Neuronentyp	Netzeingabefunktion	Aktivierungsfunktion	Ausgabefunktion	Bemerkung
Schwellenwertelement	$f_{\text{net}}(\vec{x},\vec{w}) = \sum_i w_i \cdot x_i$	$f_{\text{act}}(\text{net},\theta) = \begin{cases} 1 & \text{falls} \quad \text{net} \geq \theta, \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$	$f_{\text{out}}(\text{act}) = \text{act}$	
versteckte Neuronen im MLP	$f_{\text{net}}(\vec{x},\vec{w}) = \sum_i w_i \cdot x_i$	sigmoide Funktionen z.B. Sprungfunktion: $f_{\text{act}}(\text{net},\theta) = \begin{cases} 1, & \text{falls} \quad \text{net} \geq \theta, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$ semi-linare Funktion: $f_{\text{act}}(\text{net},\theta) = \begin{cases} 1, & \text{falls} \quad \text{net} \geq \theta + \frac{1}{2}, \\ 0, & \text{falls} \quad \text{net} \geq \theta - \frac{1}{2}, \\ (\text{net} - \theta + \frac{1}{2}, & \text{sonst} \end{cases}$ Sinus bis Sättigung: $f_{\text{act}}(\text{net},\theta) = \begin{cases} 1, & \text{falls} \quad \text{net} \geq \theta + \frac{\pi}{2}, \\ 0, & \text{falls} \quad \text{net} \geq \theta - \frac{\pi}{2}, \\ \frac{\sin(\text{net}-\theta)+1}{2}, & \text{sonst} \end{cases}$ logistische Funktion (gewöhnlich verwendet): $f_{\text{act}}(\text{net},\theta) = \frac{1}{1+e^{-(\text{net}-\theta)}}$ tangens hyperbolicus: $f_{\text{act}}(\text{net},\theta) = \tanh(\text{net} - \theta)$	$f_{\text{out}}(\text{act}) = \text{act}$	logistische Aktivierungsfunktion erlaubt Training mittels Backpropagation
Ausgabeneuron im MLP	$f_{\text{net}}(\vec{x},\vec{w}) = \sum_i w_i \cdot x_i$	sigmoide Funktion oder linear, d.h. $f_{\text{act}}(\text{net},\theta) = a \cdot \text{net} - \theta.$	$f_{\text{out}}(\text{act}) = \text{act}$	
versteckte Neuronen in RBF-Netzen	Distanzfunktion, z.B. $f_{\text{net}}(\vec{x},\vec{w}) = \left(\sum_i (x_i - w_i)^k\right)^{\frac{1}{k}};$ $k \in \mathbb{N}$	radiale Funktionen z.B. Rechteckfunktion: $f_{\text{act}}(\text{net},\sigma) = \begin{cases} 1, & \text{falls} \quad \text{net} \leq \sigma, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$ Dreieckfunktion: $f_{\text{act}}(\text{net},\sigma) = \begin{cases} 1 - \frac{\text{net}}{\sigma}, & \text{falls} \quad \text{net} \leq \sigma, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$ Kosinus bis Null: $f_{\text{act}}(\text{net},\sigma) = \begin{cases} \frac{\cos(\frac{\pi}{2\sigma}\text{net})+1}{2}, & \text{falls} \quad \text{net} \leq 2\sigma, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$ Gaußsche Funktion: $f_{\text{act}}(\text{net},\sigma) = e^{-\frac{\text{net}^2}{2\sigma^2}}$	$f_{\text{out}}(\text{act}) = \text{act}$	

Neuronentyp	Netzeingabefunktion	Aktivierungsfunktion	Ausgabefunktion	Bemerkung
Ausgabeneuronen in RBF-Netzen	$f_{\text{net}}(\vec{x}, \vec{w}) = \sum_i w_i \cdot x_i$	$f_{\text{act}}(net, \theta) = net - \theta$	$f_{\text{out}}(\text{act}) = \text{act}$	
Neuronen in SOMs (Ausgabeschicht)	Abstandsfkt. (wie verst. Neuronen in RBF-Netzen	monoton Fallende Fkt. (wie verst. Neuronen in RBF-Netzen)	$f_{\text{out}}(\text{act}) = \text{act}$	Verwendung von "winner takes it all"-Diskretisierung bei Berechnung von Aktualisierungen; Nachbarschaftsbeziehung über Ausgabeneuronen definiert und Aktualisierungen berücksichtigt
Neuronen in Hopfield Netzen	$f_{\text{net}}(\vec{x}, \vec{w}) = \sum_i w_i \cdot x_i$	$f_{\text{act}}(\text{net}, \theta) = \begin{cases} 1, & \text{falls} \quad \text{net} \geq \theta, \\ -1, & \text{sonst} \end{cases}$	$f_{\text{out}}(\text{act}) = \text{act}$	