



# Neuronale Netze II

## rezeptive Felder



Auf der linken Seite ist eine Kamera mit 4 Eingabefeldern. Rechts sind die Ausgabefelder. Zwischen ganzen, vertikalen, diagonalen, horizontalen Mustern soll unterschieden werden.

"Kamera", die einfache Muster erkennen soll



ganz

vertikal

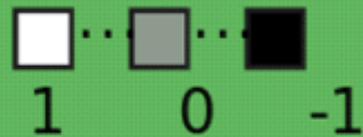
diagonal

horizontal



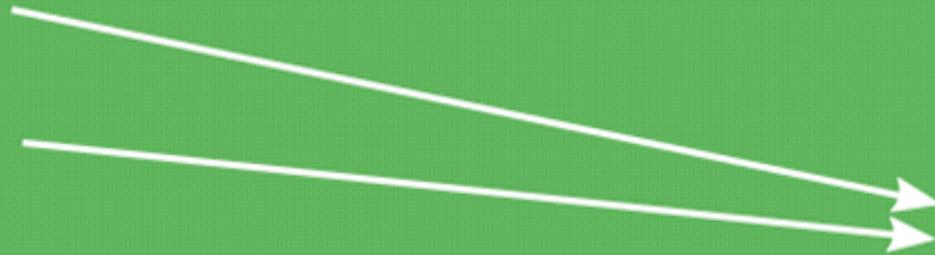
Die Eingabefelder können kontinuierliche Werte im Bereich  $[-1, 1]$  annehmen.

## Helligkeit der Felder



# Beispiel für die Erkennung eines horizontalen Musters

Gleiche Kategorie

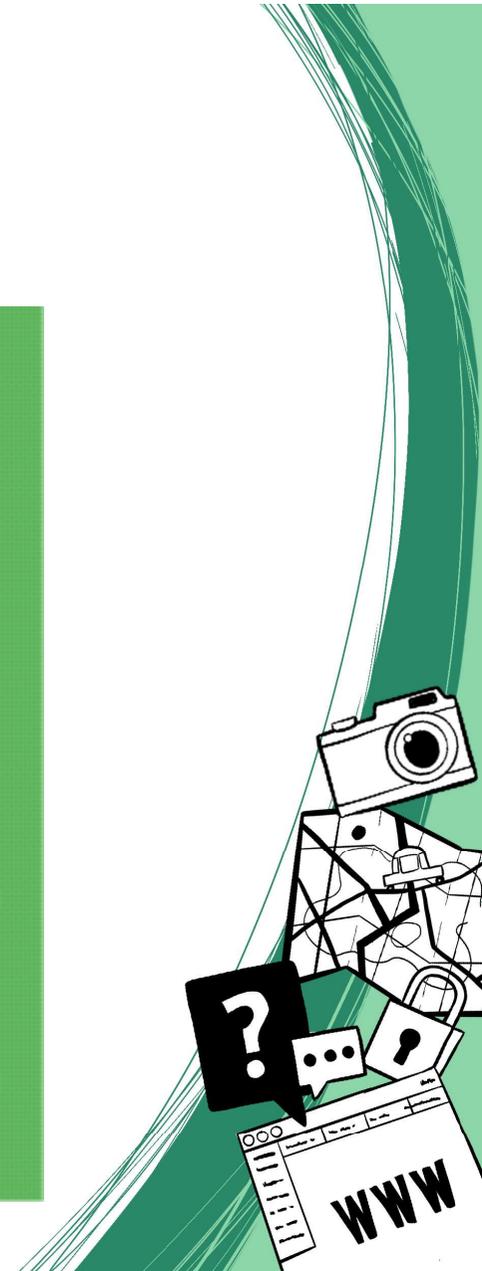


ganz

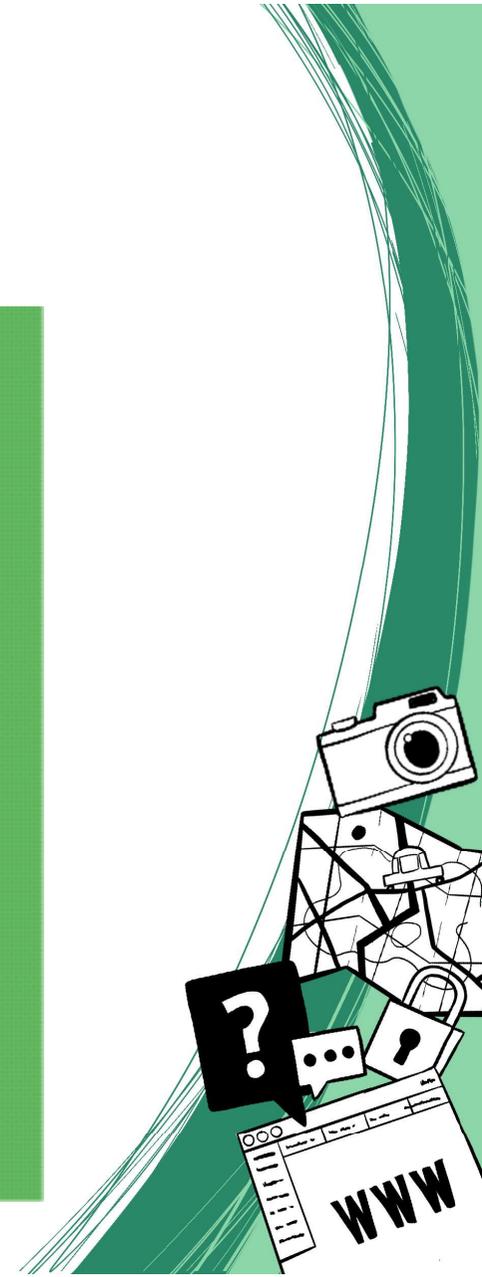
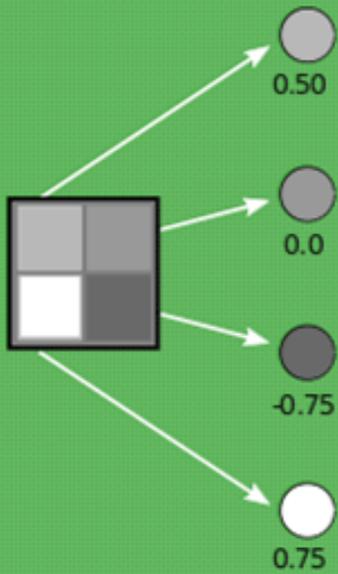
vertikal

diagonal

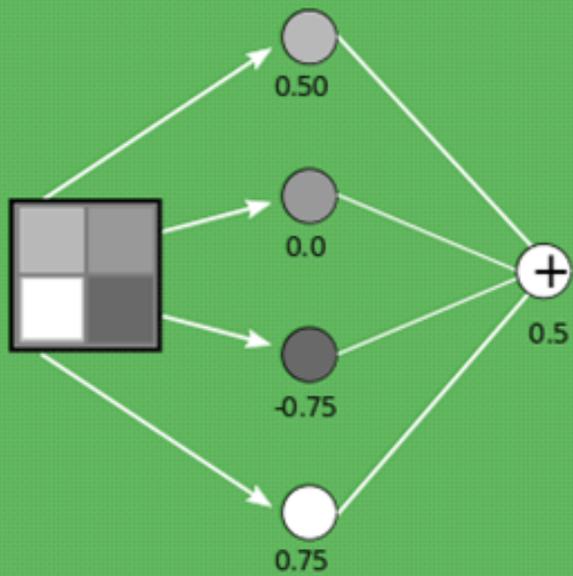
horizontal



# Eingabe-Vektor



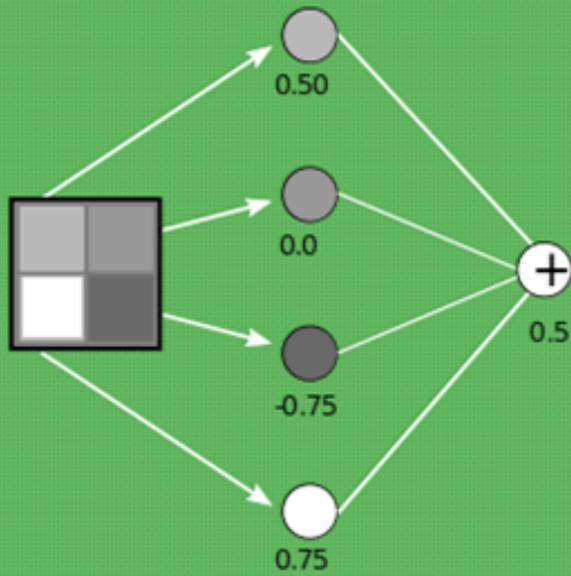
# Summe



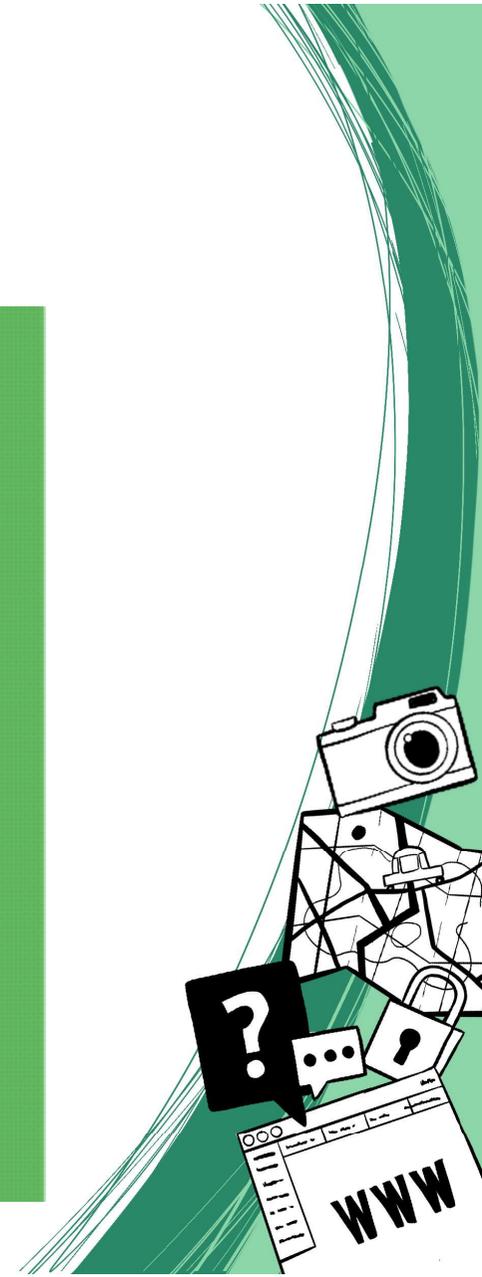
0.5  
0.0  
-0.75  
0.75



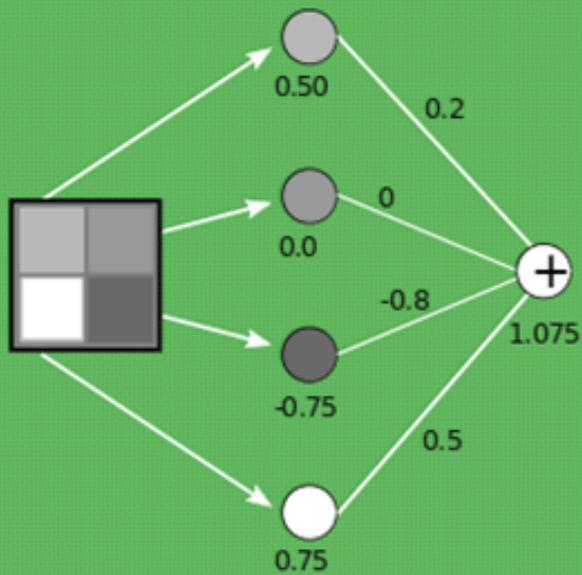
# Summe



$$\begin{array}{r} 0.5 \\ 0.0 \\ -0.75 \\ 0.75 \\ \hline 0.5 \end{array}$$



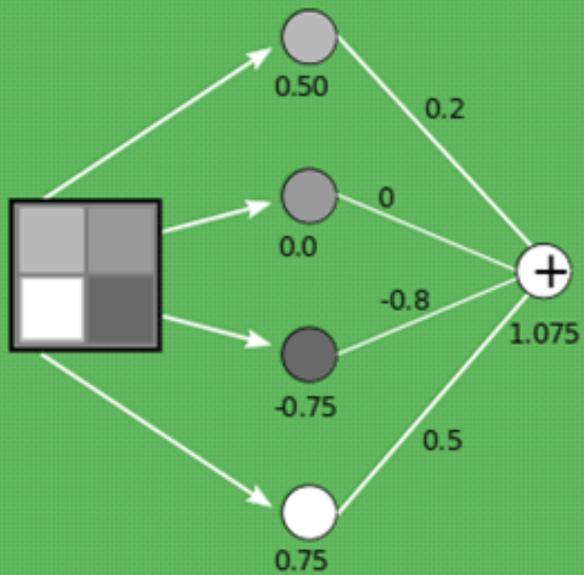
## Gewichtete Verbindungen



$$\begin{aligned} 0.5 * 0.2 &= 0.1 \\ 0.0 * 0.0 &= 0.0 \\ -0.75 * -0.8 &= 0.6 \\ 0.75 * 0.5 &= 0.375 \end{aligned}$$



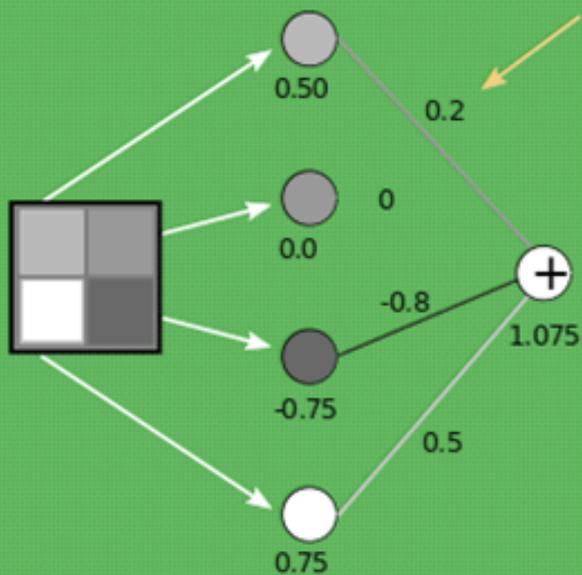
# Summe



$$\begin{array}{r} 0.5 * 0.2 = 0.1 \\ 0.0 * 0.0 = 0.0 \\ -0.75 * -0.8 = 0.6 \\ 0.75 * 0.5 = 0.375 \\ \hline 1.075 \end{array}$$



## Gewichtungen optisch dargestellt

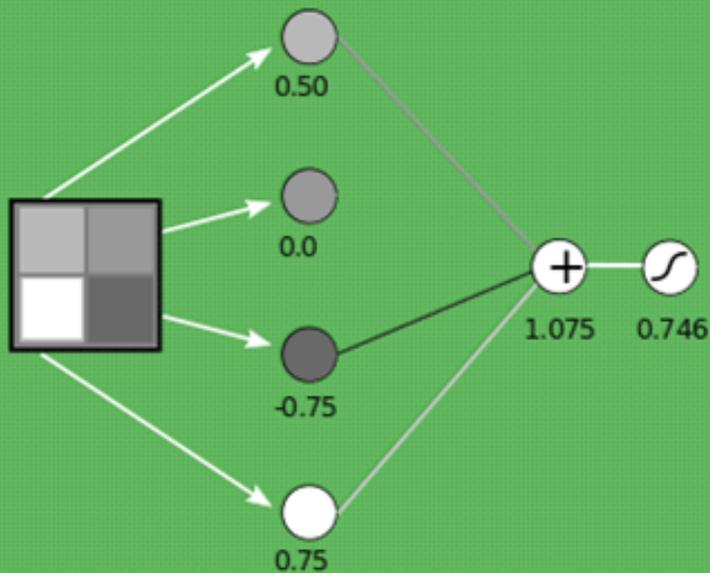


$$\begin{array}{r} 0.5 * 0.2 = 0.1 \\ 0.0 * 0.0 = 0.0 \\ -0.75 * -0.8 = 0.6 \\ 0.75 * 0.5 = 0.375 \\ \hline 1.075 \end{array}$$

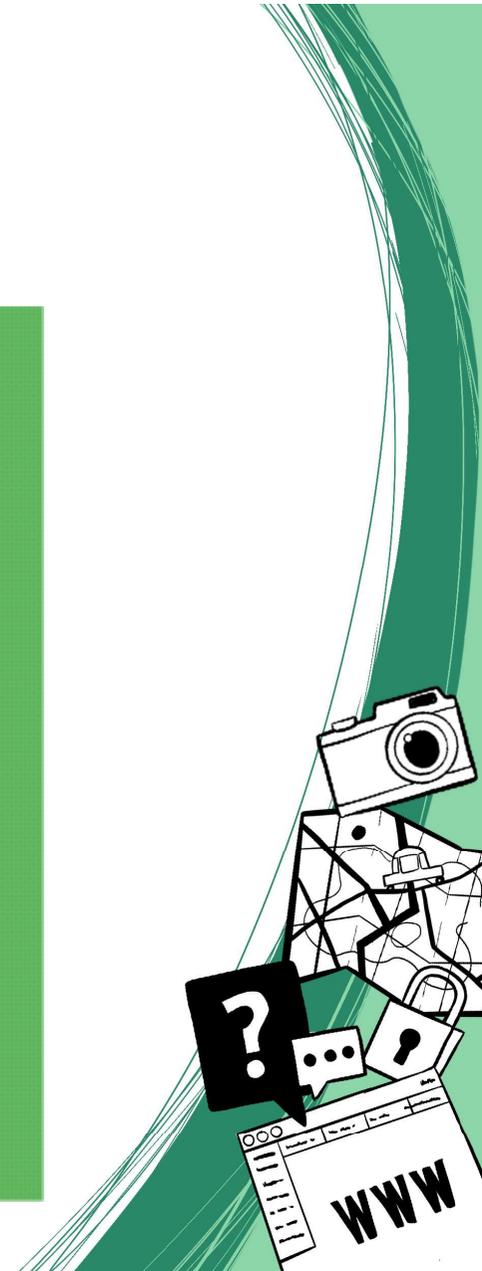
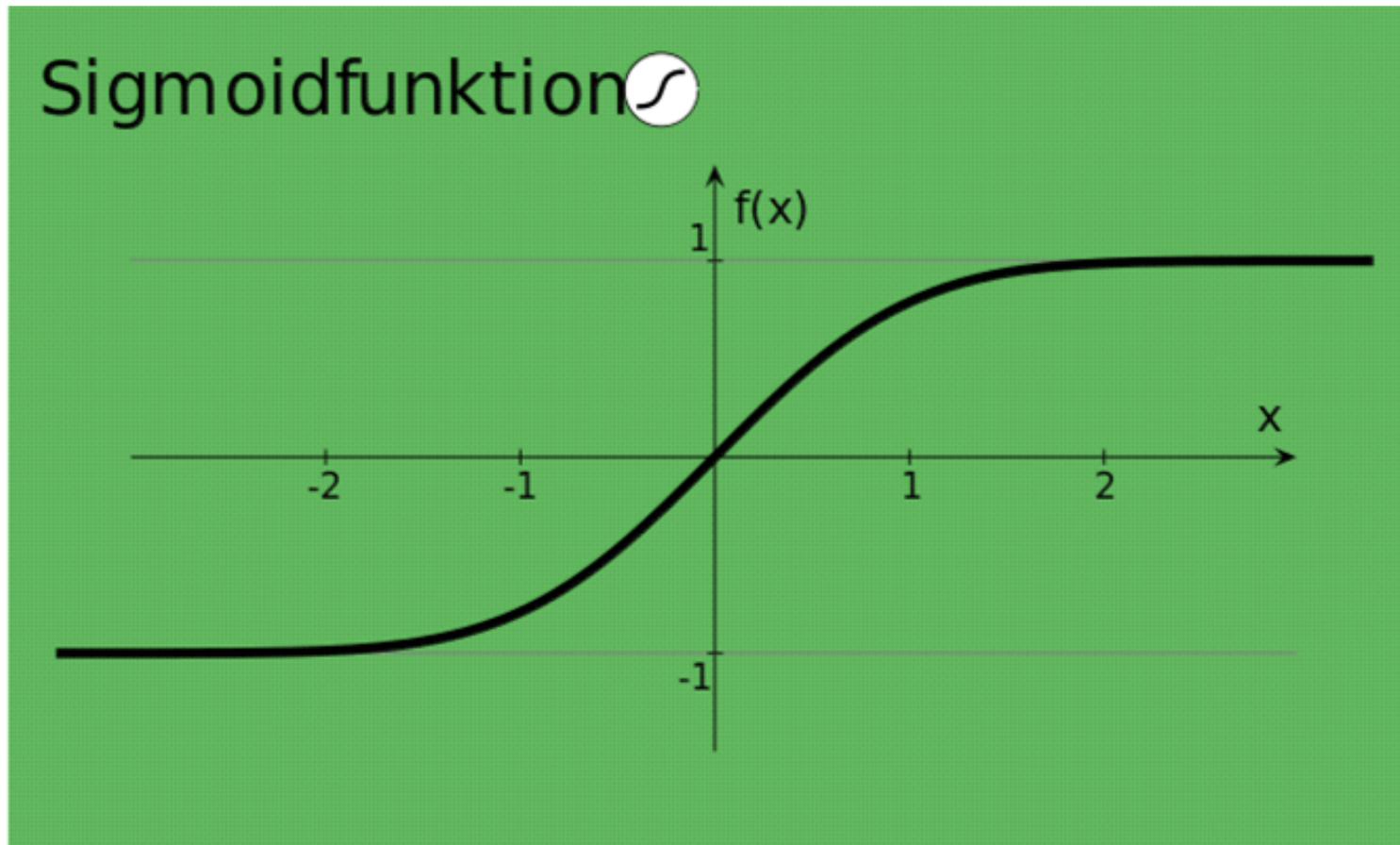


Der Ergebniswert soll immer im Intervall  $]1,1[$  bleiben. Dafür sorgt das zusätzliche Element ganz rechts (  ). Es kommt als Beschränkungs- und zugleich als Aktivierungsfunktion zu Einsatz.

Werte sollen immer in  $] -1,1[$  bleiben

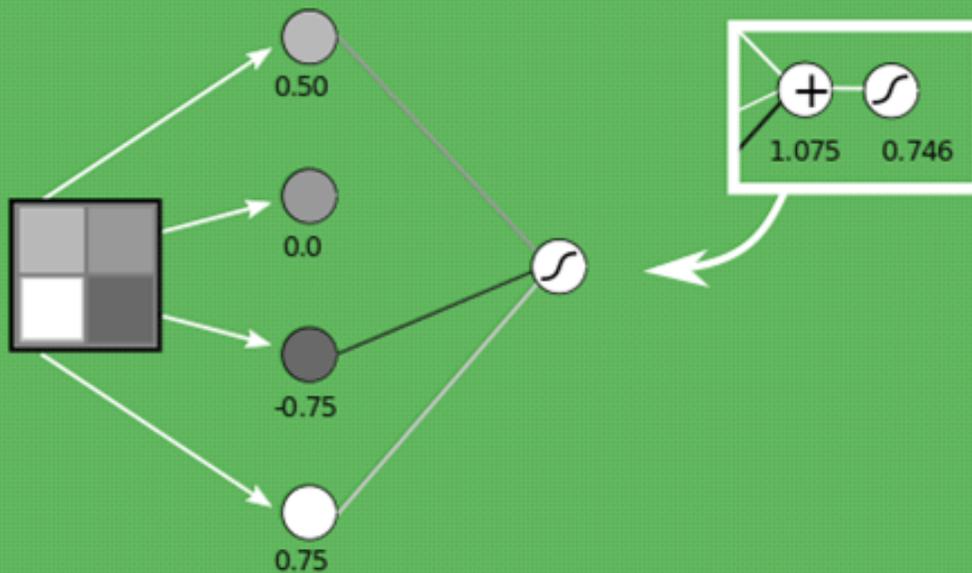


Erweiterter Inhalt zur Beschränkungsfunktion  
Als Beschränkungsfunktion kann zum Beispiel die Sigmoidfunktion eingesetzt werden.

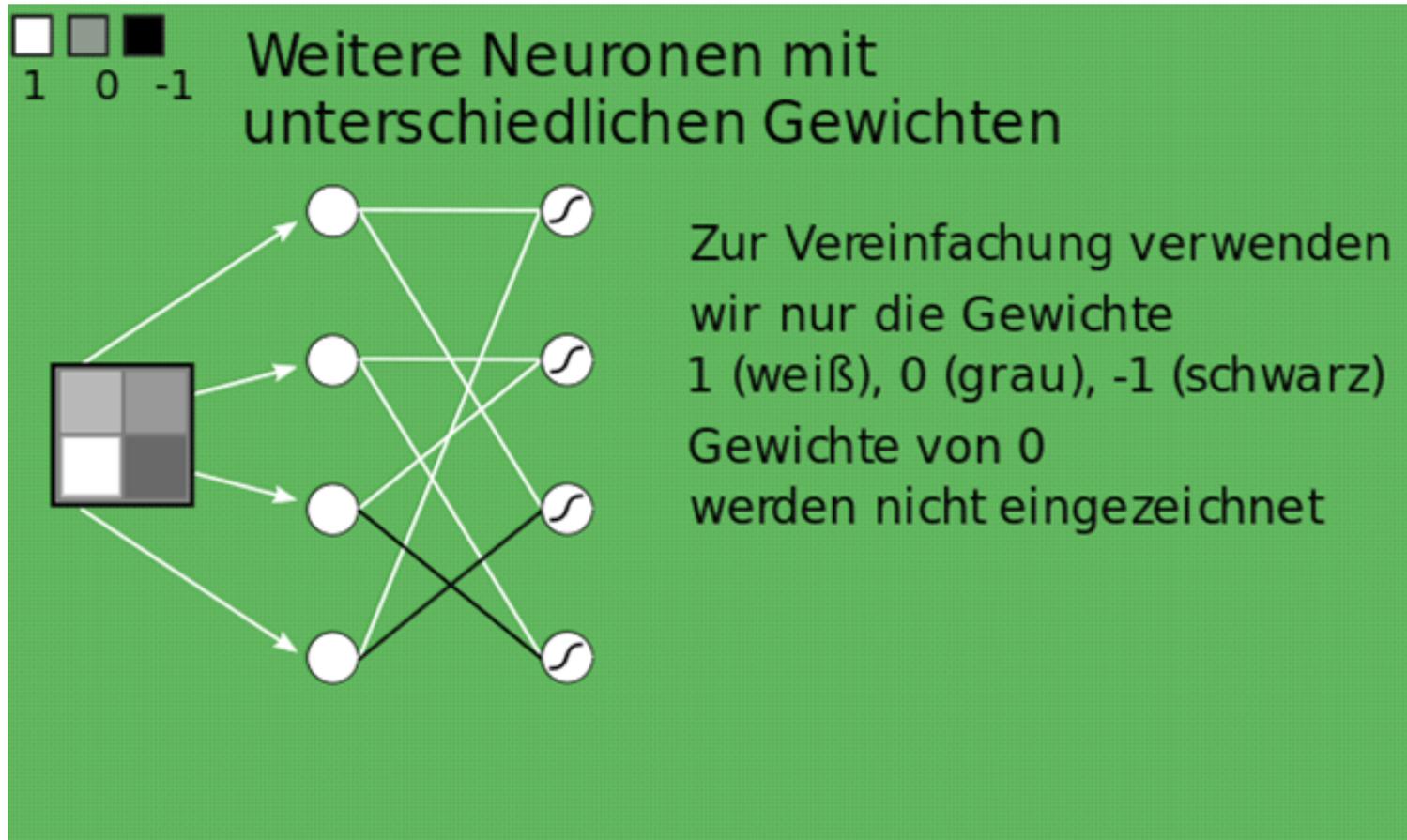


Zur Vereinfachung fassen wir beides zusammen

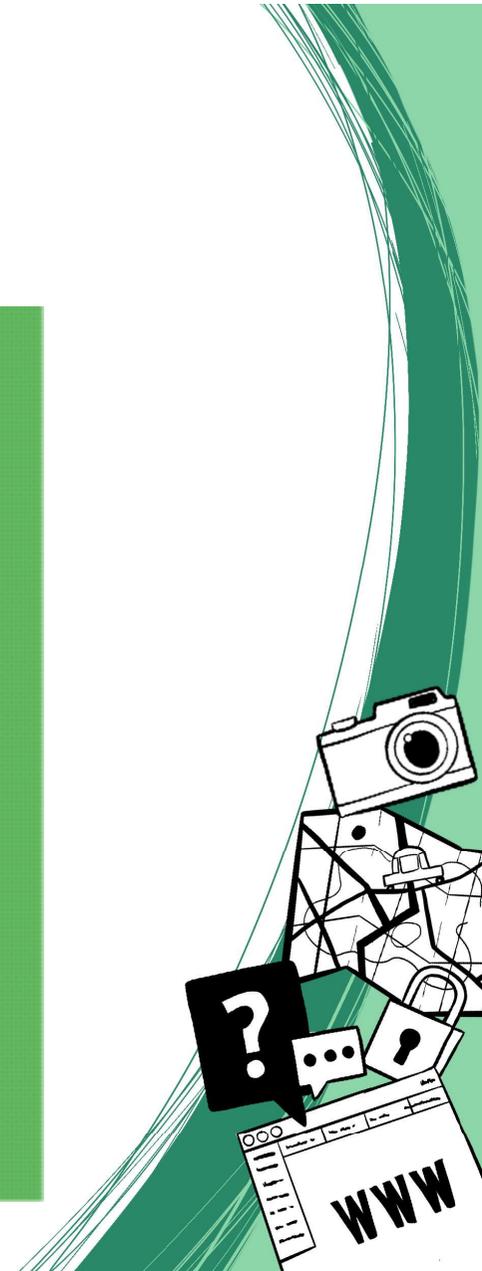
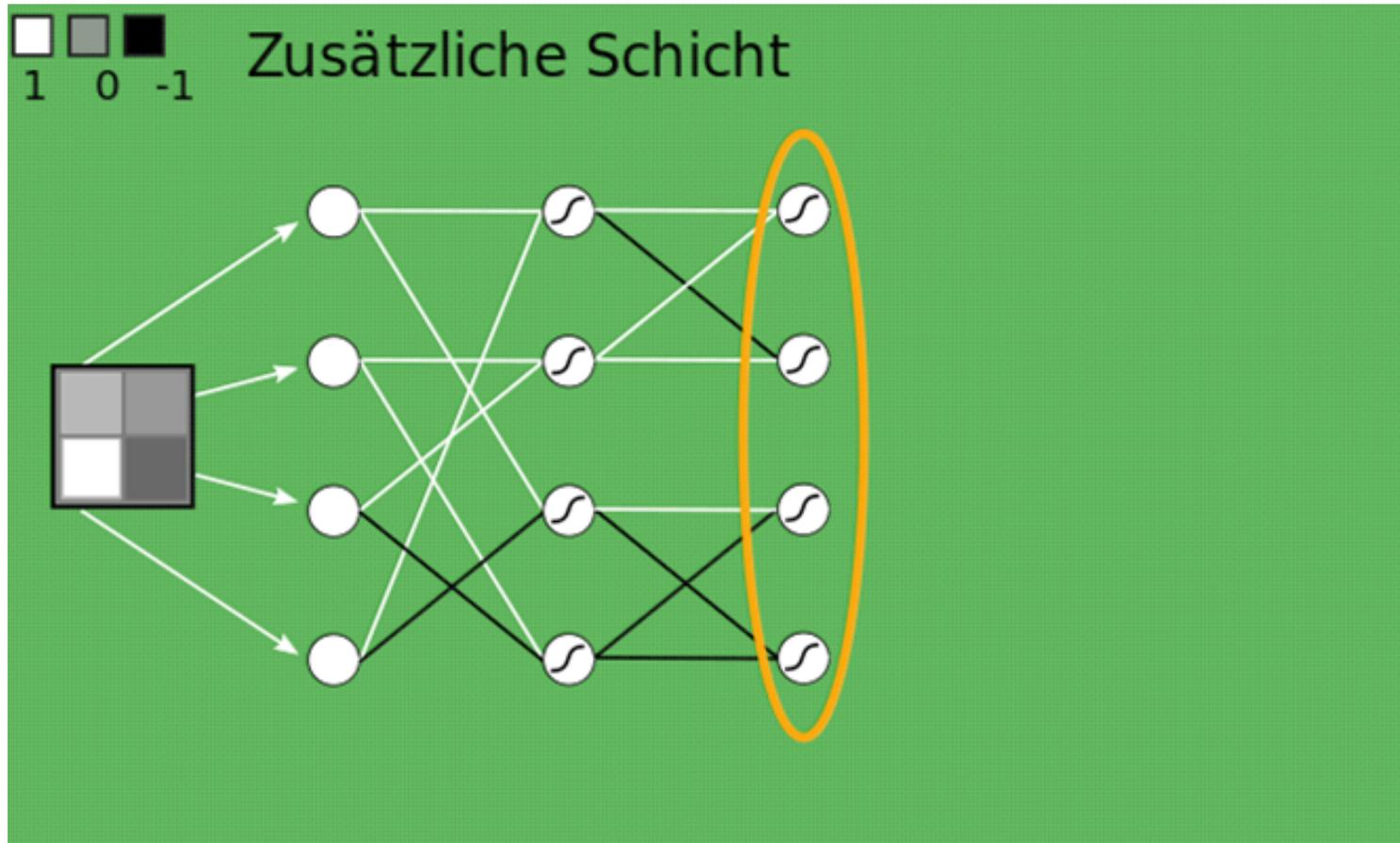
## Summe und Beschränkungsfunktion zusammengefasst



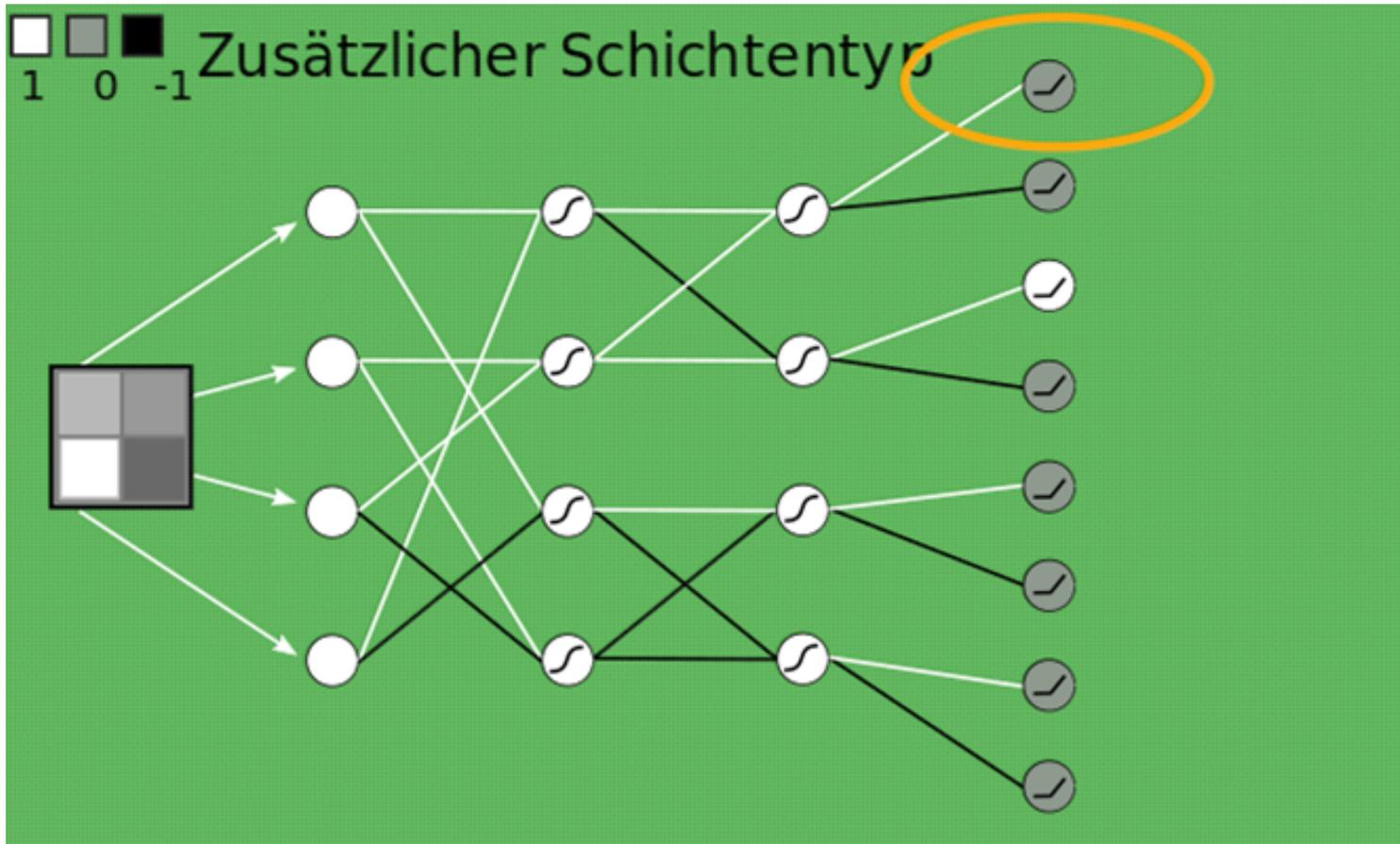
Wir ergänzen weitere Elemente in dieser Schicht.



Wir fügen nun eine weitere Schicht ein.

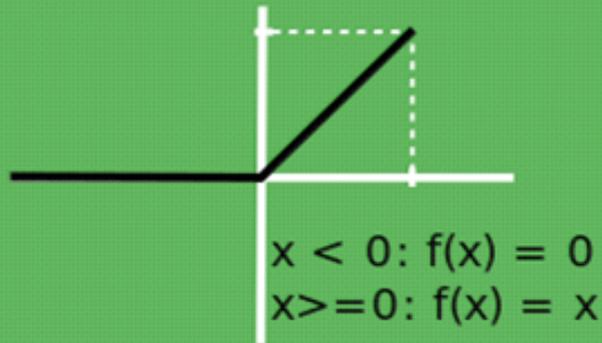


Zuletzt noch eine weitere Schicht mit einem anderen Typ. Zum Unterschied zur vorigen Aktivierungsfunktion lässt diese Funktion keine negativen Werte durch und setzt diese auf 0.

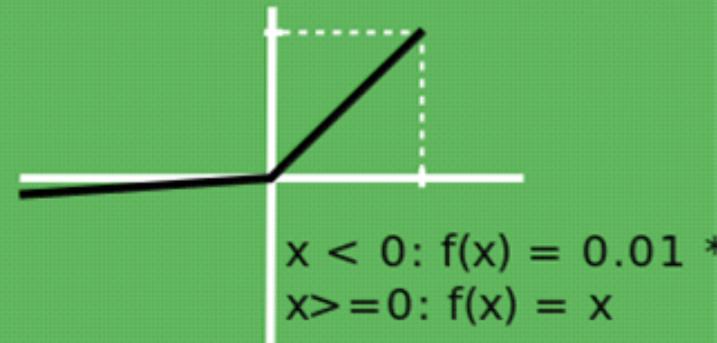


Erweiterter Inhalt zur zusätzlichen Aktivierungsfunktion  
Hier kann die ReLU-Funktion eingesetzt oder alternativ Leaky ReLU. Leaky ReLU hat gewisse Vorteile beim Training des Netzwerks

ReLU - Rectified Linear Unit

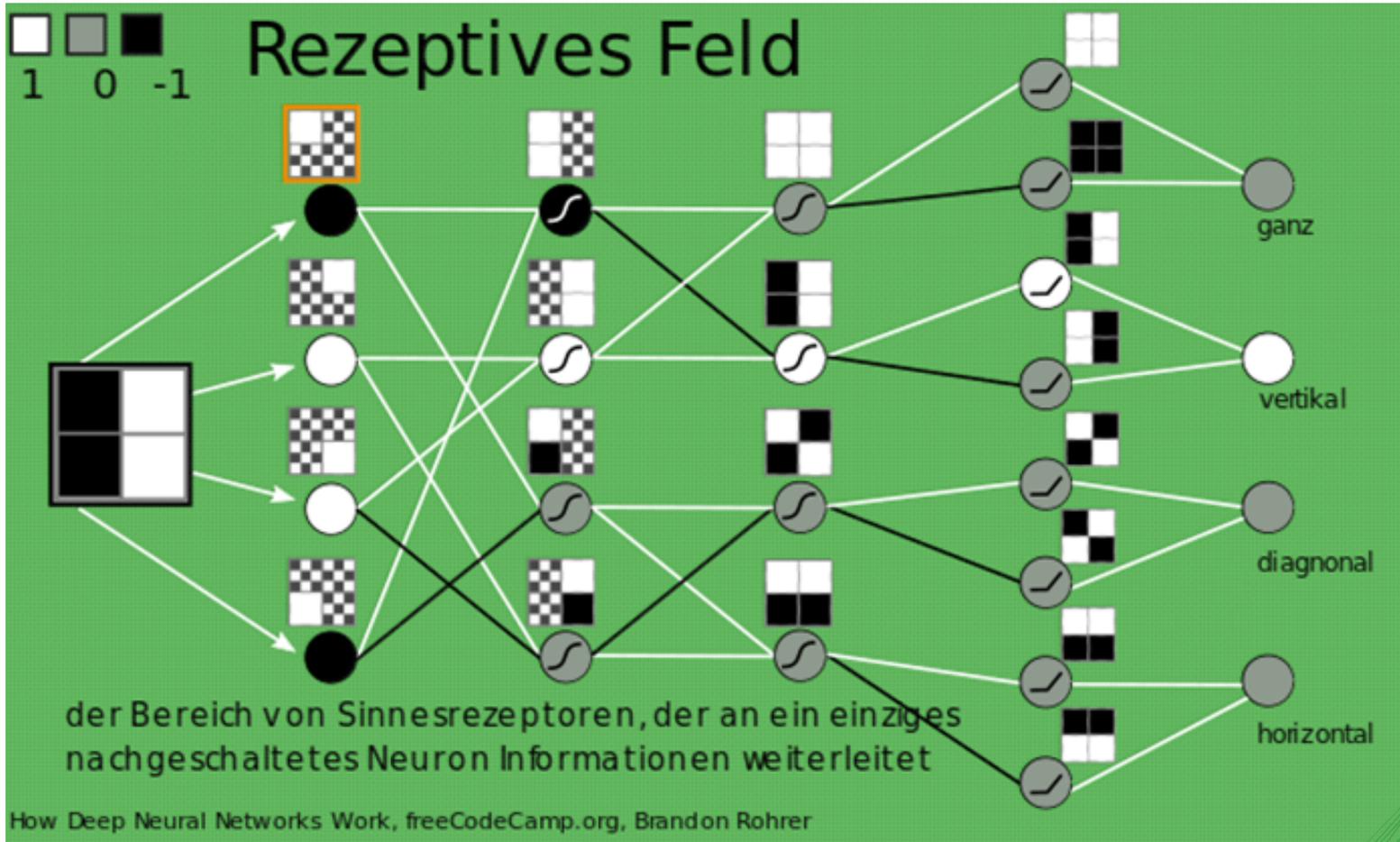


Leaky ReLU

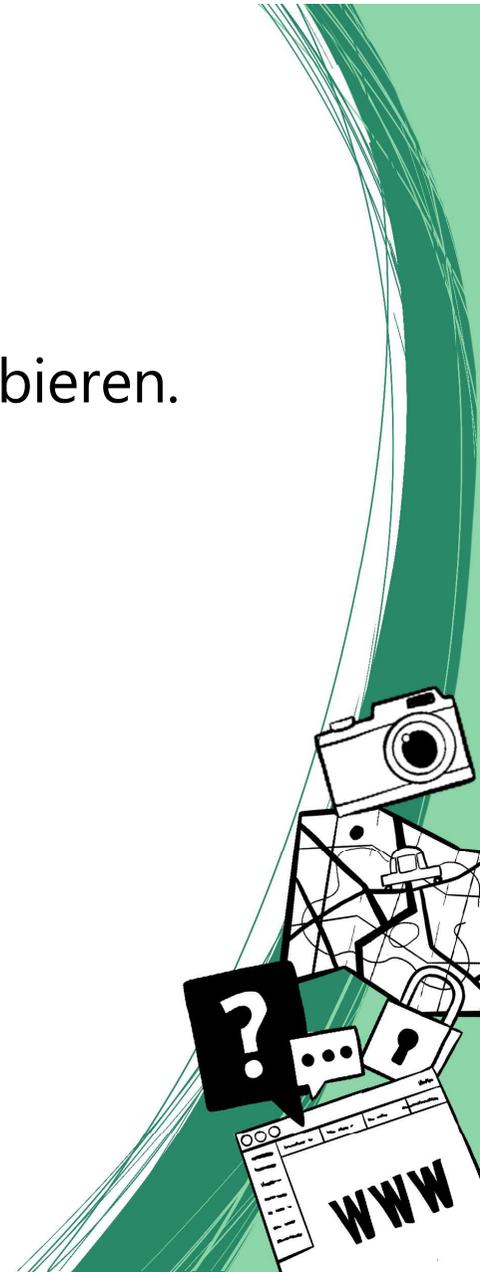


Positive Zahlen werden durchgelassen  
Negative werden auf 0 gesetzt





- All das beschriebene kannst du im Simulator ausprobieren.
- Den Simulator gibt es einmal in der automatischen und einmal in der manuellen Version. [Simulator](#)





# Quelle

How Deep Neural Networks Work - Full Course for Beginners

[https://www.youtube.com/watch?](https://www.youtube.com/watch?v=dPWYUELwIdM&t=1264s&ab_channel=freeCodeCamp.org)

[v=dPWYUELwIdM&t=1264s&ab\\_channel=freeCodeCamp.org](https://www.youtube.com/watch?v=dPWYUELwIdM&t=1264s&ab_channel=freeCodeCamp.org)

