



Inhalte der Vorlesung

- **Mathematischer Refresher:** Lineare Algebra, Differentiation, Notation
- **Grundlagen Neuronaler Netze:** Perceptron, Universal Approximation Theorem
- **Mathematische Theorie:** Warum funktionieren neuronale Netze?
- **Training und Optimierung:** Gradientenabstieg, Backpropagation, ADAM
- **Deep Learning:** Vanishing Gradients, Aktivierungsfunktionen, tiefe Netze
- **Spezielle Architekturen:** CNNs, RNNs, LSTMs, GANs, Autoencoders

Ziele der Vorlesung - Welche Fragen sollen beantwortet werden?

- **Mathematisch:** Wie funktionieren neuronale Netze wirklich?
- **Theoretisch:** Warum können sie jede Funktion approximieren?
- **Praktisch:** Wie trainiert man sie effizient?
- **Architektur:** Welche speziellen Netze für welche Probleme?
- **Anwendung:** Wann ist Deep Learning die richtige Wahl?



[<https://xkcd.com/2451/>]

Mathematischer Refresher – Vektoren und Matrizen

- **Vektor:** Spaltenvektor $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ mit d Komponenten

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_d \end{pmatrix} \quad (1)$$

- **Zeilenvektor:** $\mathbf{x}^T = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ (Transponiert)

- **Matrix:** $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ mit m Zeilen und n Spalten

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Mathematischer Refresher – Grundoperationen

- **Skalarprodukt** (Dot Product): Für $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^d$

$$\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = \sum_{i=1}^d x_i y_i \quad (3)$$

- **Matrix-Vektor-Multiplikation:** $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m, \quad y_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \quad (4)$$

- **Matrix-Matrix-Multiplikation:** $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times k}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k \times n}$

$$\mathbf{C} = \mathbf{A}\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad c_{ij} = \sum_{\ell=1}^k a_{i\ell} b_{\ell j} \quad (5)$$

- **Elementweise Operationen:** Hadamard-Produkt $\mathbf{A} \odot \mathbf{B}$

$$(\mathbf{A} \odot \mathbf{B})_{ij} = a_{ij} \cdot b_{ij} \quad (6)$$

Mathematischer Refresher – Normen und Abstände

- **Euklidische Norm:** $||\mathbf{x}||_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^d x_i^2}$ (Länge des Vektors)
- **L1-Norm:** $||\mathbf{x}||_1 = \sum_{i=1}^d |x_i|$ (Manhattan-Distanz)
- **Unendlich-Norm:** $||\mathbf{x}||_\infty = \max_i |x_i|$ (Maximum-Norm)
- **Frobenius-Norm** (für Matrizen): $||\mathbf{A}||_F = \sqrt{\sum_{i,j} a_{ij}^2}$
- **Einheitsvektor:** \mathbf{u} mit $||\mathbf{u}||_2 = 1$
- **Orthogonale Vektoren:** $\mathbf{x} \perp \mathbf{y}$ wenn $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = 0$
- **Linearkombination:** $\mathbf{y} = \alpha_1 \mathbf{x}_1 + \alpha_2 \mathbf{x}_2 + \dots + \alpha_k \mathbf{x}_k$

Mathematischer Refresher – Differentiation und Gradienten

- **Partielle Ableitung:** Für $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(\mathbf{x} + h\mathbf{e}_i) - f(\mathbf{x})}{h} \quad (7)$$

- **Gradient:** Vektor aller partiellen Ableitungen

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{pmatrix} \quad (8)$$

- **Kettenregel:** Für $f(g(x))$

$$\frac{d}{dx} f(g(x)) = f'(g(x)) \cdot g'(x) \quad (9)$$

- **Multivariable Kettenregel:** Für $f(\mathbf{u}(\mathbf{x}))$

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} = \sum_j \frac{\partial f}{\partial u_j} \frac{\partial u_j}{\partial x_i} = \nabla_{\mathbf{u}} f \cdot \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x_i} \quad (10)$$

Mathematischer Refresher – Wichtige Funktionen und Eigenschaften

■ **Exponentialfunktion:** e^x , Ableitung: $\frac{d}{dx} e^x = e^x$

■ **Logarithmus:** $\ln(x)$, Ableitung: $\frac{d}{dx} \ln(x) = \frac{1}{x}$

■ **Sigmoid-Funktion:** $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

$$\sigma'(x) = \sigma(x)(1 - \sigma(x)) \quad (11)$$

■ **Quadratische Funktion:** $f(x) = ax^2 + bx + c$, Ableitung: $f'(x) = 2ax + b$

■ **Produktregel:** $(fg)' = f'g + fg'$

■ **Summenregel:** $(f + g)' = f' + g'$

■ **Konstante Faktoren:** $(cf)' = cf'$ für Konstante c

Mathematische Notation – Überblick für diese Vorlesung

- **Skalare:** Kleinbuchstaben a, b, c, x, y, z
- **Vektoren:** Fettgedruckte Kleinbuchstaben $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{w}, \mathbf{b}$
- **Matrizen:** Fettgedruckte Großbuchstaben $\mathbf{A}, \mathbf{W}, \mathbf{X}$
- **Mengen:** Kalligrafische Buchstaben $\mathcal{D}, \mathcal{M}, \mathcal{X}$
- **Funktionen:** f, g, h, L (Verlustfunktion)
- **Aktivierungsfunktionen:** $\sigma, \text{ReLU}, \tanh$
- **Indizes:**
 - i, j, k : Datenindizes, Neuron-Indizes
 - (ℓ) : Schicht-Index, z.B. $\mathbf{W}^{(\ell)}$
 - (t) : Zeit-/Iterationsindex, z.B. $\mathbf{w}^{(t)}$
- **Wahrscheinlichkeiten:** $P, p, \mathbb{E}[\cdot]$ (Erwartungswert)
- **Approximation:** \approx , Proportionalität: \propto

Was sind Neuronale Netze und was ist Deep Learning?

- Abstrakt: Verkettung nichtlinearer Abbildungen
- Die Parameter dieser Abbildungen wird mit vorhandenen Daten "gelernt"
- Verschiedene Optimierungsverfahren zur Festlegung der "besten" Parameter



[<https://xkcd.com/1838/>]

Warum funktionieren Neuronale Netze? – Mathematische Intuition

- **Grundproblem:** Finde eine Funktion $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^k$, die Eingaben \mathbf{x} auf gewünschte Ausgaben \mathbf{y} abbildet
- **Funktionsapproximation:** Neuronale Netze sind universelle Funktionsapproximatoren
- **Komposition einfacher Funktionen:**

$$f(\mathbf{x}) = f_L \circ f_{L-1} \circ \dots \circ f_2 \circ f_1(\mathbf{x}) \quad (12)$$

- Jede Schicht f_i führt eine **affine Transformation** gefolgt von **Nichtlinearität** aus:

$$f_i(\mathbf{x}) = \sigma_i(\mathbf{W}_i \mathbf{x} + \mathbf{b}_i) \quad (13)$$

- **Warum Nichtlinearität wichtig ist:** Ohne sie wäre das gesamte Netz nur eine lineare Transformation

$$\mathbf{W}_L(\mathbf{W}_{L-1}(\dots(\mathbf{W}_1 \mathbf{x}))) = (\mathbf{W}_L \mathbf{W}_{L-1} \dots \mathbf{W}_1) \mathbf{x} = \mathbf{W}_{\text{eff}} \mathbf{x} \quad (14)$$

Warum funktionieren Neuronale Netze? – Universal Approximation Theorem

■ Universal Approximation Theorem [1, 2]:

- Ein Feedforward-Netz mit einer versteckten Schicht kann jede stetige Funktion auf einem kompakten Definitionsbereich beliebig genau approximieren
- **Mathematische Formulierung:** Sei $\sigma : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ eine nicht-konstante, beschränkte und monotone Aktivierungsfunktion. Dann kann für jede stetige Funktion $g : [0, 1]^d \rightarrow \mathbb{R}$ und $\epsilon > 0$ eine Funktion

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \sigma(\mathbf{w}_i^T \mathbf{x} + b_i) \quad (15)$$

gefunden werden, sodass $|F(\mathbf{x}) - g(\mathbf{x})| < \epsilon$ für alle $\mathbf{x} \in [0, 1]^d$

■ Praktische Bedeutung:

- Theoretisch können neuronale Netze jede Funktion lernen
- Problem: Anzahl der benötigten Neuronen kann exponentiell wachsen
- Deep Learning: Mehr Schichten können effizienter sein als breitere Netze

Die Mathematik des Lernens – Warum Gradientenabstieg funktioniert

- **Optimierungsproblem:** Minimiere Verlustfunktion $L(\theta)$ über Parameter θ
- **Gradientenabstieg basiert auf Taylor-Entwicklung:**

$$L(\theta + \Delta\theta) \approx L(\theta) + \nabla L(\theta)^T \Delta\theta \quad (16)$$

- Um L zu minimieren, wähle $\Delta\theta = -\eta \nabla L(\theta)$ (mit $\eta > 0$)
- **Warum funktioniert das?** Für kleine η :

$$L(\theta - \eta \nabla L(\theta)) \approx L(\theta) - \eta \|\nabla L(\theta)\|^2 \leq L(\theta) \quad (17)$$

- **Konvergenz-Eigenschaften:**
 - Für konvexe Funktionen: Garantierte Konvergenz zum globalen Minimum
 - Für nicht-konvexe Funktionen (neuronale Netze): Konvergenz zu lokalen Minima
 - **Überraschung:** Lokale Minima sind oft "gut genug" für praktische Anwendungen

Konstruktion von Neuronalen Netzen: Single-Layer-Perceptron

- Einfacher binärer Klassifikator mit Aktivierungsfunktion

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \geq \theta, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

- mit dem Gewichtsvektor $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d$, Eingabevektor $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$, Bias $b \in \mathbb{R}$ und Schwellwert θ

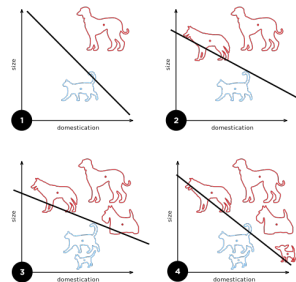
- Das Skalarprodukt: $\mathbf{w}^T \mathbf{x} = \sum_{i=1}^d w_i x_i$

- Entscheidungsgrenze im 2D-Fall ($d = 2$): Gerade mit Gleichung

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + b = \theta \quad (19)$$

$$x_2 = -\frac{w_1}{w_2} x_1 - \frac{b - \theta}{w_2} \quad (20)$$

- Geometrische Interpretation: Hyperebene teilt den \mathbb{R}^d in zwei Halbräume
- Linear separierbare Probleme: Klassen können durch Hyperebene getrennt werden



Training von Neuronalen Netzen: Single-Layer-Perceptron

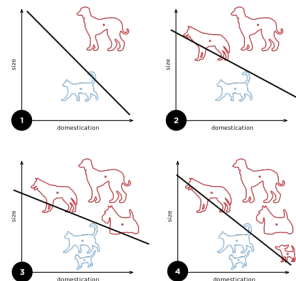
- Gegeben: Trainingsdatensatz $D = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^n$ mit $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \{-1, +1\}$
- Perceptron-Lernregel [3]:

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = \mathbf{w}^{(t)} + \eta \sum_{(\mathbf{x}_i, y_i) \in M^{(t)}} y_i \mathbf{x}_i \quad (21)$$

- Fehlklassifizierungen: $M^{(t)} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) : y_i(\mathbf{w}^{(t)T} \mathbf{x}_i + b) \leq 0\}$
- Verlustfunktion (Perceptron-Verlust):

$$L(\mathbf{w}, b) = \sum_{(\mathbf{x}_i, y_i) \in M} -y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \quad (22)$$

- Konvergenz-Theorem: Für linear separierbare Daten konvergiert der Algorithmus in endlich vielen Schritten
- Margin $\gamma = \min_i \frac{y_i(\mathbf{w}^* T \mathbf{x}_i + b^*)}{\|\mathbf{w}^*\|_2}$ bestimmt Konvergenzgeschwindigkeit



Training von Neuronalen Netzen: Gradientenabstieg

- **Gradientenabstieg** (Gradient Descent) - allgemeines Optimierungsverfahren
- Iterative Aktualisierung der Parameter:

$$\theta^{(t+1)} = \theta^{(t)} - \eta \nabla_{\theta} L(\theta^{(t)}) \quad (23)$$

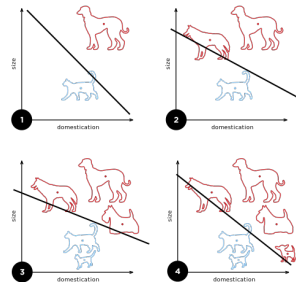
- $\eta > 0$: Lernrate (Schrittweite), θ : Parametervektor
- Gradient einer Funktion $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right)^T \quad (24)$$

- Gradient zeigt in Richtung des steilsten Anstiegs $\Rightarrow -\nabla f$ zeigt zum lokalen Minimum
- Für Perceptron-Verlust:

$$\frac{\partial L}{\partial w_j} = \sum_{(\mathbf{x}_i, y_i) \in M} -y_i x_{ij} \quad (25)$$

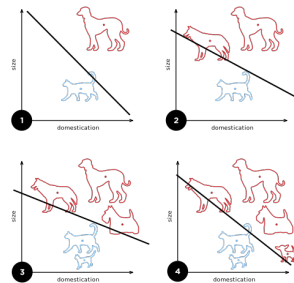
$$\nabla_{\mathbf{w}} L = - \sum_{(\mathbf{x}_i, y_i) \in M} y_i \mathbf{x}_i \quad (26)$$



Training von Neuronalen Netzen: Single-Layer-Perceptron

■ Daraus folgt:

$$\nabla f(w) = \left(- \sum_{x \in F(w)} x_1, - \sum_{x \in F(w)} x_2, \dots, - \sum_{x \in F(w)} x_n \right) = - \sum_{x \in F(w)} x \quad (27)$$



Grenzen des Single-Layer-Perceptrons – Das XOR-Problem

- **Fundamentale Limitation:** Perceptron kann nur linear separierbare Probleme lösen

- **XOR-Problem [4]:**

x_1	x_2	XOR
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

- **Mathematischer Beweis der Unmöglichkeit:**
- Angenommen, es existiert $\mathbf{w} = (w_1, w_2)$ und b , sodass:

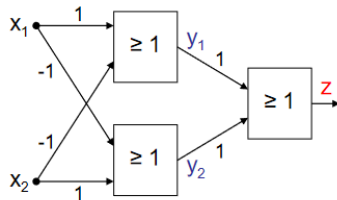
$$w_1 \cdot 0 + w_2 \cdot 1 + b > 0 \quad (\text{für } (0,1)) \quad (28)$$

$$w_1 \cdot 1 + w_2 \cdot 0 + b > 0 \quad (\text{für } (1,0)) \quad (29)$$

$$w_1 \cdot 0 + w_2 \cdot 0 + b \leq 0 \quad (\text{für } (0,0)) \quad (30)$$

$$w_1 \cdot 1 + w_2 \cdot 1 + b \leq 0 \quad (\text{für } (1,1)) \quad (31)$$

- Aus (1) und (3): $w_2 > -b \geq 0 \Rightarrow w_2 > 0$



Konstruktion von Neuronalen Netzen: Multi-Layer-Perceptron

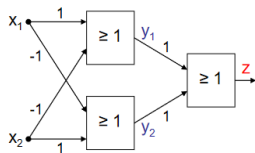
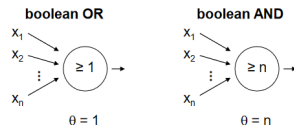
- **Lösung des XOR-Problems:** Mehrschichtige Netze!
- **Komposition von Hyperebenen:**
 - Erste Schicht: Erzeugt mehrere lineare Entscheidungsgrenzen
 - Zweite Schicht: Kombiniert diese zu komplexeren Formen
- **Mathematische Intuition für XOR:**

$$h_1 = \sigma(x_1 + x_2 - 0.5) \quad (\text{OR-Gate}) \quad (32)$$

$$h_2 = \sigma(-x_1 - x_2 + 1.5) \quad (\text{NAND-Gate}) \quad (33)$$

$$\text{XOR} = \sigma(h_1 + h_2 - 1.5) \quad (34)$$

- **Universal Approximation:** Mit einer versteckten Schicht können beliebige stetige Funktionen approximiert werden
- **Tiefe vs. Breite:** Tiefere Netze können effizienter sein als breitere



Training von Neuronalen Netzen: Multi-Layer-Perceptron

- **Multilayer Perceptron (MLP):** Neuronales Netz mit versteckten Schichten

- Forward-Pass für 2-Schicht-Netz:

$$\mathbf{z}^{(1)} = \mathbf{W}^{(1)}\mathbf{x} + \mathbf{b}^{(1)} \quad (\text{lineare Transformation}) \quad (35)$$

$$\mathbf{a}^{(1)} = \sigma(\mathbf{z}^{(1)}) \quad (\text{Aktivierung}) \quad (36)$$

$$\mathbf{z}^{(2)} = \mathbf{W}^{(2)}\mathbf{a}^{(1)} + \mathbf{b}^{(2)} \quad (37)$$

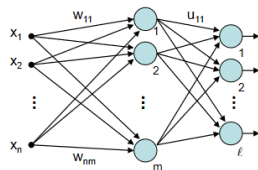
$$\hat{\mathbf{y}} = \sigma(\mathbf{z}^{(2)}) \quad (38)$$

- Mean Squared Error (MSE) Loss:

$$L(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\hat{\mathbf{y}}_i - \mathbf{y}_i\|_2^2 \quad (39)$$

- Problem der Heaviside-Funktion: $H(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$ nicht differenzierbar

- Lösung: Glatte Aktivierungsfunktionen (Sigmoid, Tanh, ReLU)



Training von Neuronalen Netzen: Multi-Layer-Perceptron

$$f(w) = \sum_{x \in B} ||g(w; x) - g^*(x)||^2 \rightarrow \min \quad (40)$$

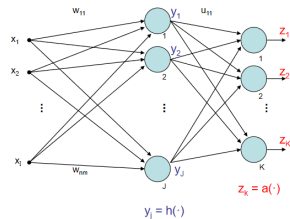
- mit dem Output des Netzes $g(w; x)$ und dem erwarteten Output $g^*(x)$

$$u^{(t+1)} = u^t - \gamma \nabla_u f(w_t, u_t) \quad (41)$$

$$w^{(t+1)} = w^t - \gamma \nabla_w f(w_t, u_t) \quad (42)$$

$$(43)$$

- x_i : Inputs
- y_j : Werte nach dem ersten Layer
- z_k : Werte nach dem zweiten Layer



Backpropagation: Grundidee

- **Backpropagation** [5]: Effizienter Algorithmus zur Berechnung von Gradienten
- **Problem:** Wie berechnen wir $\frac{\partial L}{\partial w_{ij}}$ in tiefen Netzen?
- **Lösung:** Anwendung der **Kettenregel** der Differentiation:

$$\frac{\partial L}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \frac{\partial L}{\partial z_j^{(l)}} \cdot \frac{\partial z_j^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} \quad (44)$$

- Definition der **lokalen Gradienten** (Deltas):

$$\delta_j^{(l)} = \frac{\partial L}{\partial z_j^{(l)}} \quad (45)$$

- **Idee:** Berechne Fehler rückwärts durch das Netz

Backpropagation: Algorithmus

- **Forward Pass:** Berechne Ausgaben für alle Schichten
- **Backward Pass:** Berechne Gradienten rekursiv
- **Output-Schicht:**

$$\delta_j^{(l)} = \frac{\partial L}{\partial a_j^{(l)}} \cdot \sigma'(z_j^{(l)}) \quad (46)$$

- **Versteckte Schichten:**

$$\delta_j^{(l)} = \left(\sum_k \delta_k^{(l+1)} w_{jk}^{(l+1)} \right) \sigma'(z_j^{(l)}) \quad (47)$$

- **Gradientenberechnung:**

$$\frac{\partial L}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \delta_j^{(l)} \cdot a_i^{(l-1)} \quad (48)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b_j^{(l)}} = \delta_j^{(l)} \quad (49)$$

MLP Training: Grundlagen

- Analog zum SLP: Gradientenabstieg zur Fehlerminimierung
- **Batch-Gradient:**

$$\nabla f(w, u) = \sum_{x, z^* \in B} \nabla f(w, u; x, z^*) \quad (50)$$

- **Sigmoid-Aktivierungsfunktion:**

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad \text{mit} \quad \sigma'(x) = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x)) \quad (51)$$

- **Kettenregel:**

$$[f(g(x))]' = f'(g(x)) \cdot g'(x) \quad (52)$$

- **Fehlerterm (Delta):** $\delta_j = \frac{\partial L}{\partial z_j}$

MLP Training: Gradientenberechnung Output-Schicht

■ Fehlerterm für Output-Schicht:

$$\delta_k^{(out)} = \frac{\partial L}{\partial z_k^{(out)}} \quad (53)$$

$$= 2(z_k - z_k^*) \cdot \sigma'(z_k^{(out)}) \quad (54)$$

$$= 2(z_k - z_k^*) \cdot z_k \cdot (1 - z_k) \quad (55)$$

■ Gradient für Output-Gewichte:

$$\frac{\partial L}{\partial u_{jk}} = \delta_k^{(out)} \cdot y_j \quad (56)$$

■ Wobei y_j die Aktivierung der versteckten Schicht ist

MLP Training: Gradientenberechnung versteckte Schicht

■ Fehlerterm für versteckte Schicht:

$$\delta_j^{(hidden)} = \frac{\partial L}{\partial z_j^{(hidden)}} \quad (57)$$

$$= \sum_k \delta_k^{(out)} \cdot u_{jk} \cdot \sigma'(z_j^{(hidden)}) \quad (58)$$

$$= y_j(1 - y_j) \sum_k \delta_k^{(out)} \cdot u_{jk} \quad (59)$$

■ Gradient für versteckte Gewichte:

$$\frac{\partial L}{\partial w_{ij}} = \delta_j^{(hidden)} \cdot x_i \quad (60)$$

■ Backpropagation: Fehler propagiert rückwärts!

Verallgemeinerung Training von Neuronalen Netzen: M-Layer-Perceptron

- bei einem Neuronalen Netz mit L Layern S_1, S_2, \dots, S_L
- den Gewichten w_{ij} in der Matrix W
- dem output eines Neurons o_j
- ist der Fehlerterm:

$$\delta_j = \begin{cases} o_j \cdot (1 - o_j) \cdot (o_j - z_j^*) & \text{if } j \in S_L, \text{ output Neuron} \\ o_j \cdot (1 - o_j) \cdot \sum_{k \in S_{m+1}} \delta_k \cdot w_{jk} & \text{if } j \in S_m \text{ and } m < L \end{cases}$$

- Der Korrekturterm für die einzelnen Gewichte ist dann:

$$w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^t - \gamma \cdot o_i \cdot \delta_j \quad (61)$$

Fortgeschrittene Optimierungsalgorithmen

- **Momentum:** Beschleunigung in konsistente Richtungen

$$\mathbf{v}^{(t+1)} = \beta \mathbf{v}^{(t)} + \eta \nabla L(\theta^{(t)}) \quad (62)$$

$$\theta^{(t+1)} = \theta^{(t)} - \mathbf{v}^{(t+1)} \quad (63)$$

- **ADAM** [6] (Adaptive Moment Estimation) - Kombination aus Momentum und RMSprop:

$$m_w^{(t+1)} = \beta_1 m_w^{(t)} + (1 - \beta_1) \nabla_w L^{(t)} \quad (1. \text{ Moment}) \quad (64)$$

$$v_w^{(t+1)} = \beta_2 v_w^{(t)} + (1 - \beta_2) (\nabla_w L^{(t)})^2 \quad (2. \text{ Moment}) \quad (65)$$

$$\hat{m}_w^{(t)} = \frac{m_w^{(t+1)}}{1 - \beta_1^{t+1}} \quad (\text{Bias-Korrektur}) \quad (66)$$

$$\hat{v}_w^{(t)} = \frac{v_w^{(t+1)}}{1 - \beta_2^{t+1}} \quad (\text{Bias-Korrektur}) \quad (67)$$

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_w^{(t)} + \epsilon}} \hat{m}_w^{(t)} \quad (68)$$

- Typische Hyperparameter: $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, $\epsilon = 10^{-8}$

Warum "Deep" Learning? – Mathematische Rechtfertigung für tiefe Netze

- **Representation Learning:** Tiefere Netze lernen hierarchische Merkmalsdarstellungen
- **Mathematischer Vorteil:** Exponentiell weniger Parameter für dieselbe Expressivität
- **Kompositionelle Struktur:** Viele reale Funktionen haben hierarchische Struktur

$$f(\mathbf{x}) = g_L(g_{L-1}(\dots g_2(g_1(\mathbf{x}))\dots)) \quad (69)$$

- **Feature Learning:** Jede Schicht ℓ lernt Features der Form:

$$\mathbf{h}^{(\ell)} = \sigma(\mathbf{W}^{(\ell)}\mathbf{h}^{(\ell-1)} + \mathbf{b}^{(\ell)}) \quad (70)$$

- **Intuition:**

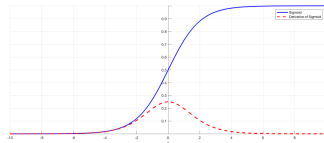
- Untere Schichten: Einfache Features (Kanten, Texturen)
- Mittlere Schichten: Kombinationen (Formen, Teile)
- Obere Schichten: Komplexe Konzepte (Objekte, Semantik)

Das Vanishing Gradient Problem – Warum tiefe Netze schwer zu trainieren sind

- **Problem:** Bei tiefen Netzen werden Gradienten exponentiell kleiner
- **Mathematische Analyse:** Für Sigmoid-Aktivierung $\sigma'(x) \leq 0.25$
- Gradient in Schicht ℓ proportional zu:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(\ell)}} \propto \prod_{i=\ell+1}^L \mathbf{W}^{(i)} \sigma'(\mathbf{z}^{(i)}) \quad (71)$$

- Für $L - \ell$ Schichten: Faktor $\leq (0.25)^{L-\ell}$
- **Beispiel:** Bei 10 Schichten kann Gradient um Faktor 10^{-6} schrumpfen!
- **Lösungsansätze:**
 - ReLU-Aktivierungen: $\text{ReLU}'(x) = 1$ für $x > 0$
 - Residual Connections (ResNets)
 - Normalization (BatchNorm, LayerNorm)
 - Bessere Initialisierung (Xavier, He)

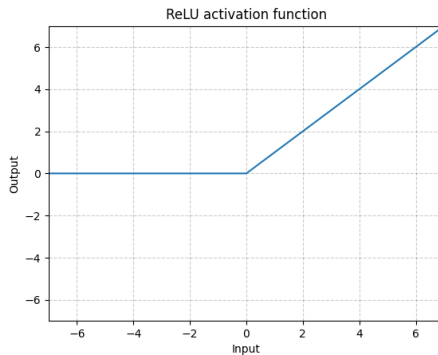
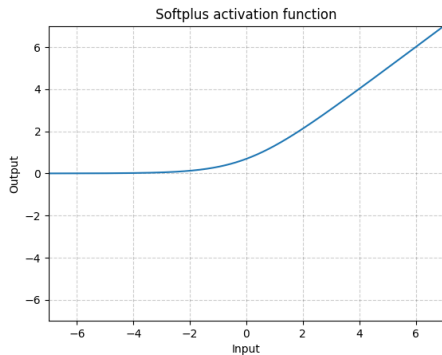


Aktivierungsfunktionen – Mathematische Eigenschaften und Warum sie wichtig sind

- **Sigmoid-Funktion:** $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, Ableitung: $\sigma'(x) = \sigma(x)(1 - \sigma(x))$
 - Glatt und differenzierbar, Ausgabe in $(0, 1)$
 - **Problem:** Vanishing Gradients für $|x| \gg 0$: $\sigma'(x) \rightarrow 0$
- **Tanh-Funktion:** $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$, Ableitung: $\tanh'(x) = 1 - \tanh^2(x)$
 - Ausgabe in $(-1, 1)$, zero-centered (bessere Konvergenz)
 - Ebenfalls Vanishing Gradient Problem
- **ReLU-Funktion** [7]: $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$, Ableitung: $\text{ReLU}'(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}$
 - Löst Vanishing Gradient Problem für $x > 0$
 - Computationally efficient, führt zu sparse representations
 - **Problem:** "Dying ReLU" - Neuronen können "sterben" wenn $x \leq 0$
- **Warum Nichtlinearität essentiell ist:**

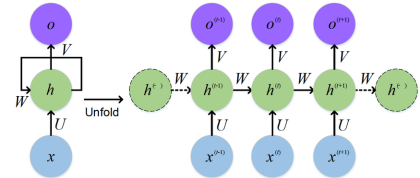
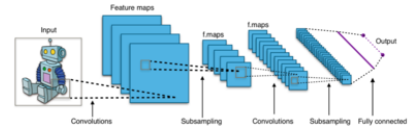
$$\text{Ohne } \sigma : f(\mathbf{x}) = \mathbf{W}_2(\mathbf{W}_1\mathbf{x}) = (\mathbf{W}_2\mathbf{W}_1)\mathbf{x} = \mathbf{W}_{\text{linear}}\mathbf{x} \quad (72)$$

Häufige Aktivierungsfunktionen – Visualisierung



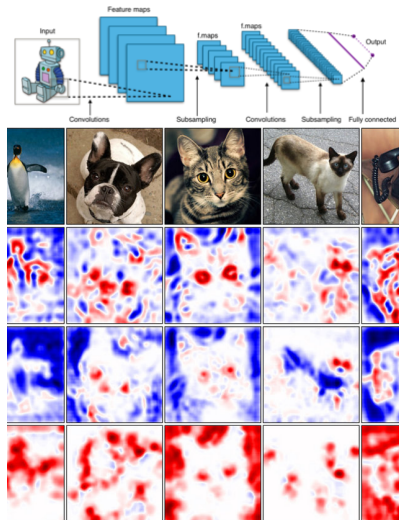
Weitere Netzwerk Architekturen

- spezielle Datenstrukturen profitieren von speziellen Architekturen
- Bilderkennung → Convolutional Neural Network (CNN)
- sequentielle Daten → Recurrent Neural Networks (RNN)
- im speziellen um Kausalität/Kontext herzustellen → Long Short Term Memory (LSTM)



Was sind Convolutional Neural Networks (CNNs)?

- **CNNs:** Speziell für räumliche Daten entwickelte neuronale Netze
- **Hauptanwendung:** Bildverarbeitung, Computer Vision
- **Grundidee:** Nutze lokale Strukturen in Bildern
- **Kernoperationen:**
 - **Convolution:** Filtere lokale Features
 - **Pooling:** Reduziere räumliche Dimensionen
 - **Fully Connected:** Klassifikation am Ende
- **Hierarchische Feature-Extraktion:**
 - **Layer 1:** Kanten, Ecken
 - **Layer 2:** Texturen, Formen
 - **Layer 3:** Objektteile
 - **Layer 4:** Vollständige Objekte
- **Vorteil:** Automatisches Lernen relevanter Features



CNN Grundoperationen: Convolution

■ Convolution Operation:

$$(f * g)(x, y) = \sum_m \sum_n f(m, n) \cdot g(x - m, y - n) \quad (73)$$

■ In CNNs:

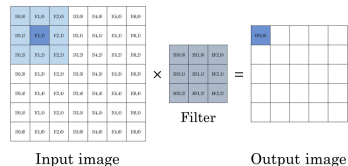
$$\text{Output}(i, j) = \sum_m \sum_n \text{Filter}(m, n) \cdot \text{Input}(i + m, j + n) \quad (74)$$

■ Filter (Kernel):

- Kleine Matrizen (z.B. 3×3, 5×5)
- Erkennen spezifische Muster
- Gewichte werden gelernt

■ Beispiel: Kantendetektor, Blur-Filter

■ Feature Maps: Ausgabe nach Convolution + Aktivierung



Warum funktionieren CNNs? – Mathematische Prinzipien

■ Drei Schlüsselprinzipien von CNNs:

■ 1. Lokale Konnektivität: Jedes Neuron ist nur mit lokalem Bereich verbunden

$$y_{ij}^{(\ell)} = \sigma \left(\sum_{m=-k}^k \sum_{n=-k}^k w_{m,n}^{(\ell)} \cdot x_{i+m,j+n}^{(\ell-1)} + b^{(\ell)} \right) \quad (75)$$

■ 2. Parameter Sharing: Derselbe Filter \mathbf{W} wird über gesamte Feature-Map verwendet

- Reduziert Parameter von $O(H \cdot W \cdot d^2)$ auf $O(k^2 \cdot d)$
- Erzwingt Translationsinvarianz

■ 3. Equivarianz zu Translationen: Wenn Input um \mathbf{t} verschoben wird, verschiebt sich Output ebenfalls um \mathbf{t}

$$\text{Conv}(\mathbf{T}_{\mathbf{t}}[\mathbf{x}]) = \mathbf{T}_{\mathbf{t}}[\text{Conv}(\mathbf{x})] \quad (76)$$

■ Pooling führt zu begrenzter Translationsinvarianz:

$$\text{MaxPool}(\mathbf{X})_{ij} = \max_{(p,q) \in N_{ij}} \mathbf{X}_{p,q} \quad (77)$$

■ Hierarchische Feature-Extraktion: Einfache \rightarrow Komplexe Features

Spezielle Netzwerkarchitekturen: CNN – Implementierung

- **Convolutional Neural Networks** [8]: Spezialisiert auf gitterförmige Daten (Bilder)

- **Faltungsoperation** (2D-Convolution):

$$(\mathbf{I} * \mathbf{K})_{i,j} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{I}_{i+m,j+n} \cdot \mathbf{K}_{m,n} \quad (78)$$

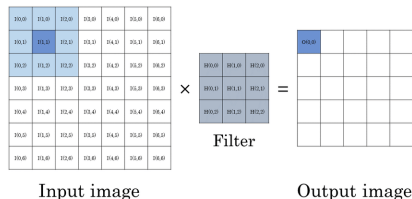
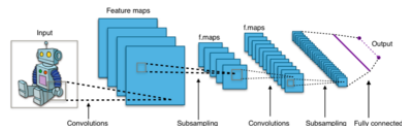
- **I**: Input-Feature-Map, **K**: Kernel (Filter) der Größe $M \times N$

- **Pooling**: Dimensionsreduktion, z.B. Max-Pooling:

$$\text{MaxPool}(\mathbf{X})_{i,j} = \max_{p,q \in P_{i,j}} \mathbf{X}_{p,q} \quad (79)$$

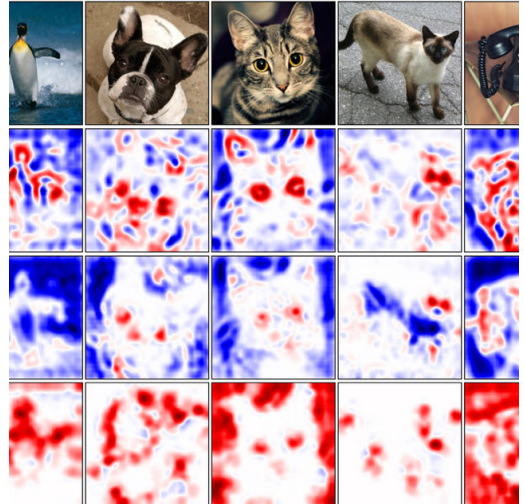
- **Parameter Sharing**: Derselbe Filter wird über gesamte Feature-Map angewendet

- **Translation Invariance**: Robustheit gegenüber Verschiebungen



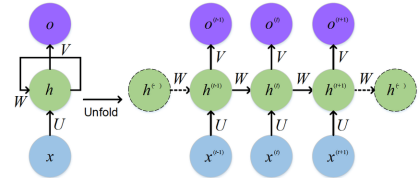
Spezielle Netzwerkarchitekturen: CNN

- Anschaulich: Formen werden erkannt
- Katzenohren sind anders als Hundehohren
- Verallgemeinerbar für andere Objektklassifizierungen
- für Details die XAI Vorlesung nächstes Semester



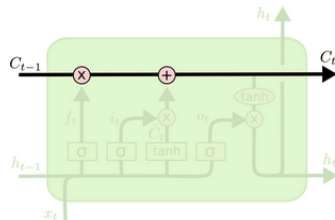
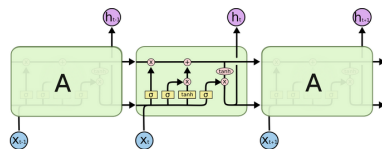
Spezielle Netzwerkarchitekturen: RNN

- Anschaulich: Schleife in Netzwerk "merkt" sich vorherige Zustände
- funktioniert für kurze Zeiträume
- Entfaltung eines RNN → viele zu trainierende Gewichte
- Problem: langfristige Zusammenhänge werden nicht erfasst
- Problem: Verschwindende Gradienten



Spezielle Netzwerkarchitekturen: LSTM

- **Long Short-Term Memory** [9]: Lösung des Vanishing Gradient Problems in RNNs
- **Cell State C_t** : Langzeit-Gedächtnis der LSTM-Zelle
- **Hidden State h_t** : Kurzzeit-Output der Zelle
- Drei Gating-Mechanismen kontrollieren Informationsfluss:
 - Forget Gate: Welche Informationen vergessen?
 - Input Gate: Welche neuen Informationen speichern?
 - Output Gate: Welche Teile des Cell States ausgeben?



LSTM: Mathematische Formulierung

- **Forget Gate:** Entscheidet, welche Informationen aus C_{t-1} gelöscht werden

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (80)$$

- **Input Gate:** Bestimmt neue Informationen für Cell State

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (81)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (82)$$

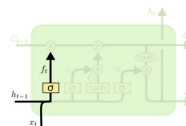
- **Cell State Update:**

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (83)$$

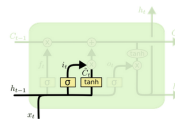
- **Output Gate und Hidden State:**

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (84)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (85)$$



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$



$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

LSTM: Cell State Update und Output

- **Cell State Update:** Kombination von alten und neuen Informationen

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (86)$$

- **Output Gate:** Bestimmt, welche Teile des Cell States ausgegeben werden

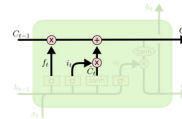
$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (87)$$

- **Hidden State:** Gefilterte Version des Cell States

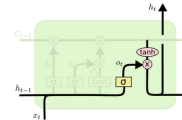
$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (88)$$

- **Warum funktioniert LSTM?**

- Cell State kann Informationen über viele Zeitschritte transportieren
- Gates kontrollieren selektiv Informationsfluss
- Löst das Vanishing Gradient Problem von Standard-RNNs



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$



$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

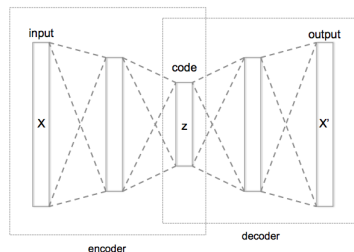
$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

Autoencoder: Grundlagen und Mathematik

- **Autoencoder:** Unsupervised Learning zur Dimensionsreduktion und Rekonstruktion
- **Encoder:** $\mathbf{z} = f_{enc}(\mathbf{x}; \theta_{enc})$ - Komprimierung in latenten Raum
- **Decoder:** $\hat{\mathbf{x}} = f_{dec}(\mathbf{z}; \theta_{dec})$ - Rekonstruktion aus latenter Repräsentation
- **Verlustfunktion:** Rekonstruktionsfehler

$$L(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = ||\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}||^2 \quad (89)$$

- **Latenter Raum** $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^d$ mit $d \ll$ Eingabedimension
- **Anwendungen:**
 - Dimensionsreduktion (wie PCA, aber nichtlinear)
 - Anomaly Detection (hoher Rekonstruktionsfehler)
 - Denoising (rauschhafte Eingaben, saubere Ziele)
 - Feature Learning für Downstream-Tasks



Variational Autoencoders (VAEs): Motivation

- **Problem klassischer Autoencoders:** Latenter Raum ist nicht interpretierbar oder strukturiert
- **Ziel der VAEs:** Lernen einer **probabilistischen** latenten Repräsentation
- **Generative Modellierung:** $p(\mathbf{x}) = \int p(\mathbf{x}|\mathbf{z})p(\mathbf{z})d\mathbf{z}$
- **Bayessche Perspektive:**
 - Prior: $p(\mathbf{z}) = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ (Standard-Normalverteilung)
 - Likelihood: $p(\mathbf{x}|\mathbf{z})$ durch Decoder-Netzwerk
 - Posterior: $p(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ durch Encoder-Netzwerk approximiert
- **Herausforderung:** $p(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ ist analytisch intractabel
- **Lösung:** Variational Inference mit **Evidence Lower Bound (ELBO)**
- **Vorteil:** Latenter Raum ist **kontinuierlich** und **interpolierbar**
- **Anwendungen:** Bildgenerierung, Data Augmentation, Semi-Supervised Learning

VAEs: Mathematische Grundlagen

- **Variational Inference:** Approximiere $p(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ durch $q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})$
- **Evidence Lower Bound (ELBO):**

$$\log p(\mathbf{x}) \geq \mathbb{E}_{q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})}[\log p_\theta(\mathbf{x}|\mathbf{z})] - D_{KL}(q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})||p(\mathbf{z})) \quad (90)$$

- **Zwei Terme der Verlustfunktion:**
 - **Rekonstruktionsverlust:** $\mathbb{E}_{q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})}[\log p_\theta(\mathbf{x}|\mathbf{z})]$
 - **Regularisierungsterm:** $D_{KL}(q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})||p(\mathbf{z}))$
- **Encoder:** $q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = N(\mu_\phi(\mathbf{x}), \text{diag}(\sigma_\phi^2(\mathbf{x})))$
- **Decoder:** $p_\theta(\mathbf{x}|\mathbf{z}) = N(\mu_\theta(\mathbf{z}), \sigma_\theta^2 \mathbf{I})$
- **KL-Divergenz** (analytisch berechenbar für Gaußsche Verteilungen):

$$D_{KL} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^d (1 + \log(\sigma_j^2) - \mu_j^2 - \sigma_j^2) \quad (91)$$

VAEs: Reparameterization Trick

- **Problem:** Stochastisches Sampling $\mathbf{z} \sim q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ ist nicht differenzierbar
- **Lösung:** Reparameterization Trick (Kingma & Welling, 2013)
- **Statt:** $\mathbf{z} \sim N(\mu, \sigma^2)$
- **Verwende:**

$$\epsilon \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I}) \quad (\text{deterministisches Rauschen}) \quad (92)$$

$$\mathbf{z} = \mu + \sigma \odot \epsilon \quad (\text{deterministische Transformation}) \quad (93)$$

- **Vorteil:** Gradienten können durch μ und σ zurückpropagiert werden
- **Praktische Implementierung:**
 - Encoder gibt $\mu(\mathbf{x})$ und $\log \sigma^2(\mathbf{x})$ aus
 - Sample $\epsilon \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$
 - Berechne $\mathbf{z} = \mu + \exp(\frac{1}{2} \log \sigma^2) \odot \epsilon$
 - Führe \mathbf{z} durch Decoder
- **Trainingsalgorithmus:** Standard-Backpropagation mit stochastischem Gradienten!

VAEs: Eigenschaften und Anwendungen

- **Interpolation im latenten Raum:** Glatte Übergänge zwischen Datenpunkten

$$\mathbf{z}_{interp} = \alpha \mathbf{z}_1 + (1 - \alpha) \mathbf{z}_2, \quad \alpha \in [0, 1] \quad (94)$$

- **Generierung neuer Daten:** Sample $\mathbf{z} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, dann $\mathbf{x}_{new} = \text{Decoder}(\mathbf{z})$
- **Disentangled Representations:** Verschiedene Dimensionen von \mathbf{z} kodieren verschiedene Eigenschaften
- **Anwendungen:**
 - **Computer Vision:** Gesichtsgenerierung, Style Transfer
 - **NLP:** Text Generation, Sentence Interpolation
 - **Drug Discovery:** Molekularstruktur-Generation
 - **Anomaly Detection:** Niedrige Likelihood \rightarrow Anomalie
 - **Data Augmentation:** Generierung synthetischer Trainingsdaten
- **Varianten:**
 - β -VAE: $\beta \cdot D_{KL}$ für bessere Disentanglement
 - Conditional VAE: $p(\mathbf{x}|\mathbf{y}, \mathbf{z})$ mit Labels \mathbf{y}
 - Hierarchical VAE: Mehrere latente Schichten

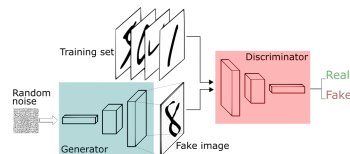
Generative Adversarial Networks (GANs): Grundprinzip

- **Grundidee:** Zwei neuronale Netze konkurrieren miteinander
 - **Generator G:** Erzeugt "gefälschte" Daten aus Rauschen
 - **Discriminator D:** Unterscheidet echte von gefälschten Daten
- **Adversarial Training:** Spieltheoretischer Ansatz

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (95)$$

■ Training Process:

1. **Discriminator Training:** Maximiere $V(D, G)$
 - Lerne echte Daten als "echt" zu klassifizieren
 - Lerne generierte Daten als "gefälscht" zu erkennen
2. **Generator Training:** Minimiere $V(D, G)$
 - Erzeuge Daten, die den Discriminator "täuschen"



GAN Training: Mathematische Details

- **Discriminator Loss** (Binary Cross-Entropy):

$$L_D = -\mathbb{E}_{x \sim p_{data}} [\log D(x)] - \mathbb{E}_{z \sim p_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (96)$$

- **Generator Loss** (Ursprünglich):

$$L_G = \mathbb{E}_{z \sim p_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (97)$$

- **Problem:** Vanishing Gradients bei schlechtem Generator

- **Praktische Generator Loss** (Non-saturating):

$$L_G = -\mathbb{E}_{z \sim p_z} [\log D(G(z))] \quad (98)$$

- **Nash-Gleichgewicht:** Theoretisch optimal wenn:

$$D^*(x) = \frac{p_{data}(x)}{p_{data}(x) + p_g(x)} = \frac{1}{2} \quad (99)$$

wenn $p_g = p_{data}$ (Generator erzeugt perfekte Datenverteilung)

GAN Varianten und Verbesserungen

■ Deep Convolutional GANs (DCGANs):

- Verwendung von Convolutional Layers
- Batch Normalization, LeakyReLU
- Bessere Stabilität für Bildgenerierung

■ Wasserstein GAN (WGAN):

- Earth Mover Distance statt JS-Divergenz
- Stabileres Training, bessere Konvergenz-Eigenschaften
- **Lipschitz-Constraint:** Kritisch für WGAN-Theorie

■ Conditional GANs (cGANs):

- Bedingung auf Labels: $G(z|y)$, $D(x|y)$
- Kontrollierte Generierung spezifischer Klassen

■ StyleGAN:

- Latent Space Manipulation
- Progressive Growing, Style Transfer
- State-of-the-art für hochauflösende Gesichter

WGAN und die Lipschitz-Constraint: Kurz erklärt

- **Problem bei Standard GANs:** Training instabil, Gradients verschwinden
- **WGAN Lösung:** Verwende Wasserstein-Distanz statt JS-Divergenz
- **Lipschitz-Constraint:**
 - **Einfach gesagt:** Discriminator darf nicht "zu steil" werden
 - **Mathematisch:** $|f(x_1) - f(x_2)| \leq L \cdot |x_1 - x_2|$
 - **Warum nötig?** Wasserstein-Distanz erfordert beschränkte Funktionen
- **Praktische Umsetzung:**
 - **Weight Clipping:** Einfach, aber problematisch
 - **Gradient Penalty:** Moderne Lösung - bestraft zu steile Gradienten
 - **Spectral Normalization:** Normalisiert Netzwerk-Gewichte
- **Resultat:** Stabileres Training, bessere Konvergenz
- **Take-away:** Theoretische Constraints führen zu praktischen Verbesserungen

GAN Herausforderungen und Lösungsansätze

■ Training Instabilität:

- **Problem:** Discriminator wird zu gut → Generator bekommt keine Gradienten
- **Lösung:** Balanced Training, Learning Rate Scheduling

■ Mode Collapse:

- **Problem:** Generator erzeugt nur wenige Modi der Datenverteilung
- **Lösung:** Unrolled GANs, Diversity-encouraging Loss Terms

■ Evaluation Metrics:

- **Inception Score (IS):** Misst Bildqualität und Diversität
- **Fréchet Inception Distance (FID):** Vergleicht Feature-Statistiken
- **Precision & Recall:** Qualität vs. Diversität Trade-off

■ Praktische Tipps:

- Feature Matching, Experience Replay
- Spectral Normalization, Self-Attention
- Progressive Growing für hohe Auflösungen

GANs vs. VAEs: Vergleich der generativen Modelle

■ Generative Adversarial Networks (GANs):

- Adversarial Training: Generator vs. Discriminator
- Sehr scharfe, realistische Bilder
- Training instabil, Mode Collapse möglich
- Kein Encoder - keine direkte latente Repräsentation von Daten

■ Variational Autoencoders (VAEs):

- Likelihood-basiertes Training mit ELBO
- Verschwommene Bilder durch Gauss-Annahme
- Stabiles Training, theoretisch fundiert
- Bidirektional: Encoding und Decoding möglich

■ Praktische Wahl:

- **GANs:** Wenn Bildqualität wichtigster Faktor
- **VAEs:** Wenn interpretierbare latente Repräsentation wichtig
- **Hybrid-Modelle:** VAE-GAN kombiniert beide Ansätze

Zusammenfassung: Was haben wir gelernt?

- **Mathematische Grundlagen:** Lineare Algebra, Gradienten, Optimierung als Fundament
- **Perceptron bis Deep Learning:** Von linearer Separierung zum Universal Approximation Theorem
- **Training neuronaler Netze:** Backpropagation, Gradientenabstieg, moderne Optimierer (ADAM)
- **Warum Deep Learning funktioniert:** Hierarchische Features, Komposition, Expressivität
- **Herausforderungen:** Vanishing Gradients, Aktivierungsfunktionen, Regularisierung
- **Spezielle Architekturen:**
 - **CNNs:** Translation Equivarianz für Bilddaten
 - **RNNs/LSTMs:** Sequentielle Daten und Langzeit-Gedächtnis
 - **VAEs:** Probabilistische latente Repräsentationen
 - **GANs:** Adversarial Training für realistische Daten

Zentrale Erkenntnisse und Ausblick

■ Theoretisches Verständnis ist entscheidend:

- Neuronale Netze sind nicht "Black Boxes" - mathematisch fundiert
- Universal Approximation erklärt das Potenzial
- Gradient Flow erklärt Trainierbarkeit

■ Architektur-Wahl ist problemspezifisch:

- Nicht immer ist "Deep Learning" die beste Lösung
- Inductive Biases nutzen (CNNs für Bilder, RNNs für Sequenzen)
- Trade-offs zwischen Komplexität und Interpretierbarkeit









■ Praktische Anwendung erfordert:

- Datenqualität und -quantität
- Richtige Problemformulierung
- Evaluation und Validierung
- Domain-Wissen einbeziehen

■ Zukunft: Transformer, Attention, Self-Supervised Learning, Foundation Models

■ Ethik: Verantwortlicher Einsatz, Bias, Interpretierbarkeit, Nachhaltigkeit

References I

-  G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function," Mathematics of control, signals and systems, vol. 2, no. 4, pp. 303–314, 1989.
-  K. Hornik, "Approximation capabilities of multilayer feedforward networks," Neural networks, vol. 4, no. 2, pp. 251–257, 1991.
-  F. Rosenblatt, "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain," Psychological review, vol. 65, no. 6, pp. 386–408, 1958.
-  M. Minsky and S. Papert, Perceptrons: An introduction to computational geometry. MIT press, 1969.
-  D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," Nature, vol. 323, no. 6088, pp. 533–536, 1986.
-  D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.
-  V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines," in Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10), pp. 807–814, 2010.
-  Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.



References II



S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," Neural computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.