

5. Neuronale Netze

5. Neuronale Netze

5.1 Struktur

5.2 Fusion

5.3 Lernen

5.4 Bewertung

5 Neuronale Netze

- Mathematisches Modell zur Verarbeitung und mithin zur Fusion von Information, das sich an kognitiven Strukturen von Lebewesen orientiert
- Netzwerk von **einfachen Elementen (Neuronen)**
- **Hierarchische** Anordnung
- Informationspropagierung über Verbindungsstellen (**Synapsen**):
 - Aktivierung eines Neurons durch Eingangssignale an den Synapsen
 - Neuron erzeugt Ausgangssignal, das zu anderen Neuronen weitergeleitet wird
- **Massive parallele Vernetzung**
- **Verteilte Informationsspeicherung und -verarbeitung**
- Keine zentrale Koordination

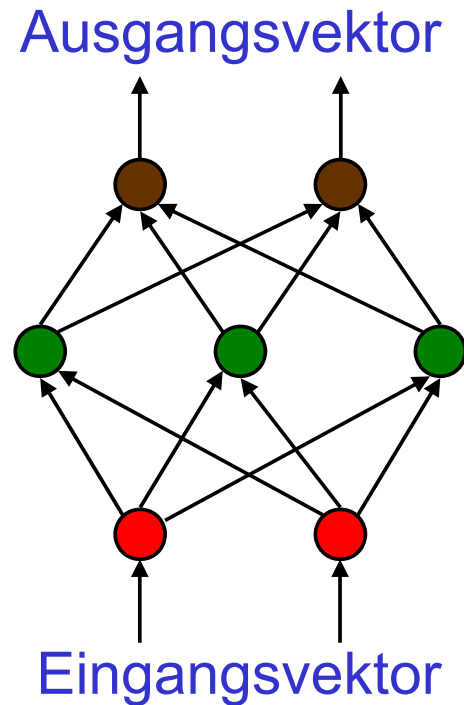
5 Neuronale Netze

- Neuronale Netze werden i.d.R. nicht programmiert, sondern mit vielen möglichst repräsentativen Mustern, den Trainingsdaten, **trainiert**
 - Ziel des Trainings: **Generalisierung** der Informationsverarbeitung
- **Lösung sehr komplexer Aufgaben** durch das gesamte Netzwerk möglich, etwa Data Mining, Bildverarbeitung, Regelungstechnik, Informationsfusion

5 Neuronale Netze – Gehirn als Vorbild

- Charakteristik der Informationsverarbeitung im Gehirn ist (selbst leistungsstarken) Computern überlegen in Bezug auf
 - Lernfähigkeit
 - Störuneempfindlichkeit
 - Fehlertoleranz
 - Ausfallsicherheit
- Neuronen: **Nervenzellen** als Basiskomponenten
 - Realisieren einfache Grundfunktionen
 - Geringe Verarbeitungsgeschwindigkeit (im Vergleich zur elektronischen Signalverarbeitung)
 - Kommunikation mit anderen Neuronen mittels (elektrischer) Impulse
- Von Neuronen verarbeitete Information: **Nervenimpulse**, die über Verbindungsstellen (die Synapsen) übertragen werden
- Vernetzungsstruktur der Neuronen:
 - Abhängig vom Aufgabenbereich des jeweiligen Hirnareals
 - Modifizierbar (Lernen, Erfahrung, Ausgleich von Ausfällen)

5.1 Struktur



Output-Schicht

Verborgene Schicht
(auch mehrere Schichten möglich,
hier nur eine dargestellt)

Input-Schicht

- Kanten besitzen **Gewichte** (Werte i.d.R. aus $[-1,1]$)
- Bei mehreren Verarbeitungsschichten:
Komplexe Transformation Eingangsmuster → Ausgangsmuster
realisierbar

Schichtenstruktur:

- Mindestens ein Neuron pro Schicht
- **Inter-Neuronlayer-Connection:**
Neuron einer Schicht ist mit Neuronen anderer Schichten verbunden
→ Aktivierungen sind i.d.R. erregender Art

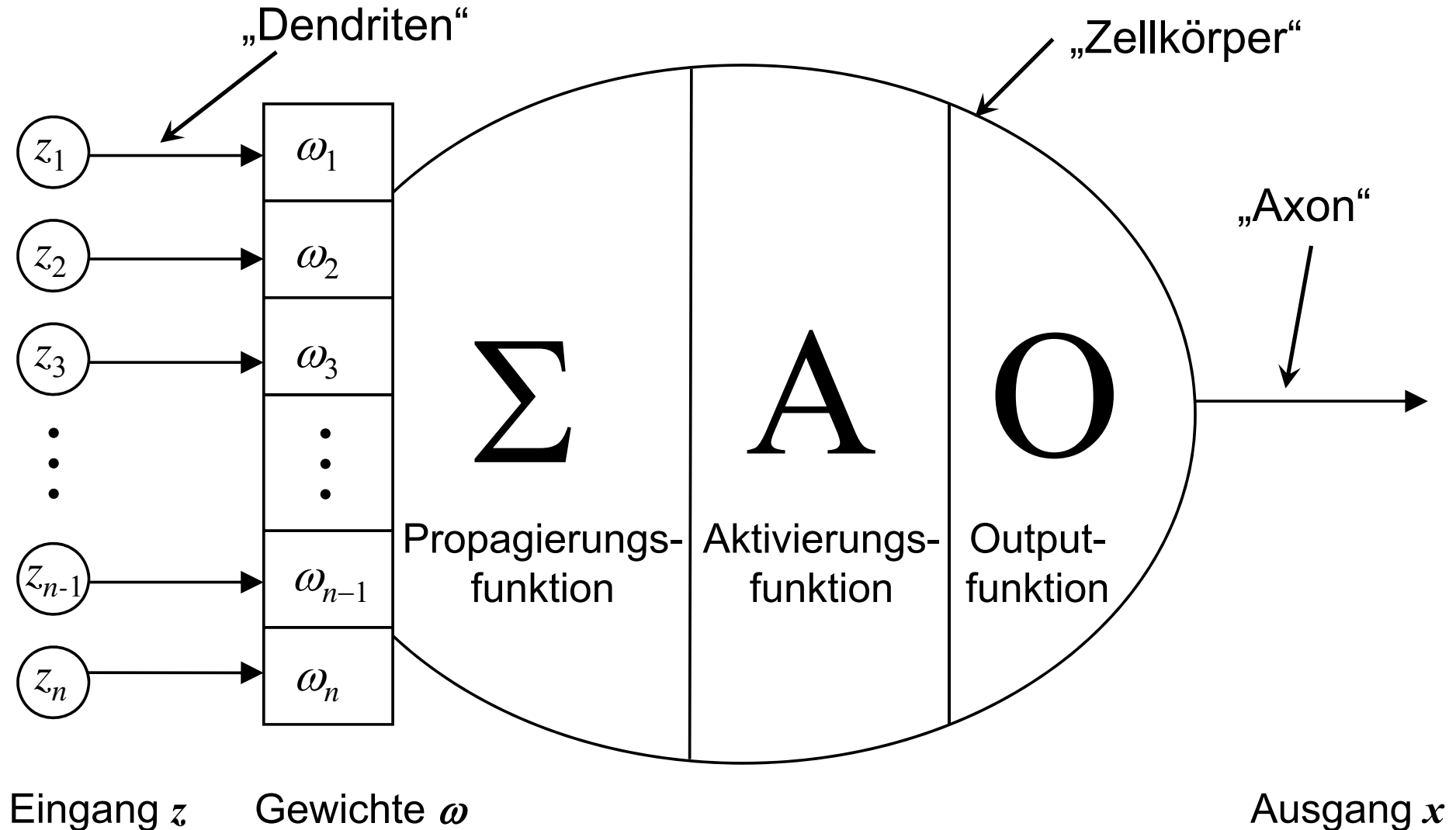
Intra-Neuronlayer-Connection:

Neuron einer Schicht ist mit Neuronen derselben Schichten verbunden
→ Aktivierungen können erregender/hemmender Art sein

- **Feedforward-Netze:**
Aktivierung breitet sich von Schicht zu Schicht aus
- **Feedback-Netze:**
Aktivierung von nachfolgenden Schichten wird auch an vorangehende Schichten übermittelt

5.1 Struktur

Verarbeitungsschema innerhalb eines Neurons:



Propagierungsfunktion (Ausbreitungsregel):

- Verarbeitet die Signale, die durch das Netz an das Neuron übertragen werden
- Gewichtung der eingehenden Signale
- Gewicht der Verbindung entspricht „Übertragungswiderstand“, der überwunden werden muss

Berechnung der gewichteten Summe der Eingänge:

$$\sum(z, \omega) := \sum_{i=1}^n \omega_i z_i$$

- Ergebnis wird von der Aktivierungsfunktion weiterverarbeitet

Propagierungsfunktion (Ausbreitungsregel):

- Wettbewerb unter den Neuronen der vorangehenden Schicht bzw. der Eingangsgrößen realisierbar, z.B. **Winner-Takes-All**:
Nur die Information von demjenigen Neuron wird berücksichtigt, das den höchsten Wert liefert:

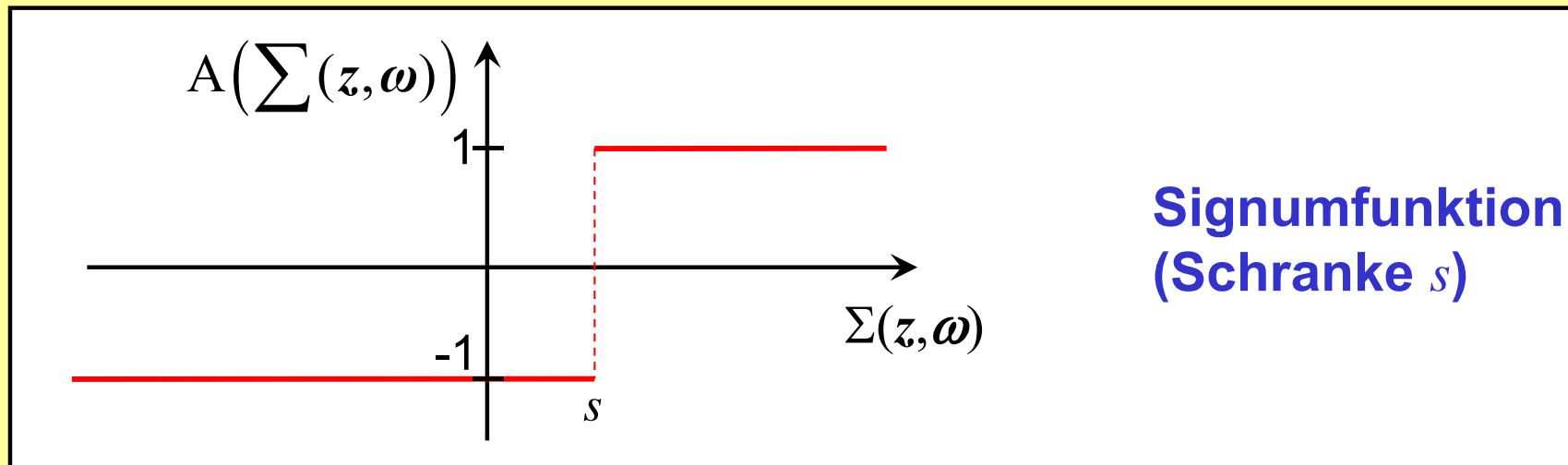
$$\omega_i := \begin{cases} 1 & \text{für } i = \arg \max_i z_i \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

5.1 Struktur

Aktivierungsfunktion:

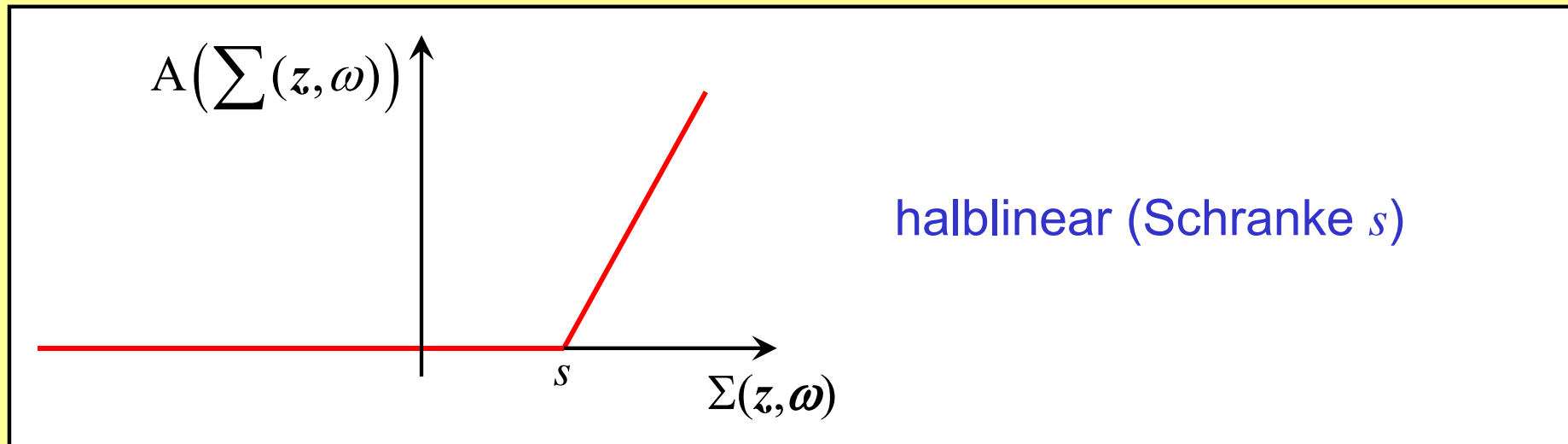
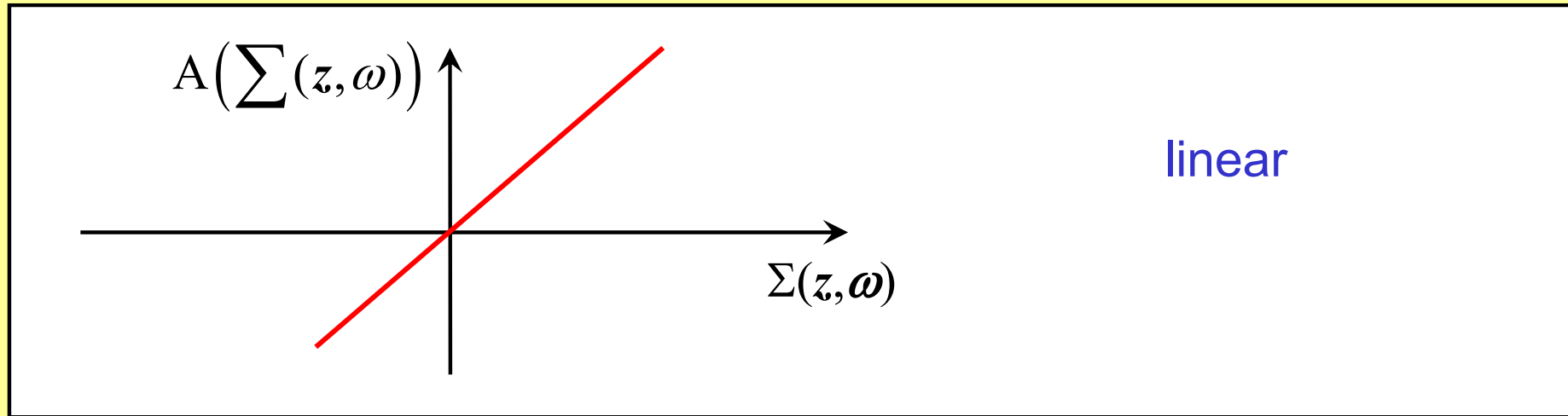
- Bestimmt den inneren Aktivierungszustand des Neurons zum entsprechenden Zeitpunkt
- Eingangsgrößen: Ergebnis $\Sigma(z, \omega)$ der Propagierungsfunktion, Aktivierungszustand zum vorhergehenden Zeitpunkt
- Häufig verwendete Aktivierungsfunktionen: Signumfunktionen, (halb-)lineare Funktionen, Schwellwertfunktionen, Sigmoidfunktionen

Beispiel:



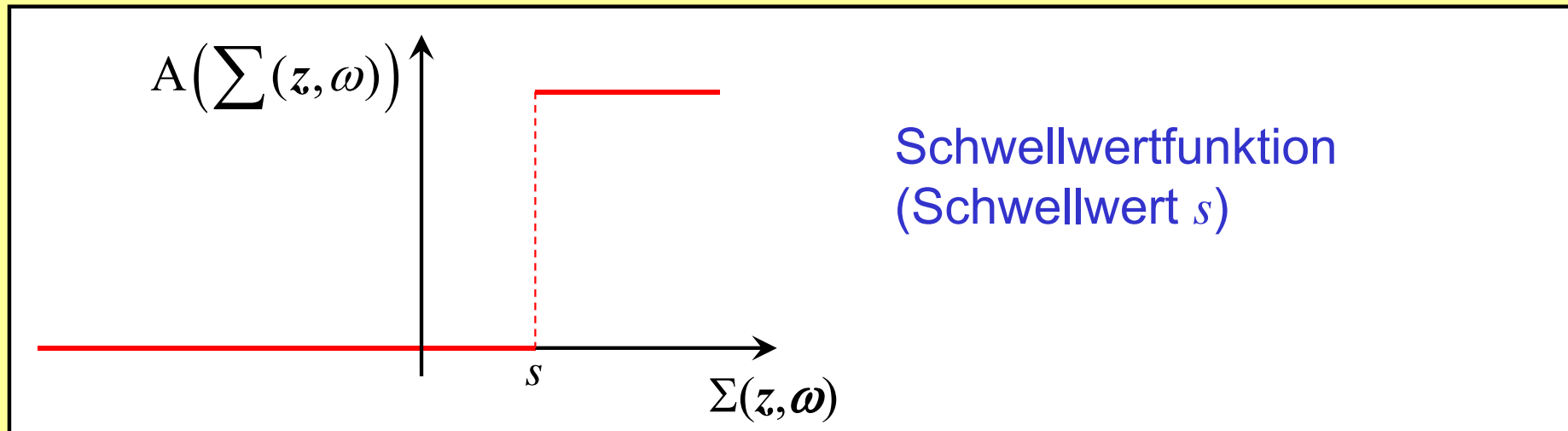
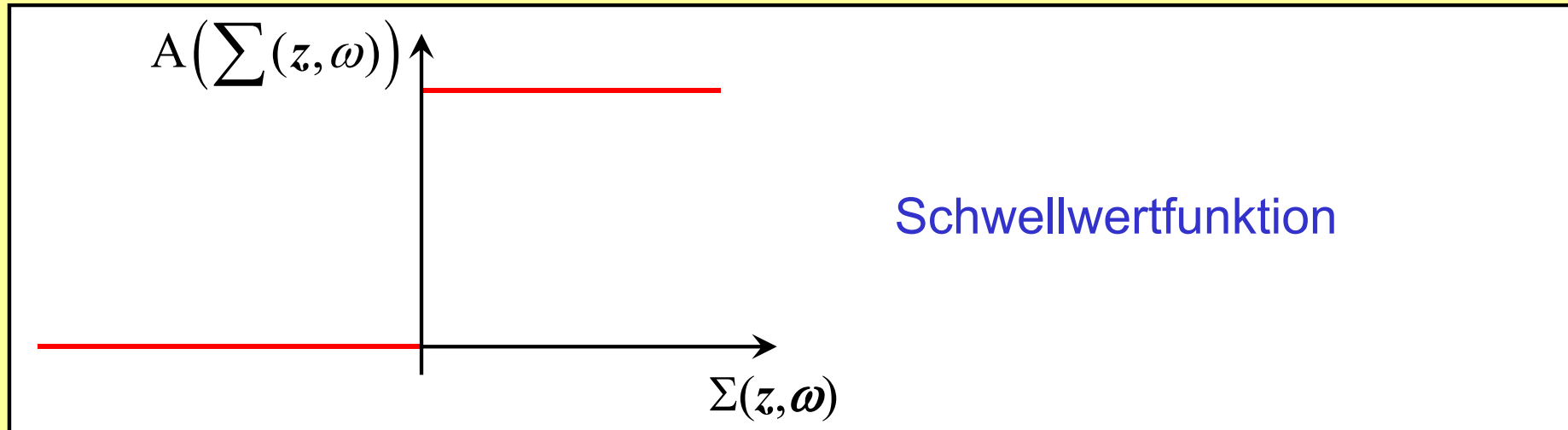
5.1 Struktur

Beispiele:



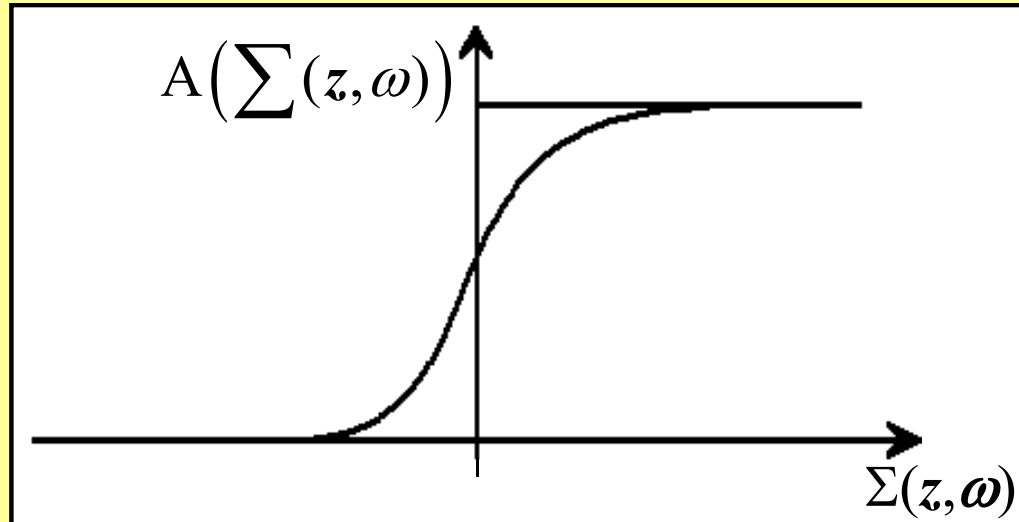
5.1 Struktur

Beispiele:



5.1 Struktur

Beispiel:



Sigmoidfunktion

$$A(\Sigma(z, \omega)) = \frac{1}{1 + e^{-\Sigma(z, \omega)}}$$

5.1 Struktur

Outputfunktion:

- Verarbeitet das Ergebnis der Aktivierungsfunktion weiter
- Legt fest, welches Signal als Ausgabe an die benachbarten Neuronen weitergegeben werden soll
- Kann Identitätsfunktion sein

Beispiel: Realisierung der logische Grundoperationen

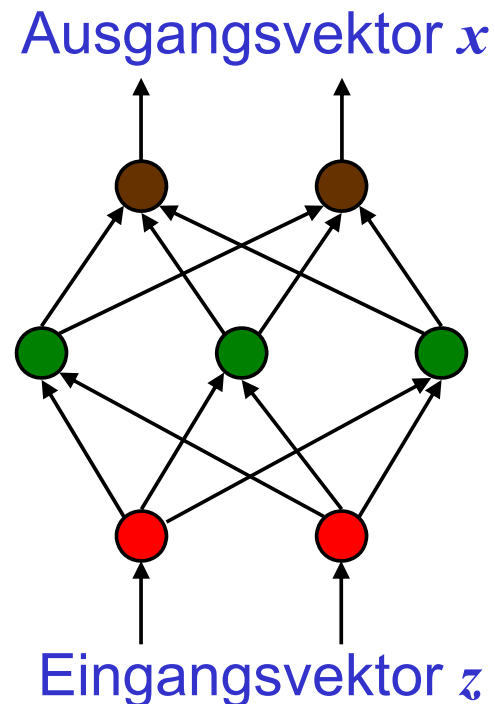
durch Wahl von:

- Propagierungsfunktion mit Gewichtungsfaktoren $\omega_{i,k}$, $\omega_{j,k}$
- Aktivierungsfunktion: Schwellwertfunktion mit Schwelle s
- Outputfunktion: Identität

	$\omega_{i,k}$	$\omega_{j,k}$	s
AND	1	1	1,5
OR	1	1	0,5
NOT	-1	0	-0,5

5.2 Fusion

- Kombination der Eingangsgrößen z (sensorielle Information, Vorwissen) zum Fusionsergebnis x
- Keine explizite Formulierung der Kombinationsregel, sondern Lernen des zu erzielenden Fusionsergebnisses



- Vorwissen: Explizite Formulierung in Eingangsgrößen, aber auch durch Wahl der Struktur und der Funktionen

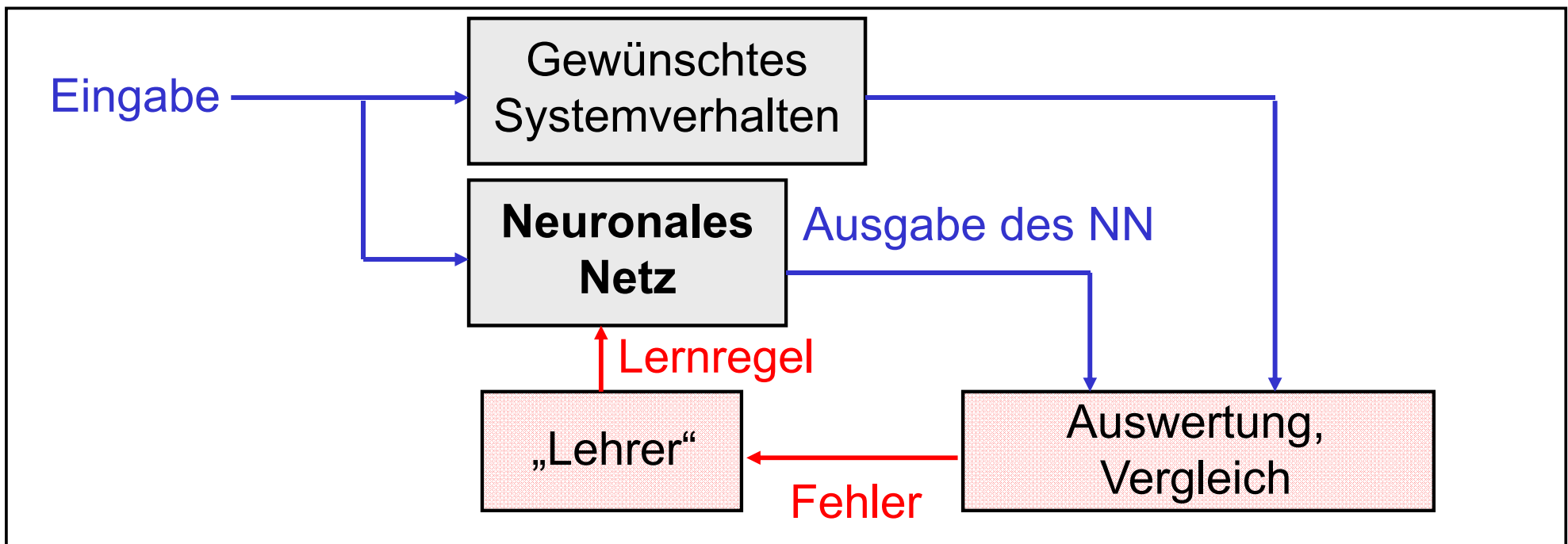
Lernen durch

- Knüpfen neuer Verbindungen, löschen bestehender Verbindungen
- Veränderung der Gewichte $\omega_{i,j}$
- Veränderung der Schwellwerte der Aktivierungsfunktion
- Veränderung der Funktionen
- Hinzufügen oder löschen von Neuronen

5.3 Lernen

Überwachtes Lernen (Supervised Learning)

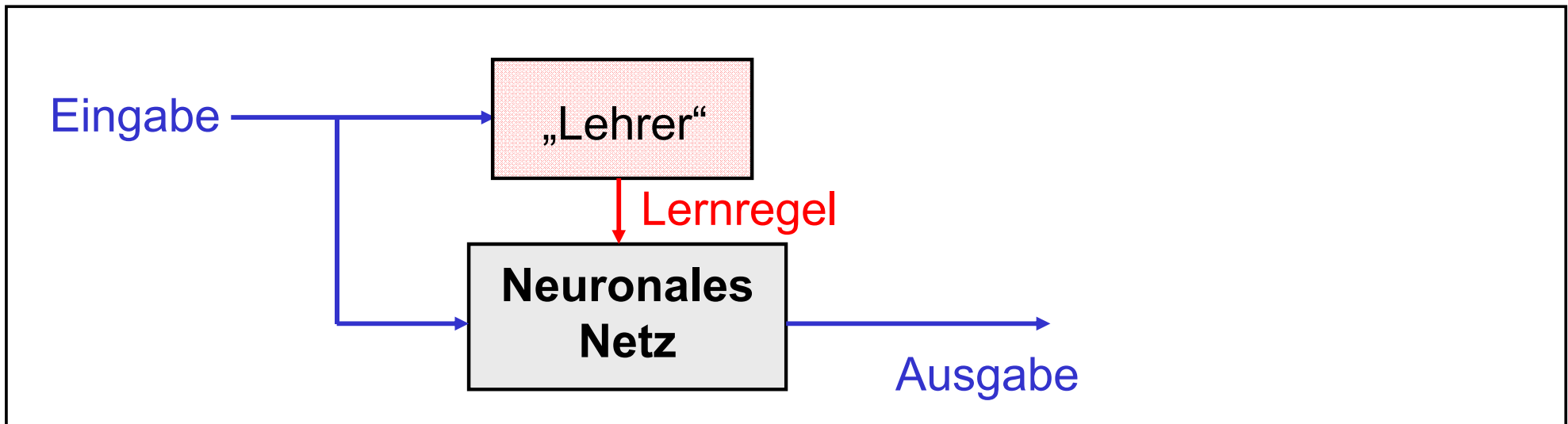
- Bekannt bzw. vorgegeben: Eingangsdaten und gewünschte Ausgangsdaten → Fehler des Netzes bestimmbar und korrigierbar
- Unterteilung der Daten in Trainingsdaten und Testdaten
- Optimierung des Netzes mit Trainingsdaten
- Test des Netzes auf Generalisierbarkeit mittels Testdaten
- Lernregel ist an den Lernfortschritt anpassbar



5.3 Lernen

Unüberwachtes Lernen (Unsupervised Learning)

- Eingangsdaten bekannt, gewünschte Ausgangsdaten nicht bekannt
Bsp.: Klassifikation, Clustern von Merkmalsvektoren
- Ziel des Trainings: Erkennung von vorhandenen Mustern in den Eingangsdaten
- I.A. nur feste Lernregeln
- Überwachung des Lernfortschritts schwerer möglich



5.4 Neuronale Netze – Bewertung

Vorteile:

- + Gute Abbildbarkeit komplexer Zusammenhänge durch den adaptiven Aufbau und hohe Vernetzung der Neuronen
- + Datenbasiertes Lernen: Gute Reaktion auf veränderte Eingabedaten, gute Erkennung ähnlicher Muster
- + Anwendbar bei schwer spezifizierbaren Aufgaben
- + Geringe Störempfindlichkeit gegenüber verrauschten, unvollständigen oder widersprüchlichen Inputs
- + Fehlertoleranz gegenüber Ausfall einzelner Neuronen
- + Berücksichtigung von A-priori-Wissen durch Trainingsdaten und durch Vorgabe der Struktur

5.4 Neuronale Netze – Bewertung

Nachteile:

- Undurchschaubarkeit (**Black Box Charakter**): Durch Lernen erzielter Zusammenhang zwischen Ein- und Ausgangsdaten kaum nachvollziehbar
- **Viele Lerndaten** erforderlich
- **Anforderungen an Trainingsdaten**: Repräsentativ und redundanzfrei
- **Lange Trainingszeiten**
- **Lernerfolg** (globales Optimum) **nicht garantierbar**
- **Overfitting möglich**: Überanpassung an einen nicht aussagekräftigen Trainingsdatensatz („auswendig lernen“), nicht generalisierbares Systemverhalten

- DeWilde, Philippe: *Neural network models: an analysis*. Springer, 1996.
- Rigoll, Gerhard: *Neuronale Netze: eine Einführung für Ingenieure, Informatiker und Naturwissenschaftler*. expert-Verlag, 1994.
- Heinsohn, Jochen; Socher-Ambrosius, Rolf: *Wissensverarbeitung: eine Einführung*. Spektrum Akademischer Verlag, 1999.