

The background is a gradient of dark blue and purple, speckled with small white dots. Overlaid on the left side are several concentric circles and arcs, some with degree markings (40, 150, 160, 170, 180, 190, 200, 210, 220, 230, 240, 250, 260) and arrows, suggesting a circular or rotational theme.

MACHINE LEARNING II

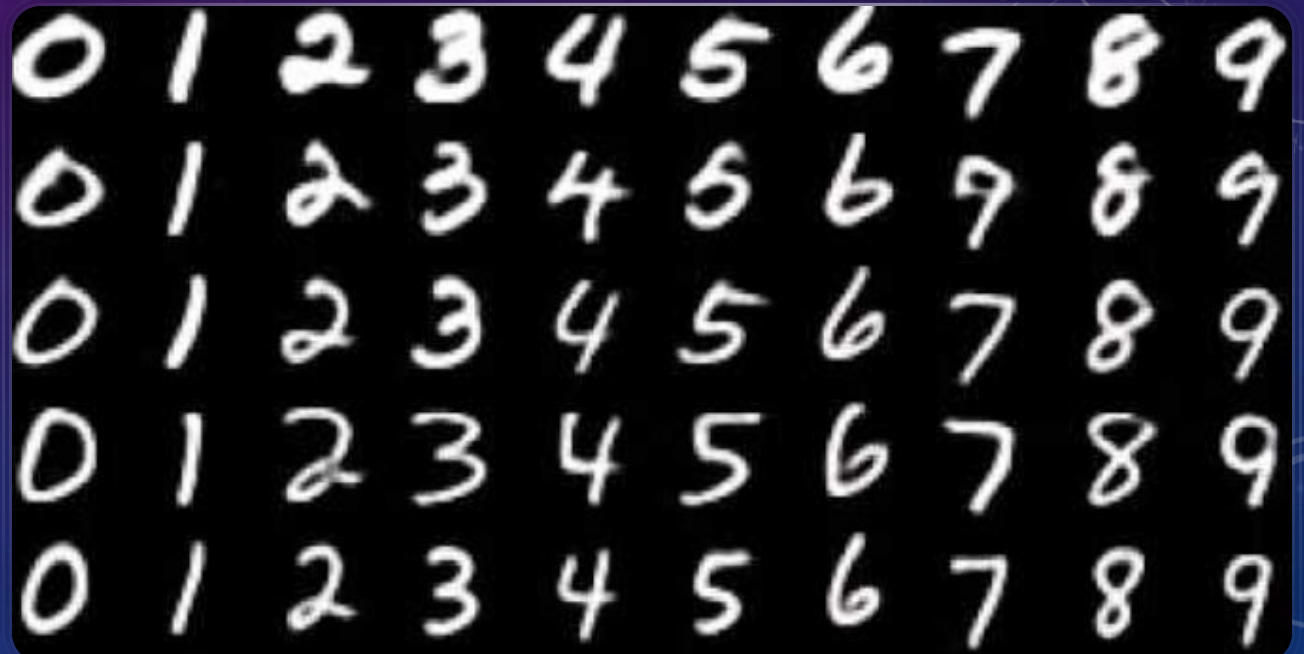
MATTHIAS TSCHÖPE, KUNAL OBEROI

KLASSIFIKATION

- *Die Aufgabe dieser Übung ist es, handgeschriebene Zahlen zu erkennen (MNIST).*

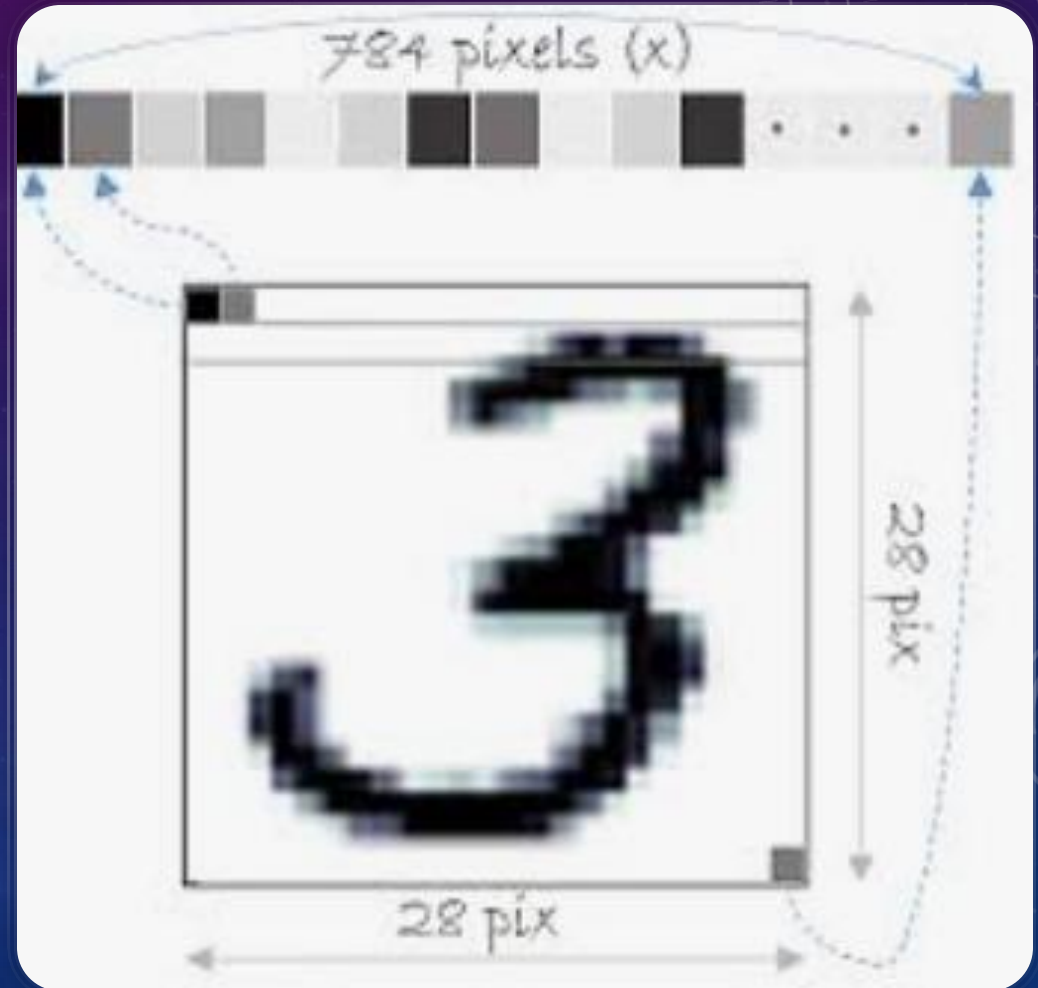
DATENSATZ

- Wir verwenden den MNIST Datensatz, der Datensatz besteht aus
 - 70.000 kleinen hangeschriebenen Bilder von Zahlen
 - Zahlen von 0 bis 9



DATENSATZ

- Kurzer Überblick eines Bildes
 - 28 x 28 pixels -> 784 Features
 - 70000 Bilder bilden eine Dimension von 70000 x 784

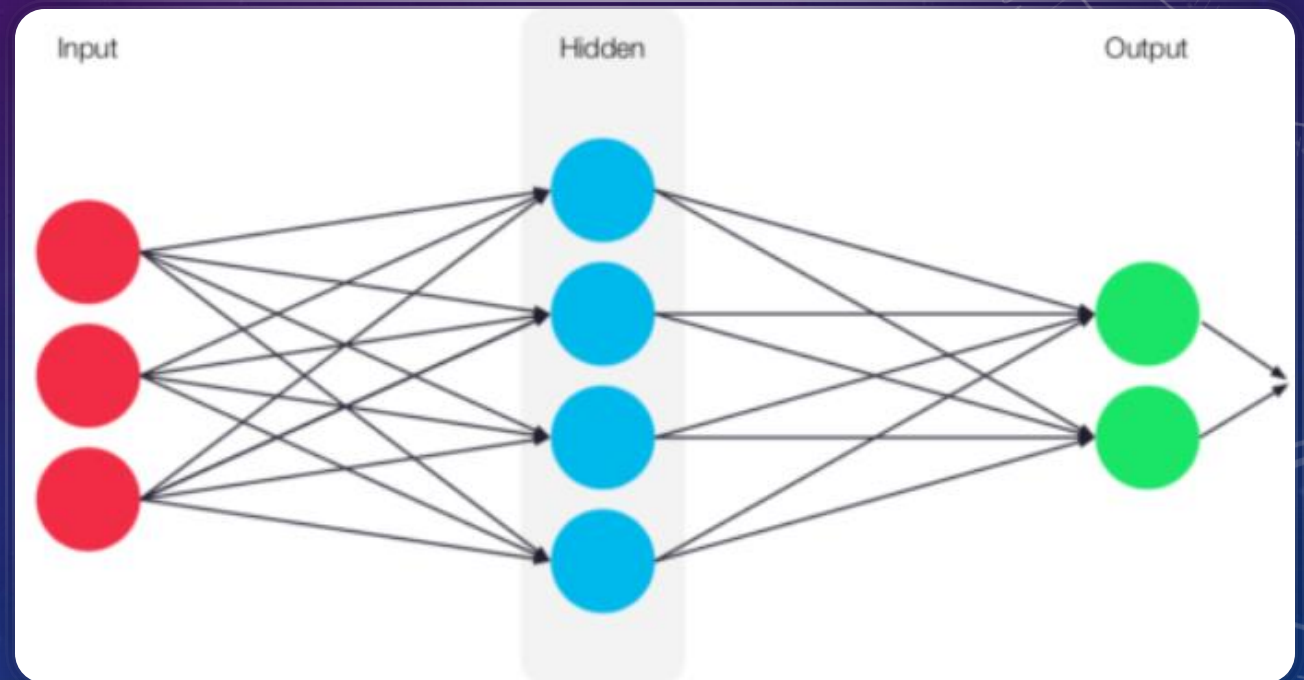


AUFGABE 1 (MNIST-DATASET)

- a) Lesen sie die **Daten** ein indem, sie die vorgegebenen Dateien einlesen. Die Daten sind bereits in **Trainingsdaten** und **Testdaten** gerichtet.
- b) Bevor Sie die Daten skalieren, reduzieren wir durch "**Flatten**" die Dimensionen der Trainings- und Testdaten von 3 zur Dimension 2
 - **Hinweis: flatten() gibt es bereits als eine Funktion von Numpy**
- c) Verwenden Sie die den **StandardScaler()** um die Daten in eine Einheitzubringen.
- d) **Visualisieren sie mit Hilfe von Matplotlib ein beliebiges Bild**
 - **Hinweis: imshow() und reshape() können euch helfen**

MULTILAYER PERCEPTRON

- **Input Layer:** Initialisiert Daten für das Netz
- **Hidden Layer:** Repräsentiert eine Schicht zwischen Input und Output. Hier werden alle Berechnungen durchgeführt.
- **Output Layer:** Ergebnis basiert auf den Input

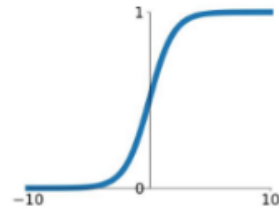


AKTIVIERUNGSFUNKTION (KURZ-EINFÜHRUNG)

Activation Functions

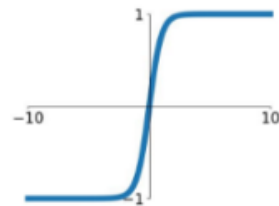
Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



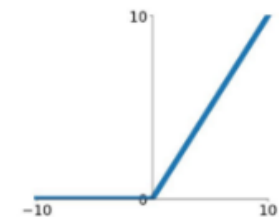
tanh

$$\tanh(x)$$



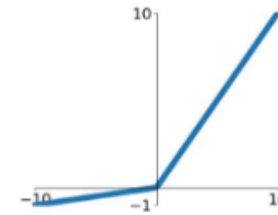
ReLU

$$\max(0, x)$$



Leaky ReLU

$$\max(0.1x, x)$$

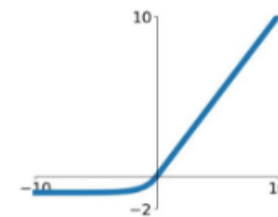


Maxout

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

ELU

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$



OPTIMIERER(KURZ-EINFÜHRUNG)

- Bereits bekannt ist Gradient Descent und Normalgleichung, es gibt noch weitere z.B:
 - Adam
 - Adagrad
 - RMSprop
 - Wir verwenden Adam
 - Die adaptive Lernrate wird durch einen Vektor repräsentiert, dies bietet für jede Richtung eine individuelle Lernrate. Dadurch konvergiert Adam wesentlich schneller als SGD mit gleichen Hyperparametern

AUFGABE 2 (MULTILAYER PERCEPTRON)

- a) Importieren sie MLP von **from sklearn.neural_network**
import MLPClassifier trnen sie das Modell anhand der folgenden Kriterien:
 - Aktivierungsfunktion = "relu",
 - Solver = "adam",
 - hidden_layers = (128,64,32) ,
 - Lernrate = "adaptive",
 - Initialisieren die Lernrate mit = 0.001,
 - Batch_size = 64,
 - Letztendlich mit 10 Iterationen, probieren Sie alternativ auch andere Kombinationen aus.
- b) Geben Sie den vorhergesagten Wert **predict()** und die Genauigkeit **score()** des Models an.

AUFGABE 3 (CONFUSION-MATRIX UND VALIDATION)

- a) Wie bereits in der letzten Woche, haben wir die **Confusions-Matrix** kennen gelernt, Plotten sie diese wie in der letzten Woche und Interpretieren Sie die **Actual** und **Predicted** Values! Geben sie die **classification_report()** aus.
 - **Hinweis:** `from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report`
- b) Geben Sie abschließend den **cross_val_score()** für das Modell an.