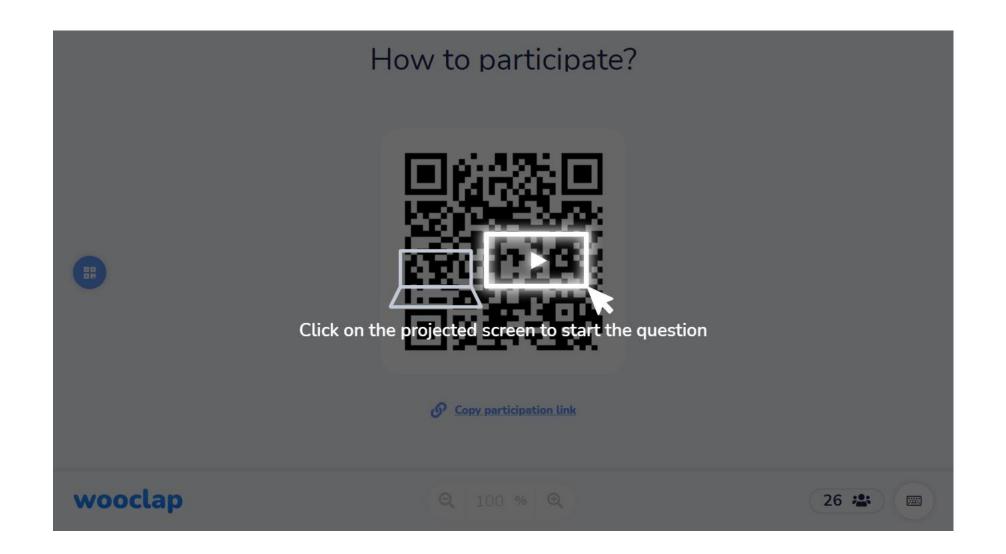
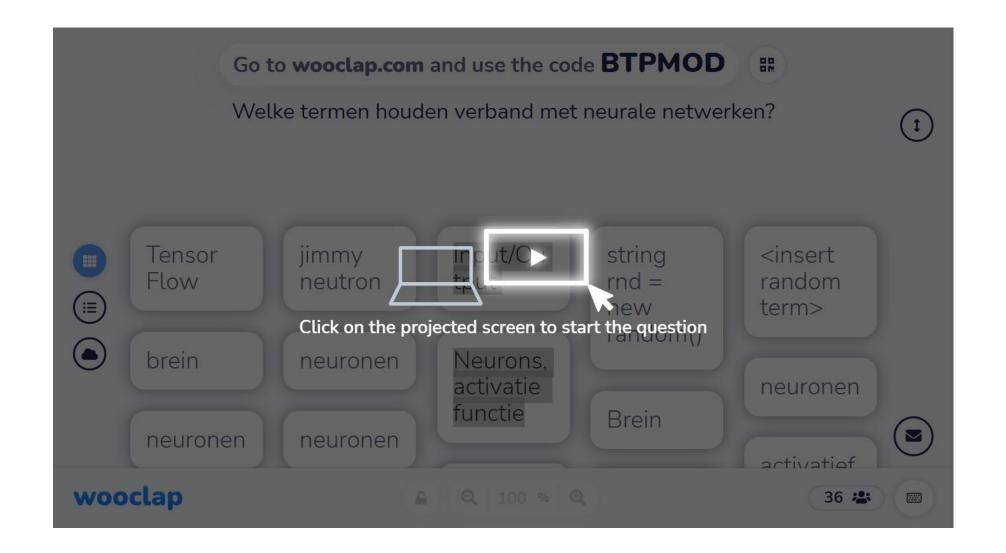
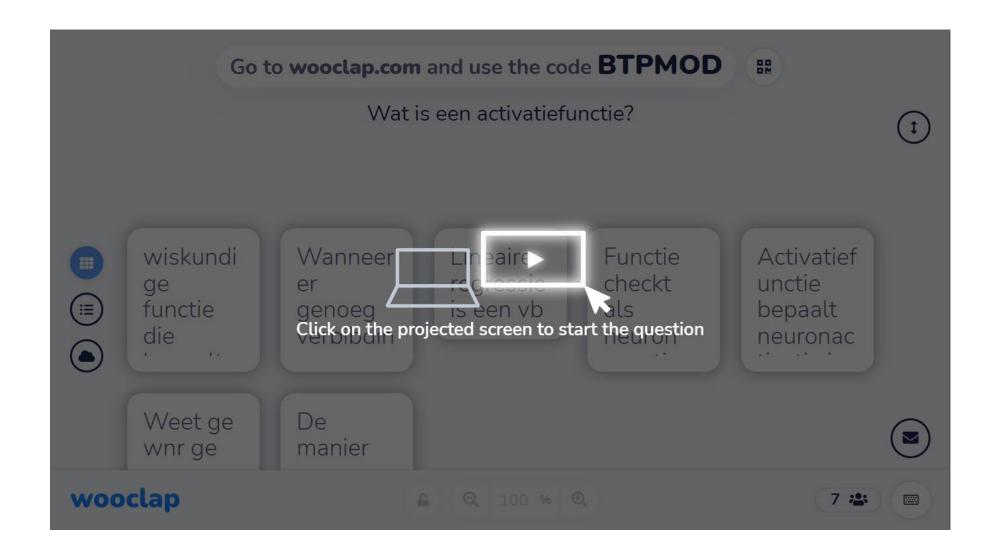


# Machine Learning – Week 2

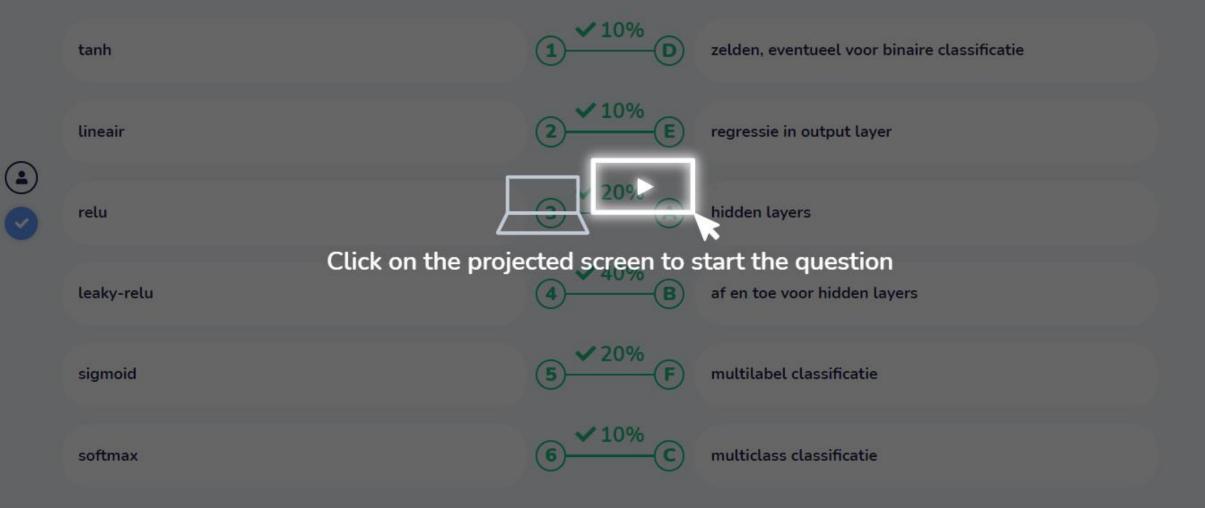








#### In welk geval gebruik je volgende activatiefunctie













Welke uitdrukking(en) is/zijn waar?

1

1	In een feedforward neuraal netwerk gaat de data altijd in 1 richting	93%	14 🕹	
	In een netwerk gaat de data altijd in 1 richting	13%	2 🚨	

Li



67% 10 🚨

dropout is een techniek om overfitting tegen te gaan

53% 8 🚨

5 12-regularisatie is een techniek om overfitting tegen te gaan 60% 9 🚨

6 underfitting is niet mogelijk met neurale netwerken 2 &



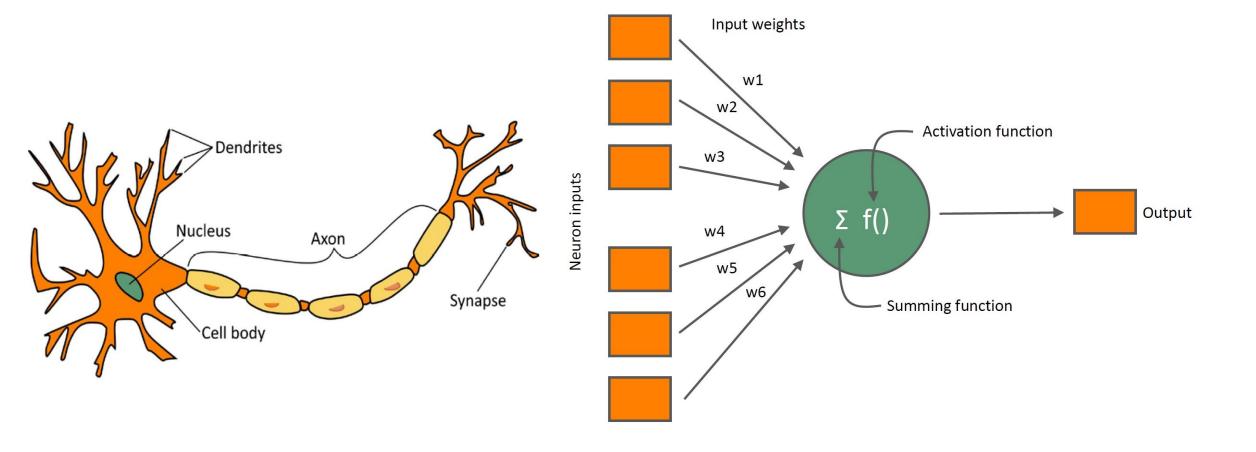








## Biologisch naar artificieel neuron



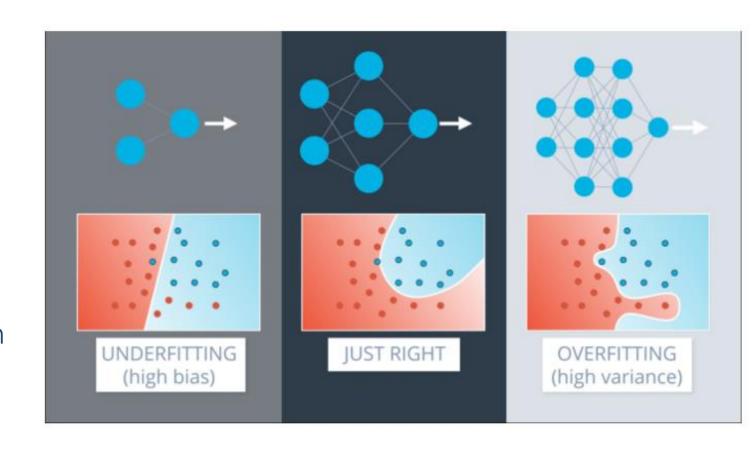
#### **Activation functions - samenvatting**

- Hidden layers
  - Relu eerste keuze, probeer erna leaky relu
  - Geen sigmoid
- Output layer
  - Regressie-> lineaire activatie functie
  - Classificatie
    - Binaire classificatie -> sigmoid
    - Multiclass classificatie -> softmax
    - Multilabel classificatie -> sigmoid

#### **Underfitting vs overfitting**

## Overfitting

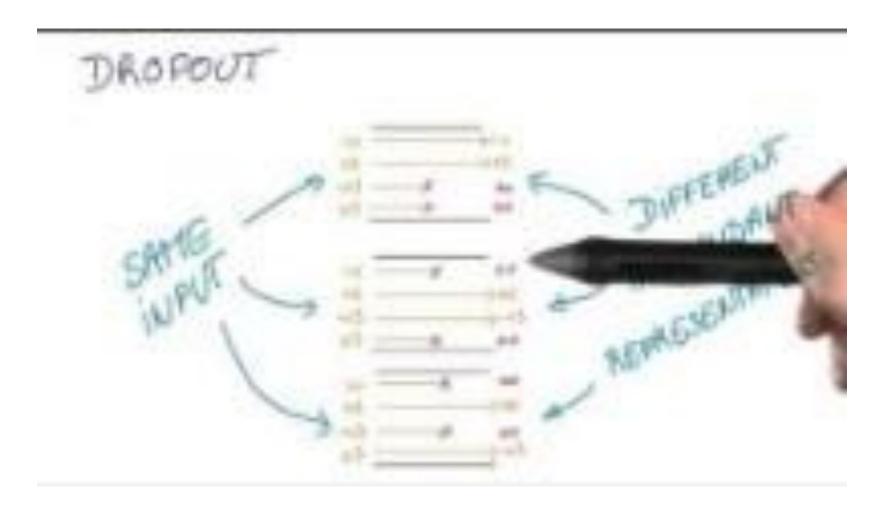
- Leert trainingsdata te sterk
- Testdata niet voldoende
- Netwerk te groot of onvoldoende data
- Underfitting
  - Kan input niet goed modelleren
  - Te klein netwerk



#### Hoe overfitting tegengaan?

- Weight regularisation
  - Zorg ervoor dat de gewichten zo klein mogelijk zijn
  - Hierdoor focust het netwerk op inputs die belangrijk zijn
  - Extra kost in de loss/error functie op basis van de L2 of L1 norm
    - L2-norm = som van de kwadraten van de gewichten
    - L1-norm = som van de absolute waarden van de gewichten

## Hoe overfitting tegengaan?



#### Hoe overfitting tegengaan

- Techniek om overfitting te voorkomen
- Willekeurig neurons uitschakelen bij training
  - Andere neurons moeten inspringen om een goed resultaat te bekomen
  - Vermijd dat andere neurons afsterven
- Bootst een ensemble van netwerken na in 1 netwerk
  - Robuster en accurater model

## Inladen data

#### Veel gebruikte datasets voor standaard-problemen/voorbeelden

tf.keras.datasets.xxxx.load\_data()

```
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = tf.keras.datasets.mnist.load_data()
```

#### ■ Voor:

- Gestructureerde data
- Computer visie
- NLP

```
boston_housing module

cifar10 module

cifar100 module

fashion_mnist module

imdb module

mnist module

reuters module
```

#### Gestructureerde data – methode 1 – data kan volledig in memory

- Laad eerst in via pandas
- Converteer het naar input tensors
  - Per kolom of in geheel
- Voorwaarde
  - Volledig ingeladen

```
titanic_file = tf.keras.utils.get_file("train.csv", "https://storage.googleapis.com/tf-datasets/titanic/train.csv")

df = pd.read_csv(titanic_file)
    display(df.head())

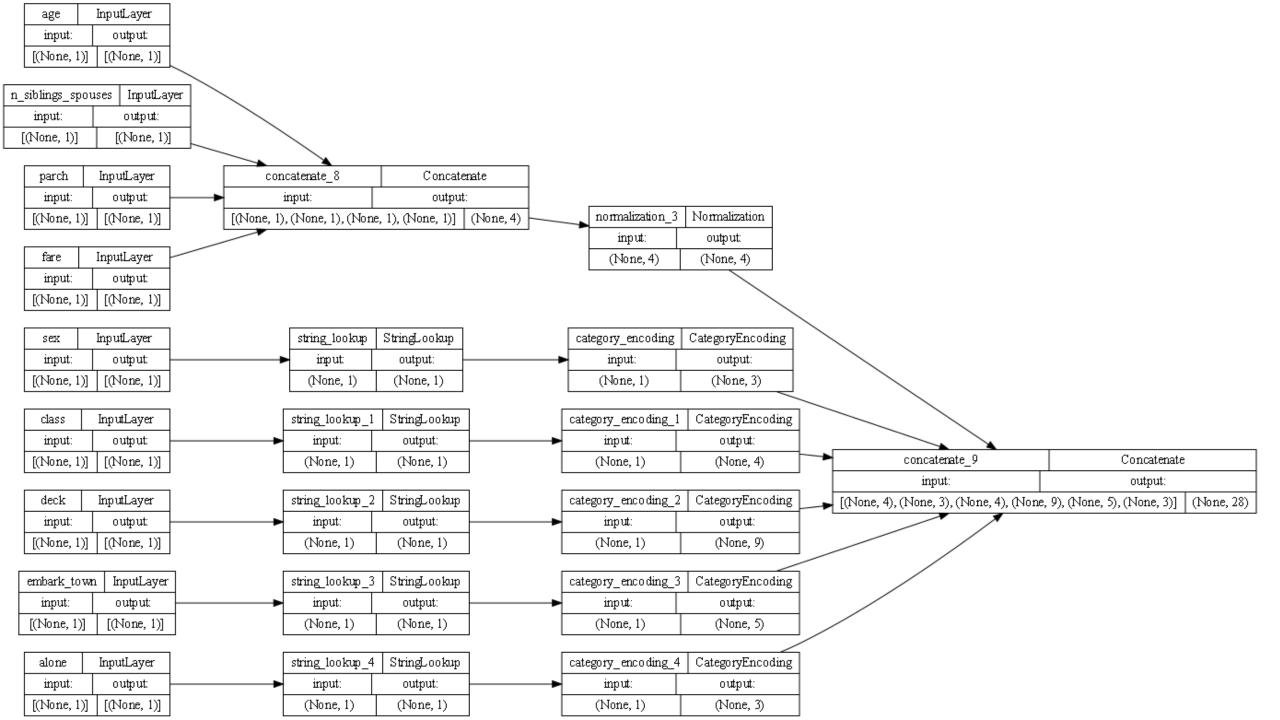
# split inputs en outputs
    titanic_features = df.copy()
    titanic_labels = titanic_features.pop('survived')

inputs = {}

for name, column in titanic_features.items():
    dtype = column.dtype
    if dtype == object:
    dtype = tf.string
    else:
    dtype = tf.float32

inputs[name] = tf.keras.Input(shape=(1,), name=name, dtype=dtype)

print(inputs)
```



### Gestructureerde data – methode 2 – niet volledig in Ram

- Maak gebruik van tf.data.Dataset
- Vanaf tensors of van file(s)

## **Batching**

- Batching
  - Maak groepen van n elementen
- Repeat
  - Herhaal de dataset x keer
- Shuffle
  - Gooi de eerste n elementen door elkaar
- Volgorde van de functies is belangrijk!

## Preprocessing

#### Beschikbare lagen

- https://www.tensorflow.org/guide/keras/preprocessing layers
- Tekstverwerking
  - TextVectorization -> string to tensor
- Getallen
  - Normalization of Discretization
- Categorieën
  - Category encoding, Hashing, StringLookup, IntegerLookup
- Images
  - Resizing, Rescaling, CenterCrop

### Adapt()

- Sommige van de lagen worden getrained in de .fit()
- Sommige niet en moeten voor de fit aangepast worden aan de trainingsdata met de adapt() functie voor de fit()
  - TextVectorization -> map tussen strings en integers
  - StringLookup en IntegerLookup -> map tussen inputs en integers
  - Normalization -> mean en standard deviation
  - Discretization -> bucket/bin boundaries
- Dit komt omdat alle data gekend moet zijn terwijl de fit batch per batch verwerkt

#### Preprocessing voor het model

■ Voer de taken uit op de tf.data.Dataset

```
# dit wordt typisch asynchroon uitgevoerd op de CPU en gebufferd en dan in batches doorgegeven aan de trainingsloop dataset = dataset.map(lambda x, y: (preprocessing_layer(x), y))
# voeg deze lijn toe om de preprocessing in parallel met de training uit te voeren (optioneel)
dataset = dataset.prefetch(tf.data.AUTOTUNE)
model.fit(dataset, ...)
```

■ Wanneer je traint op een TPU/GPU probeer zoveel mogelijk preprocessing in tf.data pipeline uit te voeren.

#### Preprocessing als deel van het model

- Preprocessing synchroon met het model
- Wordt op hetzelfde toestel uitgevoerd als de training
  - Kan dus ook profiteren van de GPU indien aanwezig
  - De duidelijkste optie als alle data op dezelfde manier behandeld kan worden
- Verbeterd de flexibiliteit van je model
  - Wanneer je het model opslaat, worden ook de preprocessing lagen bewaart
  - Kleiner verschil tussen development en productie
  - Het model is gebruiksvriendelijker want kennis over de preprocessing is niet vereist

inputs = keras.Input(shape=input\_shape)

model = keras.Model(inputs, outputs)

x = preprocessing\_layer(inputs)
outputs = rest\_of\_the\_model(x)

### Wat met verschillende soorten inputs

- Soorten inputs: bvb numerieke/categoriek?
- Maak gebruik van Functional API ipv Sequential model

#### **Normalization**

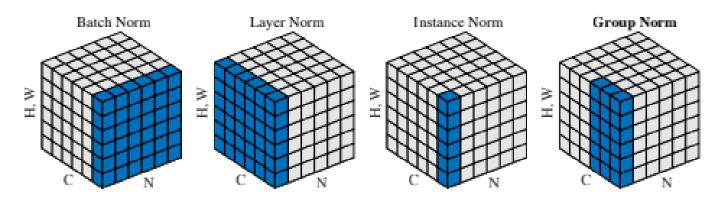
```
# Load some data
(x_train, y_train), _ = keras.datasets.cifar10.load_data()
x_{train} = x_{train.reshape}((len(x_{train}), -1))
input_shape = x_train.shape[1:]
classes = 10
# Create a Normalization layer and set its internal state using the training data
normalizer = layers.Normalization()
normalizer.adapt(x_train)
# Create a model that include the normalization layer
inputs = keras.Input(shape=input_shape)
x = normalizer(inputs)
outputs = layers.Dense(classes, activation="softmax")(x)
model = keras.Model(inputs, outputs)
# Train the model
model.compile(optimizer="adam", loss="sparse_categorical_crossentropy")
model.fit(x_train, y_train)
```

#### **Normalization**

- Tf.keras.layers.Normalization
  - Werkt global, volledige data
- Speciale Soorten
  - Source: <a href="https://towardsdatascience.com/different-types-of-normalization-in-tensorflow-c">https://towardsdatascience.com/different-types-of-normalization-in-tensorflow-c</a>

# normalizer

- Batch
- Group
- Instance
- Layer
- Weight



normalizer.adapt(X\_train\_flat)

normalizer = tf.keras.layers.Normalization()

Figure 2. Normalization methods. Each subplot shows a feature map tensor, with N as the batch axis, C as the channel axis, and (H, W) as the spatial axes. The pixels in blue are normalized by the same mean and variance, computed by aggregating the values of these pixels.

#### **Normalisation: Batch Normalisation**

- Heel goed voor performantie
  - Reden nog niet volledig gekend
- Normalisatie binnen een batch van sample
- Werkt vooral goed bij grote batches
- Te gebruiken na elke laag met een activatiefunctie

```
#Batch Normalization
model.add(tf.keras.layers.BatchNormalization())
```

#### **Normalisation: Group normalisation**

- Vooral gebruikt bij computer visie
- Normalisation over groepen van kanalen ipv voorbeelden
  - Betere performantie bij kleine batches
- Werkt beter dan Layer en instance normalisation
  - Combineert de goede elementen van beide

```
#Group Normalization
model.add(tf.keras.layers.Conv2D(32, kernel_size=(3, 3),
activation='relu'))
model.add(tfa.layers.GroupNormalization(groups=8, axis=3))
```

#### **One-hot encoding**

```
# Define some toy data
data = tf.constant([["a"], ["b"], ["c"], ["b"], ["c"], ["a"]])

# Use StringLookup to build an index of the feature values and encode output.
lookup = layers.StringLookup(output_mode="one_hot")
lookup.adapt(data)

# Convert new test data (which includes unknown feature values)
test_data = tf.constant([["a"], ["b"], ["c"], ["d"], ["e"], [""]])
encoded_data = lookup(test_data)
print(encoded_data)
```

```
# Define some toy data
data = tf.constant([[10], [20], [20], [10], [30], [0]])

# Use IntegerLookup to build an index of the feature values and encode output.
lookup = layers.IntegerLookup(output_mode="one_hot")
lookup.adapt(data)

# Convert new test data (which includes unknown feature values)
test_data = tf.constant([[10], [10], [20], [50], [60], [0]])
encoded_data = lookup(test_data)
print(encoded_data)
```

#### One-hot encoding: hashing trick

- Woordenboek kan heel groot zijn (duizenden) maar veel woorden komen maar zelden voor
  - Inefficiënt om deze woorden een kolom toe te kennen
  - Hash de waarden naar een vector van een bepaalde grootte
  - Verkleint het aantal features en zorgt ervoor dat er geen expliciete indexing meer nodig is

```
# Sample data: 10,000 random integers with values between 0 and 100,000
data = np.random.randint(0, 100000, size=(10000, 1))

# Use the Hashing layer to hash the values to the range [0, 64]
hasher = layers.Hashing(num_bins=64, salt=1337)

# Use the CategoryEncoding layer to multi-hot encode the hashed values
encoder = layers.CategoryEncoding(num_tokens=64, output_mode="multi_hot")
encoded_data = encoder(hasher(data))
print(encoded_data.shape)
```

#### Ngrams en multi-hot

- N-gram
  - Een sequentie van N opeenvolgende woorden
- Multi-hot encoding
  - In een n-gram staan meer woorden
  - Deze staan op 1 bij multi-hot

```
# Define some text data to adapt the layer
adapt_data = tf.constant(
        "The Brain is wider than the Sky",
        "For put them side by side",
        "The one the other will contain",
        "With ease and You beside",
# Instantiate TextVectorization with "multi_hot" output_mode
# and ngrams=2 (index all bigrams)
text_vectorizer = layers.TextVectorization(output_mode="multi_hot", ngrams=2)
# Index the bigrams via `adapt()`
text_vectorizer.adapt(adapt_data)
# Try out the layer
print(
    "Encoded text:\n", text_vectorizer(["The Brain is deeper than the sea"]).numpy(),
```

#### Tf-idf

■ Term frequency – inverse document frequency

```
# Instantiate TextVectorization with "tf-idf" output_mode
# (multi-hot with TF-IDF weighting) and ngrams=2 (index all bigrams)
text_vectorizer = layers.TextVectorization(output_mode="tf-idf", ngrams=2)
# Index the bigrams and learn the TF-IDF weights via `adapt()`
```

#### Tf-idf

- Term frequency inverse document frequency
  - Geef een lager gewicht aan termen die in heel veel rijen, entries, teksten voorkomen
  - Woorden die in slechts een aantal documenten of teksten voorkomen krijgen een hoger gewicht
    - "Nigerian prince" is belangrijker om spam te detecteren dan "Kind regards"

```
# Instantiate TextVectorization with "tf-idf" output_mode
# (multi-hot with TF-IDF weighting) and ngrams=2 (index all bigrams)
text_vectorizer = layers.TextVectorization(output_mode="tf-idf", ngrams=2)
# Index the bigrams and learn the TF-IDF weights via `adapt()`
```

#### Werken met meerdere in/outputs

- Lees en bestudeer de code op deze link:
  - https://www.tensorflow.org/guide/keras/functional#manipulate\_complex\_graph\_to\_pologies

## **Neural networks**

### 2 manieren voor modellen op te bouwen

## Sequentieel model

- Maak een lijst met de te volgen stappen/lagen
- Eenvoudigere architecturen, alle data naar de volgende stap

#### ■ Functional API

- Lagen in het netwerk zijn functies
- Complexere architecturen mogelijk
  - Meerdere inputs/outputs, gedeelde lagen, niet-lineaire topologie, ...
- Architectuur moet nog steeds een gerichte acyclische graaf zijn

# **Sequentieel model**

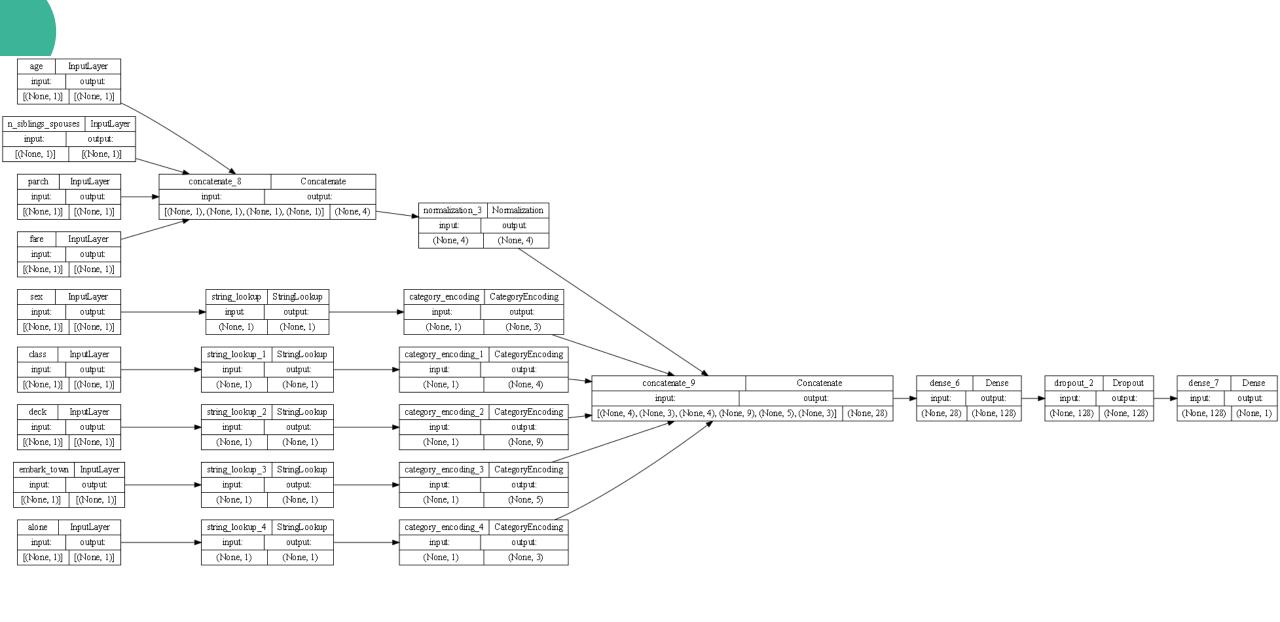
```
# sequentieel model
from tensorflow.keras import models

model = models.Sequential([
    layers.Dense(128, activation='relu', input_shape=(None, 28)),
    layers.Dropout(0.2),
    layers.Dense(1, activation='sigmoid')
])
```

#### **Functional API**

```
x = layers.Dense(128, activation='relu')(preprocessed_inputs_cat)
x = layers.Dropout(0.2)(x)
x = layers.Dense(1, activation='sigmoid')(x)

model = tf.keras.Model(inputs, x)
```



# Training

### Benodigde stappen

# Compileer het model

- Loss-functie: tf.keras.losses
- Optimizer (learning rate): tf.keras.optimizers
- Metrics: extra te berekenen metrieken voor evaluatie (tf.keras.metrics)

#### ■ Train het

- Definieer de in- en outputs van de trainingsdata
- Batch\_size
- Epochs
- Validation split

```
# model trainen
model.compile(
    loss=tf.keras.losses.BinaryCrossentropy(),
    optimizer=tf.keras.optimizers.RMSprop(),
    metrics=[tf.keras.metrics.Accuracy()],
)

model.summary()
history = model.fit(x=titanic_features_dict, y=titanic_labels, batch_size=32, epochs=20)
```

#### **Loss functies**

# ■ Regression

- MeanSquaredError
- MeanSquared Percentage Error
- MeanAbsoluteError
- MeanAbsolutePercentageError

#### **Loss functies**

#### Classification

- from\_logits=true
  - Bij niet gebruik van softmax activatiefunctie
- BinaryCrossEntropy:
  - y\_true is 0/1
  - y\_pred is 1 integer
  - Ook voor multi-label (elke output is een binair probleem)
- CategoricalCrossEntropy:
  - y\_true is one-hot encoding
  - y\_pred is tensor of size num\_classes (probability per class)

#### **Loss functies**

#### Classification

- SparseCategoricalCrossEntropy
  - y\_true: integer met de klasse
  - y\_pred: tensor met de kans van elke klasse

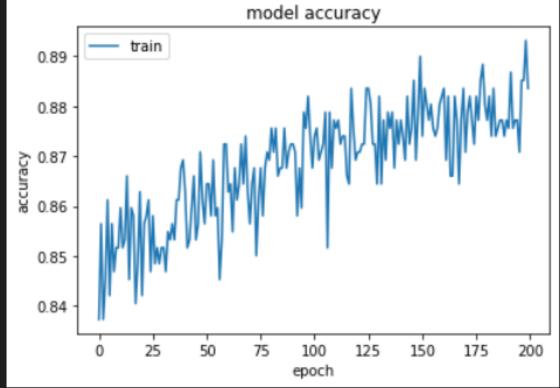
# **Evaluation**

#### **Evaluatie**

■ Via grafiek

```
# plot histogram
import matplotlib.pyplot as plt

plt.plot(history.history['binary_accuracy'])
plt.title('model accuracy')
plt.ylabel('accuracy')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train'], loc='upper left')
plt.show()
```



### **Evaluatie**

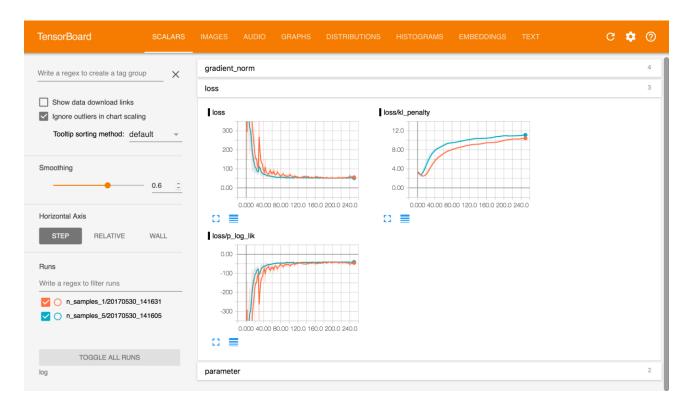
- Via histogram
- Via de model.evaluate() functie voor testdata

#### **Evaluatie**

■ Via histogram

■ Via de model.evaluate() functie voor testdata

■ Tensorboard



# Callbacks

#### **Callbacks**

- Toegevoegd tijdens het leerproces
- Allerhande functionaliteiten
  - Preloading of data: voor efficiëntie
  - Early termination: voor vermijden overfitting
  - Checkpoints: backups bijhouden in het geval van error

#### Callbacks - Tensorboard voorbeeld

```
# model trainen
callbacks = [
    tf.keras.callbacks.TensorBoard(
        log_dir="./logs",
        histogram_freq=1,  # How often to log histogram visualizationss
        update_freq="epoch",
        profile_batch=10
    )
]
history = model.fit(x=titanic_features_dict, y=titanic_labels, callbacks=callbacks, batch_size=32, epochs=2000)
```

# Huiswerk

#### Huiswerk

- Bestudeer de code uit de les
- Bestudeer de volgende tutorial
  - https://www.tensorflow.org/guide/keras/training\_with\_built\_in\_methods
  - Meer info, meer code-voorbeelden
- Maak de oefening over Neurale netwerken:
  - Link op Toledo
  - Op punten
  - Deadline volgende week zondag