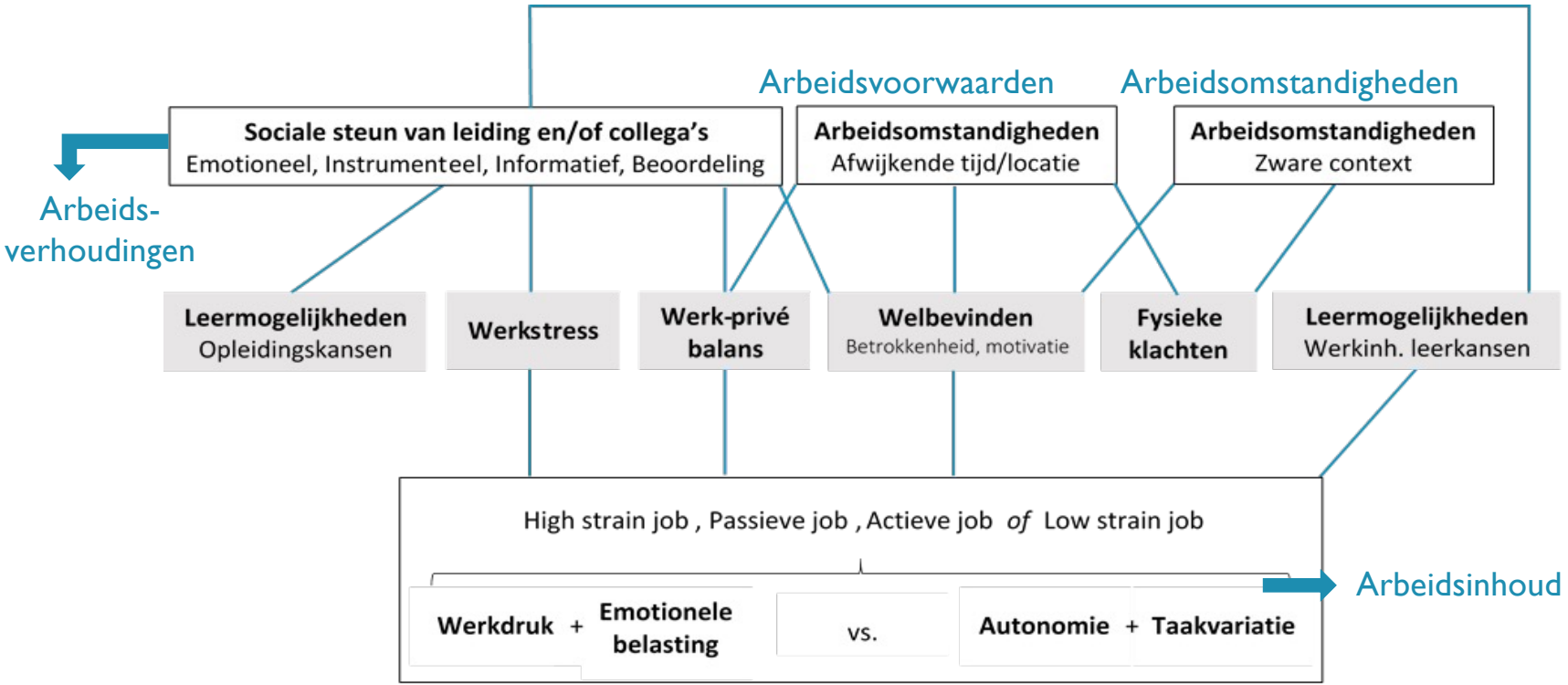
Zoekende naar ondersteunende

data gedreven technologieën voor meer werkbaar werk



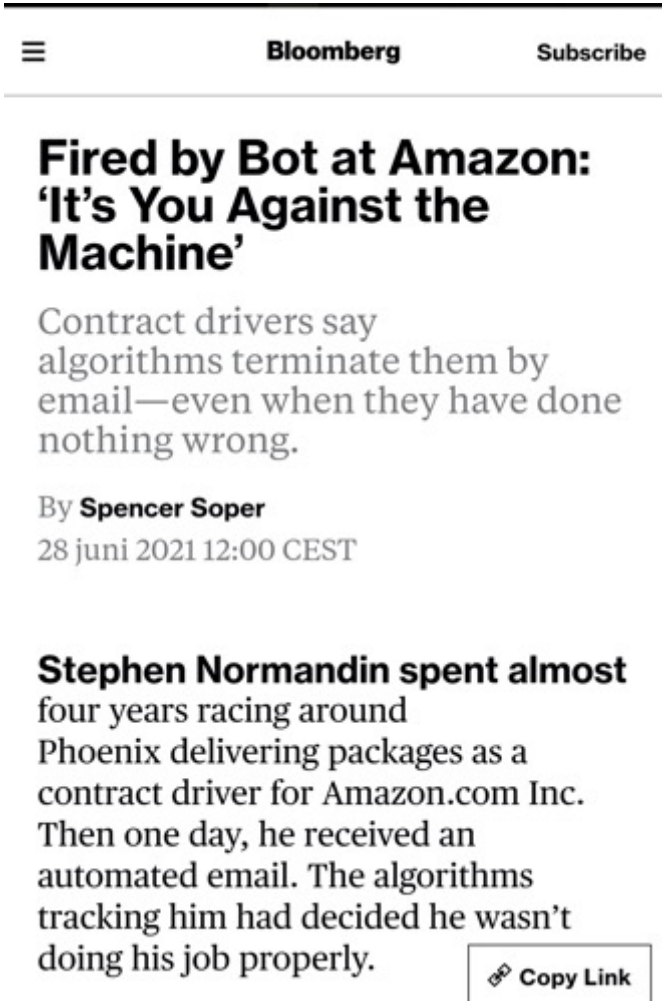
Bron:
Brubotics demo in EU SOPHIA project
@ AIXP VUB

Werkbaar werk



Bron: workshop HIVA 2022, Proeftuin Tech4WW

Maar AI oplossingen vandaag leveren ook volgende uitdagingen op



Bloomberg Subscribe

Fired by Bot at Amazon: 'It's You Against the Machine'

Contract drivers say algorithms terminate them by email—even when they have done nothing wrong.

By **Spencer Soper**

28 juni 2021 12:00 CEST

Stephen Normandin spent almost four years racing around Phoenix delivering packages as a contract driver for Amazon.com Inc. Then one day, he received an automated email. The algorithms tracking him had decided he wasn't doing his job properly.

Copy Link

Maar AI oplossingen vandaag leveren ook volgende uitdagingen op

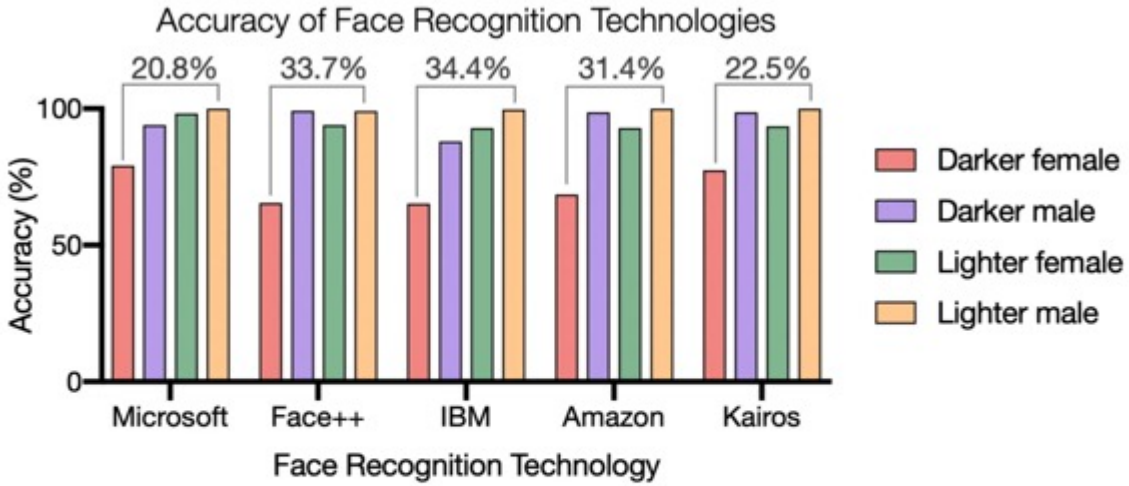


Figure 1: Auditing five face recognition technologies. *The **Gender Shades project** revealed **discrepancies** in the classification accuracy of face recognition technologies for different skin tones and sexes. These algorithms consistently demonstrated the poorest accuracy for darker-skinned females and the highest for lighter-skinned males.*

Hoe uitdaging aanpakken ?

Trustworthy human centred AI

EU High-Level Expert Group on AI (AI HLEG)

AI in het bedrijfsleven

C-level analysten en data executives zeggen:

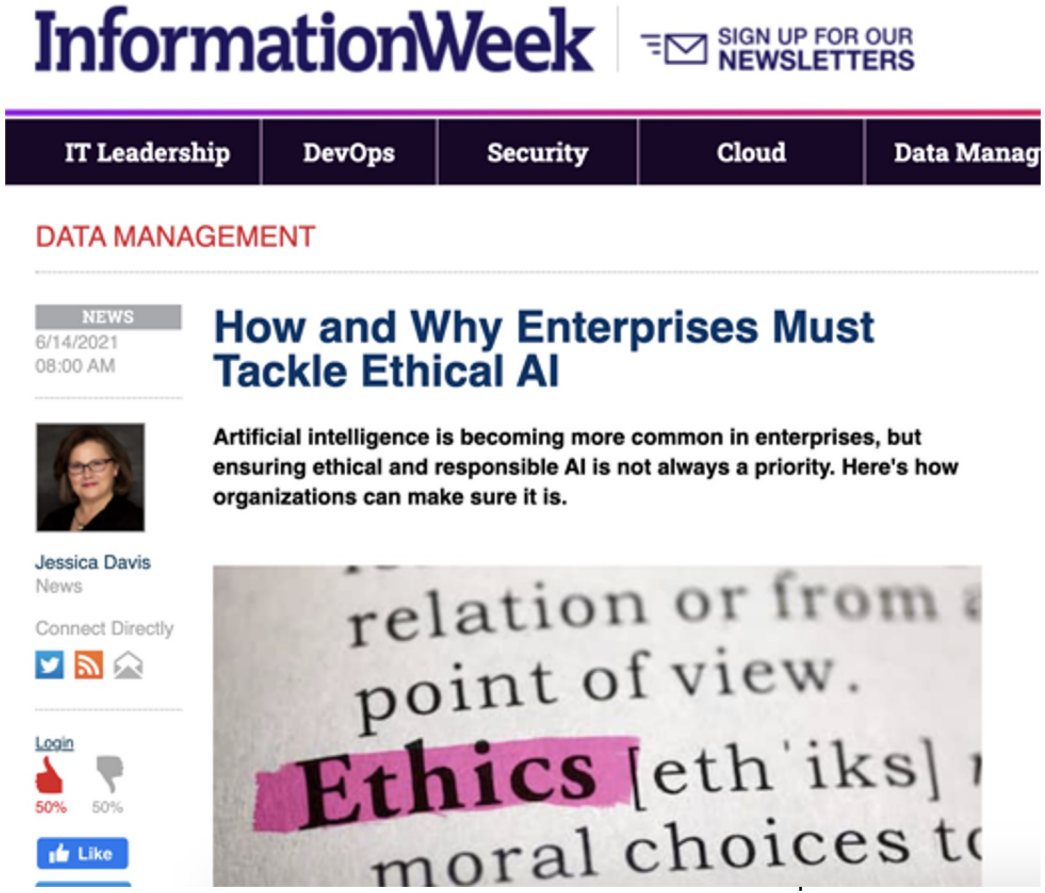
- 73% bedrijven moeite met prioritiseren van AI ethics

65% van de bedrijven kunnen de AI predicties en beslissingen niet verklaren

20% monitors actief models in production on fairness & ethics

Bron:

FICO "The State of Responsible AI", 2020



InformationWeek

SIGN UP FOR OUR NEWSLETTERS

IT Leadership | DevOps | Security | Cloud | Data Manag

DATA MANAGEMENT

NEWS
6/14/2021
08:00 AM

How and Why Enterprises Must Tackle Ethical AI

Artificial intelligence is becoming more common in enterprises, but ensuring ethical and responsible AI is not always a priority. Here's how organizations can make sure it is.

Jessica Davis
News

Connect Directly

Login
50% 50%
Like

relation or from
point of view.
Ethics [eth'iks]
moral choices t

Belang ?

International Burn Down a 5G Tower Day

By TorchStone VP, Scott Stewart

May 4, 2020

What is Happening: A group of internet activists have declared May 3, 2020 to be "International Burn Down a 5G Tower Day." They have been using the hashtags such as #burn5G, #burn5Gtowers, #destroy5G, #destroy5Gtowers, #Disable5GTowers, #kill5G, #kill5Gtowers and #teardown5G. Twitter, Facebook and YouTube have been working diligently to remove content, forcing it to migrate to other platforms such as Instagram, Telegram, 4Chan and Gab.

XAI - Explainable AI

Voor data specialisten :

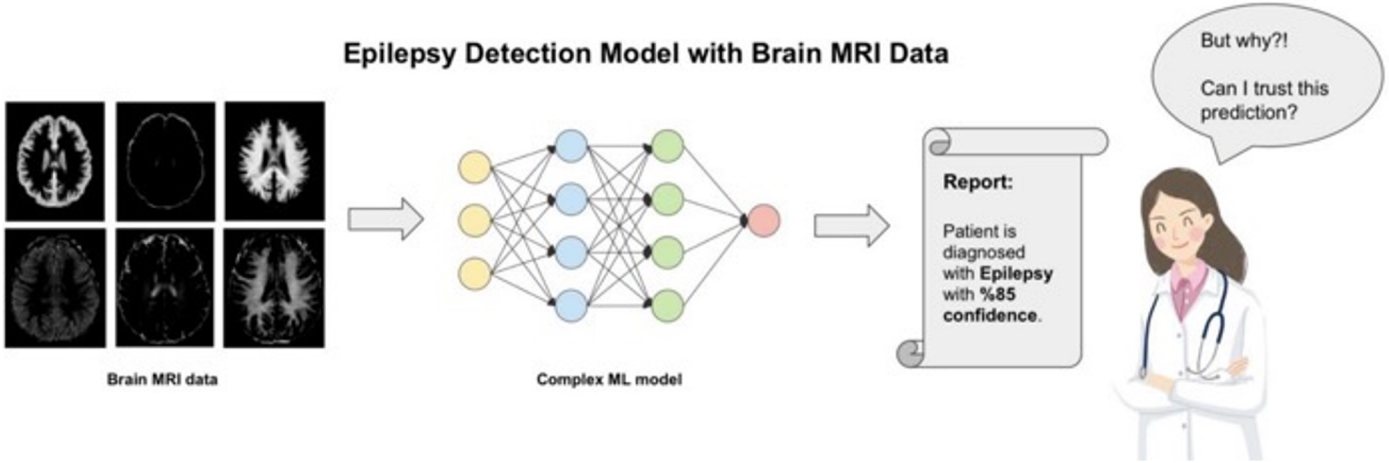
kunnen controleren **van performantie** en **robustheid van het model** in bepaalde context en de transfereerbaarheid naar andere situaties

Voor eind-gebruikers en andere stakeholders:

Uitleg, duidelijkheid nodig voordat ”duister” magisch verhaal het gebrek aan transparantie invult

BASIC REQUIREMENT TO TRUSTWORTHY AI SOLUTIONS

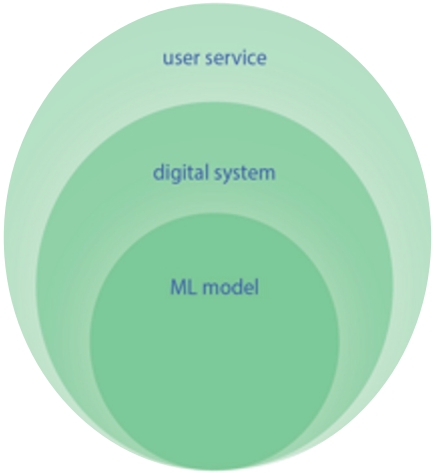
MORE DIVERSE NON-TECHNICAL "EXPLAINABILITY"



"If you can't explain it to me, I don't trust it"

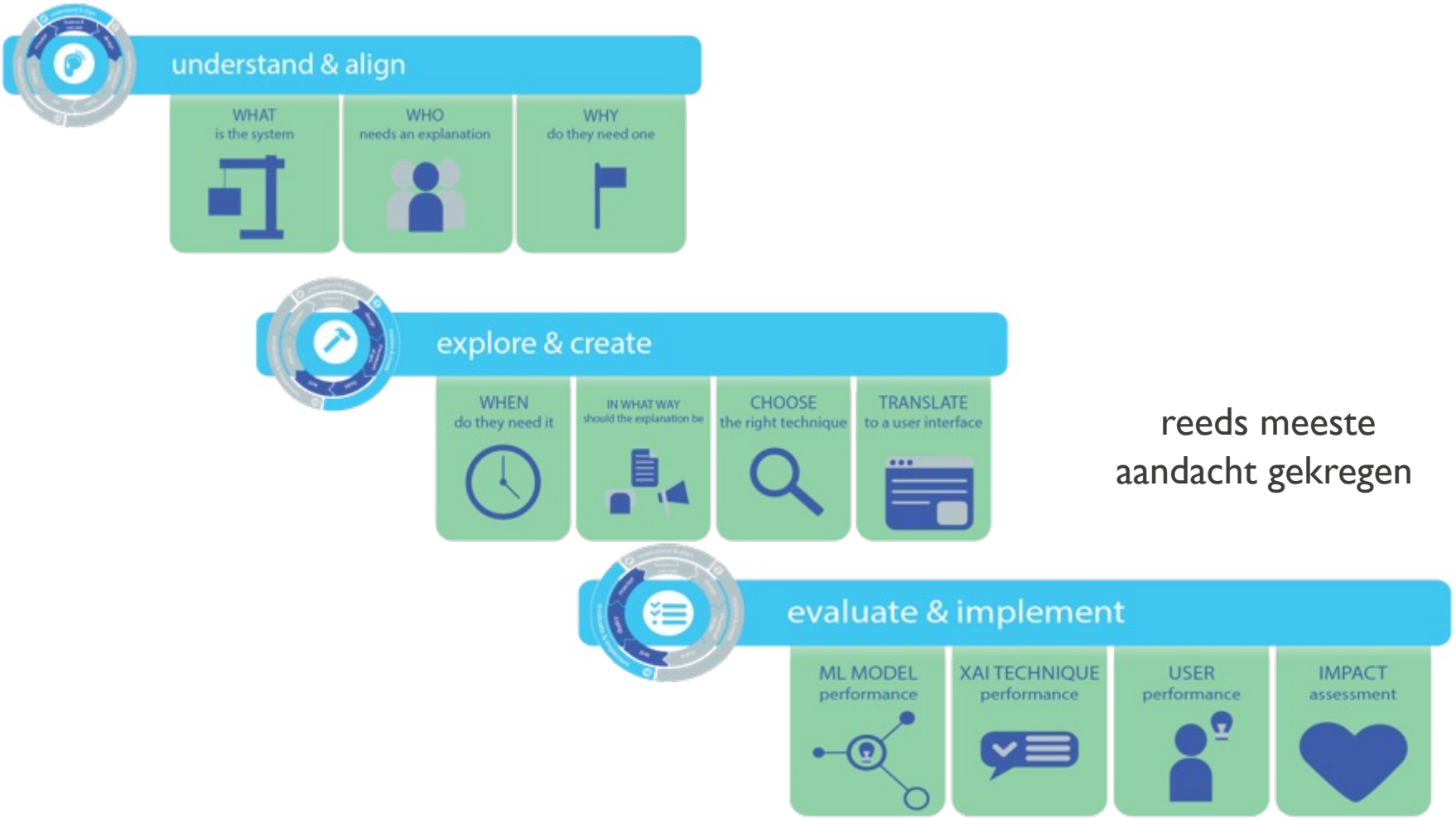
N.N - UZ Jette

Waar te beginnen?



Organisatie & maatschappelijke context

https://data-en-maatschappij.ai/en/publications/xai-decision-tool-2021



reeds meeste aandacht gekregen

XAI alignment workshop : co-created format

Doel: hoe verschillende betrokken partijen & verschillende “explainability” noden tov system expliciteren en alligneren

VDAB

samen sterk voor werk

We asked ourselves, is it possible to create a self-learning algorithm to make suggestions based on peoples preferences, search behaviour on our website and their profile

imec SMIT VUB VRIJE UNIVERSITEIT BRUSSEL

XAI alignment workshop :

facilitatie face-to-face of online via MIRO

Wat? **Explainability (uitlegbaarheid)** van een AI systeem = uitleggen hoe het systeem werkt en waar de resultaten op zijn gebaseerd

Waarom? Om te weten of een (autonoom) systeem de juiste beslissing maakt, om te weten of er fouten (bugs) zijn en om te weten of wij als mens een andere beslissing zouden willen maken (overruling). Al deze aspecten helpen bij het verbeteren van **de betrouwbaarheid van het systeem**.

Doel van deze workshop: om gezamenlijk over de wat, wie en waarom van explainability na te denken en uit te stippelen waar je als (innovatie) team naartoe wil gaan werken vanaf het begin van het ontwikkelingsproces. Op die manier wordt explainability een onderdeel van het systeem vanaf het begin en geeft het sturing aan de keuzes die worden gemaakt voor de technieken en ontwerpen van het systeem.

Deze workshop is gebaseerd op de volgende tools:

Artificial Intelligence Impact Assessment

klik hier voor meer informatie

WORKSHOP DEEL I Wat en wie ? (2 uur + voorgesprek)
WORKSHOP DEEL II Waarom en hoe ? (2 uur)

XAI alignment workshop :

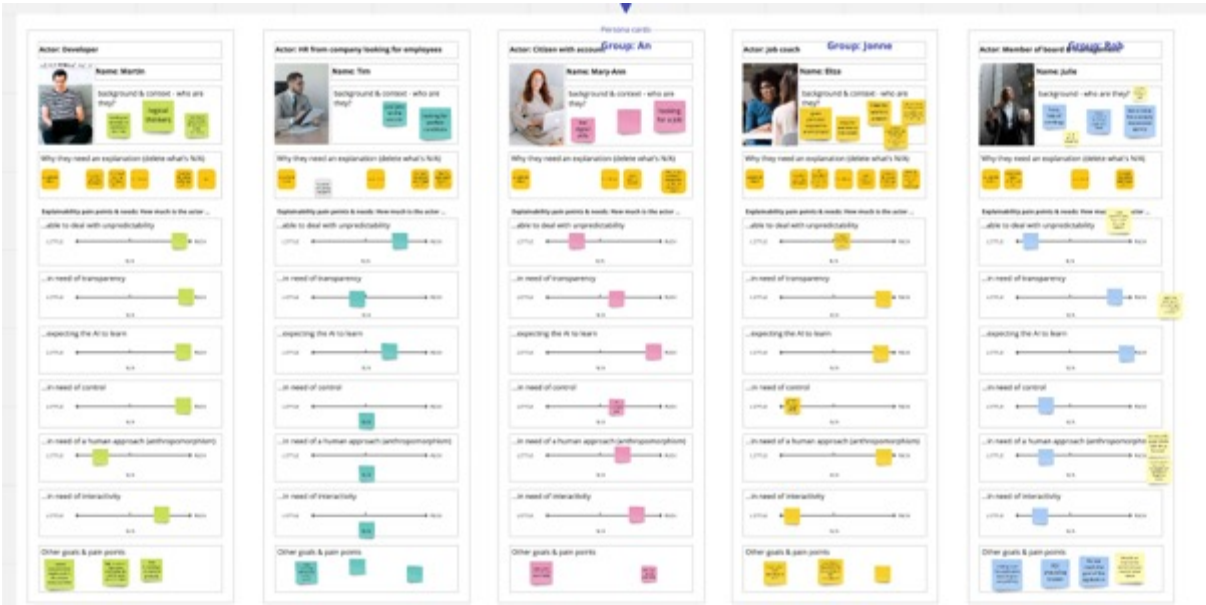
Best bij start van project wanneer eerste idee over use case gevormd is

Wat en wie ? (2 uur + voorgesprek)

Wat wil je dat de toepassing doet, welke data input, welke output, …

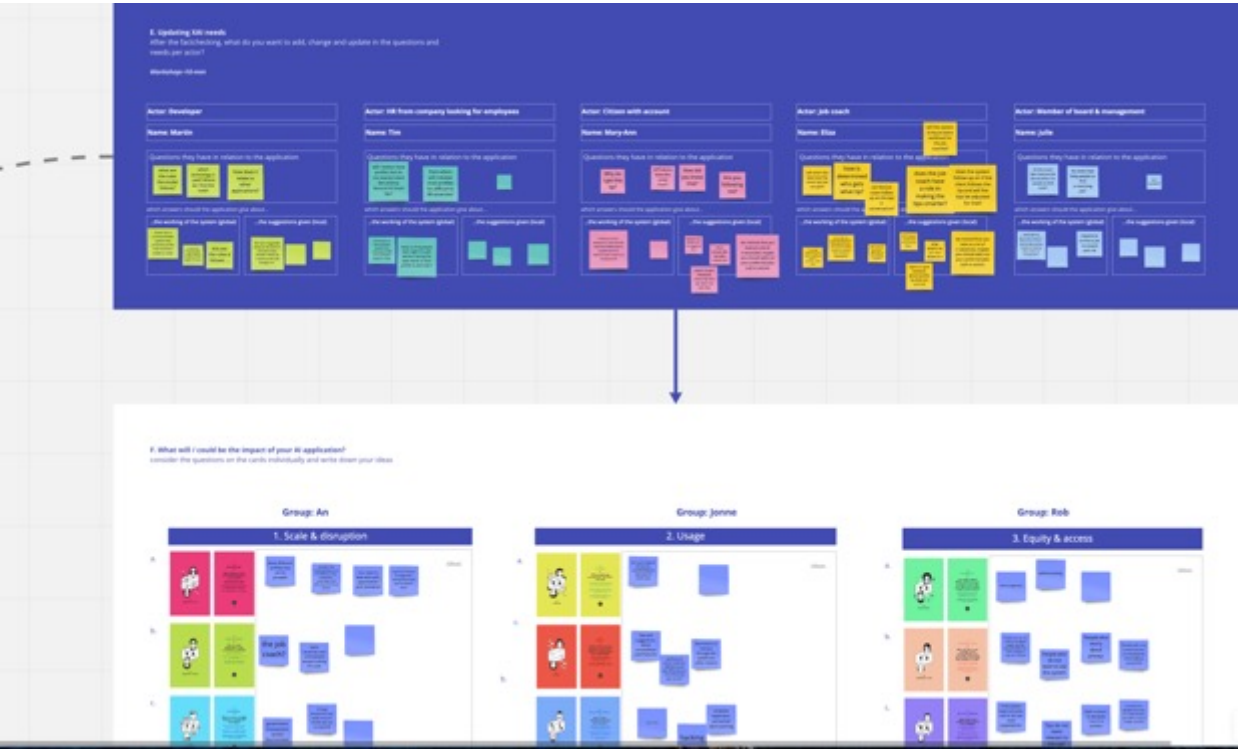
Wie intern en extern speelt een rol bij toepassing, wat is hun doel en wat is voor hen de meerwaarde

Ontwikkelen van persona kaarten voor 5 belangijkste actoren



XAI alignment workshop :

Best bij start van project wanneer eerste idee over use case gevormd is



Waarom en hoe ? (2 uur)

Verdiepen van persona's explainability noden en pijnpunten,

Welke globale en locale info wil men verkrijgen van systeem, waar en hoe ?

Bredere reflectie over impact van toepassing

Kiezen van prioriteiten qua verbeter punten

Testimonials na de XAI alignment workshops

- Bespreekbaar maken en definiëren van ethische/explainability vereisten op een gestructureerde wijze

"It (This workshop) allowed for an interesting discussion on how non-tangible objectives are tranfromed into metrics which is always difficult and often based on beliefs. When uninteded bias creeps in it would be here. This was a new insight for me "

data scientist COLRUYT, 2020

"I have learnt that explainability is no one-size-fits-all story.

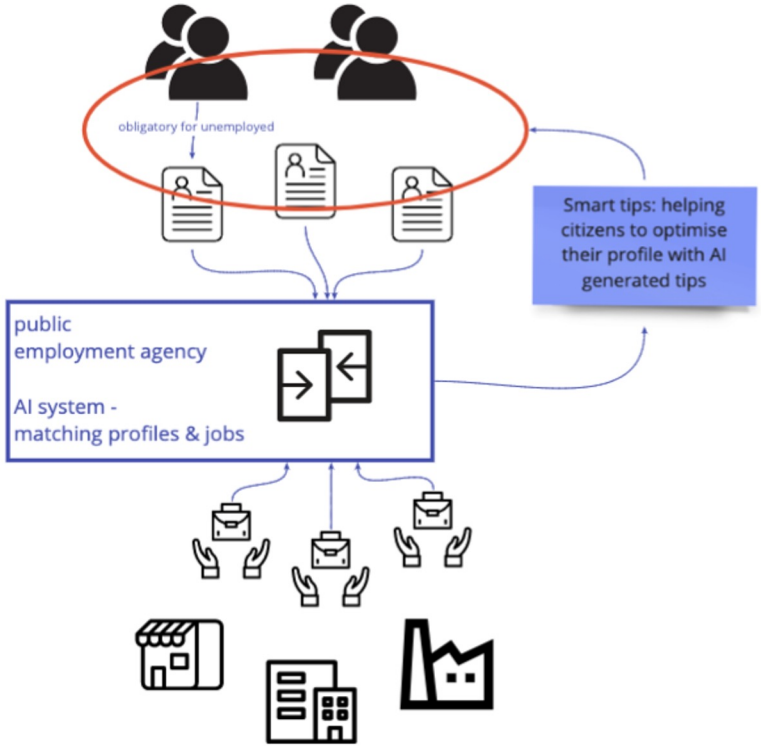
There are different actors who all have different needs.

These types of exercises are not easy, but definitely necessary for bringing different perspectives together.

If you'd ask me what is explainability, as a developer I would give a technical answer trying to make algorithms explainable with several techniques out of academic literature, but there is actually much more to think about."

data scientist VDAB, 2021

Er is ook train-the-trainer versie: met vaste use case (2 uur)



The case: Smart Tips

A **public employment agency** has a job bank where citizens can create **a profile** and look for a job. Since it's a public agency, citizens who are **officially unemployed** and who receive an allowance from the government, are **obliged to create a profile** in this job bank.

The agency would like to improve their recommendation and matching system by helping citizens to **optimise their profile**. For this, they would like to develop a **'smart tip' application** which offers AI-generated, personal tips to citizens about how to improve their profile. The smart tip engine will work together with existing models in the system to **improve the 'chance of work'** score and **'matchability' score** of the profiles. The final aim is to help citizens to find a fitting job or

Workshop: Human-centered Explainable AI

Over transparantie en uitlegbaarheid van AI-systemen

workshop | ethiek | vertrouwen | uitlegbaarheid | explainability | trustworthy AI | transparantie

DIY workshop: AI Blindspots in een zorgcontext identificeren

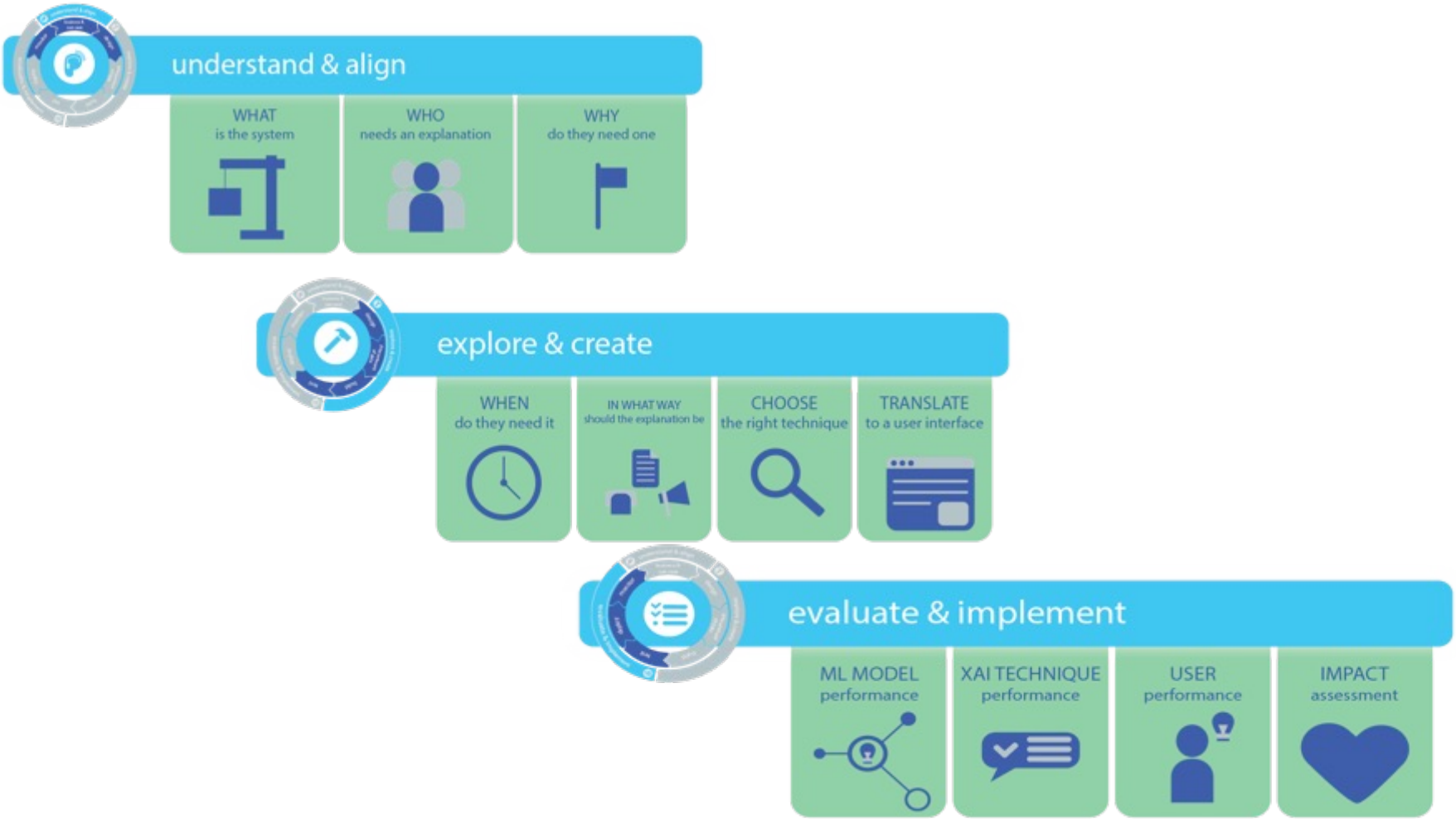
Over het identificeren van ethische, juridische en maatschappelijke uitdagingen in zorgtoepassingen

workshop | AI Blindspots | ethiek | maatschappij | juridisch | healthcare | ethische valkuilen

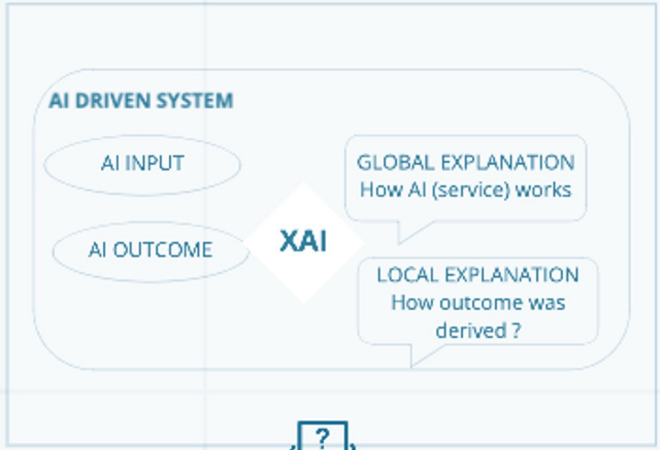
Webinar: Algemene Verordening Gegevensbescherming

Over het toepassen van de AVG in KMO's

lezing | vorming | recht | AVG/GDPR


understand & align
WHAT
is the system
WHO
needs an explanation
WHY
do they need one
explore & create
WHEN
do they need it
IN WHAT WAY
should the explanation be
CHOOSE
the right technique
TRANSLATE
to a user interface
evaluate & implement
ML MODEL
performance
XAI TECHNIQUE
performance
USER
performance
IMPACT
assessment

MEASUREMENT INSTRUMENTS



EVALUATION DIMENSIONS to assess with different user types

- meaning explanation
- trust in explanation
- utility of explanation
- quality of explanation
- ease of use of explanation
- acceptance of outcome
- quality of of outcome
- ...


imec
embracing a better life

Ethiek in de ontwikkeling van AI-toepassingen

hogeschool VIVES

Voorstelling

Dr. Tomas Folens

Lector en onderzoek ethiek en coaching aan VIVES Hogeschool

Executive coach (ICF)

Wetenschappelijk medewerker KULeuven, Faculteit TRW, OE Theologische Ethiek

Contact

tomas.folens@vives.be

https://digital-ethics.blog/

www.conectar.be

startvraag

Hoe ethiek vertalen naar de werkvloer?

Hard law – verplichtend karakter, voor alle bedrijven hetzelfde (Ricoeur: gestolde ethiek)

Soft law – normen, deontologische codes…, minder dwingend karakter

Ethiek – waarden, wat zou moeten gebeuren, voordeel: aanpasbaarder

Europese commissie: tussen soft law & ethiek (principalism), wat betekent dat de aanpasbaarheid aan concrete situaties veel moeilijker is – gevolg: vaak kloof tussen abstracte ethische kaders en de concrete werkvloer.

Uitdaging om de kloof te overwinnen: stappenplan

Concrete aanpak in stappen

CRISP-DM Diagram. Inspired by Wikipedia

Stap 1: beginsituatie

Business Understanding

What does the business need?

'Modelleren' van de beginsituatie (bedrijfsprocessen)

Bepalen stakeholders & bepalen van significante rollen

Ethische beginsituatie

Welke waarden en normen spelen in ons bedrijf? (CSR)

Welke waarden en normen worden bedreigd?

Stap 2: Analyse

Analyse

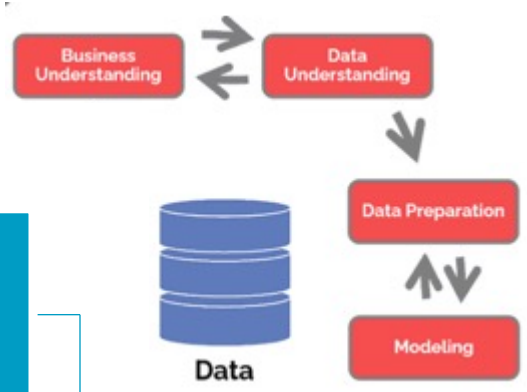
- Analyse
  - Functioneel – technisch-ethisch
  - selecteren: data

Dialoog met de stakeholders

- Nood aan gesprek over ethiek
- Wat is voor jullie belangrijk in deze casus? Welke waarden realiseren?
- Voordeel: innovatie & implementatie

Bepalen van opties

- Opties naar beschikbare data toe
- Opties op basis van technische criteria
- Opties op basis van ethische criteria



Beschikbare data?
Bias?

Ethics by design
Vertaling > technische criteria

hogeschool vives

Stap 3: kiezen model en algoritme

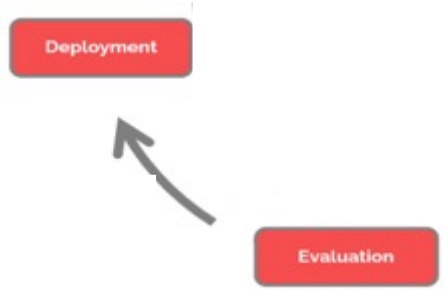
Bij kiezen algoritme:

Ethische keuzes

Bv. Positief of negatief getest op Corona (hoeveel false positive & false negative?)

Selecteren technieken – FB-mechanismes

Stap 4 – Evaluatie en implementatie



Checken met stakeholders & ethische evaluatie na proefdraaien van algoritme (impact algoritme, gevolgen)

Implementatie

Kenniscentrum
Data & Maatschappij

Ethiek is niet moeilijk: Waar(om), wat, hoe?

Rob Heyman

Waar denk je aan als je het woord ethiek hoort?

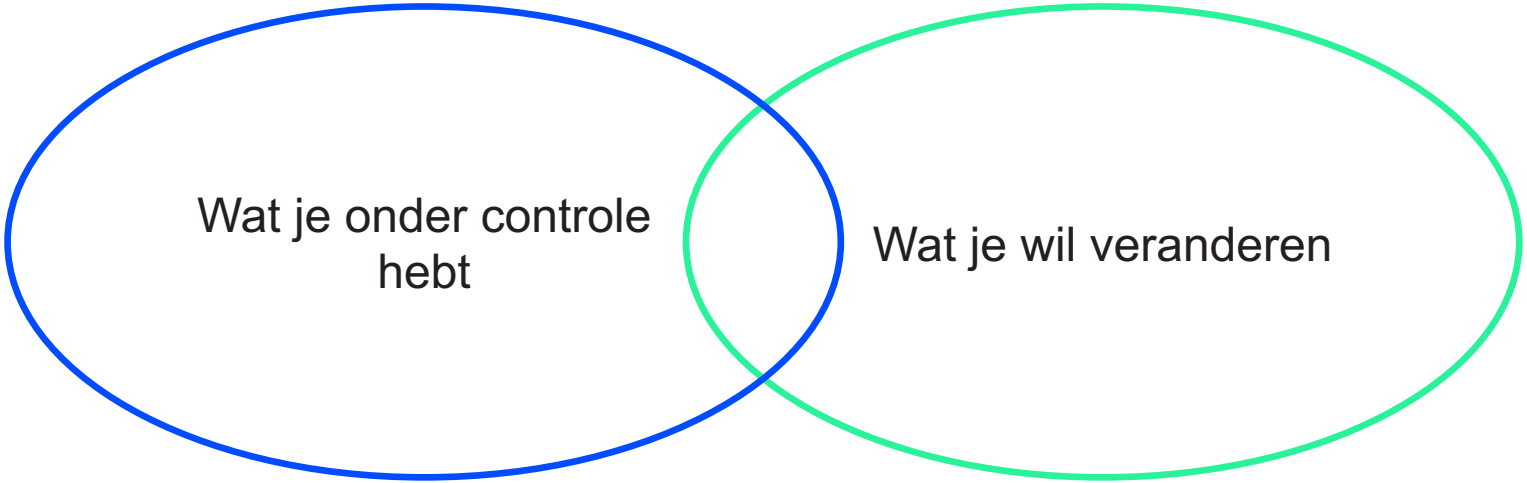
Kenniscentrum
Data & Maatschappij

HIC SUNT DRACONES

- Visie
- Goedkeuring van een project
- Iets voelt uitdagend aan (data, context, stakeholders, …)
- Investeerder vraagt het
- Het moet

Wat?

Kenniscentrum Data & Maatschappij



Hoe? wel

Kenniscentrum Data & Maatschappij

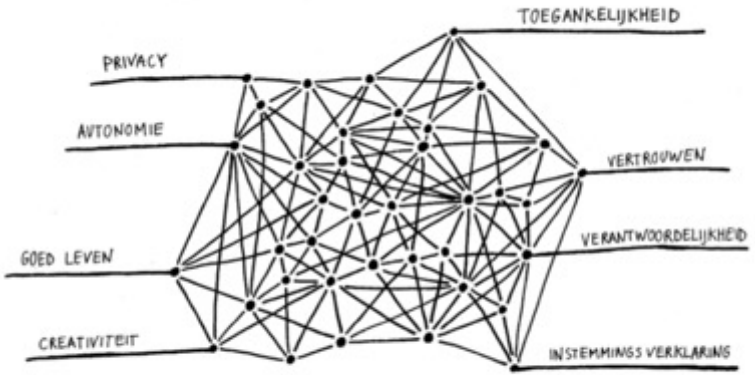
Als onderdeel van een project, met middelen en tijd

EU Projecten

- **Step1: Register to the ALTAI**
- **Step 2: Log in to start using the online tool**
- **Step 3: Read the instructions**
  - ALTAI is best completed involving a multidisciplinary team of people from within or outside your organisation with specific competences or expertise on each of the 7 requirements.

Data Ethics Decision Aid

Deze tool is gemaakt door de Utrecht Data School in samenwerking met data-analisten van de Gemeente Utrecht. Ze bestaat uit verschillende methodieken die je kan inzetten bij het begin van een project. Het doel is om de ethische kwesties en beslissingen daaromtrent te documenteren, bijvoorbeeld ter verantwoording naar stakeholders.

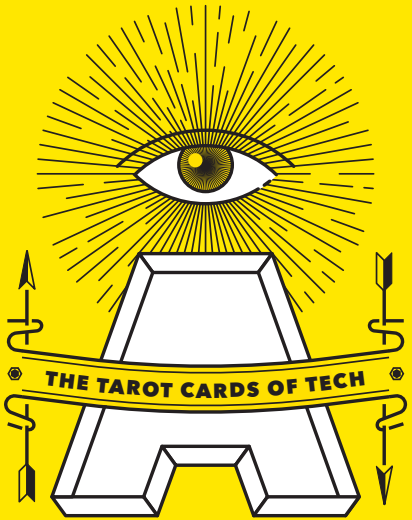


SDG Impact Assessment Tool

GUIDE 1.0

We recommend using the SDG Impact Assessment Tool in an iterative five-step process.

Follow the five-step process to make the best use of the tool.



Artefact created The Tarot Cards of Tech to help creators of all kinds consider the impact of technology.

Each card contains provocations that will not only help you foresee unintended consequences, but also reveal opportunities for creating positive change. Take The Tarot Cards of Tech to your next brainstorm or team meeting to gaze into the future and better understand the potential impact of your products.

If you like these cards, let us know at info@artefactgroup.com.
From workshops to design thinking, Artefact would love to learn how best we can help you and your organization.

www.artefactgroup.com

TOOLS

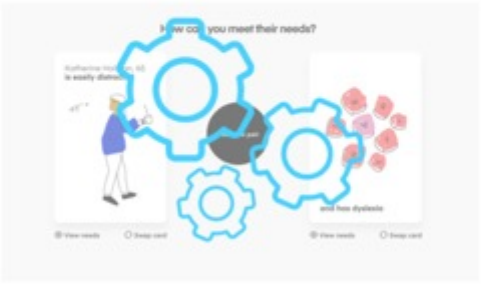
FILTERS

Ethische principes | Procesfase | Moeilijkheid | Doelgroep

Types | Prijs | Onderwerp

Hoe gebruik ik de filters?

Tool: AI Ethics cards



Tool: Cards for Humanity

Tool: amai!-kaartspel