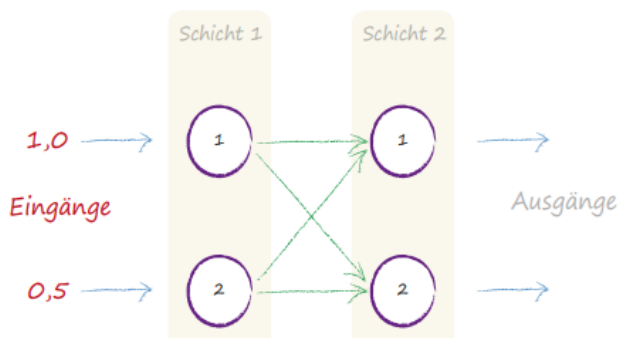
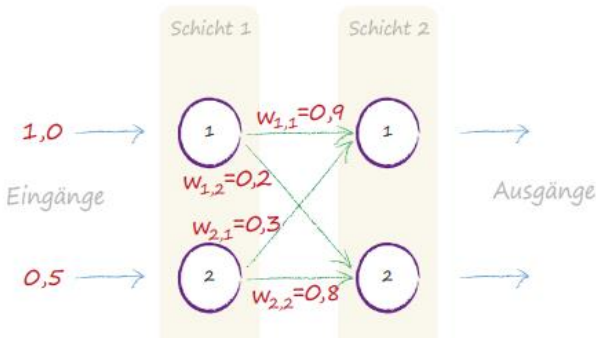
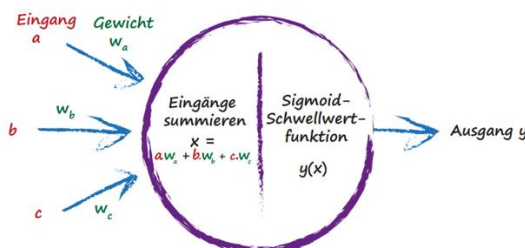
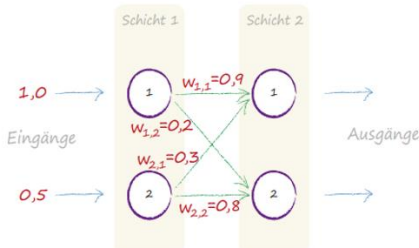



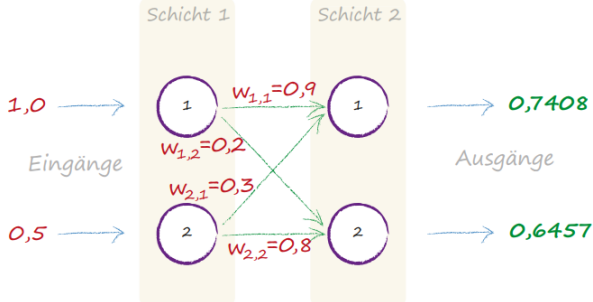
Vertiefung zu neuronalen Netzen - Kern des neuronalen Netzes

Wie lernt das neuronale Netz denn genau? Letztlich werden hierfür die Gewichte und die Anpassung der Gewichte im Rahmen der Vorwärtskalkulation und der Rückwärtskalkulation benutzt.

Vorwärtskalkulation

Arbeitsauftrag: Ergänzen Sie nachfolgende Übersicht mit den wesentlichen Informationen aus dem Erklärvideo.

| | | |
|--|---|--|
| Neuronales Netz mit Eingangswerten |  | |
| Neuronales Netz mit zufälligen Anfangsgewichten |  | |
| Die furchteinflößende Vorwärtsberechnung Knoten 1 | <div><p>Knoten 1</p><p>Aktivierungsfunktion</p>$y = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$</div> <div><p>$x = (\text{Ausgabe vom ersten Knoten} \times \text{Verknüpfungsgewicht}) + (\text{Ausgabe vom zweiten Knoten} \times \text{Verknüpfungsgewicht})$ $x = (1,0 \times 0,9) + (0,5 \times 0,3)$ $x = 0,9 + 0,15$ $x = 1,05$</p><p>$y = 1 / (1 + 0,3499)$ $y = 1 / 1,3499$ $y = 0,7408$</p></div> | |

| | |
|---|--|
| <p style="writing-mode: vertical-rl; transform: rotate(180deg);">Die furchteinflößende Vorwärtsberechnung</p> <p style="text-align: center;">Knoten 2</p> |  <p>Knoten 2</p> <p>Aktivierungsfunktion</p> $y = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$ <p> $x = (\text{Ausgabe vom ersten Knoten} \times \text{Verknüpfungsgewicht}) + (\text{Ausgabe vom zweiten Knoten} \times \text{Verknüpfungsgewicht})$ $x = (1,0 \times 0,2) + (0,5 \times 0,8)$ $x = 0,2 + 0,4$ $x = 0,6$ </p> <p> $y = 1 / (1 + 0,5488)$ $y = 1 / 1,5488$ $y = 0,6457$ </p> |
| <p style="writing-mode: vertical-rl; transform: rotate(180deg);">Das neuronale Netz mit den berechneten</p> |  |



Arbeitsauftrag: Codenotizen Vorwärtskalkulation

Bitte machen Sie sich bei nachfolgenden Codeausschnitt zur Vorwärtskalkulation innerhalb eines neuronalen Netzes passende Notizen.

```
def query(self, inputs_list):
    # convert inputs list to 2d array
    inputs = numpy.array(inputs_list, ndmin=2).T

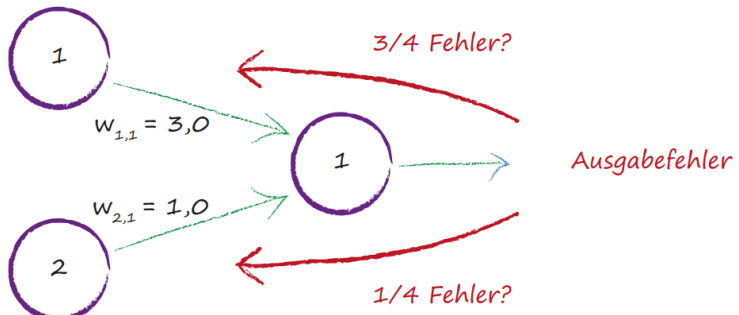
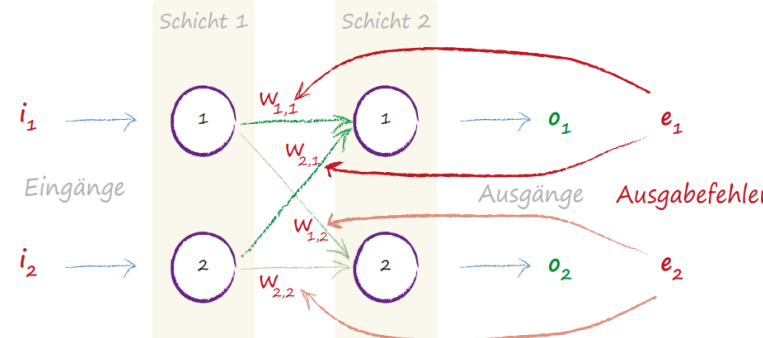
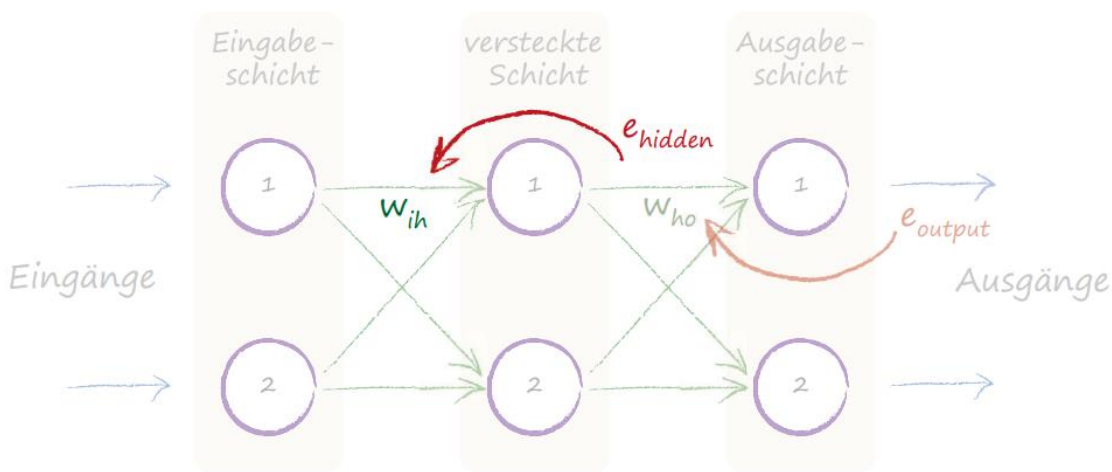
    # calculate signals into hidden layer
    hidden_inputs = numpy.dot(self.wih, inputs)
    # calculate the signals emerging from hidden layer
    hidden_outputs = self.activation_function(hidden_inputs)

    # calculate signals into final output layer
    final_inputs = numpy.dot(self.who, hidden_outputs)
    # calculate the signals emerging from final output layer
    final_outputs = self.activation_function(final_inputs)

    return final_outputs
```

Rückwärtskalkulation

Arbeitsauftrag: Ergänzen Sie nachfolgende Übersicht mit den wesentlichen Informationen aus dem Erklärvideo.

| | | |
|--|--|--|
| Aufteilung je Verknüpfungsgewicht |  | |
| Fehler von mehreren Ausgabeknoten zurückführen |  | |
| Aufteilung des Fehlers über mehrere Schichten |  | |

**Arbeitsauftrag: Codenotizen Rückwärtskalkulation**

Bitte machen Sie sich bei nachfolgenden Codeausschnitt zur Rückwärtskalkulation innerhalb eines neuronalen Netzes passende Notizen.



```
# train the neural network
def train(self, inputs_list, targets_list):
    # convert inputs list to 2d array
    inputs = numpy.array(inputs_list, ndmin=2).T
    targets = numpy.array(targets_list, ndmin=2).T

    # calculate signals into hidden layer
    hidden_inputs = numpy.dot(self.wih, inputs)
    # calculate the signals emerging from hidden layer
    hidden_outputs = self.activation_function(hidden_inputs)

    # calculate signals into final output layer
    final_inputs = numpy.dot(self.who, hidden_outputs)
    # calculate the signals emerging from final output layer
    final_outputs = self.activation_function(final_inputs)

    # output layer error is the (target - actual)
    output_errors = targets - final_outputs

    # hidden layer error is the output_errors, split by weights, recombined at hidden nodes
    hidden_errors = numpy.dot(self.who.T, output_errors)

    # update the weights for the links between the hidden and output layers
    self.who += self.lr * numpy.dot((output_errors * final_outputs * (1.0 - final_outputs)), numpy.transpose(hidden_outputs))

    # update the weights for the links between the input and hidden layers
    self.wih += self.lr * numpy.dot((hidden_errors * hidden_outputs * (1.0 - hidden_outputs)), numpy.transpose(inputs))

    pass
```



Arbeitsauftrag: Notieren Sie sich Ihre Antworten zu der Formsbefragung und korrigieren Sie diese, falls Ihre Antworten fehlerhaft waren, anschließend.

1

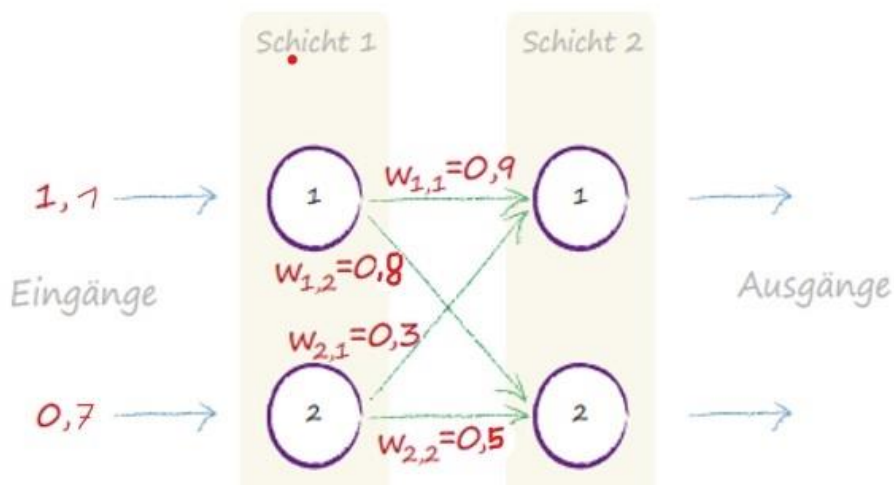


Markieren Sie alle korrekten Aussagen (1 Punkt)

- ☐ Ein neuronales Netz besteht immer aus mindestens drei Schichten.
- ☐ Das menschliche Gehirn ist den künstlichen neuronalen Netzen nachempfunden.
- ☐ Jeder Knoten eines neuronalen Netzes ist mit jedem anderen Knoten in jeder Schicht verbunden.
- ☐ Die Stärke der Verbindung von Knoten wird mit W_{ij} ausgedrückt.
- ☐ Alles Quatsch!

2

Berechnen Sie die Summe der Signaleingänge bei dem Knoten 2 der Schicht 2 (ohne Aktivierungsfunktion): (1 Punkt)



4

Ordnen Sie den Inhalt der query-Funktion in die richtige Reihenfolge. (1 Punkt)

```
final_inputs = numpy.dot(self.who, hidden_outputs)
```

```
final_outputs = self.activation_function(final_inputs)
```

```
hidden_inputs = numpy.dot(self.wih, inputs)
```

```
hidden_outputs = self.activation_function(hidden_inputs)
```

```
inputs = numpy.array(inputs_list, ndmin=2).T
```

```
return final_outputs
```

5

Welche Beschreibung trifft auf die Rückwärtskalkulation zu? (1 Punkt)

- ☐ Der Fehler wird anteilig am Gewicht der Verbindung zurückgeführt.
- ☐ Die Rückwärtskalkulation dient dazu, dass die Gewichte im Netz angepasst werden.
- ☐ Die Rückwärtskalkulation dient der Verschlüsselung der durch das Netz geschleusten Daten
- ☐ Der Fehler wird bei drei Verbindungen zu je einem Drittel zurückgeführt.
- ☐ Die Lernrate ("learningrate") gibt an, wie stark/in welchem Ausmaß Gewichte grundsätzlich ermittelte Fehlerkorrektur übernehmen.

6

Beschreiben Sie in Ihren Worten den Sinn, den folgende Codezeile in der Funktion `train` hat:

$$\text{output_errors} = \text{targets} - \text{final_outputs}$$
