Eerlijke machine learning met studiedata

Statistisch onderzoek naar kansengelijkheid in het hoger onderwijs

Theo Bakker, lector Learning Technology & Analytics

VH-Congres 2024, 8 april 2024

DE HAAGSE HOGESCHOOL

Wat is uw kijk op gelijke kansen?

Wat vindt u eerlijk?

Gelijke kansen op toegang tot het onderwijs

↓

Gelijke kansen op een diploma

↓

Gelijke kansen op toegang tot een vervolgstudie of op de arbeidsmarkt

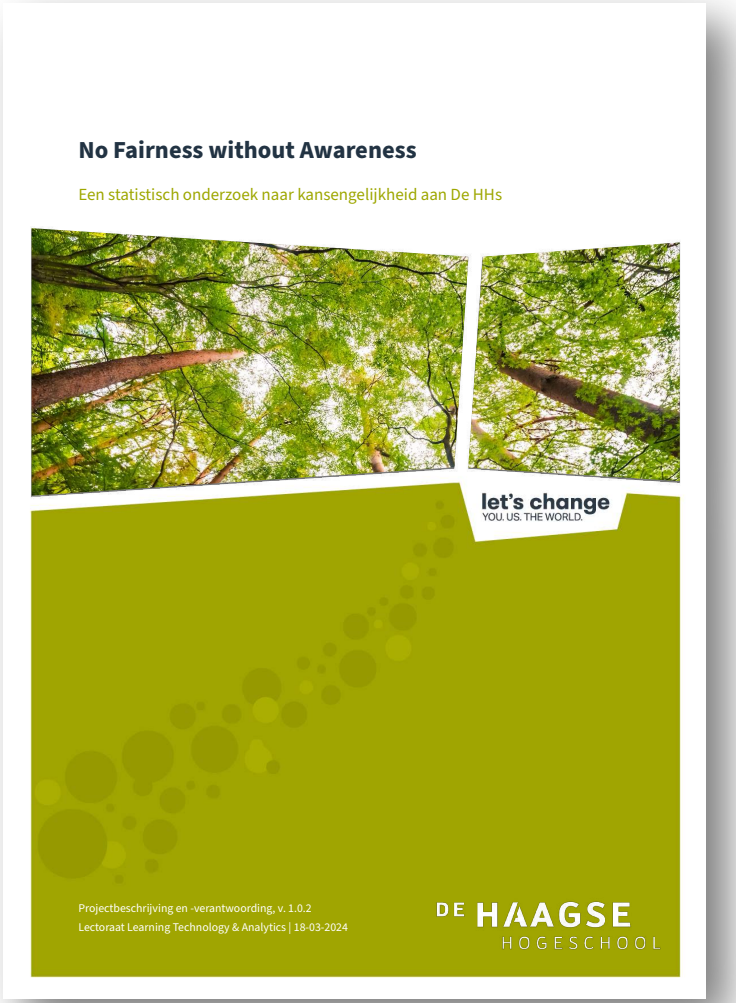
No Fairness without Awareness

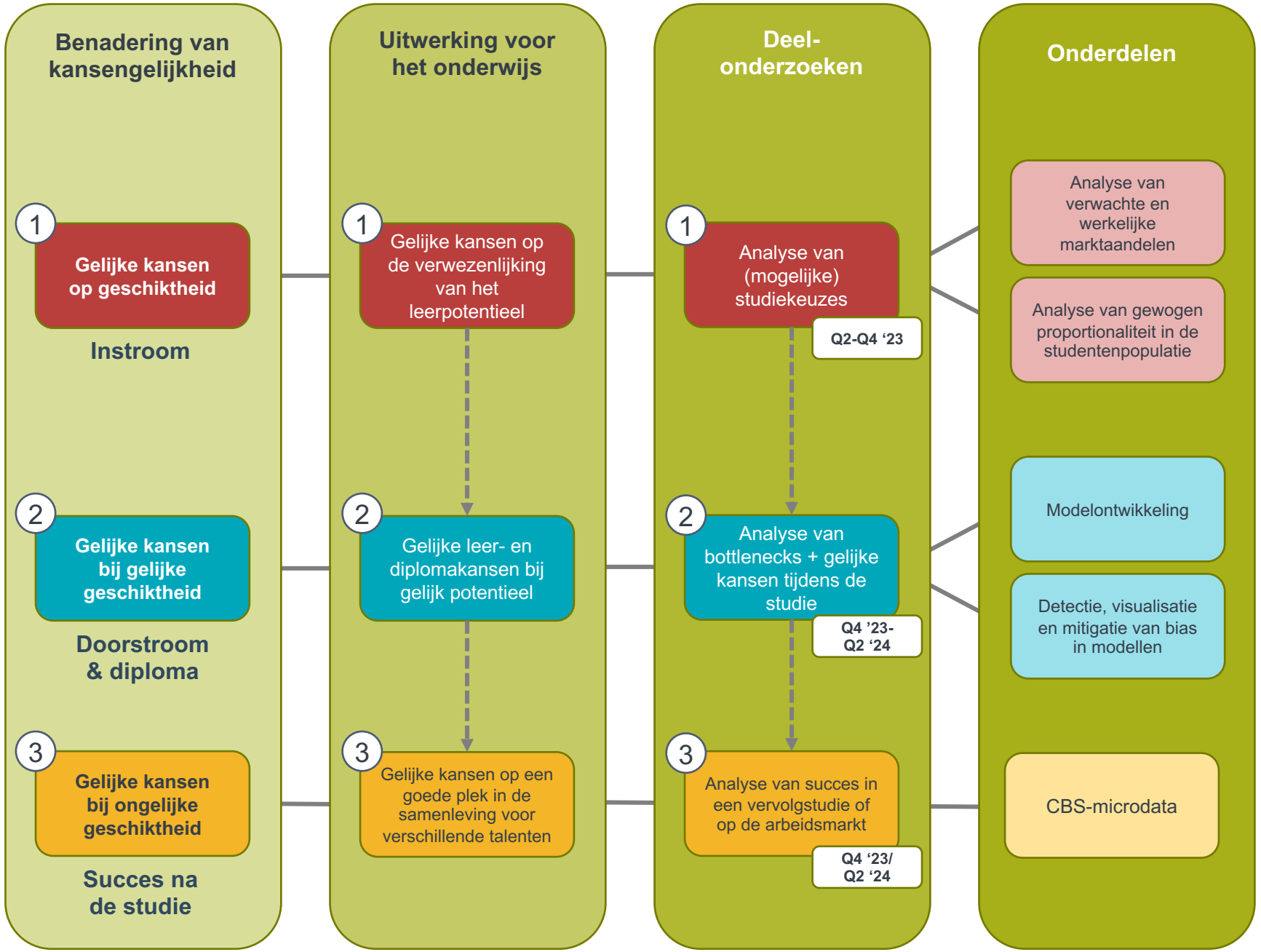
Een statistisch onderzoek naar kansengelijkheid aan De Haagse Hogeschool

Drie deelonderzoeken

1. Gelijke kansen in instroom
2. Gelijke kansen in studievoortgang en studiesucces (doorstroom en diplomering)
3. Gelijke kansen op de arbeidsmarkt of in een vervolgstudie

Lectoraat Learning Technology & Analytics,
Dr. Theo Bakker





Drie onderzoeken

We voeren **drie deelonderzoeken** uit naar:

1. **Instroom en studiekeuzes**
2. **Bottlenecks tijdens de studie**
3. **Succes in een vervolgstudie op de arbeidsmarkt**

No fairness through unawareness

Elffers, L. (2022). *Onderwijs maakt het verschil - kansengelijkheid in het Nederlandse onderwijs*. Walburg Pers B.V. (bewerkt)

Fotografie: David Meulenbeld

Contact

Dr. Theo C. Bakker

De Haagse Hogeschool

t.c.bakker@hhs.nl | 06-25637172

Website Lectoraat Learning Technology & Analytics
https://www.dehaagsehogeschool.nl/onderzoek/lectoraten/learning-technology-analytics
Persoonlijke website
https://hapax-analytics.nl

Lector Learning Technology & Analytics, De Haagse Hogeschool
onderzoek naar studiedata en gelijke kansen

Universitair Docent, Vrije Universiteit
onderzoek naar neurodiversiteit in het hoger onderwijs

welkom !

NOS op3

Woensdag 21 juni, 06:14

Studenten met migratieachtergrond opvallend vaak beschuldigd van fraude, minister wil systeem grondig nagaan

eerlijke machine learning met studiedata

eerlijke machine learning met studiedata

eerlijkheid en data

wat is eerlijk
wat zijn studiedata
wat zijn sensitieve data

1

bias

wat is bias
hoe bereken je bias

2

detectie en mitigatie

hoe ontdek je bias
hoe visualiseer je bias
keuzes om bias tegen te gaan

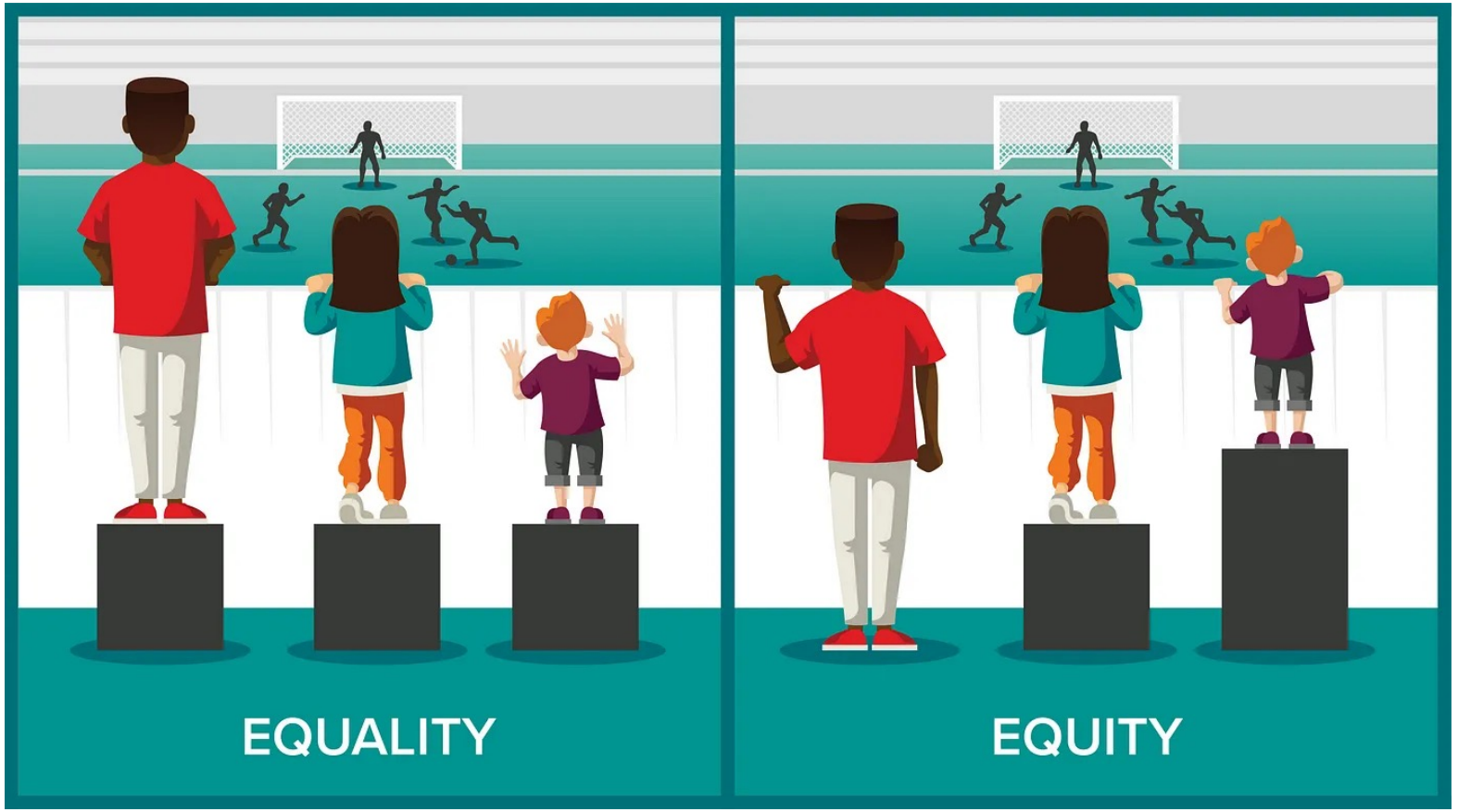
3

algemene aandachtspunten

avg – beveiliging - randvoorwaarden

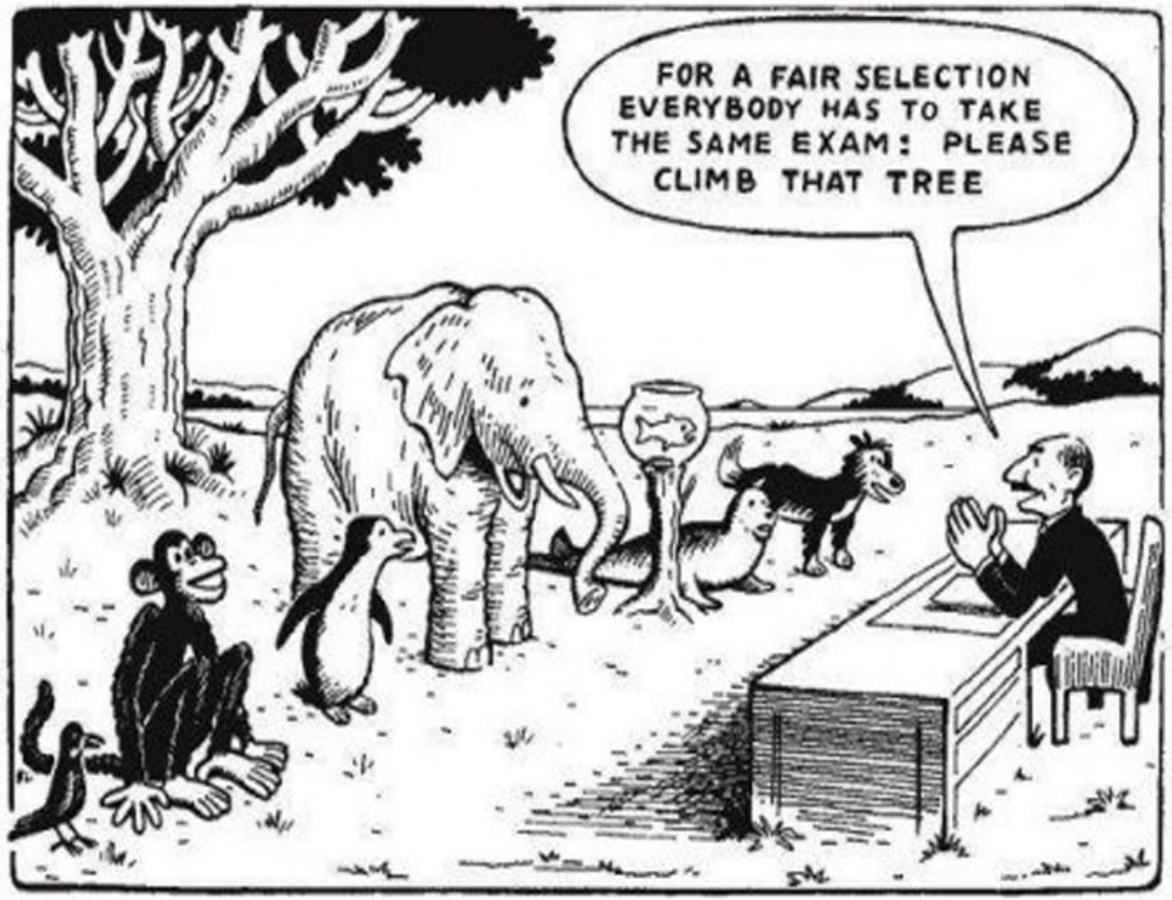
eerlijke machine learning met studiedata

eerlijke machine learning met studiedata



Illustratie: Medium.com

eerlijke machine learning met studiedata



"Everyone is a genius

but if you judge a fish by its ability to climb a tree

it will spend its whole life believing it is stupid."

– Albert Einstein

Illustratie: Hans Traxler, 1976

eerlijke machine learning met studiedata

Illustratie: Trouw, 10 april 2019, studio vonq

eerlijke machine learning met studiedata

inclusie + diversiteit + gelijke kansen
op onderwijs (instroom) + een diploma (doorstroom) + een passende baan

eerlijke machine learning met studiedata

inschrijvingen + resultaten + online gedrag
studiesucces + opleidingen + curricula + onderwijskwaliteit
studentsucces + studentwelzijn
achtergrondkenmerken + leeftijd + geslacht + vooropleiding
eerdere resultaten + herkomst + sociaal economische status

eerlijke machine learning met studiedata

inschrijvingen + resultaten + online gedrag
studiesucces + opleidingen + curricula + onderwijskwaliteit
studentsucces + studentwelzijn
achtergrondkenmerken + leeftijd + geslacht + vooropleiding
eerdere resultaten + herkomst + sociaal economische status

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

voorspelmodellen uitleggen en
bias detecteren met sensitieve data

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

bijzondere persoonsgegevens

AVG

- ras of etnische afkomst
- politieke opvattingen
- religieuze of levensbeschouwelijke overtuigingen
- lidmaatschap van een vakbond
- gezondheid
- seksueel gedrag of seksuele gerichtheid
- genetische gegevens
- biometrische gegevens (bedoeld voor de unieke identificatie van een persoon)

https://www.autoriteitpersoonsgegevens.nl

sensitieve data

Handboek over het Europese non-discriminatierecht

- geslacht
- genderidentiteit
- seksuele geaardheid
- handicap
- leeftijd
- ras, etniciteit, kleur en het behoren tot een nationale minderheid
- geloof of geloofsovertuiging
- sociale afkomst, geboorte en eigendom
- taal
- politieke over andere overtuigingen
- status anders (verzameling aan kenmerken)

https://fra.europa.eu/sites/default/files/fra_uploads/fra-2018-handbook-non-discrimination-law-2018_nl.pdf

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

bijzondere persoonsgegevens

AVG

- ras of etnische afkomst
- politieke opvattingen
- religieuze of levensbeschouwelijke overtuigingen
- lidmaatschap van een vakbond
- gezondheid
- seksueel gedrag of seksuele gerichtheid
- genetische gegevens
- biometrische gegevens (bedoeld voor de unieke identificatie van een persoon)

niet identificeren

https://www.autoriteitpersoonsgegevens.nl

sensitieve data

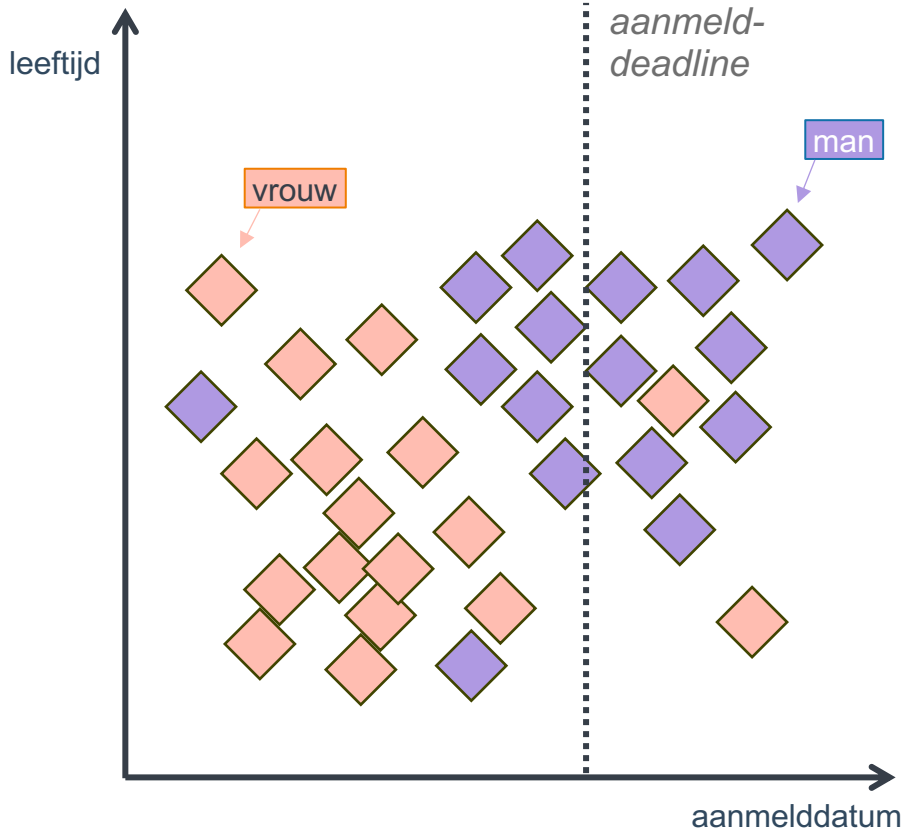
Handboek over het Europese non-discriminatierecht

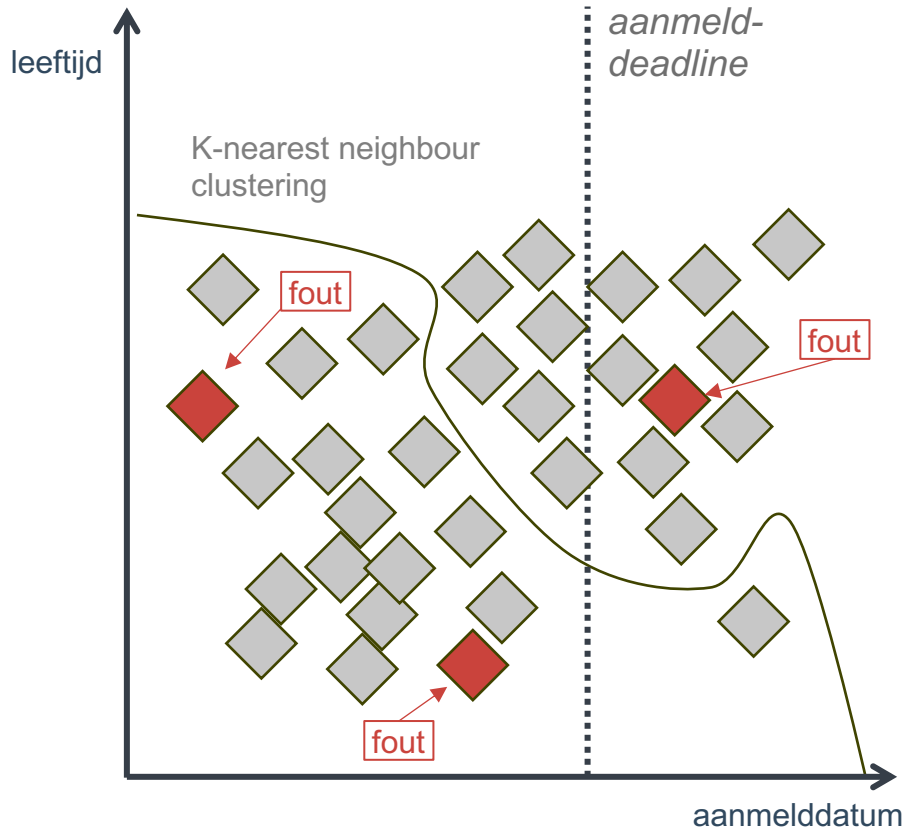
- geslacht
- genderidentiteit
- seksuele geaardheid
- handicap
- leeftijd
- ras, etniciteit, kleur en het behoren tot nationale minderheid
- geloof of geloofsovertuiging
- sociale afkomst, geboorte en eigen
- taal
- politieke over andere overtuigingen
- status anders (verzameling aan kenmerken)

niet discrimineren

https://fra.europa.eu/sites/default/files/fra_uploads/fra-2018-handbook-non-discrimination-law-2018_nl.pdf

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data





“no fairness without awareness”

criteria om bias te detecteren

is deze selectieprocedure fair?

aanmelding

120 vrouw

50 man

selectie

96 vrouw

30 man

selectieve zorg-opleiding

max. 126 studenten

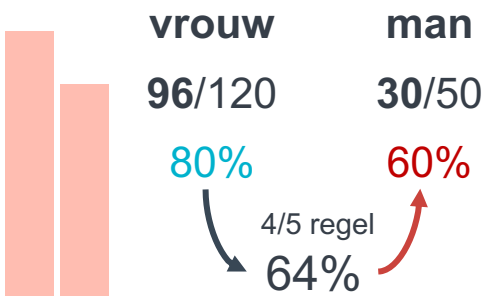
eerdere cijfers, ervaring in de zorg,

motivatiebrief en gesprek

Afbeelding: https://princetonreview.com

criteria om bias te detecteren

is deze selectieprocedure fair – 4/5 criterium*



aanmelding

120 vrouw

50 man

selectie

96 vrouw

30 man

* Code of Federal Regulations. Section 4d, uniform guidelines on employee selection procedures (1978)
= *statistical parity*

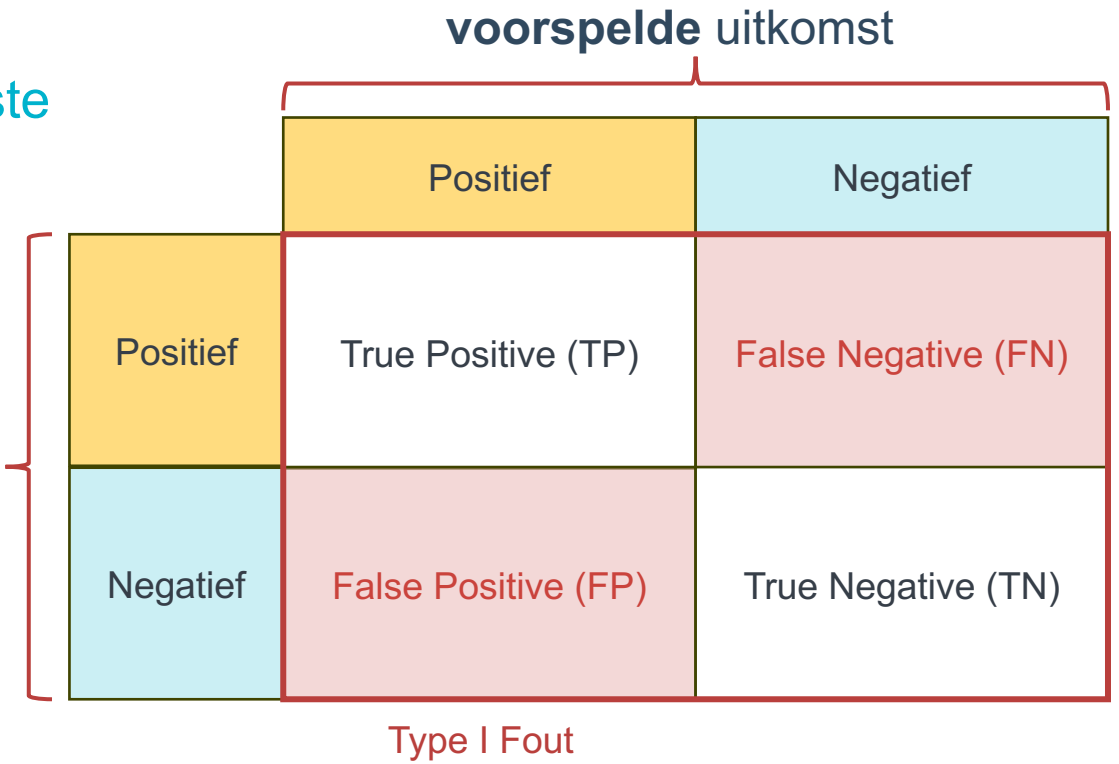
hoe kunnen voorspelmodellen helpen?

nu wordt het wat complexer…

criteria om bias te detecteren

confusion matrix

gaat een student wel of niet het eerste studiejaar halen?



fout en wel een probleem voor de student > ten onrechte een negatief BSA

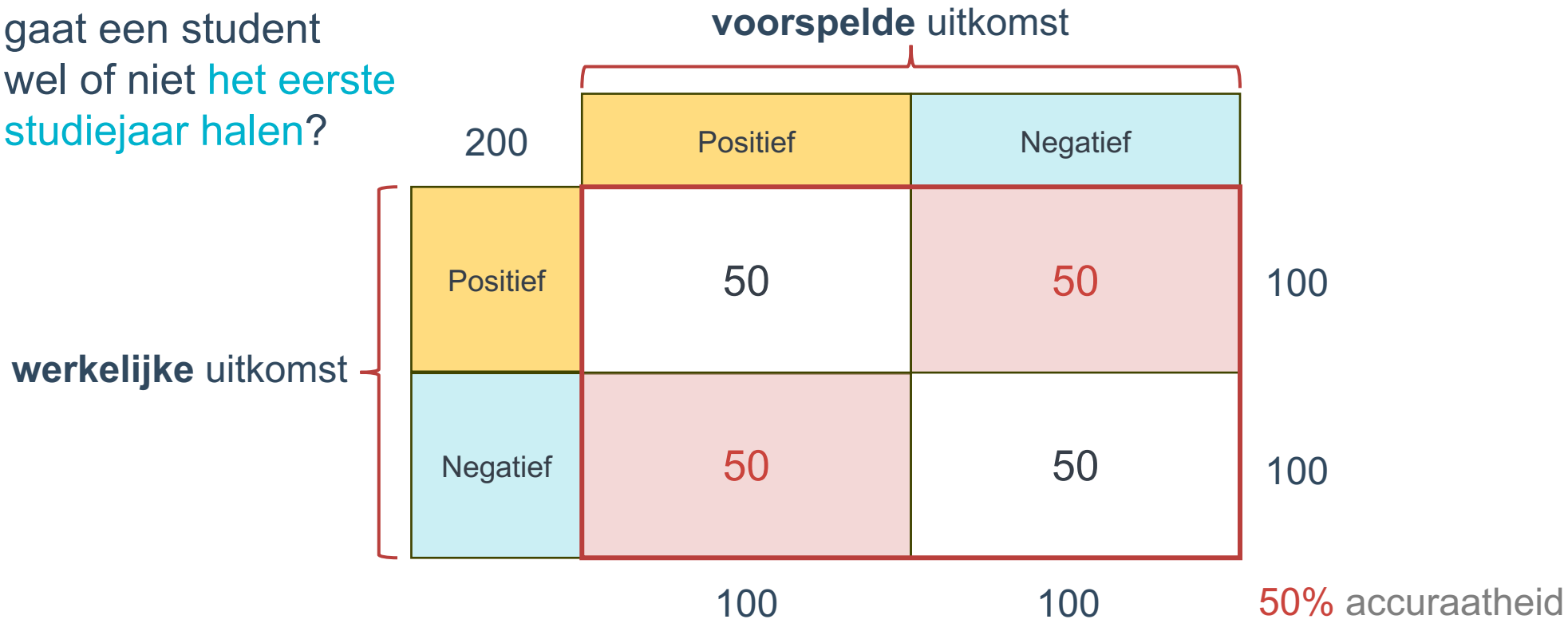
weliswaar fout, maar geen probleem voor de student > boft met een positief BSA

let op! stel je de vraag omgekeerd (op uitval), dan is de matrix precies andersom…

criteria om bias te detecteren

confusion matrix

gaat een student wel of niet het eerste studiejaar halen?

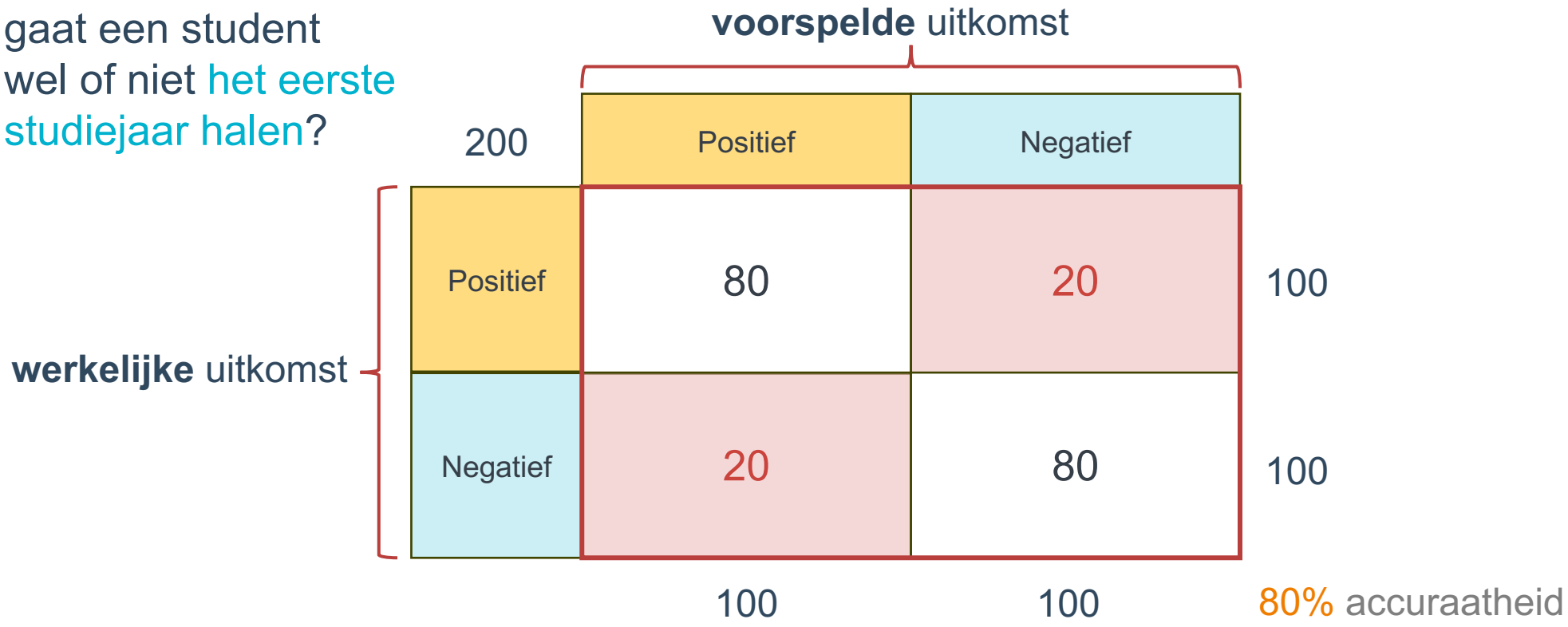


heel eerlijk, maar…
een slechte prognose: 50% is correct voorspeld

criteria om bias te detecteren

confusion matrix

gaat een student wel of niet het eerste studiejaar halen?



een goede prognose: 80% is correct voorspeld

maar was het ook een eerlijke prognose?

criteria om bias te detecteren

confusion matrix en geslacht

gaat een student wel of niet het eerste studiejaar halen?

voorspelde uitkomst

werkelijke uitkomst

100	Positief	Negatief	
Positief	35	15	100
Negatief	15	35	100
	100	100	70%

voorspelde uitkomst

100	Positief	Negatief	
Positief	45	5	100
Negatief	5	45	100
	100	100	90%

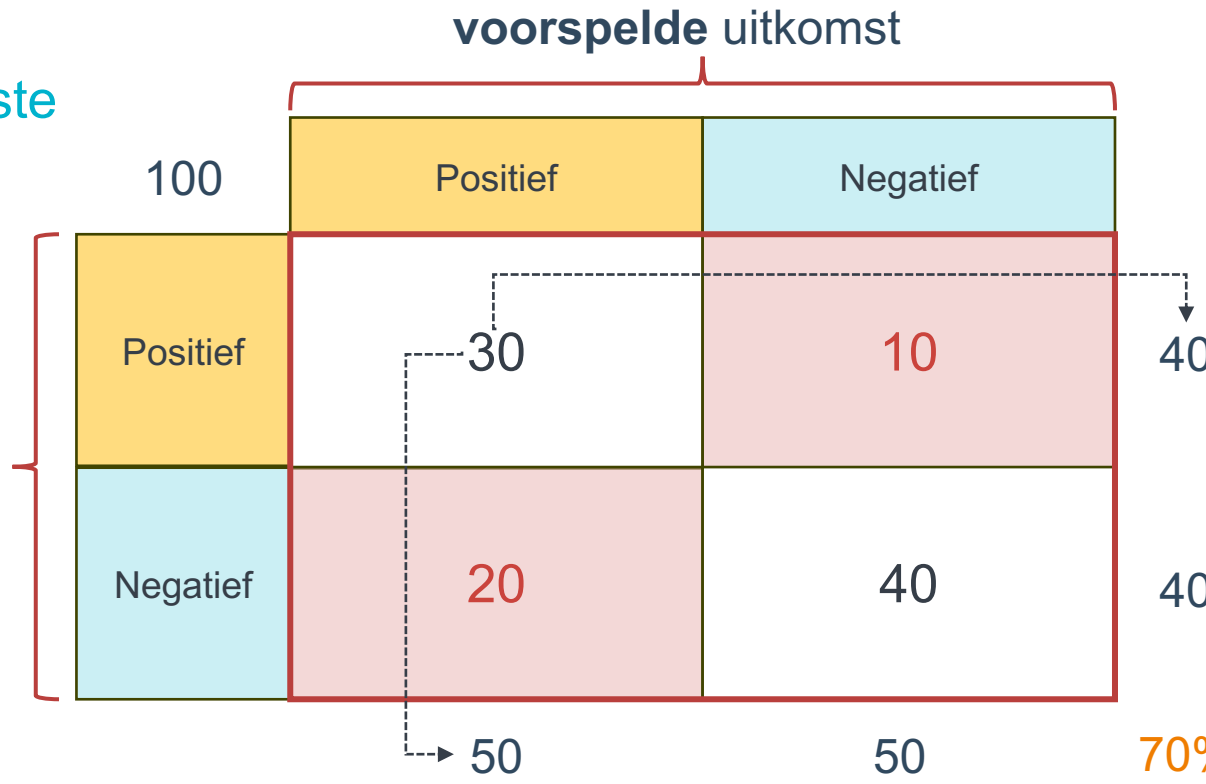
een goede prognose, maar geen eerlijke prognose

mannen worden benadeeld ten opzichte van vrouwen

criteria om bias te detecteren

precisie en gevoeligheid

gaat een student wel of niet het eerste studiejaar halen?



zo min mogelijk studenten die onterecht afhaken

30 / 40
= 75% gevoeligheid

70% accuraatheid

zo min mogelijk studenten die onterecht doorgaan

30 / 50
= 60% precisie

TP	FN
FP	TN

tijd om keuzes te maken

criteria om bias te detecteren

criteria in group fairness & classificatie

onafhankelijkheid
independence

een uitkomst is onafhankelijk van een sensitief kenmerk

na het eerste studiejaar

zijn er evenveel positieve als negatieve resultaten per groep

gelijke uitkomsten zijn het doel

maatschappelijk belang

scheiding
separation – equality of errors

elke groep heeft evenveel kans op zo min mogelijk fouten

als een algoritme voorspelt 'deze student zal waarschijnlijk het eerste jaar halen'

zijn er evenveel fouten per groep

zo min mogelijk studenten die onterecht doorgaan

belang van de onderwijsinstelling

toereikendheid
sufficiency - calibration

elke groep heeft evenveel kans om gevonden te worden

als een algoritme voorspelt 'deze student zal waarschijnlijk het eerste jaar halen'

is dit even vaak juist per groep

zo min mogelijk studenten die onterecht afhaken

belang van de individuele student

criteria om bias te detecteren

criteria in group fairness & classificatie

onafhankelijkheid
independence

scheiding
separation – equality of errors

toereikendheid
sufficiency - calibration

het is niet mogelijk om aan alle drie de criteria tegelijkertijd te voldoen
bias balanceren is cruciaal = pariteit

waar ligt uw voorkeur en waarom

gelijke uitkomsten zijn het doel → maatschappelijk belang

zo min mogelijk studenten die onterecht doorgaan → belang van de onderwijsinstelling

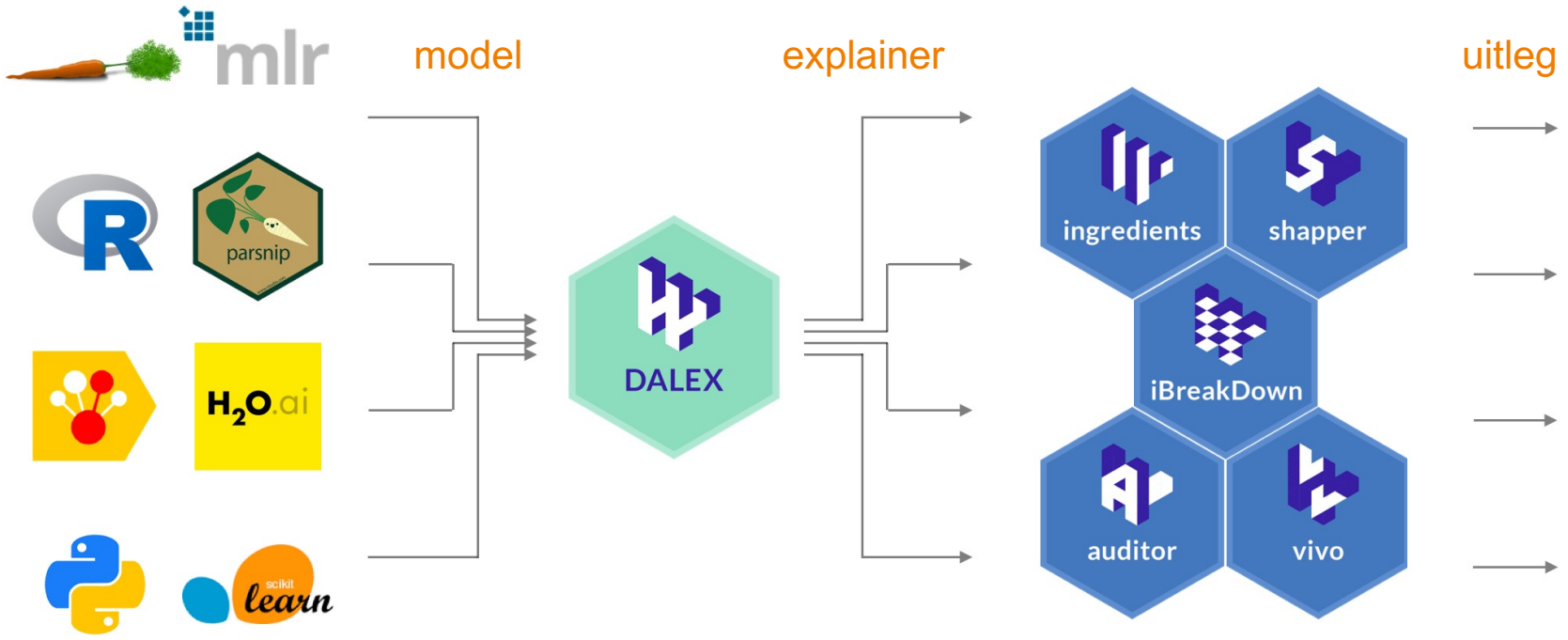
zo min mogelijk studenten die onterecht afhaken → belang van de individuele student

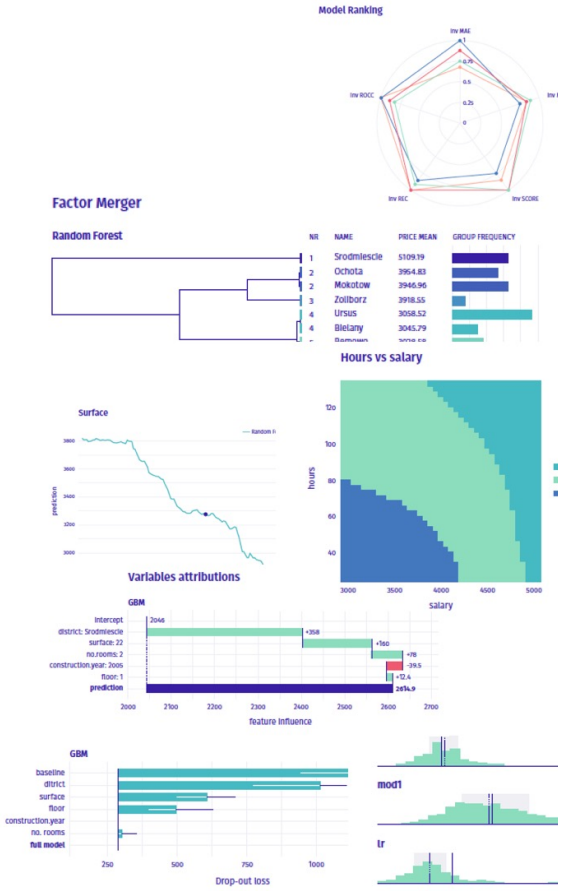
voorspelmodellen uitleggen en
bias detecteren met sensitieve data

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

algoritmes / voorspelmodellen + predict / explain
lineaire regressie + random forest + gbm
(R)MSE + confusion matrix + ROC + AUC

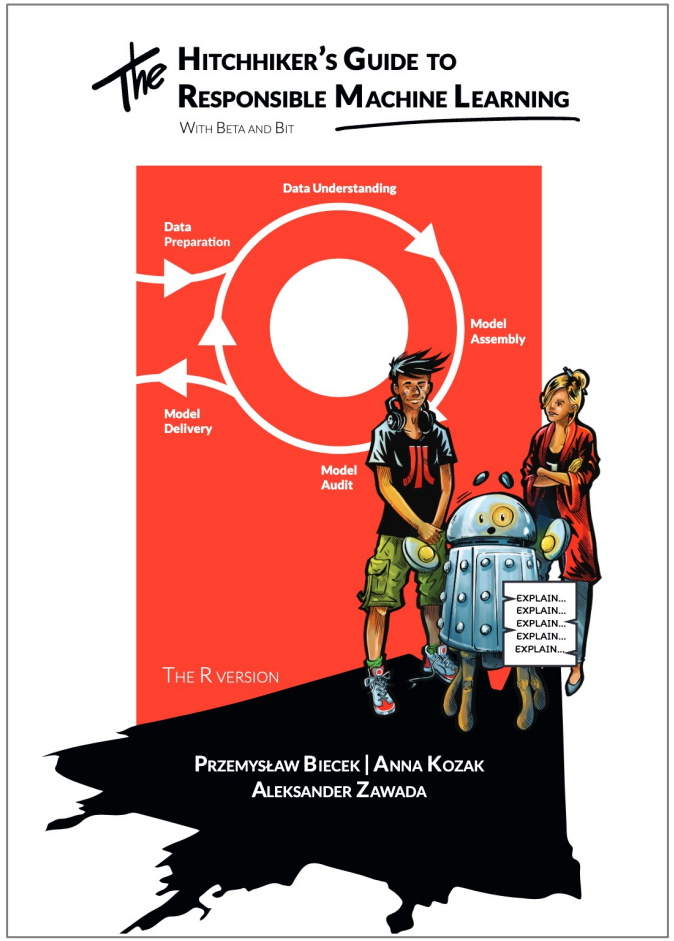
voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

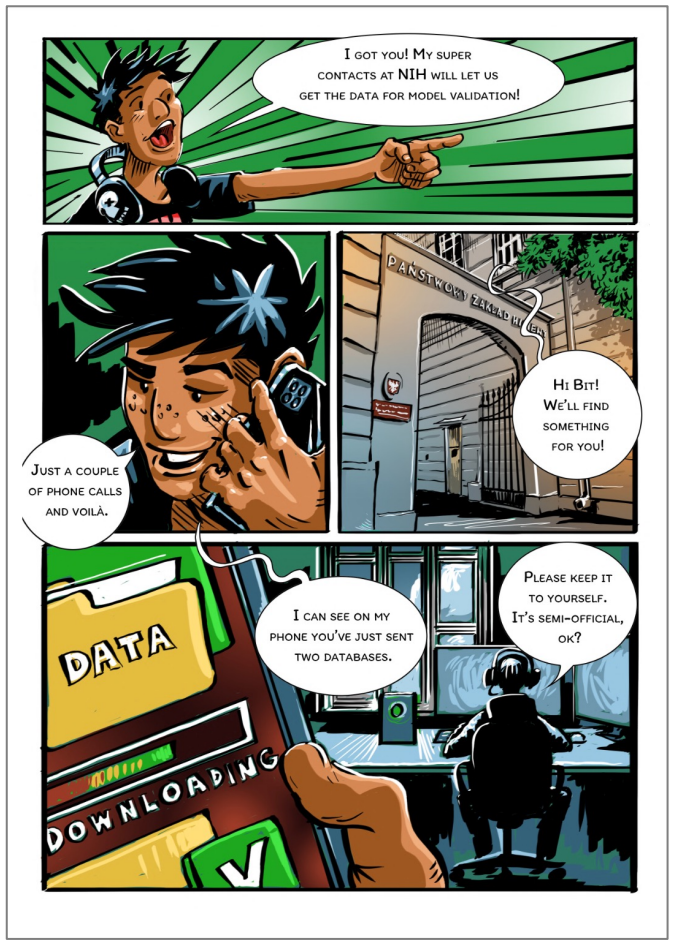


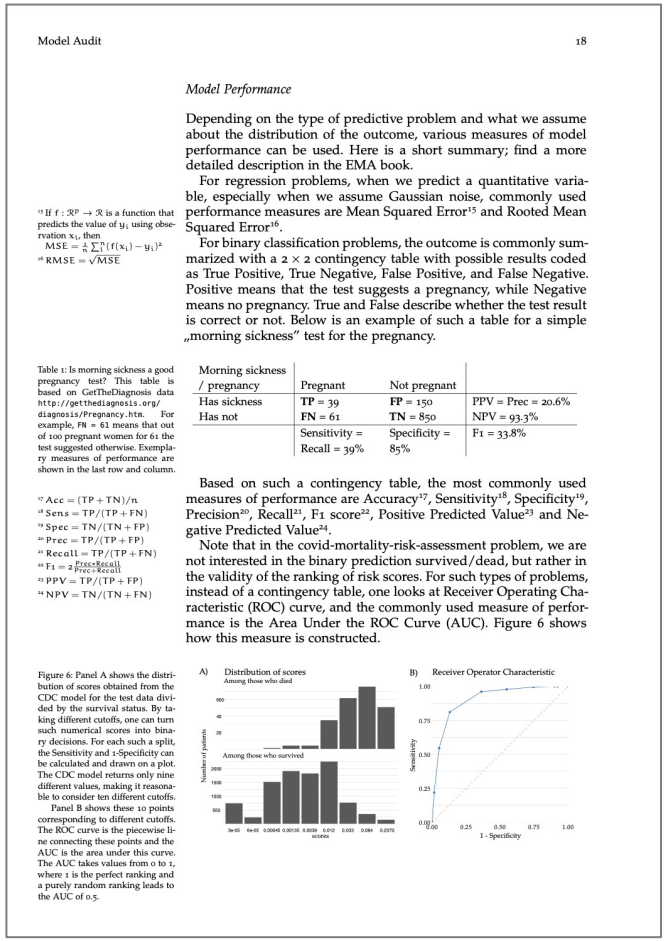


Zie https://drwhy.a

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data







Model Audit 18

Model Performance

Depending on the type of predictive problem and what we assume about the distribution of the outcome, various measures of model performance can be used. Here is a short summary; find a more detailed description in the EMA book.

For regression problems, when we predict a quantitative variable, especially when we assume Gaussian noise, commonly used performance measures are Mean Squared Error[15] and Rooted Mean Squared Error[16].

For binary classification problems, the outcome is commonly summarized with a 2 × 2 contingency table with possible results coded as True Positive, True Negative, False Positive, and False Negative. Positive means that the test suggests a pregnancy, while Negative means no pregnancy. True and False describe whether the test result is correct or not. Below is an example of such a table for a simple „morning sickness" test for the pregnancy.

[15] If $f : \mathcal{R}^p \to \mathcal{R}$ is a function that predicts the value of y_i using observation x_i, then $\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_i^n (f(x_i) - y_i)^2$
[16] $\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}}$

Table 1: Is morning sickness a good pregnancy test? This table is based on GetTheDiagnosis data http://getthediagnosis.org/diagnosis/Pregnancy.htm. For example, FN = 61 means that out of 100 pregnant women for 61 the test suggested otherwise. Exemplary measures of performance are shown in the last row and column.

Morning sickness / pregnancy	Pregnant	Not pregnant	
Has sickness	**TP** = 39	**FP** = 150	PPV = Prec = 20.6%
Has not	**FN** = 61	**TN** = 850	NPV = 93.3%
	Sensitivity = Recall = 39%	Specificity = 85%	F1 = 33.8%

[17] $\text{Acc} = (\text{TP} + \text{TN})/n$
[18] $\text{Sens} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FN})$
[19] $\text{Spec} = \text{TN}/(\text{TN} + \text{FP})$
[20] $\text{Prec} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FP})$
[21] $\text{Recall} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FN})$
[22] $\text{F1} = 2\frac{\text{Prec} \times \text{Recall}}{\text{Prec} + \text{Recall}}$
[23] $\text{PPV} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FP})$
[24] $\text{NPV} = \text{TN}/(\text{TN} + \text{FN})$

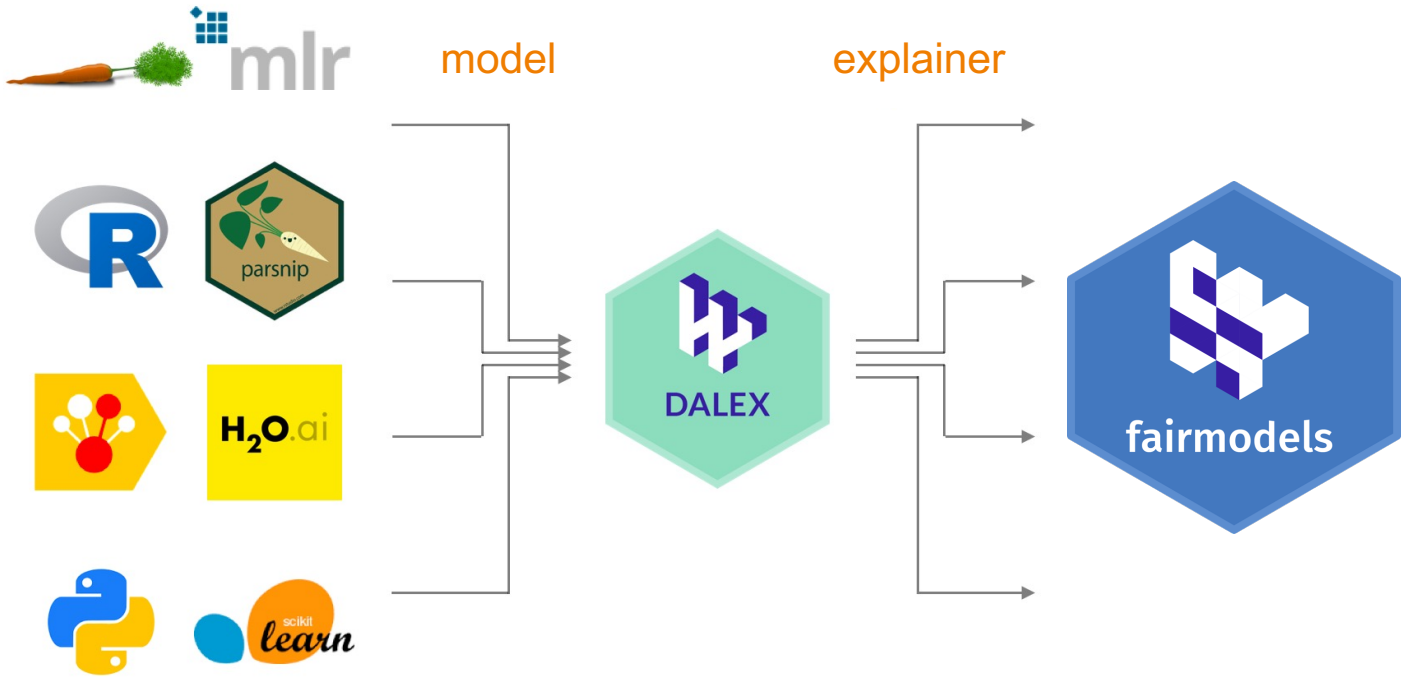
Based on such a contingency table, the most commonly used measures of performance are Accuracy[17], Sensitivity[18], Specificity[19], Precision[20], Recall[21], F1 score[22], Positive Predicted Value[23] and Negative Predicted Value[24].

Note that in the covid-mortality-risk-assessment problem, we are not interested in the binary prediction survived/dead, but rather in the validity of the ranking of risk scores. For such types of problems, instead of a contingency table, one looks at Receiver Operating Characteristic (ROC) curve, and the commonly used measure of performance is the Area Under the ROC Curve (AUC). Figure 6 shows how this measure is constructed.

Figure 6: Panel A shows the distribution of scores obtained from the CDC model for the test data divided by the survival status. By taking different cutoffs, one can turn such numerical scores into binary decisions. For each such a split, the Sensitivity and 1-Specificity can be calculated and drawn on a plot. The CDC model returns only nine different values, making it reasonable to consider ten different cutoffs.
Panel B shows these 10 points corresponding to different cutoffs. The ROC curve is the piecewise line connecting these points and the AUC is the area under this curve. The AUC takes values from 0 to 1, where 1 is the perfect ranking and a purely random ranking leads to the AUC of 0.5.

Zie https://betaandbit.github.io/RML/

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data



meten – eventueel meer data
bias detectie
visualisatie
benchmarking
mitigatie

Wiśniewski, J., & Biecek, P. (2021). fairmodels: A Flexible Tool For Bias Detection, Visualization, And Mitigation. *arXiv*. doi: 10.48550/arxiv.2104.00507

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

model: bias bij een negatief BSA
lineaire regressie + random forest + gbm
(R)MSE + confusion matrix + ROC + AUC
op basis van de simulatie-dataset van het versnellingsplan

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

model: bias bij een negatief BSA
lineaire regressie + random forest + gbm
(R)MSE + confusion matrix + ROC + AUC
op basis van de simulatie-dataset van het versnellingsplan

1. inlezen
- dataset: eerstejaars, hoofdinschrijving, voltijd, positief/negatief bsa
- variabelen: bsa, geslacht, leeftijd, buitenlands diploma, aansluiting, aanmeldingsdatum
- missende waarden verwijderd

2. explainer voor random forest
- geslacht (vrouw), buitenlands diploma (ja), aansluiting (direct na diploma)

3. detectie bias

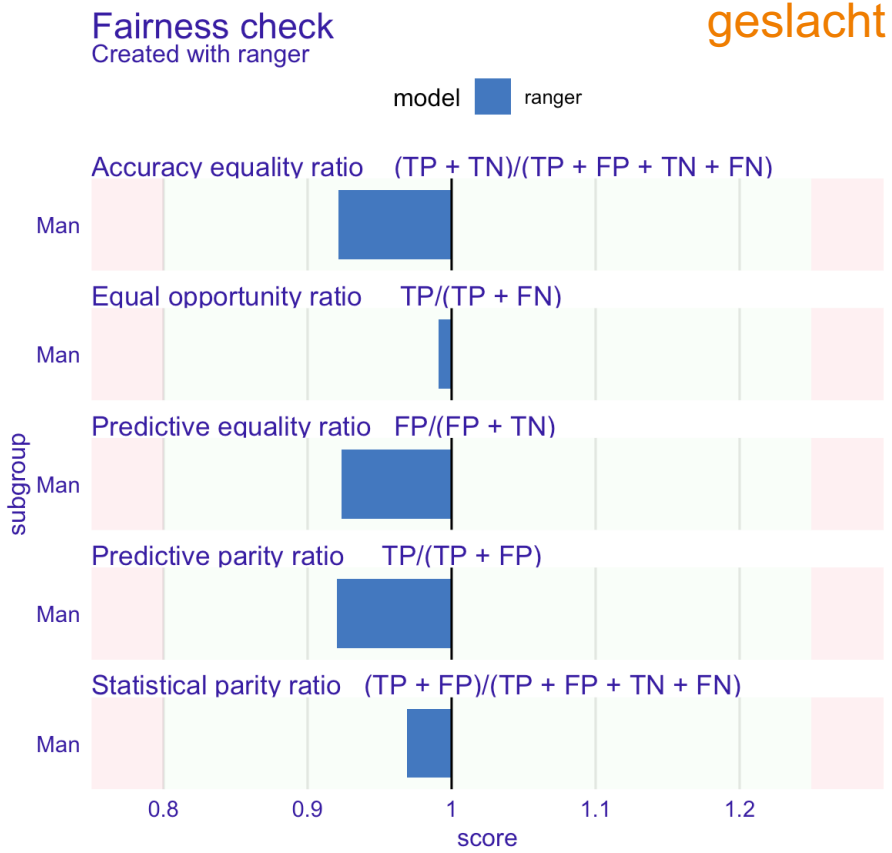
voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data


```
Preparation of a new explainer is initiated
  -> model label       :  ranger  (  default  )
  -> data              :  24744  rows  5  cols
  -> target variable   :  24744  values
  -> predict function  :  yhat.ranger  will be used (  default  )
  -> predicted values  :  No value for predict function target column. (  default  )
  -> model_info        :  package ranger , ver. 0.15.1 , task classification (  default  )
  -> predicted values  :  numerical, min =  0.1488081 , mean =  0.8135431 , max =  0.9853193
  -> residual function :  difference between y and yhat (  default  )
  -> residuals         :  numerical, min =  -0.9675814 , mean =  0.0001491409 , max =  0.7531143
  A new explainer has been created!
```

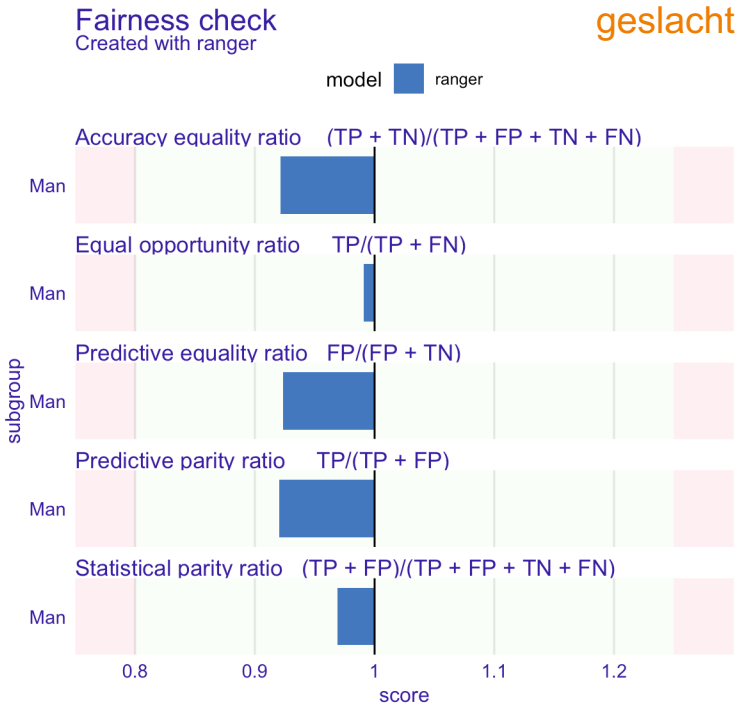
```
## ------------------------------------------------------------------------
## 2.1.3 Maak een fairness object: Geslacht ####

fobject <- fairness_check(rf_explainer,
                          protected = dfSim$DEM_Geslacht,
                          privileged = "Vrouw",
                          cutoff = 0.5,
                          colorize = FALSE)

print(fobject)
```

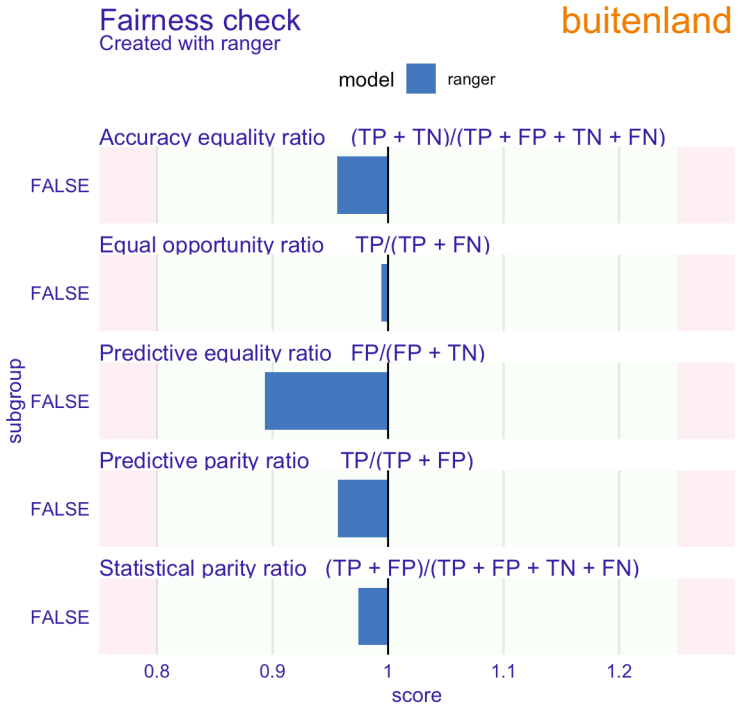
```
Fairness check for models: ranger

ranger passes 5/5 metrics
Total loss :  0.2747894
```

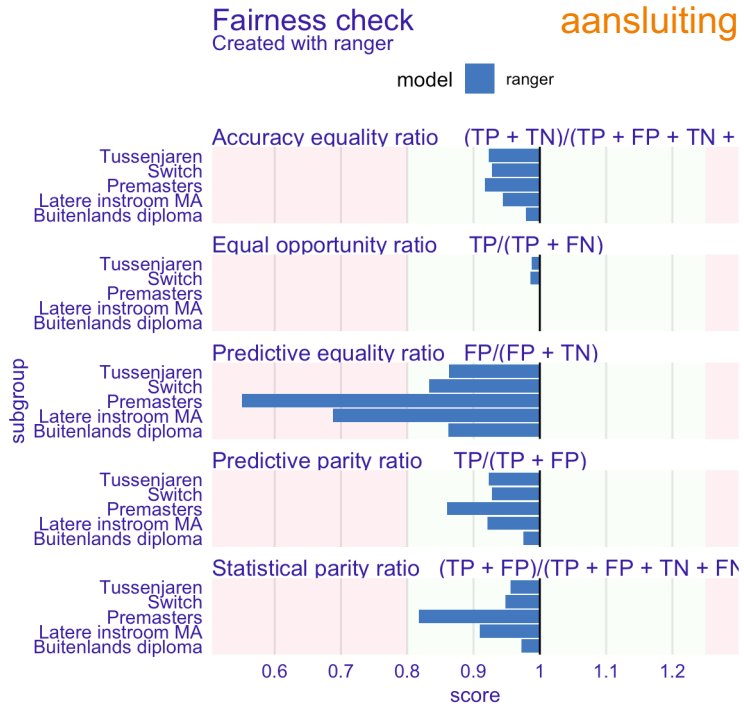
geslacht



voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data








```
Fairness check for models: ranger

ranger passes 5/5 metrics
Total loss :  0.2747894
```

```
Fairness check for models: ranger

ranger passes 5/5 metrics
Total loss :  0.2254708
```

```
Fairness check for models: ranger

ranger passes 4/5 metrics
Total loss :  2.329799
```

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

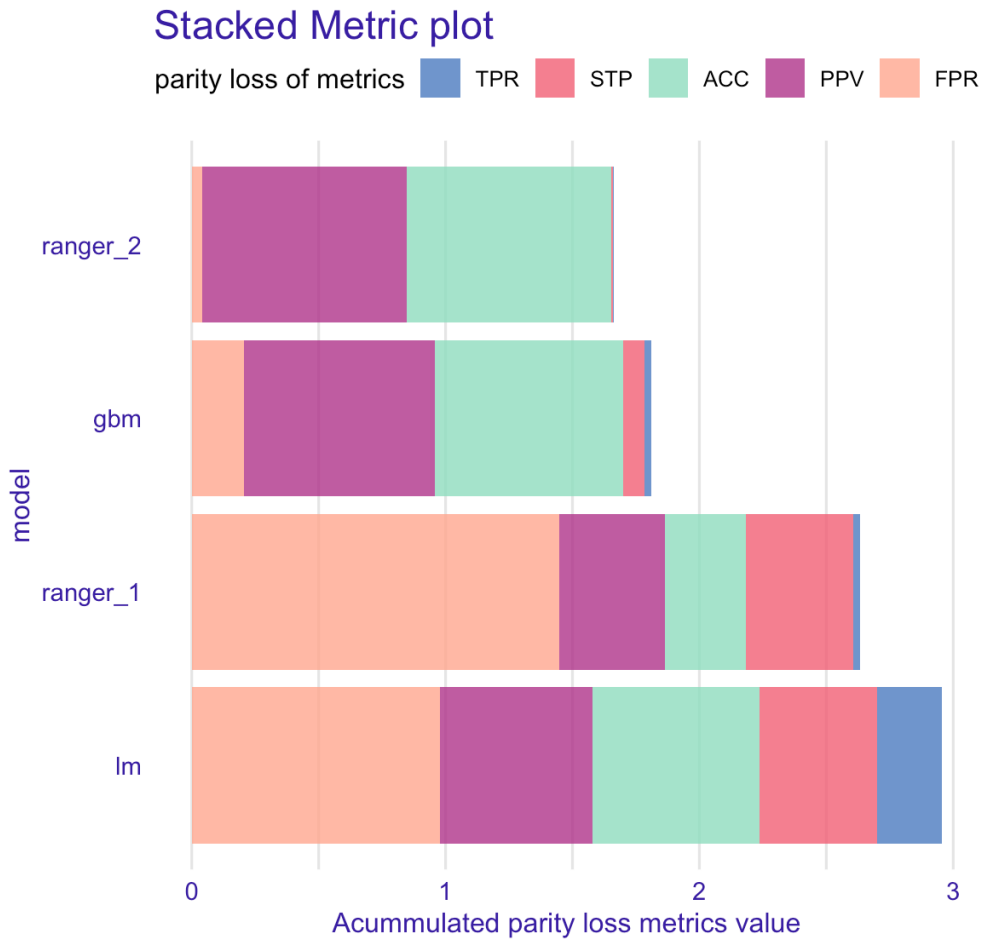
model: bias bij een negatief bsa
lineaire regressie + classification & regression trees + random forest
(R)MSE + confusion matrix + ROC + AUC
op basis van de simulatie-dataset van het versnellingsplan

4. meerdere modellen toepassen
- voeg modellen in aangepaste vorm (minder variabelen)
- ander soorten modellen (lineaire regressie, general boosted model)

5. maak een keuze voor het beste model

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

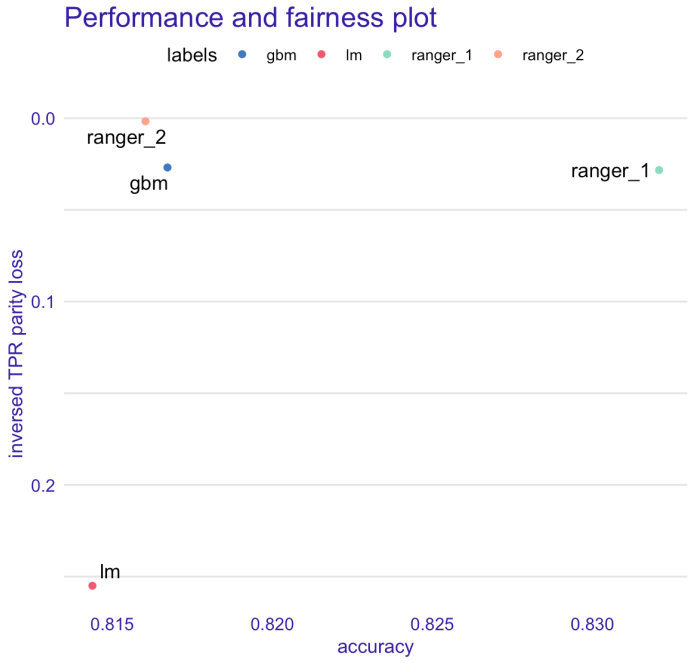
```
## ____________________________________________________________
## 2.2.3 Maak een fairness object ####

fobject <- fairness_check(explainer_1, explainer_2,
                          explainer_3, explainer_4,
                          protected = dfSim$INS_Aansluiting_cat,
                          privileged = "Direct na diploma",
                          verbose = TRUE)

## xxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxx
## 2.3 Kies het beste model ####

## ____________________________________________________________
## 2.3.1 Toon de metric scores (stack) ####

sm <- stack_metrics(fobject)
plot(sm)
```



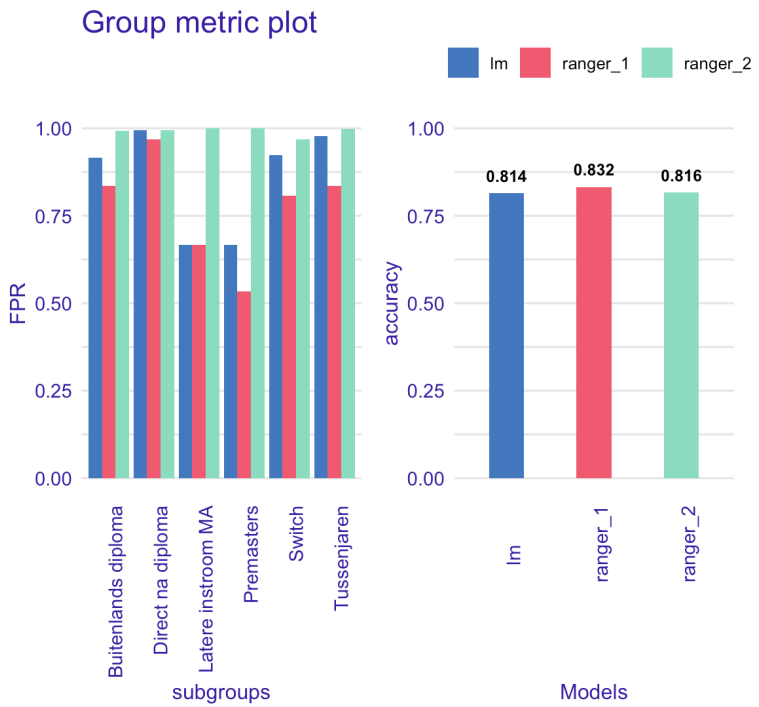
het ranger 2 model heeft de beste kaarten
met name op de false positive rate (FPR = precisie)

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

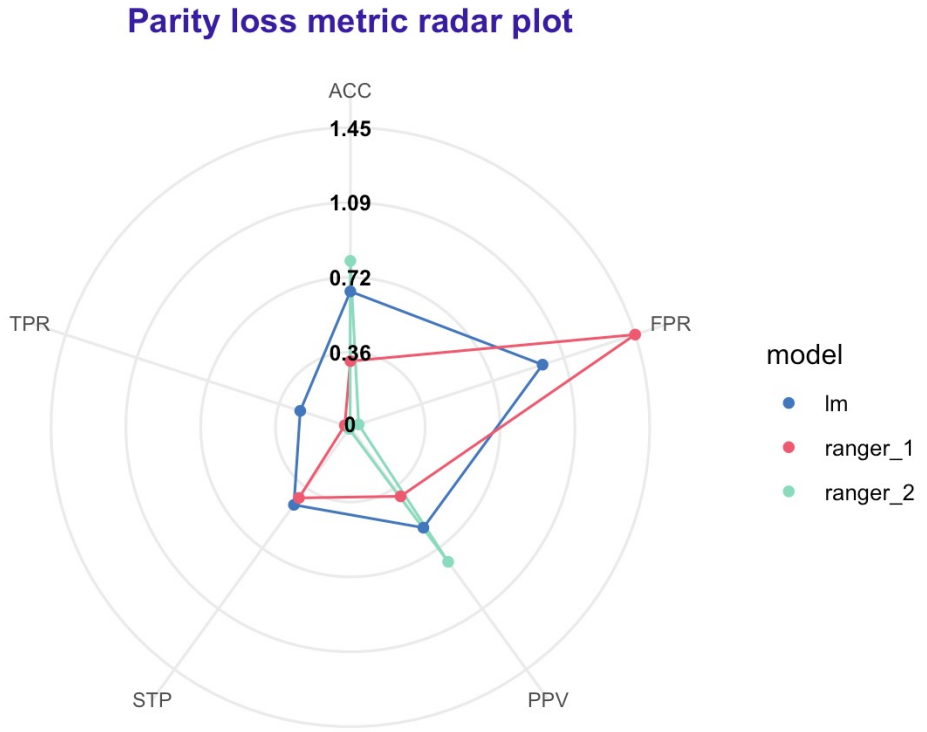
performance per model



performance per metriek



benchmark per metriek



via een aantal benchmarks is dit verder te onderbouwen
er is een iets lagere accuraatheid, maar het model is eerlijker voor premasterstudenten

voorspelmodellen uitleggen en bias detecteren met sensitieve data

valkuilen & hersenbrekers

na het balanceren voor 1 attribuut, moet je overige attributen opnieuw testen

modellen moeten eerst voldoen aan specifieke assumpties

wat een juiste balans is, is soms een politieke keuze

balans in de praktijk brengen, kan ongelijke behandeling betekenen

om tot gelijke uitkomsten te komen

Referenties

Code of Federal Regulations. Section 4d, uniform guidelines on employee selection procedures (1978)

Wiśniewski, J., & Biecek, P. (2021). fairmodels: A Flexible Tool For Bias Detection, Visualization, And Mitigation. *arXiv*. doi: 10.48550/arxiv.2104.00507

Creative commons licentie

Naamsvermelding-NietCommercieel-GelijkDelen 4.0 Internationaal (CC BY-NC-SA 4.0)

Je bent vrij om:

- **het werk te delen** — te kopiëren, te verspreiden en door te geven via elk medium of bestandsformaat
- **het werk te bewerken** — te remixen, te veranderen en afgeleide werken te maken

De licentiegever kan deze toestemming niet intrekken zolang aan de licentievoorwaarden voldaan wordt.

Onder de volgende voorwaarden:

- **Naamsvermelding** — De gebruiker dient de maker van het werk te vermelden, een link naar de licentie te plaatsen en aan te geven of het werk veranderd is. Je mag dat op redelijke wijze doen, maar niet zodanig dat de indruk gewekt wordt dat de licentiegever instemt met je werk of je gebruik van het werk.
- **NietCommercieel** — Je mag het werk niet gebruiken voor commerciële doeleinden.
- **GelijkDelen** — Als je het werk hebt geremixt, veranderd, of op het werk hebt voortgebouwd, moet je het veranderde materiaal verspreiden onder dezelfde licentie als het originele werk.
- **Geen aanvullende restricties** — Je mag geen juridische voorwaarden of technologische voorzieningen toepassen die anderen er juridisch in beperken om iets te doen wat de licentie toestaat.

let’s change