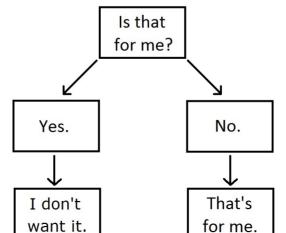
## Data-Science 1

beslissingsbomen

My Cat's Decision-Making Tree.





01/05/2024

#### Inhoud

- voorbeeld: ad eater
- voorbeeld: Simpsons
- het ID3 algoritme
- praktisch: orange
- bossen

# Voorbeeld: ad eater

- webpagina's bevatten images
- sommige images zijn reclame, andere niet
- kan ik automatisch detecteren wat reclame is?





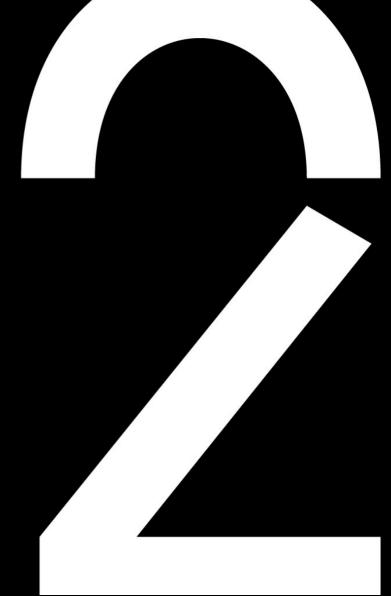
- probleem: aan de hand van welke parameters kan je bepalen of een beeld reclame is?
  - afmetingen, positie, kleur
  - html attributen
    - alt tag
    - url van het beeld
    - url van de link (als clickable)
    - •

- oplossing
  - zoek een aantal voorbeelden (3279)
  - som alle eigenschappen op (1558)
  - zet alles in een tabel met 3279 rijen en 1558 kolommen
  - bepaal handmatig of deze voorbeelden reclame zijn of niet
  - we kunnen niet alle gevallen opsommen, dus laat computer hieruit "leren"

- resultaat: regels
  - als
    - aspect ratio > 4.5833
    - alt doesn't contain "to"
    - alt contains "click+here"
    - url doesn't contain "http+www"
  - dan: reclame!

voordeel: de computer zoekt zelf van welke variabelen de target afhankelijk is!

# Voorbeeld: Simpsons



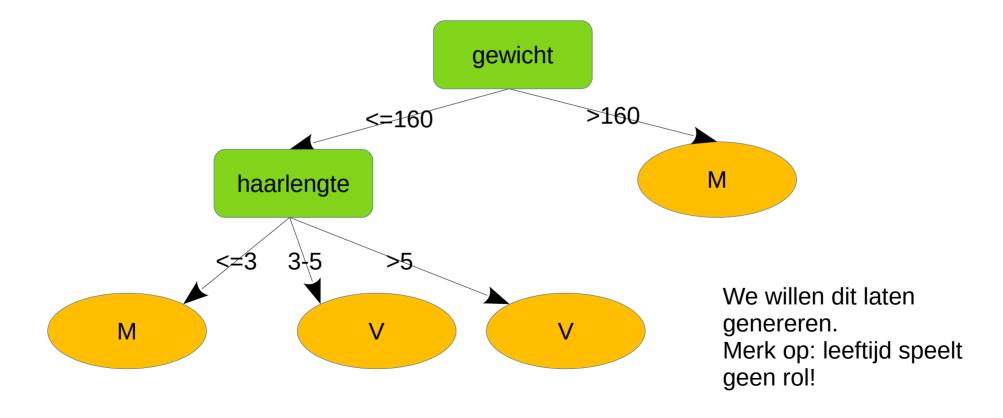
Naam	Haarlengte (inch)	Gewicht (lbs)	Leeftijd (jaren)	Geslacht
Homer	0	250	36	М
Marge	10	150	34	V
Bart	2	90	10	М
Lisa	6	78	8	V
Maggie	4	20	1	V
Abe	1	170	70	М
Selma	8	160	41	V
Otto	10	180	38	M
Krusty	6	200	45	М
Comic	8	290	38	??

## Stap 1: discretiseren

- variabelen moeten discreet zijn (continue variabelen zien we later)
- niet te veel verschillende waarden
- we zetten alles om naar nominaal en ordinaal meetniveau
  - hoe kan je een continue variabele omzetten naar een discrete met ordinaal meetniveau? (hint: zie frequenties)

Naam	Haarlengte (inch)	Gewicht (lbs)	Leeftijd (jaren)	Geslacht
Homer	<=3	>160	30-40	М
Marge	>5	<=160	30-40	V
Bart	<=3	<=160	<=30	М
Lisa	>5	<=160	<=30	V
Maggie	3-5	<=160	<=30	V
Abe	<=3	>160	>40	М
Selma	>5	<=160	>40	V
Otto	>5	>160	30-40	М
Krusty	>5	>160	>40	М
Comic	>5	>160	30-40	??

## Dit zoeken we:



## Algemeen

- beslissingsbomen zijn een voorbeeld van supervised learning
- het is een classificatietechniek
- (ze kunnen ook voor regressie gebruikt worden, maar dat is buiten de scope van deze cursus)

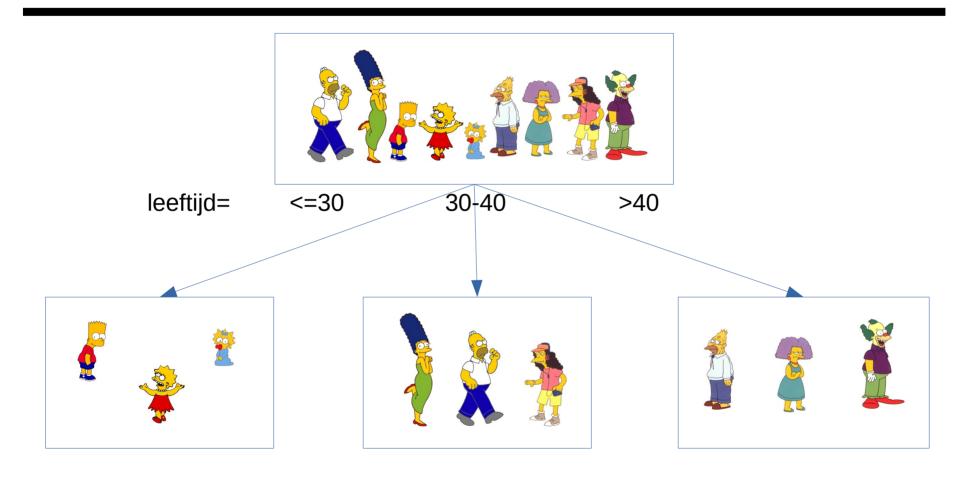
ID3

## Hoe een boomstructuur vinden?

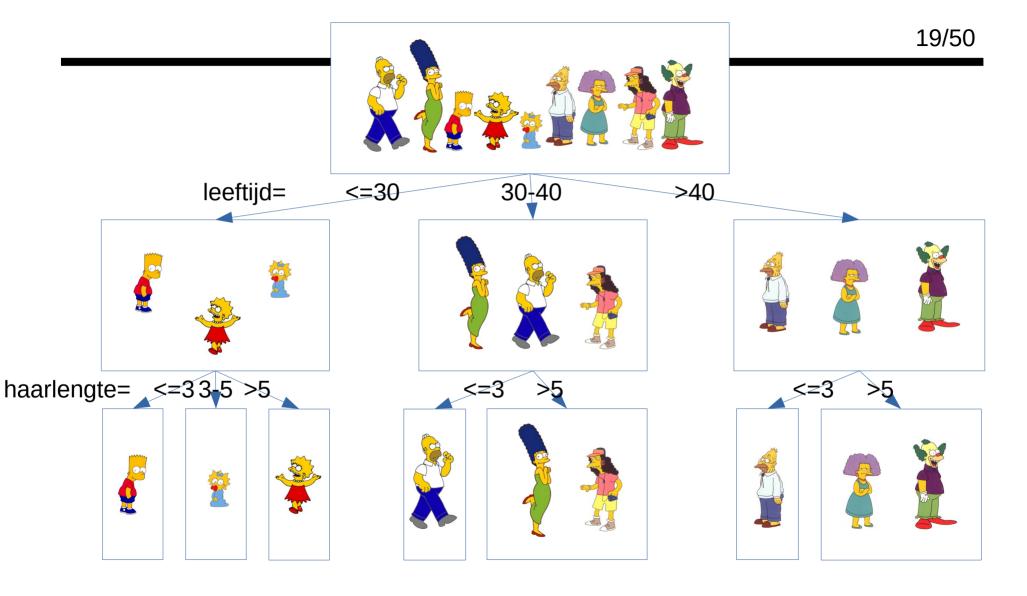
- kies een kolom
- maak een node voor deze kolom
- voor iedere mogelijke waarde in de gekozen kolom:
  - maak een "kind-node" met de naam van de waarde
  - selecteer enkel de lijnen waar de waarde voorkomt
  - zet deze lijnen in een subtabel
  - als alle te voorspellen waarden in de subtabel gelijk zijn, dan stop je
  - voer het algoritme recursief uit voor deze subtabel

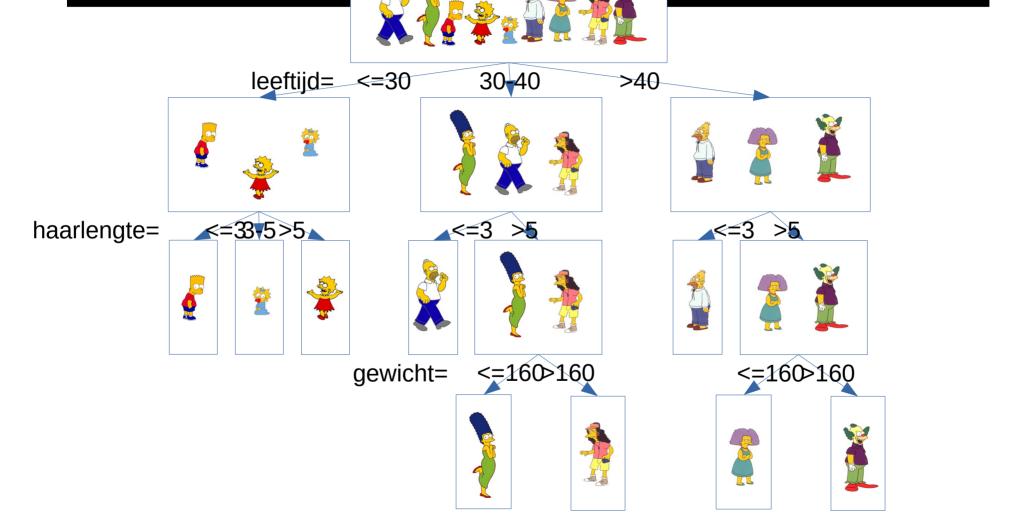
## Voorbeeld Simpsons

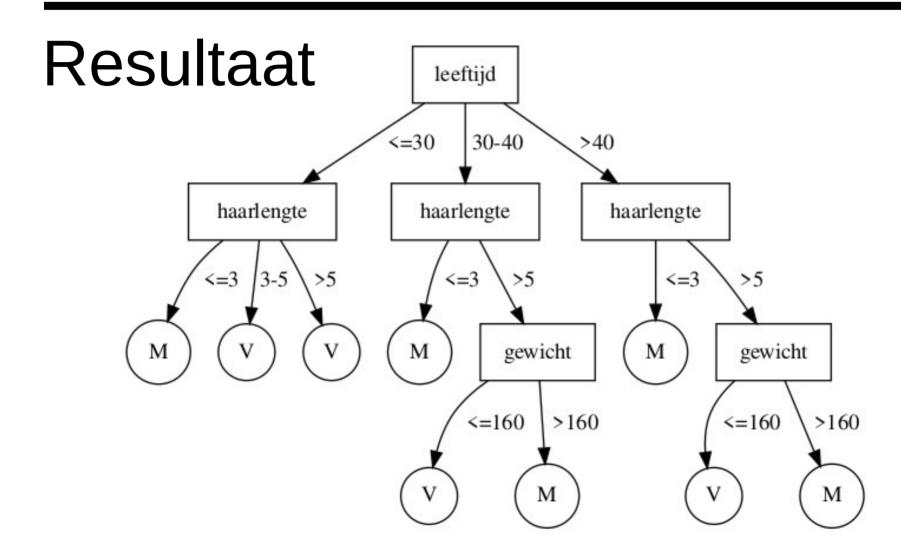
- kies kolom "leeftijd"
- leeftijd heeft 3 mogelijkheden: <=30, 30-40 of >40
- maak dus een node "leeftijd" met 3 kinderen
- bereken voor het eerste kind een tabel met alle rijen waarbij leeftijd <=30</li>
- bereken voor het tweede kind een tabel met alle rijen waarbij leeftijd 30-40
- bereken voor het derde kind een tabel met alle rijen waarbij leeftijd >40



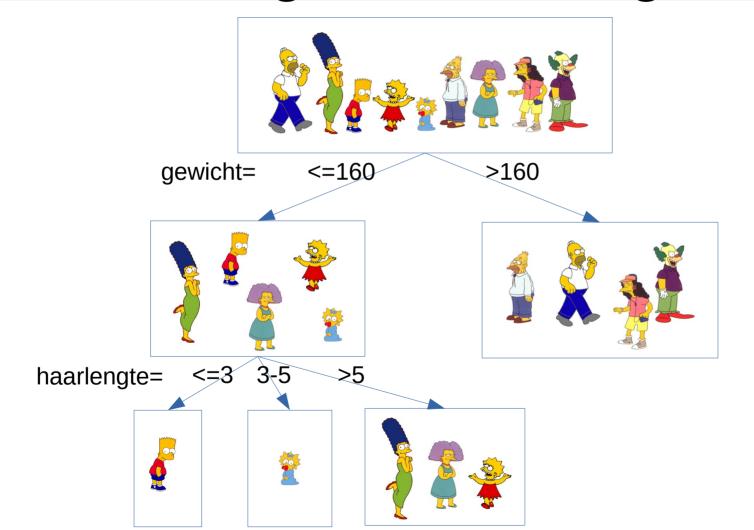
overal zitten nog mannen en vrouwen



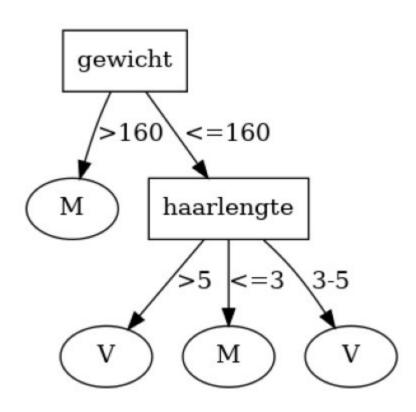




## Als we begonnen met gewicht22/50



## Resultaat



#### Keuze van de kolom

- waarom begonnen we met "leeftijd"?
  - "gewicht" zou beter geweest zijn
- hoe kunnen we dit weten?
- we zoeken een zo klein mogelijke boomstructuur
- we doen dit door de "Entropie" en de "Information gain" te berekenen

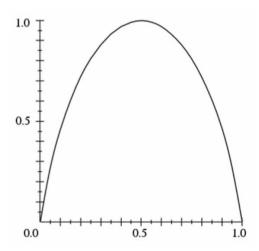
## Entropie

- maat voor "chaos" in de kolom met resultaten (de "afhankelijke variabele" of "target")
- allemaal dezelfde waarde: E(target)=0
- formule:

$$E(target) = \sum_{target \ waarden} -(p/n) \cdot \log_2(p/n)$$

- p = aantal rijen met de gegeven waarde in de target kolom
- n = aantal rijen in de tabel
- p/n is dus de relatieve frequentie van de waarde in de target kolom
- voorbeeld (simpsons heeft 4 vrouwen en 5 mannen):

$$E(simpsons) = -(4/9)*log2(4/9)-(5/9)*log2(5/9)$$



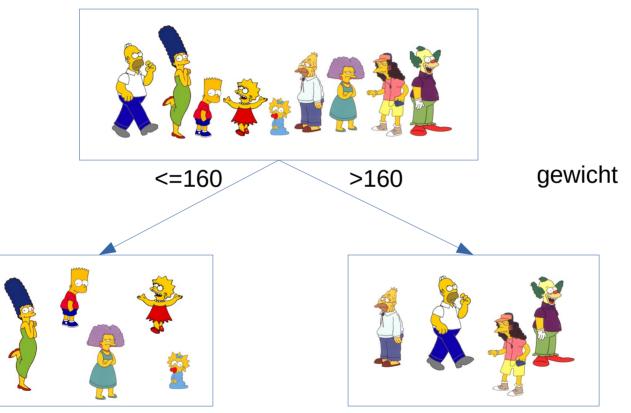
#### Keuze van de kolom

- zoek de kolom met het grootste "onderscheidend vermogen"
- men noemt dit "information gain"
- vergelijk met correlatie maar dan voor nominale variabelen

• 
$$Gain(kolom) = E(target) - \sum_{waarden \ van \ kolom} (p/n) \cdot E(target_{subtabel})$$

- "subtabel" bevat enkel een bepaalde waarde voor de gegeven kolom
- p is het aantal rijen in de subtabel
- n is het totaal aantal rijen in de tabel
- p/n is dus de relatieve frequentie van de waarde in de kolom
- E(tabel) is de entropie van die tabel

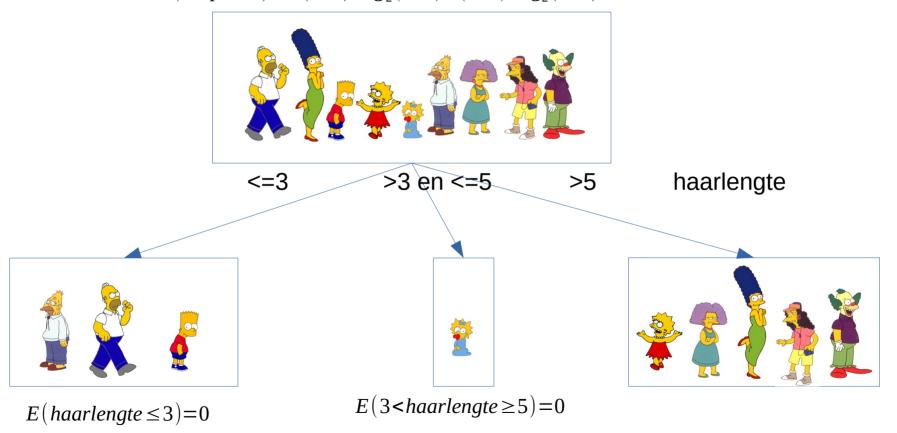
 $E(simpsons) = -(4/9) \cdot \log_2(4/9) - (5/9) \cdot \log_2(5/9) = 0,991$ 



 $E(gewicht \le 160) = -(4/5) \cdot \log_2(4/5) - (1/5) \cdot \log_2(1/5) = 0,722$   $E(gewicht > 160) = -(0/4) \cdot \log_2(0/4) - (4/4) \cdot \log_2(4/4) = 0$ 

#### $Gain(haarlengte) = 0,991 - (3/9) \cdot 0 - (1/9) \cdot 0 - (5/9) \cdot 0,971 = 0,452_{28/50}$

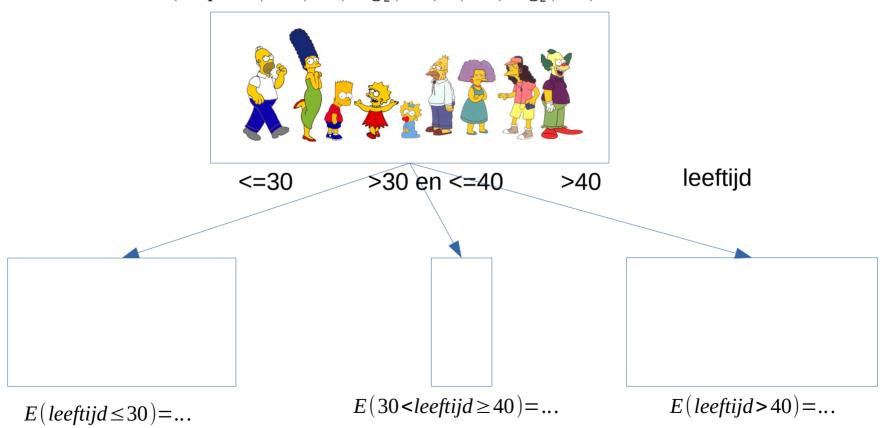
$$E(simpsons) = -(4/9) \cdot \log_2(4/9) - (5/9) \cdot \log_2(5/9) = 0,991$$



 $E(haarlengte > 5) = -(2/5) \cdot \log_2(2/5) - (3/5) \cdot \log_2(3/5) = 0,971$ 

$$Gain(leeftijd) = ... - (.../9) \cdot ... - (.../9) \cdot ... - (.../9) \cdot ... = ...$$
 29/50

$$E(simpsons) = -(4/9) \cdot \log_2(4/9) - (5/9) \cdot \log_2(5/9) = 0,991$$

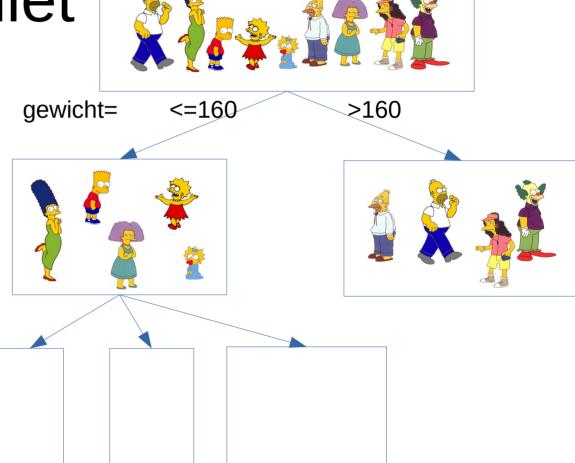


## Samenvatting Gains

- we bekomen dus volgende gains:
  - Gain(haarlengte) = 0,452
  - Gain(gewicht) = 0,590
  - Gain(leeftijd) = 0,073
- gewicht heeft hoogste gain => kies dit als eerste kolom
- opmerkingen
  - Gain(geslacht) = 0,991
  - hoogst mogelijke gain = entropie
  - Gain(naam) = ?

We zijn nog niet klaar...

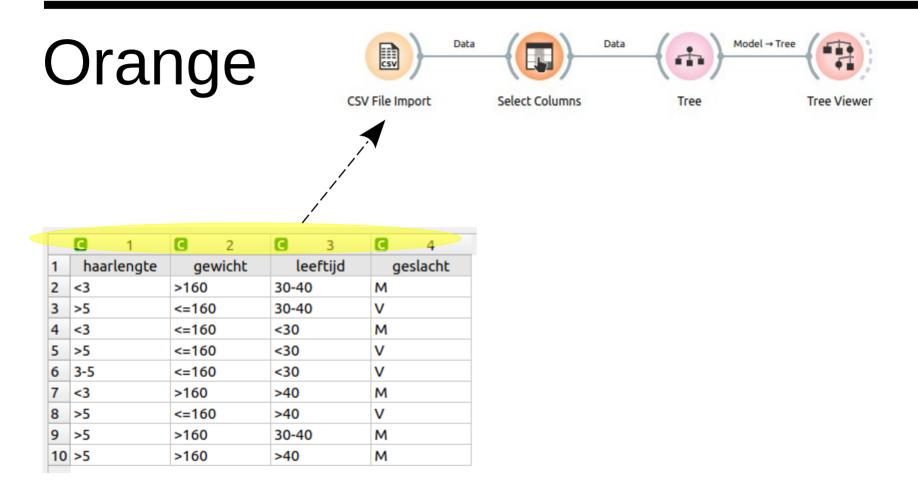
???



## Andere algoritmes

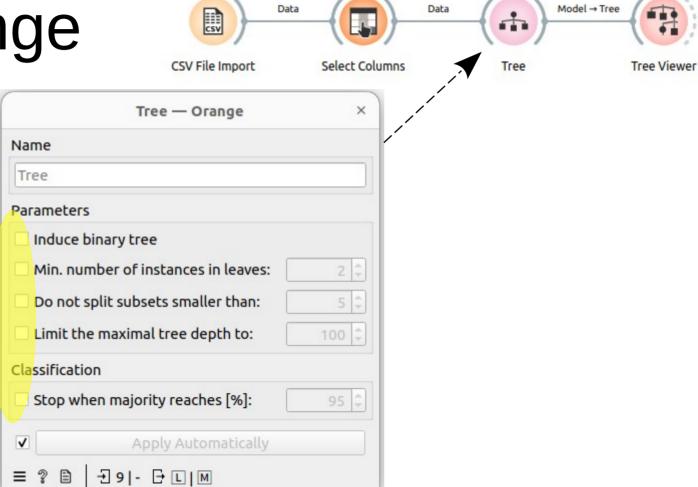
- andere algoritmes kunnen:
  - continue variabelen automatisch opsplitsen
    - ze zoeken een "split point" voor iedere kolom zodat de gain het hoogst is
  - omgaan met ontbrekende waarden
  - de boom afkappen indien te complex ("pruning")
    - iedere uitkomst wordt nu weergegeven met een "waarschijnlijkheid"
- voorbeelden: C4.5, J48, CART, ...

## Orange



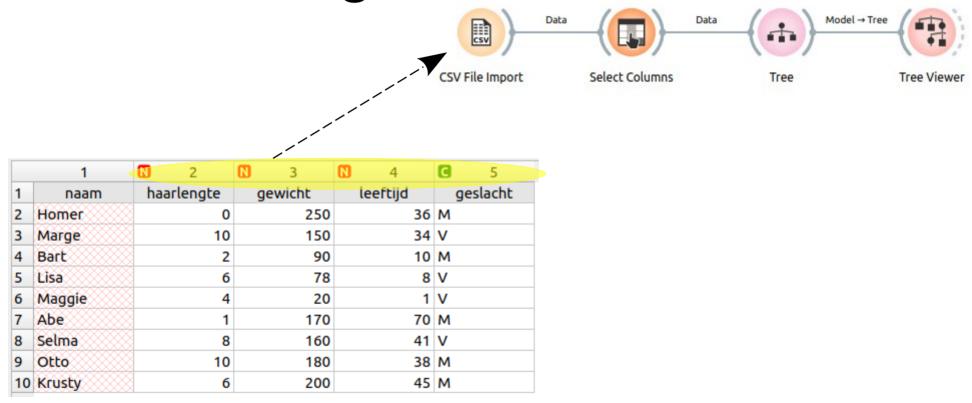


## Orange

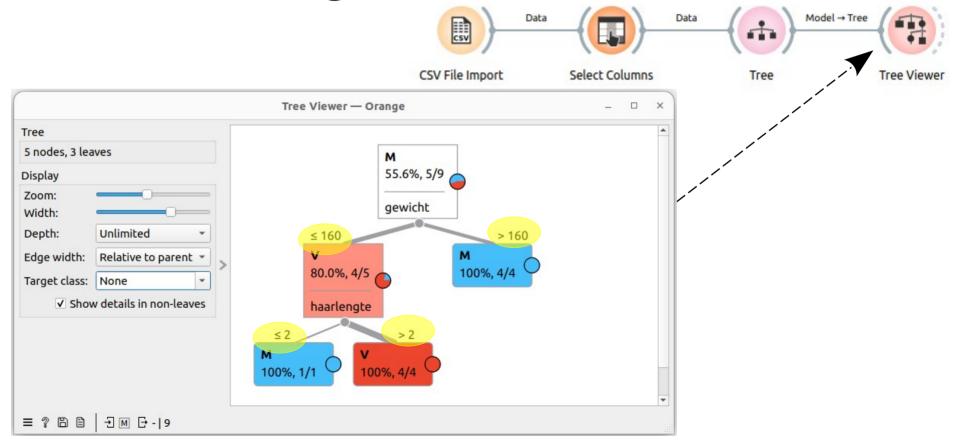


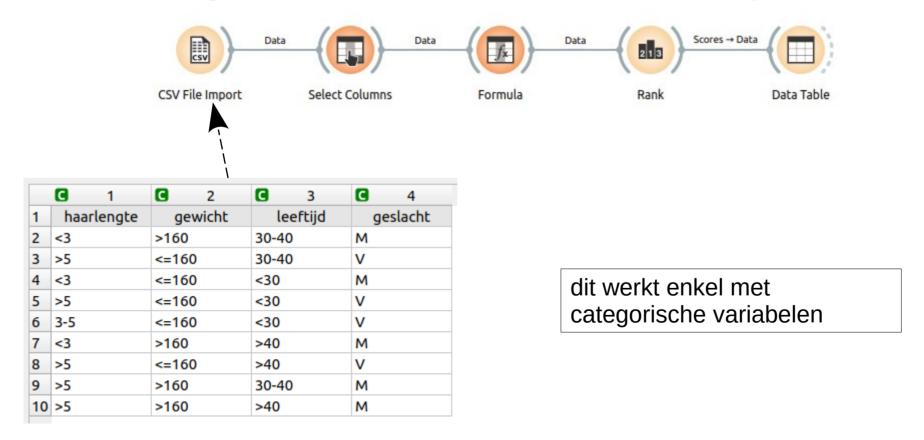
Model → Tree Data Data Orange csv CSV File Import Select Columns Tree Tree Viewer Tree Viewer - Orange Tree M 6 nodes, 4 leaves 55.6%, 5/9 Display Zoom: gewicht Width: <=160 >160 Depth: Unlimited V Edge width: Relative to parent \* 100%, 4/4 80.0%, 4/5 Target class: None haarlengte ✓ Show details in non-leaves 3-5 <3 >5 100%, 1/1 100%, 1/1 100%, 3/3 = ? 🖺 🗎 - M - 9

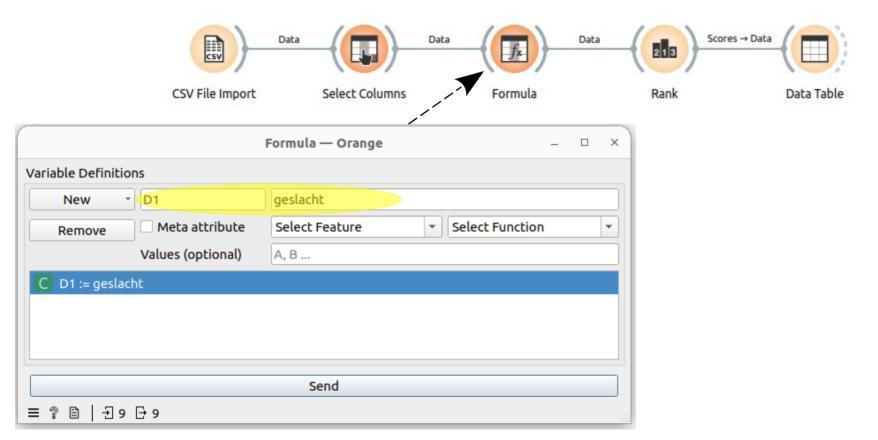
#### Maar Orange kan meer...

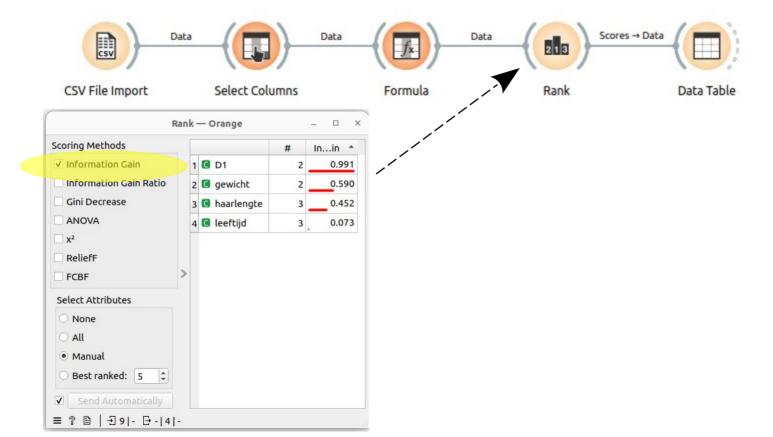


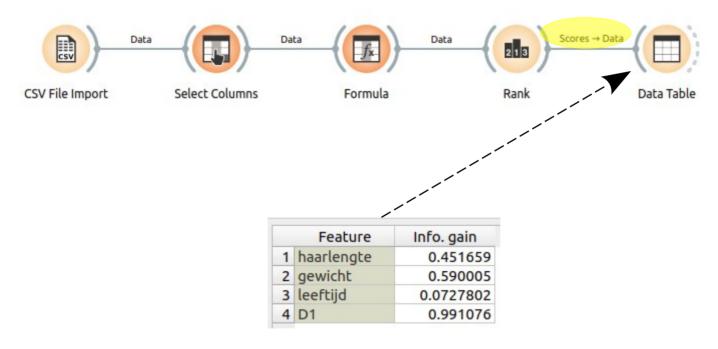
Maar Orange kan meer...



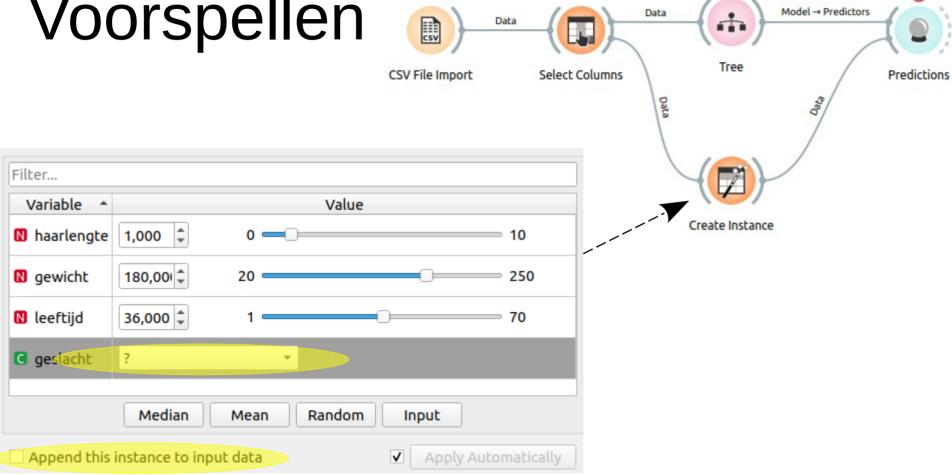




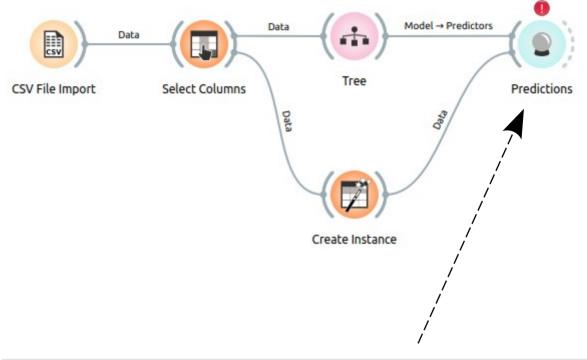




## Voorspellen



## Voorspellen



Show probabilities for Classes in data ▼ ✓ Show classification en					
Tree	еггог	geslacht	haarlengte	gewicht	leeftijd
1 1.00:0.00 → M		?	1	180	36
4	<b>•</b>	4			

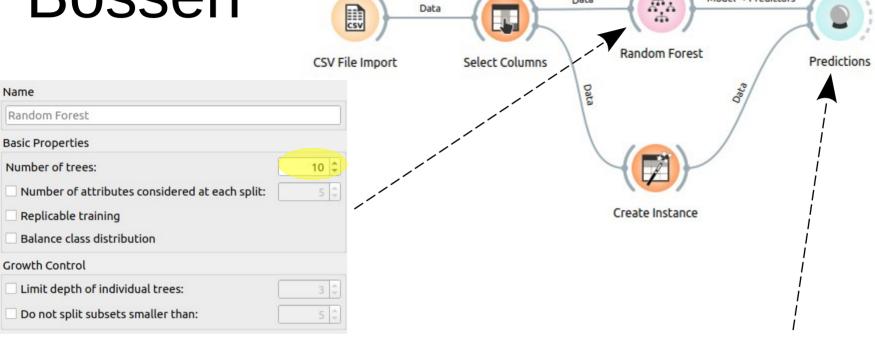
## Bossen

## Als je door de bomen het bos niet meer ziet...

- soms berekent men niet 1 boom, maar meerdere
- in plaats van de hoogste gain te nemen, neem een willekeurige kolom (hoogste gain heeft wel meer kans)
- als je nu een beslissing wil nemen: laat alle bomen beslissen en gebruik een "meerderheidsbeslissing"

Model → Predictors

#### Bossen



Show probabilities for Clas		lasses in data 🔻		✓ Show classification errors	
Random Forest	еггог	geslacht	haarlengte	gewicht	leeftijd
1 0.90 : 0.10 → M		?	1	180	36
4		4			

Data

# Oefeningen



## Oefeningen

- beslissingsbomen
  - play ball
  - scores
  - bank
  - GPT