

Het risico-inschattingmodel voor onrechtmatigheid bij uitkeringen.



Technische sessie
1 september 2021



Gemeente
Rotterdam

Overzicht sessie

- 1 Inleiding
- 2 Toelichting algoritme
- 3 Rondvraag en sluiting

Overzicht sessie

- 1 Inleiding
- 2 Toelichting algoritme
- 3 Rondvraag en sluiting

2 Toelichting algoritme

2.1 Introductie machine learning

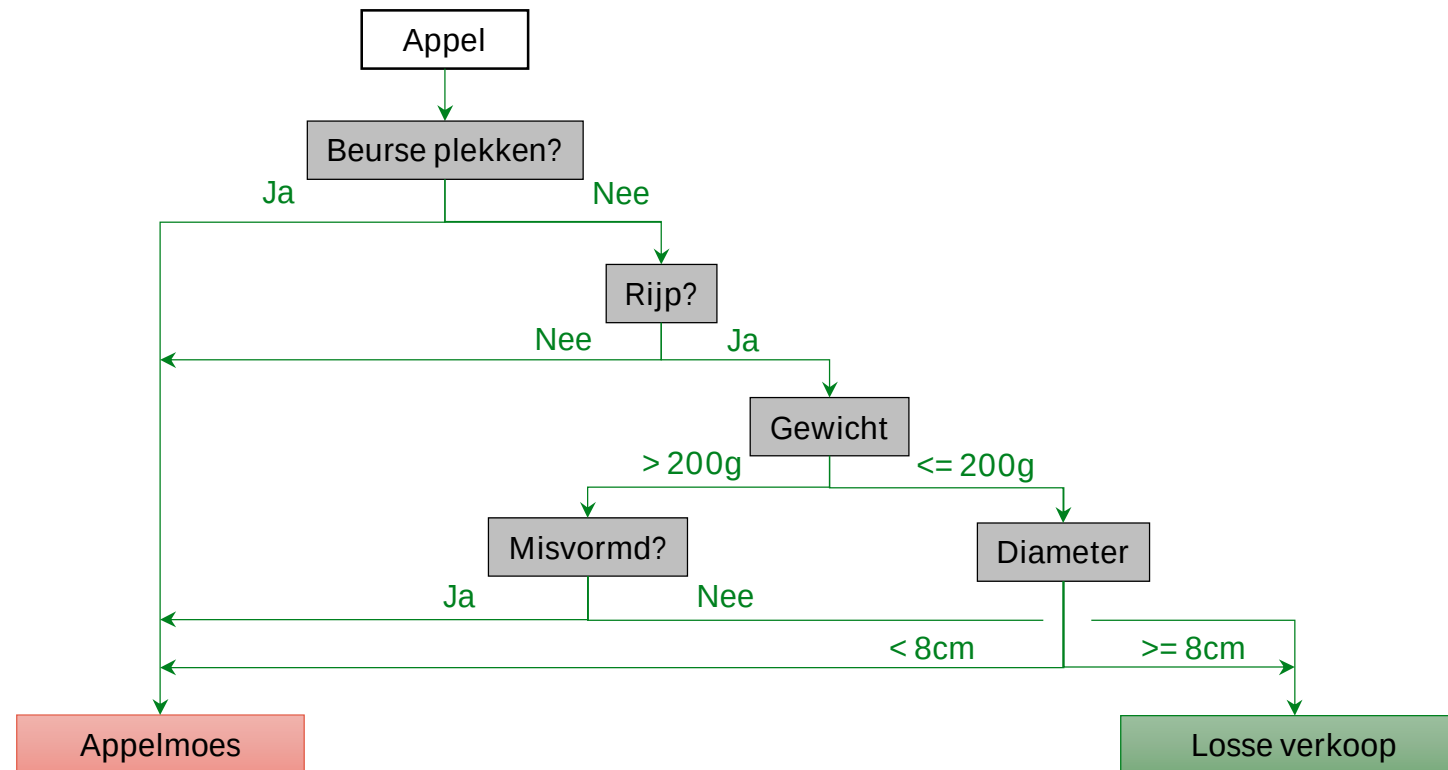
2.2 Gebruikte gegevens risico-inschattingsmodel

2.3 Modellen, risicoscores

2.4 Finale model

Wat is een algoritme?

- Een set reken- of beslisregels
- Bijvoorbeeld: appels – losse verkoop of appelmoes?



Wat is een algoritme?

- Dit zijn door de fruithandelaar bedachte regels
- Stel: je weet die regels niet
- Je hebt alleen kistjes met appels die wel of geen sticker hebben
- Zou je die regels toch kunnen vinden?

Wat is een algoritme?

- Laten we eens naar een paar eigenschappen kijken:

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Donkergroen	Nee	6,6	Nee
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee

Wat is een algoritme?

- Laten we eens naar een paar eigenschappen kijken:
 - Als de diameter 7,0 of groter is, dan is de kans groot dat er een sticker op zit (6 van de 7)

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Donkergroen	Nee	6,6	Nee
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee

Wat is een algoritme?

- Laten we eens naar een paar eigenschappen kijken:
 - Als de diameter 7,0 of groter is, dan is de kans groot dat er een sticker op zit (6 van de 7)
 - Als de kleur Geel is en de diameter is kleiner dan 8,0 dan lijkt er vrijwel zeker geen sticker op te zitten

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Donkergroen	Nee	6,6	Nee
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee

Wat is een algoritme?

- Laten we eens naar een paar eigenschappen kijken:
 - Als de diameter 7,0 of groter is, dan is de kans groot dat er een sticker op zit (6 van de 7)
 - Als de kleur Geel is en de diameter is kleiner dan 8,0 dan lijkt er vrijwel zeker geen sticker op te zitten
 - Groene appels lijken altijd een sticker te krijgen, behalve als er geen steeltje aan zit

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Donkergroen	Nee	6,6	Nee
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee

Wat is een algoritme?

We hebben nu zelf uit de data enkele beslisregels afgeleid. Dat is dus ook al een algoritme.

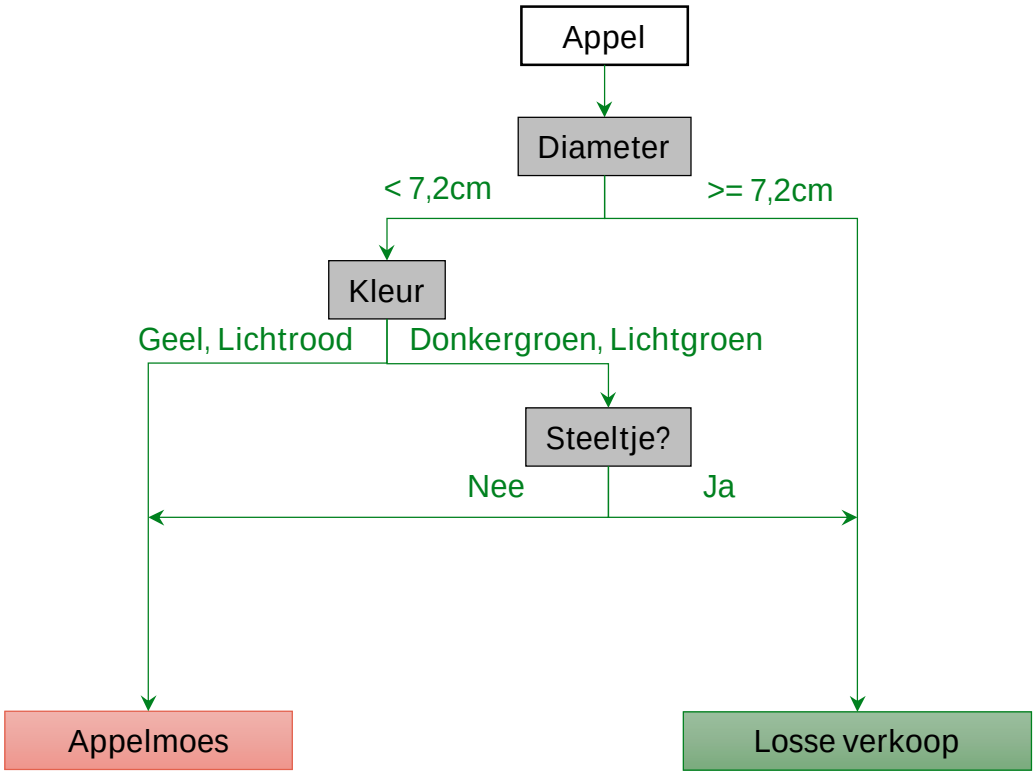
- Wat valt op aan onze poging:
 - Met enkele regels kunnen we redelijk goed de appels indelen
 - Geen enkele regel die we hebben bedacht is foutloos (wel of geen sticker)
 - We hebben lukraak gezocht naar goede regels

Hoe kunnen we dit beter maken?

1. Met meer voorbeeld-appels kunnen we met meer zekerheid goede regels maken
2. Met extra eigenschappen vergroten we de kans om betere regels te vinden
3. We kunnen de beste regels, die op het oog moeilijk te vinden zijn, berekenen
 - Het programmeren en automatiseren van dit rekenwerk noemen we *machine learning*

Machine learning beslisboom

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Donkergroen	Nee	6,6	Nee
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee



✓ 100%

Checkmoment

Hoofdpunten:

- We zijn dus in staat om uit de kenmerken van een kist appels regels af te leiden die de appels perfect kunnen scheiden
- Hoe meer appels we hebben en hoe meer kenmerken, des te beter de regels die we kunnen maken
- Het afleiden van die regels kunnen we automatiseren; we noemen dat *machine learning*

Is iedereen nog aan boord?

Trainen en testen

- Toch weten we nog niet of dit een goed algoritme is, want we weten alleen maar dat het werkt op deze 12 appels
- Hoe doet dit algoritme (of “model”) het op een nieuwe kist appels? Appels dus, die niet gebruikt zijn om de beslisregels uit af te leiden?
- Naar verwachting werkt het dan slechter (maakt meer fouten), want er zullen zich nieuwe combinaties van eigenschappen voordoen en er is geen garantie dat het model die goed indeelt
- Het beste model is dus niet het model dat op de voorbeeld-appels het beste presteert, maar op de ongeziene appels, want dat is de situatie die het algoritme uiteindelijk in de praktijk gaat tegenkomen
- We zeggen dan: dat model “generaliseert” het beste

Trainen, testen en scoren



In machine learning noemen we de voorbeeld-appels de *trainingsdata*, waarmee we een model (algoritme) maken of “trainen”. We trainen meerdere modellen.



- De ongeziene appels noemen we de *testdata*, waarmee we de modellen dus “testen”
- Op de testdata krijgen we een indruk van de prestatie die we van de modellen in de praktijk kunnen verwachten
- Een veelgebruikte maat voor die prestatie is de nauwkeurigheid: het gedeelte correct voorspelde appels



Uiteindelijk gaan we het best geteste algoritme in de praktijk inzetten. Dat noemen we het *finale model*. Alle appels die van de lopende band komen krijgen dan van dat algoritme wel of niet een sticker. Dit proces noemen we *scoren*, de stroom aan appels noemen we de *scoringsdata*.

Features

Label

scoringsset

Voorspelling

trainset

80%

testset

20%

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Donkergroen	Nee	6,6	Nee
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtgroen	Nee	7,1	Ja
Lichtrood	Ja	5,4	Nee
...	...	...	...
...	...	...	...
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Nee
Geel	Nee	8,0	Ja
...	...	...	...

modellen

selectie

finale
model

scoren

testen

Voorspelling

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Geel	Ja	5,3	Nee
Lichtrood	Nee	6,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Ja
Rood	Nee	6,6	Ja
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Ja
Geel	Ja	6,2	Nee
Lichtrood	Ja	7,4	Nee
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Ja	8,2	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	8,1	Ja
Lichtgroen	Ja	9,1	Nee
Donkergroen	Nee	6,4	Nee
Donkergroen	Ja	7,4	Nee
Geel	Nee	6,3	Ja
Lichtrood	Nee	7,2	Ja
Rood	Ja	6,2	Ja
Lichtgeel	Ja	7,0	Nee
Lichtrood	Ja	8,2	Nee
Geel	Nee	8,0	Nee
Lichtgroen	Ja	6,5	Ja
Donkergroen	Nee	8,1	Ja
Geel	Ja	6,1	Ja
Geel	Ja	5,5	Ja
Donkergroen	Nee	7,2	Nee
Lichtrood	Nee	8,3	Ja
Lichtgroen	Ja	7,6	Nee
...	...	...	...
...	...	...	...
...	...	...	...

Checkmoment

Het proces van machine learning:

- We trainen meerdere modellen (algoritmes) op voorbeelddata
- We testen de modellen op andere voorbeelddata
- We selecteren het beste model voor toepassing in de praktijk

Is iedereen nog aan boord?

2 Toelichting algoritme

- 2.1 Introductie machine learning
- 2.2 Gebruikte gegevens risico-inschattingsmodel
- 2.3 Modellen, risicoscores
- 2.4 Finale model

Onze casus: onrechtmatigheid in de uitkering

- Kunnen we, net als bij de appels, regels ontdekken die het optreden van onrechtmatigheid in een bijstandsuitkering zo goed mogelijk inschatten?
- We hebben voorbeeld-appels: rechtmatigheidsonderzoeken die in het verleden uitgevoerd zijn en waarvan we de uitkomst weten
- We hebben scorings-appels: de mensen die nu een bijstandsuitkering ontvangen
- Wat zijn de eigenschappen (features) waarop we de beslisregels willen baseren? Dat zijn de gegevens die we van de ontvangers van een uitkering hebben
 - Gegevens die nodig zijn voor de inkomensverstrekking
 - Gegevens die gebruikt worden om mensen weer naar werk toe te leiden

Welke gegevens gebruiken we?

- We gebruiken uitsluitend gegevens die we zelf vastgelegd hebben voor de uitvoering van de Participatiewet, er zijn geen koppelingen met externe systemen of databronnen
- Personen zijn gepseudonimiseerd, we weten niet om wie het gaat
- Niet alle gegevens zijn bruikbaar:
 - Gevoelige data zoals nationaliteit
 - Teksten die medewerkers vrij in kunnen typen
 - Gegevens die niet consistent vastgelegd zijn (datakwaliteit)
- We stemmen dit iedere ronde af met de opdrachtgever bij W&I

Welke gegevens gebruiken we?

- Uit het “inkomen” systeem (Socrates) halen we deze gegevens:
 - **Persoon**: geslacht, geboortedatum (alleen jaar en maand)
 - **Adres(sen)**: buurt, wijk, plaats, soorten (verblijf, verzend, ...), datums van-tot; NB: geen straat/huisnummer
 - **Relaties**: aantal partners, kinderen, overige (kostendeler, bewindvoerder, ...), datums van-tot
- Ook halen we uit Socrates de resultaten van rechtmatigheidsonderzoeken

Welke gegevens gebruiken we?

- Uit het “werk” systeem (Raak/RMW) deze:

- Afspraken:** naam, resultaat, datum
- Belemmeringen:** omschrijving, datums van-tot
- Beschikbaarheid:** naam, datums van-tot
- Competenties:** omschrijving, datums van-tot
- Contacten:** soort, onderwerp, datum
- Deelname activiteiten:** reïntegratieladder, voortijdige beëindiging, datums van-tot
- Instrumenten:** reïntegratieladder, reden beëindiging, datums van-tot
- Ontheffingen:** naam, datums van-tot
- Plannen van aanpak:** naam, reden einde, doelstelling, datums van-tot
- Typeringen:** naam, datums van-tot
- Persoonlijke eigenschappen:** niveaus NL spreken/lezen/schrijven/begrijpen, taaleis, spreektaal, opmerkingen over motivatie, flexibiliteit, zelfstandigheid, presentatie, houding, etc.

VOORTIJDIG_AFGEBROKEN	P_OMSCHRIJVING
Betaald werk gevonden	acht en begrip tonen
Disfunctioneren	ACT_OMSCHRIJVING
Geen kinderopvang	
Klant overleden	
Motivatie/gedrag	
Onvoldoende taalbeheersing/opleiding	mend)
Reden bij aanmelder	aand)
Reden bij uitvoerder	nd)
Reden bij werkzoekende	d)
Scholing met studiefinanciering	mpas
Teruggetrokken door Werk en inkomen	mpas
Verhuizing buiten gemeente	is
Wijziging persoonlijke omstandigheden	ntie
Ziekteverzuim	msten

Rapportage deelname
SMS (inkomend)
Telefoontje (inkomend)
Telefoontje (uitgaand)
Videobellen inkomend
Videobellen uitgaand
Hygiënisch Mijn Werkkompas
Initiatiefrijk Mijn Werkkompas
Inlevingsvermogen
Inlevingsvermogen Mijn Werkkompas
Instructies en procedures opvolgen
Integriteit
Klantgericht
Klantgericht Mijn Werkkompas
Kwaliteit leveren

HOUDING_OPM
Houdt zich niet strikt aan afspraken, regels en normen
Staat open voor hulp en ondersteuning.
Passief
afwerend

Van gegevens naar features

- In de getoonde vorm zijn de gegevens – om technische redenen – niet geschikt om er een model op te trainen
- We passen een transformatie toe, met de volgende stappen:
 1. Omvormen naar geschikt format (numeriek)

Persoon	Contact_soort	...
1	E-mail (inkomend)	...
2	Chat	...
3	Chat	...
1	E-mail (inkomend)	...
3	Telefoontje (uitgaand)	...
...	...	...



Persoon	Contact_soort_email_inkomend	Contact_soort_chat	Contact_soort_telefoontje_uitgaand	...
1	2	0	0	...
2	0	1	0	...
3	0	1	1	...
...	...	...	...	...

Van gegevens naar features

- In de getoonde vorm zijn de gegevens – om technische redenen – niet geschikt om er een model op te trainen
- We passen een transformatie toe, met de volgende stappen:
 1. Omvormen naar geschikt format (numeriek)

Persoon	Uiterlijke_ verzorging_ opm	Motivatie_opm	...
1	"Verzorgd"	"Cliënt neemt geen initiatieven"	...
2		"Solliciteert actief op allerlei functies"	...
3	"soms onverzorgd, niet fris"		...
...	...	...	...



Persoon	Uiterlijke_ verzorging_ opm	Motivatie_opm	...
1	1	1	...
2	0	1	...
3	1	0	...
...	...	...	...

- De inhoud van de tekst nemen we dus niet mee, dus ook niet of het positief, negatief of gevoelig is wat er staat.
- We maken alleen een indicator die aangeeft óf er iets geschreven is over motivatie, uiterlijke verzorging, houding etc.

Van gegevens naar features

- In de getoonde vorm zijn de gegevens – om technische redenen – niet geschikt om er een model op te trainen
- We passen een transformatie toe, met de volgende stappen:
 1. Omvormen naar geschikt format (numeriek)
 2. Berekenen afgeleide features
 - zoals: aantal dagen op adres, aantal kinderen historisch, aantal dagen huidige partner
 3. Selectie van definitieve features
 - Features die voor (bijna) alle personen dezelfde waarde hebben, kunnen we laten afvallen
Stel alle appels zijn lichtgroen
 - Features die (bijna) identiek variëren als andere variabelen, kunnen we ook laten afvallen
Diameter en omtrek: een van de twee volstaat

ca. 90 gegevens (variabelen)

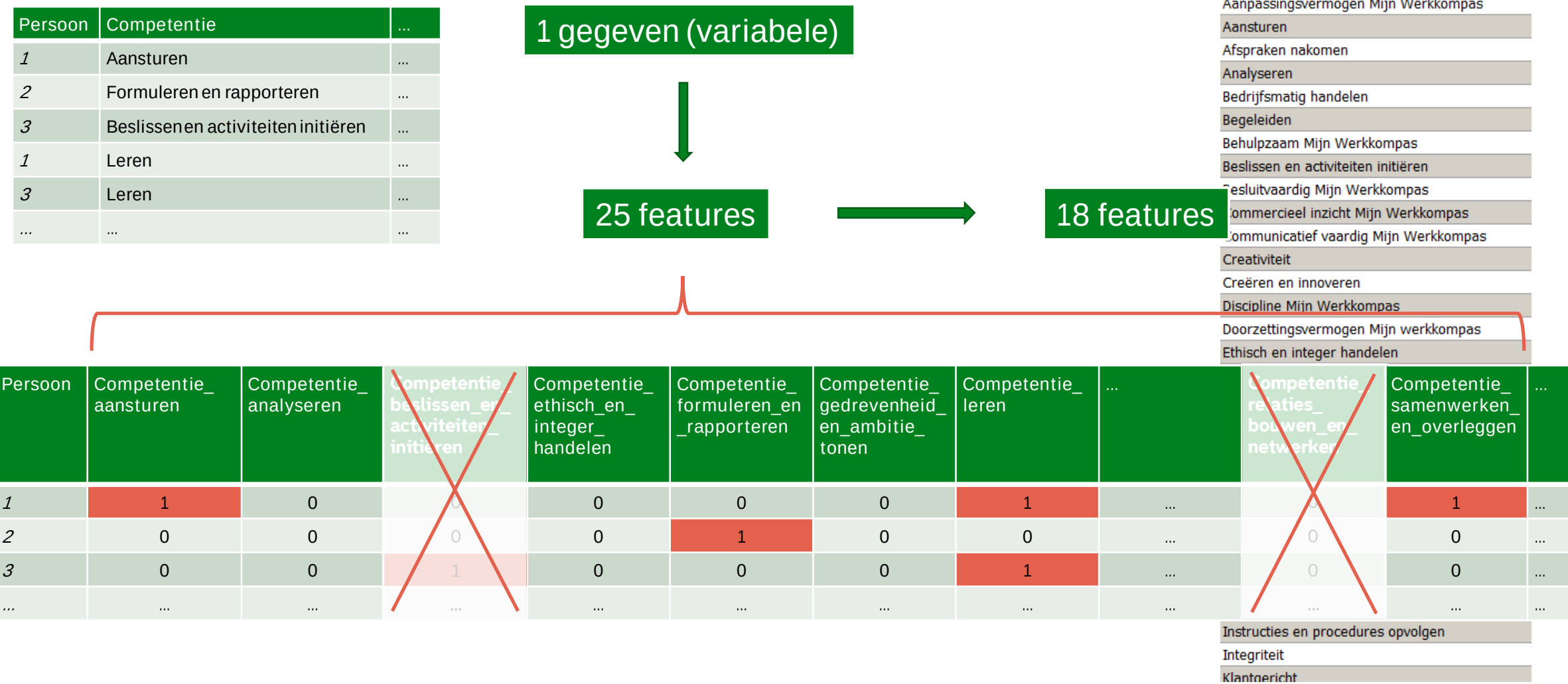


ca. 800 features



315 features

Van gegevens naar features



Features

- Adres
- Competenties
- Contacten
- Beschikbaarheid
- Deelname activiteiten
- Relatie partner
- Relatie kind
- Relatie overig
- Plan van aanpak
- Ontheffing
- Belemmering
- Typering
- Persoon
- Persoonlijke eigenschappen
- Afspraak
- Instrument

contacten_soort_anders	contacten_anderwerp_huisbezoek	contacten_anderwerp_boolean_diagnosegesprek
contacten_soort_chat	contacten_anderwerp_inkomen	contacten_anderwerp_boolean_document
contacten_soort_contact_bmw	contacten_anderwerp_inname_aanvraag	contacten_anderwerp_boolean_documenten_innemen
contacten_soort_document_inkomend	contacten_anderwerp_inspanningsperiode_edison	contacten_anderwerp_boolean_documenttype_cv
contacten_soort_document_uitgaand	competentie_aansturen	diploma_s_en_certifica
contacten_soort_e_mail_inkomend	competentie_analyseren	id_
contacten_soort_e_mail_uitgaand	competentie_beslissen_en_activiteiten_initiëren	overeenkomst_
contacten_soort_gesprek	competentie_ethisch_en_integer_handelen	soliciteren_
contacten_soort_gesprek_aan_huis	competentie_formuleren_en_rapporteren	zrm_
contacten_soort_gesprek_op_locatie		zoek
contacten_soort_groepsbijeenkomsten		
contacten_soort_rapportage_deelname	deelname_act_actueel_projecten_gestart	hing
contacten_soort_rapportage_rib	deelname_act_actueel_projecten_niet_gestart	ie
contacten_soort_sms_inkomend	deelname_act_actueel_projecten_totaal	isverplichting
contacten_soort_telefoontje_inkomend	deelname_act_actueel_projecten_uniek	l_dariuz
contacten_soort_telefoontje_uitgaand	deelname_act_hist_projecten_gestart	nst
contacten_soort_afgelopenjaar_anders	deelname_act_hist_projecten_niet_gestart	
contacten_soort_afgelopenjaar_chat	deelname_act_hist_projecten_totaal	g
contacten_soort_afgelopenjaar_contact_bmw	deelname_act_hist_projecten_uniek	de_edison
contacten_soort_afgelopenjaar_document_inkomend	deelname_act_reintegratieladder_activering	s
contacten_soort_afgelopenjaar_document_uitgaand	deelname_act_reintegratieladder_daad_inbedrijf	lichting
contacten_soort_afgelopenjaar_e_mail_inkomend	deelname_act_reintegratieladder_dagbestedingsactiviteiten	
contacten_soort_afgelopenjaar_e_mail_uitgaand	deelname_act_reintegratieladder_jongeren	antiebaan
contacten_soort_afgelopenjaar_gesprek	deelname_act_reintegratieladder_ondersteunende_instrumenten	kloont
contacten_soort_afgelopenjaar_gesprek_aan_huis	deelname_act_reintegratieladder_rotterdamse_individuele_overeenkomst_rio_	
contacten_soort_afgelopenjaar_gesprek_op_locatie	deelname_act_reintegratieladder_werk	
contacten_soort_afgelopenjaar_groepsbijeenkomsten	deelname_act_reintegratieladder_werk_re_integratie	aning
contacten_soort_afgelopenjaar_rapportage_deelname	deelname_act_afgebroken_motivatie_gedrag	eging
contacten_soort_afgelopenjaar_rapportage_rib	deelname_act_afgebroken_other	
contacten_soort_afgelopenjaar_sms_inkomend	deelname_act_afgebroken_teruggetrokken_door_werk_en_inkomen	
contacten_soort_afgelopenjaar_telefoontje_inkomend	deelname_act_afgebroken_wijziging_persoonlijke_omstandigheden	tieladder
contacten_soort_afgelopenjaar_telefoontje_uitgaand	competentie_ind_tekst	
contacten_anderwerp_arbeids_motivatie	contacten_anderwerp_werkloont_evaluatie	
contacten_anderwerp_pre_intake	contacten_anderwerp_werkloont_scan_aanmeldingsbrief_sdw_wl	
contacten_anderwerp_pre_intake_no_show	contacten_anderwerp_boolean_scholing	
contacten_anderwerp_werk_intake	contacten_anderwerp_boolean_schulden	
contacten_anderwerp_afzien_maatregel	contacten_anderwerp_boolean_screening	
contacten_anderwerp_afzien_maatregel_vw_gemeente	contacten_anderwerp_boolean_soliciteratie	
contacten_anderwerp_agressie	contacten_anderwerp_boolean_taaless_voldoet	
contacten_anderwerp_arbeidsdiagnose_dariuz	contacten_anderwerp_boolean_taaless_voldoet_niet	
contacten_anderwerp_beoordelen_taaless	contacten_anderwerp_boolean_terugbelverzoek	
contacten_anderwerp_beoordeling_premie_participatieplaats	contacten_anderwerp_boolean_traject	
contacten_anderwerp_constatering_verwijtbare_gedraging	contacten_anderwerp_boolean_uitnodiging	
contacten_anderwerp_contact_derden	contacten_anderwerp_boolean_uitslag_dga_beslisboom	
contacten_anderwerp_contact_met_aanbieder	contacten_anderwerp_boolean_uitpraak_arbeidsvermogen_uvw	
contacten_anderwerp_diagnosegesprek	contacten_anderwerp_boolean_vakantie	
contacten_anderwerp_document	contacten_anderwerp_boolean_verzuim	
contacten_anderwerp_documenten_innemen	contacten_anderwerp_boolean_weekrapportage_werkloont	
contacten_anderwerp_documenttype_cv	contacten_anderwerp_boolean_werkintake_niet_verschenen	
contacten_anderwerp_documenttype_diploma	contacten_anderwerp_boolean_werkloont_evaluatie	
contacten_anderwerp_documenttype_id	contacten_anderwerp_boolean_werkloont_scan_aanmeldingsbrief_sdw_wl	
contacten_anderwerp_documenttype_overeenkomst	contacten_anderwerp_boolean_werkloont_scan_overeenkomst_sdw_wl	
contacten_anderwerp_documenttype_soliciteren	contacten_anderwerp_boolean_contact_derden	
contacten_anderwerp_documenttype_zrm	contacten_anderwerp_boolean_contact_met_aanbieder	
contacten_anderwerp_doelmatig_huisbezoek		
contacten_anderwerp_edison		
contacten_anderwerp_extern_e_jobcoaching		
contacten_anderwerp_financiële_situatie		
contacten_anderwerp_geen_inspanningsverplichting		
contacten_anderwerp_gesprekprotocol_dariuz		
contacten_anderwerp_groepsbijeenkomst		

Checkmoment + PAUZE

Hoofdpunten:

- We hebben gegevens (variabelen) uit Raak/RMW en Socrates gehaald
- We hebben deze variabelen getransformeerd naar *features*

Is iedereen nog aan boord?

Overzicht

Overzicht

Features

Label

scoringsset

Voorspelling

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Lichtrood	Ja	6,1	Ja
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Geel	Nee	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Nee
Geel	Ja	6,2	Nee
Geel	Ja	7,0	Ja
Geel	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Donkergroen	Ja	8,1	Ja
presentatie_opm	9,1	Ja	Ja
kind_huidige_aantal	Nee	Nee	Nee
leeftijd_bij_onderzoek	7,0	Ja	Ja
Lichtgroen	Nee	7,1	Ja
Lichtrood	Ja	5,4	Nee
...	...	...	...
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Nee	8,0	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee
Lichtgroen	Ja	7,0	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Nee
Geel	Nee	8,0	Ja
...	...	...	...

Features van personen ten tijde van eerder uitgevoerde onderzoeken

Labels
Uitskomsten onderzoeken onrechtmatigheid Ja/Nee

In plaats van:

- kleur
- steeltje
- diameter

Hebben we nu:

- competentie_analyseren
- presentatie_opm
- kind_huidige_aantal
- leeftijd_bij_onderzoek
- ... en nog 311

modellen

selectie

finale model

scoren

testen

Voorspelling

Kleur	Steeltje	Diameter	Sticker
Geel	Ja	5,3	Nee
Lichtrood	Ja	6,1	Ja
Lichtrood	Ja	7,4	Ja
Donkergroen	Ja	7,4	Ja
Donkergroen	Ja	6,3	Nee
Lichtrood	Nee	7,0	Ja
Geel	Ja	6,2	Nee
Geel	Ja	7,4	Nee
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Lichtrood	Ja	8,2	Ja
Geel	Ja	6,1	Nee
Donkergroen	Ja	6,3	Ja
Donkergroen	Ja	8,1	Ja
competentie_analyseren	6,4	Nee	Nee
presentatie_opm	7,2	Ja	Ja
kind_huidige_aantal	7,2	Ja	Ja
leeftijd_bij_onderzoek	6,2	Ja	Ja
Lichtgeel	Ja	7,0	Nee
Lichtrood	Ja	8,2	Nee
Geel	Nee	8,0	Nee
Lichtgroen	Ja	6,5	Ja
Donkergroen	Nee	8,1	Ja
Geel	Ja	6,1	Ja
Geel	Ja	5,5	Ja
Donkergroen	Nee	7,2	Nee
Lichtrood	Nee	8,3	Ja
Lichtgroen	Ja	7,6	Nee
...	...	...	...
...	...	...	...
...	...	...	...
...	...	...	...

Features van personen die nu bijstand ontvangen

Idem:

In plaats van:

- kleur
- steeltje
- diameter

Hebben we nu:

- competentie_analyseren
- presentatie_opm
- kind_huidige_aantal
- leeftijd_bij_onderzoek
- ... en nog 311

trainset

80%

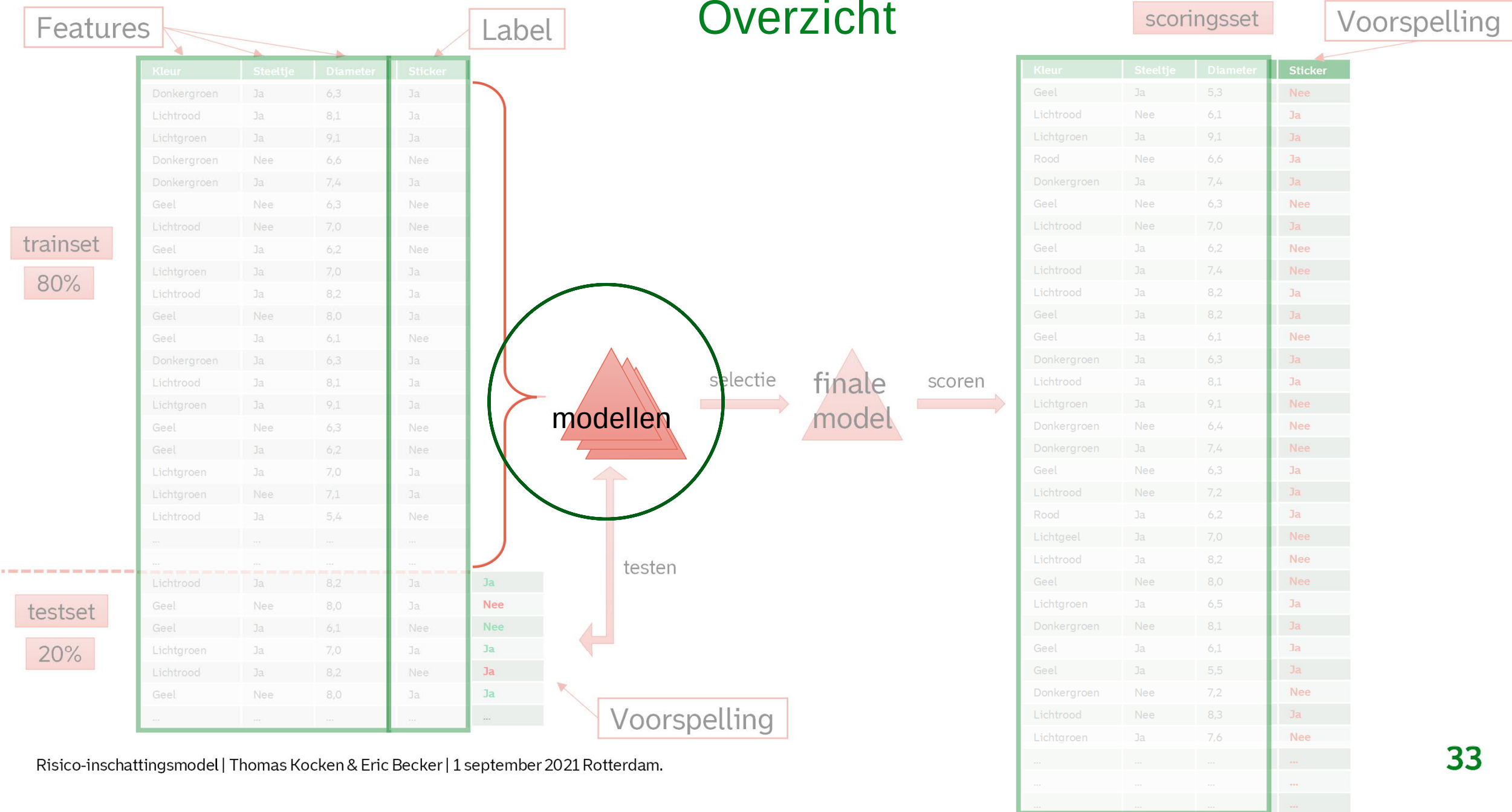
testset

20%

2 Toelichting algoritme

- 2.1 Introductie machine learning
- 2.2 Gebruikte gegevens risico-inschattingsmodel
- 2.3 Modellen, risicoscores
- 2.4 Finale model

Overzicht



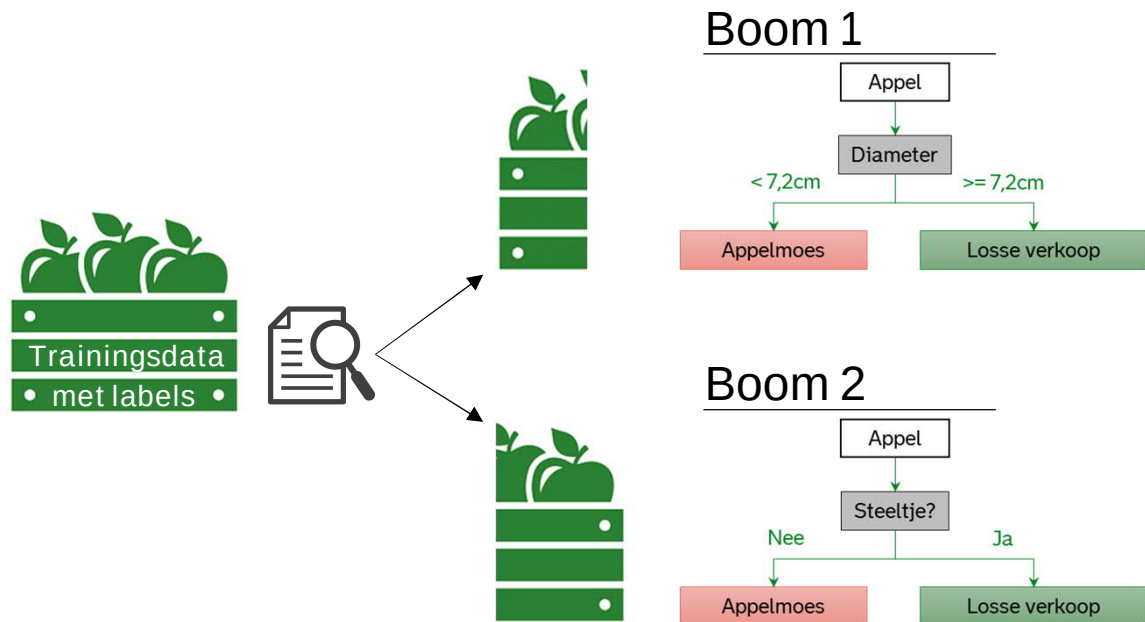
Modellen maken

- Het aantal features (kolommen) en het aantal onderzoeken (rijen) is groot
- Een eenvoudige beslisboom volstaat niet meer, elke verdeling 80%-20% levert een andere beslisboom op (generaliseert niet goed)
- We zetten andere, meer geavanceerde technieken in: *random forest*, *gradient boosting*

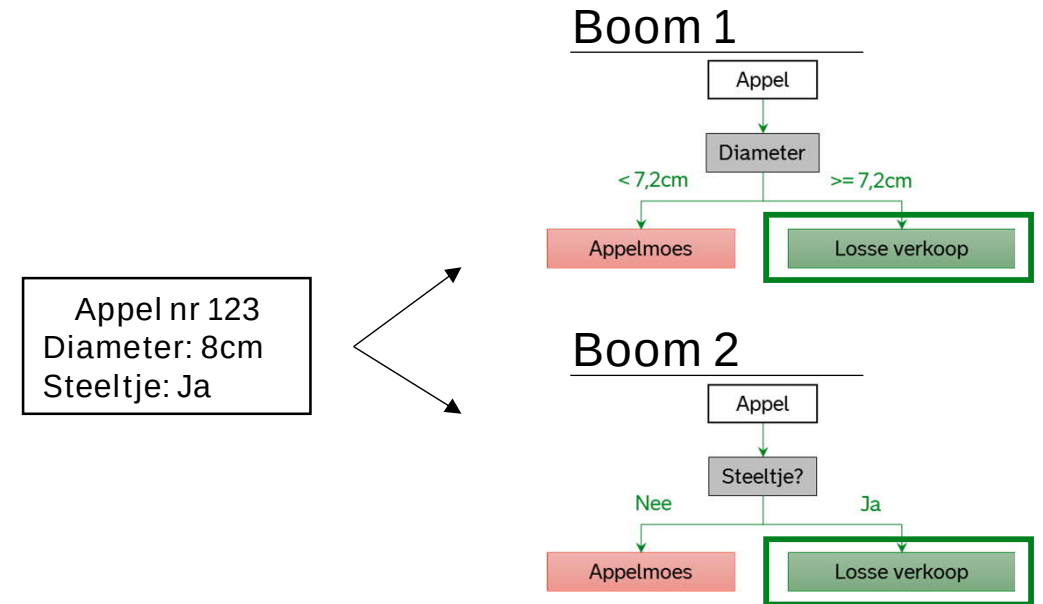
Voorbeeld: random forest

- Idee: we halen niet 1 beslisboom uit de data, maar honderden

- Elke boom wordt gemaakt op een gedeelte van de data:
 - een random gekozen deel van de features
 - een random gekozen deel van de rijen (onderzoeken)



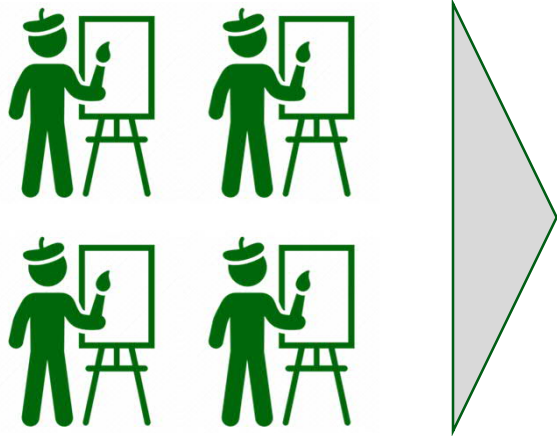
- De voorspellingen van alle bomen tellen even zwaar, de meerderheid bepaalt de uiteindelijke voorspelling van het gehele random forest model



Voorbeeld: gradient boosting

- Gradient boosting is conceptueel iets moeilijker uit te leggen
- We gaan daarom kijken naar het maken van een schilderij (= model) op de manier van een random forest en daarna gradient boosting
 - Random forest

Meerdere schilders
schilderen hetzelfde
stilleven



De schilderijen zijn gemaakt op transparant
papier en worden over elkaar gelegd



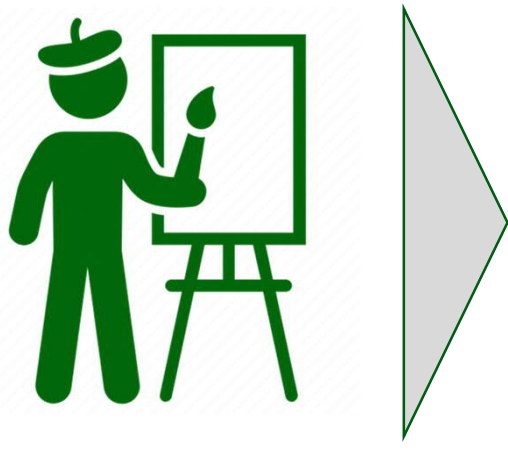
Het combinatie-schilderij is
waarheidsgetrouwer dan alle
individuele schilderijen



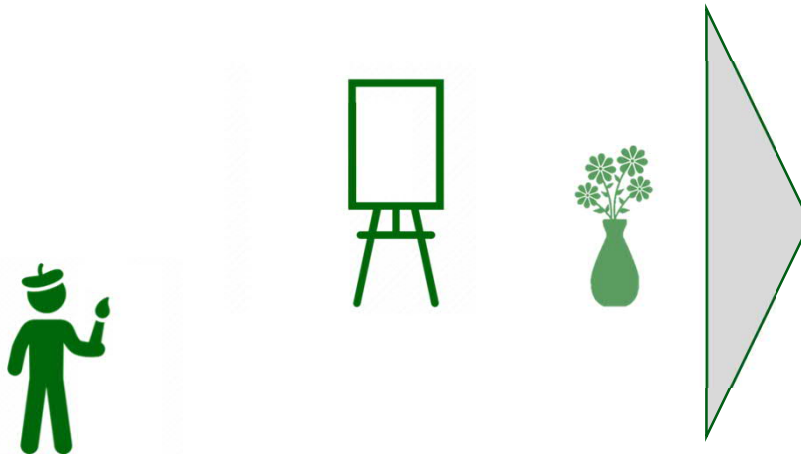
Voorbeeld: gradient boosting

- Gradient boosting is conceptueel iets moeilijker uit te leggen
- We gaan daarom kijken naar het maken van een schilderij (= model) op de manier van een random forest en daarna gradient boosting
 - Gradient boosting

Een schilder gaat
stilleven schilderen



Meerdere keren tijdens het schilderen
neemt de schilder afstand tot het doek om
het schilderij en stilleven goed te bekijken



Deze iteratieve manier van evalueren
en voorzichtig bijstellen resulteert in
een waarheidsgetrouw schilderij

De schilder ziet
bijvoorbeeld dat het
schilderij meer rood
nodig heeft. De
schilder is
voorzichtig en doet
een heel klein beetje
rood erbij.



Modeloutput: risicoscores

- Het model probeert te classificeren: wel of geen sticker, wel of niet onrechtmatigheid
- We kunnen daar meer nuance in aanbrengen
- Bij een random forest komt de classificatie tot stand door het tellen van de stemmen van alle onderliggende bomen
- Voor persoon nr. 8012 bijvoorbeeld:
 - 680 van de 1000 bomen zeggen onrechtmatigheid = Ja
 - 320 van de 1000 bomen zeggen onrechtmatigheid = Nee
- We kunnen daardoor zeggen: met een kans van $680/1000 = 68\%$ schat het model in dat er voor persoon nr. 8012 sprake zou kunnen zijn van onrechtmatigheid
- We drukken dat uit in een getal tussen 0 en 1, en dat noemen we de *risicoscore*
- In bovengenoemd voorbeeld: 0,68
- Hoe hoger de score, hoe zekerder het model is dat er sprake is van onrechtmatigheid;
hoe lager de score, hoe zekerder het model is dat er geen sprake is van onrechtmatigheid
- Ook bij gradient boosting wordt gebruik gemaakt van de stemmen van alle onderliggende bomen

Checkmoment

Hoofdpunten:

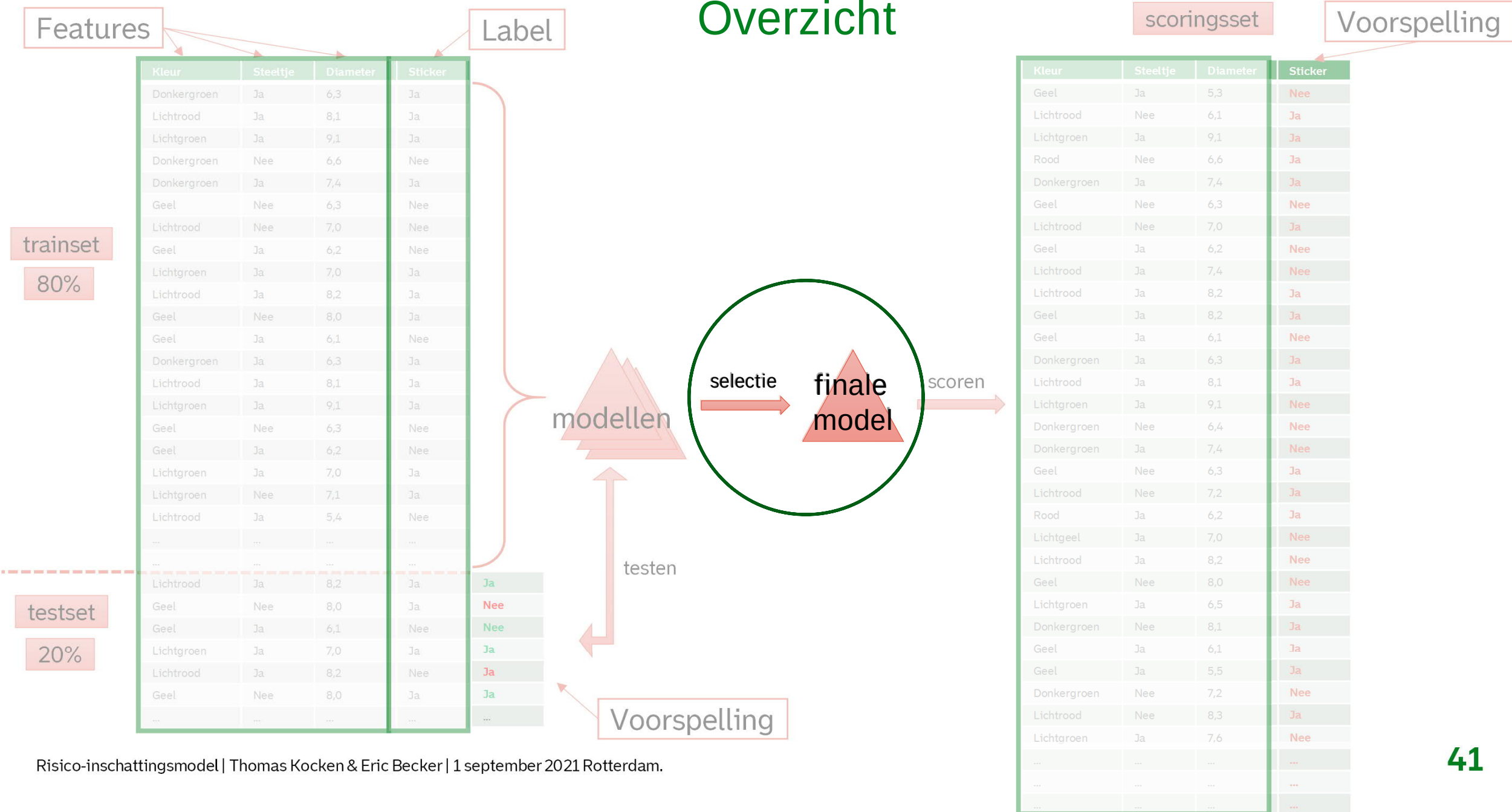
- We hebben een grote data set dus 1 simpele beslisboom is onvoldoende
- Random forest en Gradient boosting zijn modellen die uit meerdere bomen bestaan
- De output van de modellen is een getal tussen 0 en 1: de risicoscore
- Hoe hoger de score, hoe zekerder het model is dat er sprake is van onrechtmatigheid;
hoe lager de score, hoe zekerder het model is dat er geen sprake is van onrechtmatigheid

Is iedereen nog aan boord?

2 Toelichting algoritme

- 2.1 Introductie machine learning
- 2.2 Gebruikte gegevens risico-inschattingsmodel
- 2.3 Modellen, risicoscores
- 2.4 Finale model

Overzicht



Selectie van het beste model

- De testdata gebruiken we om te zien hoe goed alle modellen het doen
- Een veelgebruikte maat hiervoor is de nauwkeurigheid: het gedeelte correct voorspelde stickers of heronderzoeken
- Een andere manier om naar nauwkeurigheid te kijken is de *hitrate* (trefkans)
- Die geeft ons een indruk van de nauwkeurigheid bij de hoogste risicoscores (de scores waar wij ons op richten)

Hoe werkt hitrate?

- We hebben net gezien dat elke persoon in de testdata een score krijgt
- Elke persoon in de testdata krijgt dus een inschatting van de kans op onrechtmatigheid
- Vervolgens ordenen we op de hoogte van de score
- De hitrate is het percentage Onrechtmatigheid = Ja tot en met die positie in de lijst

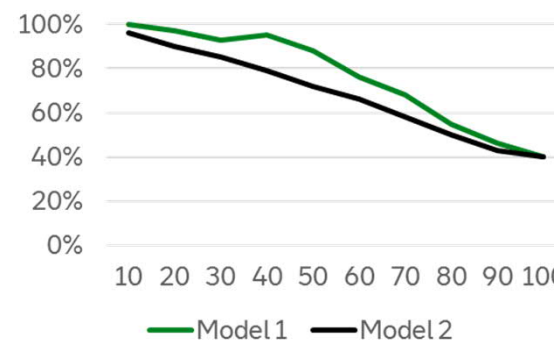


Persoon	Onrechtmatigheid	Score
1	Nee	0,62
2	Ja	0,56
3	Nee	0,41
4	Ja	0,88
5	Ja	0,78
6	Nee	0,39
...	...	...

Persoon	Onrechtmatigheid	Score ↑	Hitrate
4350	Ja	0,89	100%
4	Ja	0,88	100%
397	Nee	0,81	66%
1665	Ja	0,79	75%
18	Nee	0,77	60%
266	Nee	0,71	50%
...	...	...	...

- Voorbeeld: Voor Model 1 en Model 2 is de hitrate uitgerekend voor een groep van 100 personen.
 - Model 1 weet beter de onrechtmatigheid te vinden. De personen met hoge scores hebben een hogere hitrate.

Hitrate

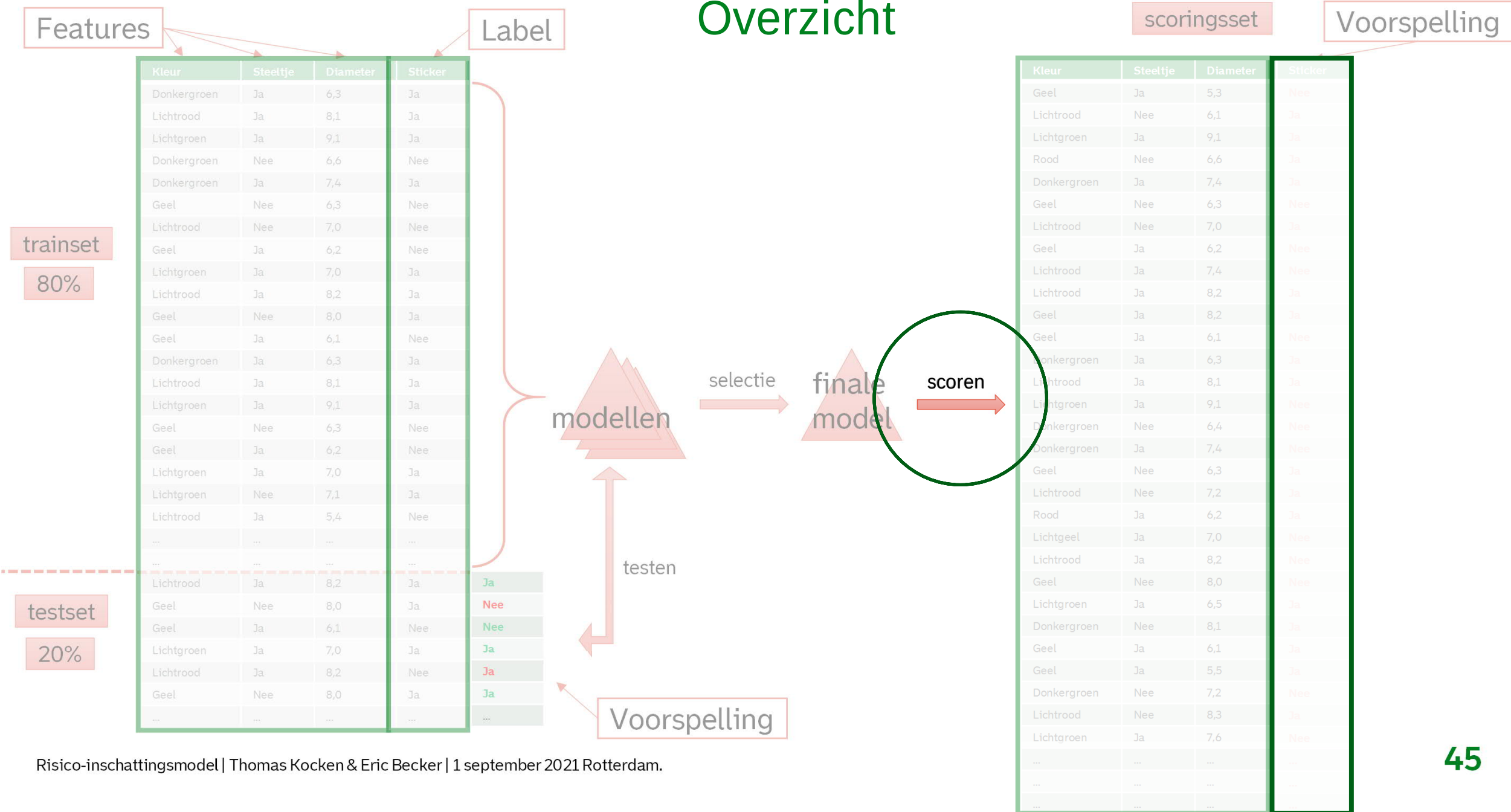


Aantal personen

Selectie van het beste model

- De hitrate gebruiken we om vast te stellen welk model we het beste vinden
- Dat noemen we het *finale model*
- Het finale model gaan we inzetten in de praktijk
- Dit zou je “het algoritme” kunnen noemen waar men altijd over spreekt

Overzicht



Scoren

- Alle personen met een bijstandsuitkering krijgen via het finale model een risicoscore
- We sorteren alle personen op risicoscore van hoog naar laag
- Hiervan maken we een lijst met 3 kolommen:
 - het volgnummer in de rangschikking
 - het pseudoniem
 - de risicoscore
- Een andere, interne partij vertaalt de pseudoniemen terug naar de originele persoonsnummers en draagt de lijst over aan W&I

Volgnummer	Pseudoniem	Risicoscore
1	FA69E258B4...	0.794419878884568
2	FE12738286...	0.783731750075798
3	DD0D624240...	0.780053619455959
4	1E755AD654...	0.778655772361875
5	B6432E98D1...	0.778401006172024
6	CEE7EBB0E5...	0.775539388641069
7	74F0C29C6B...	0.774055530811058
8	C72C27A192...	0.772794739139676
9	1872AC62D6...	0.765859427166758
10	67968A3DED...	0.763475750123788
11	5D563B34C2...	0.759223072926588
12	B64341C7EB...	0.756079793330262
...	...	...
...	...	...

Checkmoment

Hoofdpunten:

- We trainen meerdere modellen
- Aan de hand van de hitrate op de testset kijken we welk model het beste presteert
- Dat noemen we het finale model
- Daarmee berekenen we de risicoscore voor alle personen die een bijstandsuitkering hebben

Einde van de uitleg van het risico- inschattingsmodel.



Technische sessie
1 september 2021



Gemeente
Rotterdam

Overzicht sessie

- 1 Inleiding
- 2 Toelichting algoritme
- 3 Rondvraag en sluiting

2 Toelichting algoritme

- 2.1 Introductie machine learning
- 2.2 Gebruikte gegevens risico-inschattingsmodel
- 2.3 Modellen, risicoscores
- 2.4 Finale model
- 2.5 Feature importance van het model

Feature importance van een model

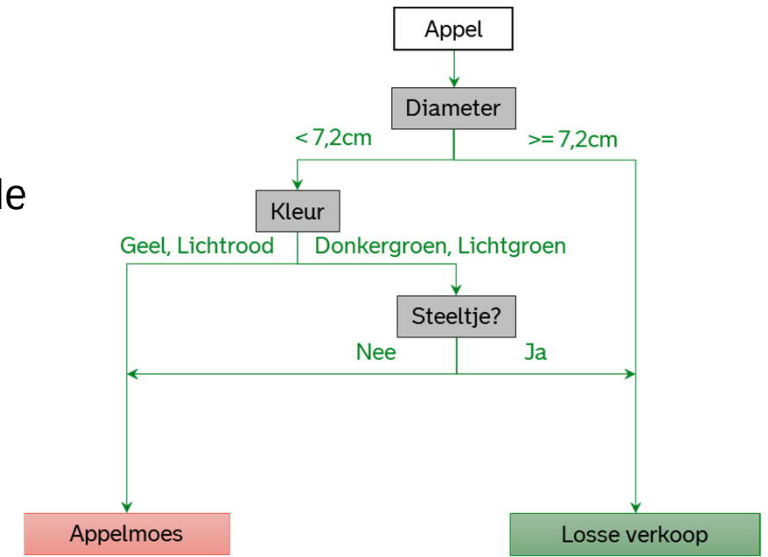
- De feature importance geeft aan hoe belangrijk een feature in het model is om tot de verschillende voorspellingen te komen
- De feature importance kunnen we berekenen en is afhankelijk van 2 zaken:
 - Hoeveel appels worden door de feature geraakt?
 - In hoeverre scheidt de feature de appels?
- 2 voorbeelden:

Diameter

- Alle 12 de appels
- 1 groepje appels kan direct door naar losse verkoop. Echter is het andere groepje nog een mix tussen stickers en geen stickers.

Steeltje

- Maar 3 appels
- Weet de appels zo te scheiden dat er een groepje stickers en groepje geen stickers ontstaat.



Feature importances van ons algoritme

Feature	Feature importance
persoon_leeftijd_bij_onderzoek	100
relatie_overig_actueel_vorm__kostendeler	35,485674
contacten_onderwerp_no_show	27,874802
competentie_vakdeskundigheid_toepassen	25,106633
contacten_onderwerp_overleg_met_inkomen	24,101367
adres_dagen_op_adres	23,329141
relatie_overig_kostendeler	20,74895
pla_historie Ontwikkeling	19,111295
instrument_ladder_huidig_activering	17,504787
contacten_soort_afgelopenjaar_document__uitgaand__	15,413835
persoonlijke_eigenschappen_dagen_sinds_taaleis	15,153846
persoonlijke_eigenschappen_dagen_sinds_opvoer	14,928516
onthefing_dagen_hist_vanwege_uw_medische_omstandigheden	13,817025
relatie_partner_totaal_dagen_partner	12,442484
pla_hist_pla_categorie_doelstelling_16	11,934668
relatie_kind_leeftijd_verschil_ouder_eerste_kind	11,165915
relatie_kind_huidige_aantal	10,847997
instrument_ladder_historie_activering	10,760433
persoon_geslacht_vrouw	9,903954
afpraak_inspanningsperiode	9,3556413
...	...
...	...