

Versuch F09

Neuromorphic Computing

Xeno Boecker, Jan Jakob

Inhaltsverzeichnis

| | |
|--|-----------|
| 1 Untersuchung eines einzelnen Neurons | 1 |
| 1.1 Aufgabe 1 | 1 |
| 1.2 Aufgabe 2 | 1 |
| 1.3 Aufgabe 3 | 1 |
| 1.4 Aufgabe 4 | 2 |
| 2 Kalibrierung der Neuron-Parameter | 4 |
| 2.1 Aufgabe 1 | 4 |
| 2.2 Aufgabe 2 | 4 |
| 2.3 Aufgabe 3 | 4 |
| 2.4 Aufgabe 4 | 5 |
| 2.5 Aufgabe 5 | 5 |
| 3 Einzelnes Neuron mit synaptischem Input | 6 |
| 3.1 Aufgabe 1 | 6 |
| 3.2 Aufgabe 2 | 7 |
| 3.3 Aufgabe 3 | 7 |
| 3.4 Aufgabe 4 | 7 |
| 4 Kurzzeit-Plastizität | 8 |
| 4.1 Aufgabe 1 | 8 |
| 4.2 Aufgabe 2 | 12 |
| 4.3 Aufgabe 3 | 12 |
| 5 Feed-Forward Netzwerke | 16 |
| 5.1 Aufgabe 1 | 16 |
| 5.2 Aufgabe 2 | 17 |
| 5.3 Aufgabe 3 | 17 |
| 6 Rekurrente Netzwerke | 19 |
| 6.1 Aufgabe 1 | 19 |
| 6.2 Aufgabe 2 | 19 |
| 6.3 Aufgabe 3 | 19 |
| 7 Eine einfache Berechnung - XOR | 21 |
| 7.1 Aufgabe 1 | 21 |
| 7.2 Aufgabe 2 | 21 |
| 7.3 Aufgabe 3 | 21 |
| 7.4 Aufgabe 4 | 21 |

1 Untersuchung eines einzelnen Neurons

Im ersten Experiment untersuchen wir das Zündverhalten eines einzelnen Neurons ohne Input / äußere Stimuli. Das Neuron kann in einen kontinuierlichen Feuerzustand versetzt werden, wenn das Leck-Umkehrpotential die Zündschwelle übersteigt.

1.1 Aufgabe 1

Im Folgenden zeichnen wir ein Ersatzschaltbild eines Neurons in der beschriebenen Konfiguration. Dazu nehmen wir das Neuronenschema in Abbildung 5 als Referenz und stellen uns das Neuron als einen Kondensator vor, der an mehrere Spannungsquellen angeschlossen ist. Die verschiedenen Ionenkanäle der Nervenzelle werden zu einem einzigen erregenden und einem einzigen hemmenden Potenzial zusammengefasst, und die Diffusion durch die Membran wird durch das Leckpotential ersetzt.

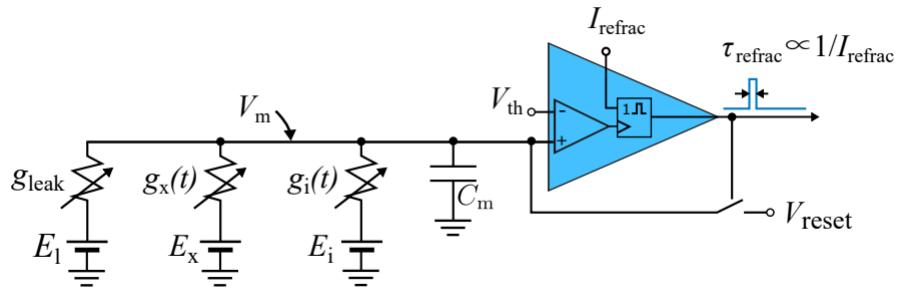


Abbildung 1: Ersatzschaltbild eines Neurons in der beschriebenen Konfiguration

Frage: Welche Parameter des Neurons beeinflussen die Feuerrate?

1. Refraktärzeit τ_{refrac}
2. Membranzeitkonstante $\tau_m = \frac{C_m}{g_l}$
3. Schwellwert- und Resetspannung $V_{\text{th}}, V_{\text{reset}}$

1.2 Aufgabe 2

Bei dieser Aufgabe haben wir nur wie in der Versuchsanleitung beschrieben Vorbereitungen getroffen und die aktuelle Shell für die Verwendung von Spikey eingerichtet.

1.3 Aufgabe 3

Auf dem Spikey-Chip wird ein einzelnes Neuron mit folgenden Parametern konfiguriert:

Tabelle 1: Parameter für ein einzelnes Neuron

| Parameter | Wert |
|---------------------|---------|
| V_{reset} | -80.0mV |
| E_{rev_I} | -75.0mV |
| V_{rest} | -50.0mV |
| V_{thresh} | -55.0mV |
| g_{leak} | 20.0 |

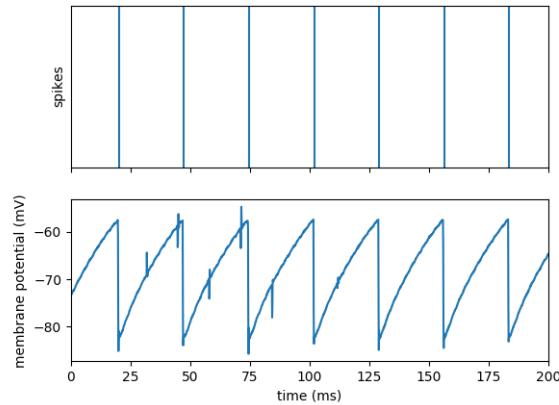
Der Potentialverlauf ist in Abbildung ?? dargestellt. Wir lesen für die Werte V_{reset} und V_{th} folgende Werte ab:

Tabelle 2: Abgelesene Werte aus dem Verlauf des Membranpotentials

| Parameter | Wert |
|--------------|--------------------------|
| V_{reset} | $-83.0 \pm 3.0\text{mV}$ |
| V_{thresh} | $-56.0 \pm 3.0\text{mV}$ |

Die Werte liegen jeweils im 3σ -Bereich.

Abbildung 2: Verlauf des Membranpotentials



1.4 Aufgabe 4

Durch Einsatz des Oszilloskops bestimmen wir die durchschnittliche Feuerrate des Neurons und ihre Standardabweichung mit Hilfe der Mess- und Statistikfunktion. Wir erhalten folgende Ergebnisse:

$$f_{firing} = 355.4 \pm 3.4\text{kHz}$$

Abbildung 3: durchschnittliche Feuerrate durch Einsatz des Oszilloskops



Wir berechnen die mittlere Feuerrate der im Spikes-Array empfangenen Spikes und vergleichen sie mit der Messung des Oszilloskops. Um eine Verteilung der Interspike-Intervalle (ISI) zu erhalten, berechnen wir die paarweise Differenz der empfangenen Spike-Zeiten und speichern sie in einem neuen Array. Den Mittelwert dieser Differenzen und seine Standardabweichung berechnen wir mit den entsprechenden NumPy-Funktionen.

1 Untersuchung eines einzelnen Neurons

Listing 1: Berechnung der mittleren Feuerrate

```
# time differences
timeDifferences = np.diff(spikes)

print("time_differences_mean", np.mean(timeDifferences))
print("time_differences_std_deviat", np.std(timeDifferences))

print("firing_rate_mean", 1e4 / np.mean(timeDifferences))
print("firing_rate_std_deviat", 1e4 / np.std(timeDifferences))
```

Damit erhalten wir in Übereinstimmung mit der obig bestimmten Feuerrate einen Wert von

$$f_{firing} = 356.5 \pm 4.7 \text{kHz}.$$

Den Faktor $1e4$ benötigen wir zur Umrechnung von biologischen Zeitskalen auf Chip-Zeitskalen.

2 Kalibrierung der Neuron-Parameter

Durch Produktionsschwankungen bei der Herstellung des Chips kommt es zur sogenannten fixed pattern noise, was dazu führt, dass die Neuronen und die Synapsen-Parameter über den Chip variieren. Dies lässt sich durch Kalibrationsroutinen minimieren, was hier am Beispiel der Membranzeitkonstante τ_m durchgeführt wird.

2.1 Aufgabe 1

Zunächst berechnen wir die theoretische Feuerrate aus den voreingestellten Werten. Nach Gleichung (6) aus der Versuchsanleitung gilt:

$$I_m(t) = C_m \frac{dV_m(t)}{dt} = g_l(E_l - V_m(t)) \quad (1)$$

Nach Lösen der DGL erhält man:

$$V_m(t) = E_{leak} + (V_{res} - E_{leak}) \cdot e^{-\frac{1}{\tau_m t}} \quad (2)$$

Es soll nun

$$V_m(t) = V_{thresh} \quad (3)$$

gelten. Mit den Werten aus dem Python Skript erhält man nach Umformen von (3) nach t einen Wert von:

$$f_{firing} = -52.86 \text{Hz}$$

Die dabei verwendeten Werte für V_{thresh} usw. entsprechen den in Versuchsteil 1 verwendeten Werten und können Tabelle 1 entnommen werden.

2.2 Aufgabe 2

Wir setzen den Schwellwert gerade auf den 1/e-ten Teil über V_{reset} , damit ist dieser nach τ_m erreicht. Eine Periode hat also gerade die Dauer $\tau_m + \tau_{refrac}$.

$$V_m(t = 1/\tau_m) = V_{thresh} = E_{leak} + (V_{res} - E_{leak}) \cdot e \quad (4)$$

Stellen wir Gleichung (4) nach V_{thresh} , so erhalten wir

$$V_{thresh} = E_{leak} - 1/e \cdot (E_{leak} - V_{reset}), \quad (5)$$

in Übereinstimmung mit Gleichung (8) aus der Versuchsanleitung. Mit den Parametern aus dem Skript ergibt sich ein neuer Wert von

$$V_{thresh} = -51.69 \text{mV}. \quad (6)$$

2.3 Aufgabe 3

Wir ändern die Einstellung für V_{thresh} im Skript entsprechend und führen das Skript aus. Außerdem stellen wir die Oszilloskop-Aufzeichnung so ein, dass alle 4 Membranspannungen zu sehen sind (Abbildung ??). Wir verwenden die Messfunktionen des Oszilloskops, um gleichzeitig die Feuerfrequenz der vier angeschlossenen Neuronen zu messen. Außerdem aktivieren wir die Statistikfunktion, damit das Oszilloskop Mittelwerte und Standardabweichung berechnet. Wir erhalten folgende Werte:

Tabelle 3: Feuerrate der vier Neuronen

| Neuron | Feuerrate |
|--------|-----------------------------|
| 1 | $377.4 \pm 36.8 \text{kHz}$ |
| 2 | $343.8 \pm 39.6 \text{kHz}$ |
| 3 | $446.7 \pm 24.8 \text{kHz}$ |
| 4 | $218.8 \pm 73.9 \text{kHz}$ |

2 Kalibrierung der Neuron-Parameter

Abbildung 4: Membranspannungen bei vier verschiedenen Neuronen



2.4 Aufgabe 4

Über die Variation der Leitfähigkeiten g_{leak} kann die Feuerrate verändert werden. Wir kalibrieren die 4 Neuronen für eine identische Feuerrate und damit identische Membranzeitkonstante, indem wir einen neuen Leckleitwert g'_{leak} für jedes Neuron einstellen. Zur Berechnung von g'_{leak} verwenden wir folgende Überlegung:

$$\begin{aligned}f_{firing} &= g_{leak}/C_m \\f_{firing}' &= g_{leak}/C_m * 1/g_{leak} * g'_{leak} \\&= f_{firing}/g_{leak} * g'_{leak} \\g'_{leak} &= f_{firing}' / f_{firing} * g_{leak}\end{aligned}$$

Setzen wir die entsprechenden Werte ein, so erhalten wir:

Tabelle 4: Neue g'_{leak} Werte der vier Neuronen

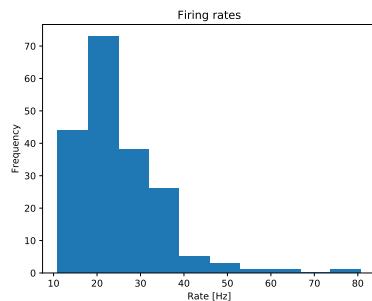
| Neuron | g'_{leak} |
|--------|-------------|
| 1 | $145.6nS$ |
| 2 | $90.8nS$ |
| 3 | $115.1nS$ |
| 4 | $107.5nS$ |

Die Schwankungen kommen von Herstellungsungenauigkeiten (fixed pattern noise). Zudem ist uns aufgefallen, dass es eine gewisse trial to trial Variabilität gab (durch elektrisches und thermisches Rauschen).

2.5 Aufgabe 5

Wie man sehen kann, erhält man eine asymmetrische Verteilung, die poissonartig aussieht. Dies ist in sehr guter Übereinstimmung mit dem Histogramm aus der Versuchsanleitung.

Abbildung 5: Histogramm der Membranzeitkonstanten von 192 unkalibrierten Neuronen



3 Einzelnes Neuron mit synaptischem Input

In dieser Aufgabe bewerten wir den Einfluss des synaptischen Inputs auf das Neuron.

3.1 Aufgabe 1

Die Parameter drvifall und drviout werden variiert, dabei wird beobachtet, dass die EPSP-Kurve für kleine Werte von drvifall schneller abfällt und der Peak wird größer. Für kleinere Werte von drviout wird der Peak hingegen leicht kleiner und die EPSP-Kurve fällt minimal langsamer ab.

Abbildung 6: EPSP mit Parametern drvifall=1.5, drviout=1.6

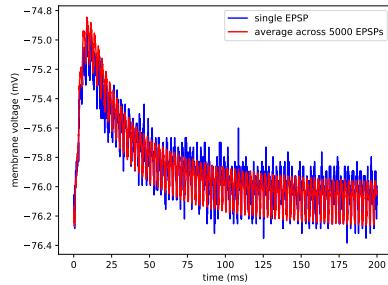


Abbildung 7: EPSP mit Parametern drvifall=0.1, drviout=1.6

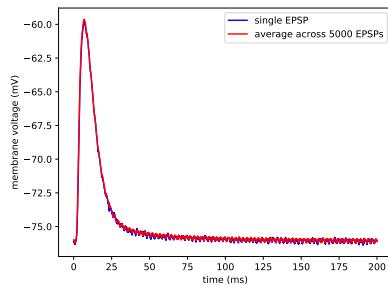
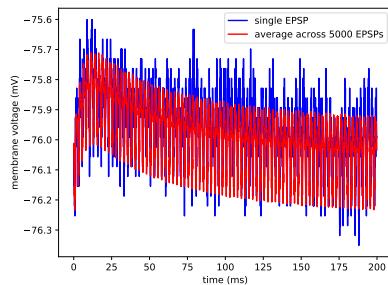


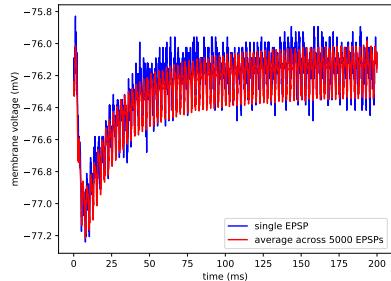
Abbildung 8: EPSP mit Parametern drvifall=1.5, drviout=0.3



3.2 Aufgabe 2

Wie erwartet ist der Peak umgekehrt. Das Verhalten der beiden Parameter drvifall und drviout ist hingegen unverändert im Vergleich zum EPSP.

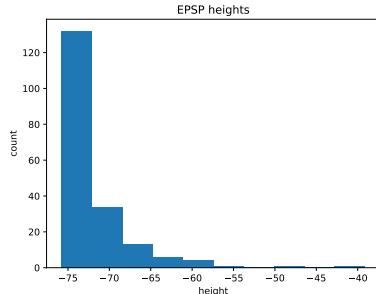
Abbildung 9: IPSP mit Parametern drvifall=1.5, drviout=1.6



3.3 Aufgabe 3

Wir untersuchen das fixed-pattern noise zwischen verschiedenen Synapsen. Hierzu werden von 192 Synapsen gemittelte EPSP-Läufe aufgenommen und deren Höhe bestimmt. Die Verteilung ist als Histogramm in Abbildung ?? zu sehen. Die berechnete Varianz der EPSP-Höhen beträgt $\sigma^2 = 23.14 \text{ mV}^2$.

Abbildung 10: Histogramm der EPSP-Höhen von 192 Synapsen

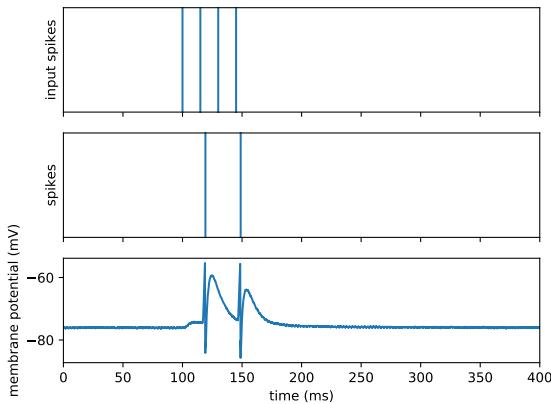


3.4 Aufgabe 4

Wir verwenden eine andere Stimuluserzeugung zur Beobachtung gestapelter EPSPs und reduzieren den zeitlichen Abstand zwischen den Eingangs-Spikes bis das Neuron mindestens einmal feuert. In einem festen Zeitabstand werden Input-Spikes erzeugt, bis die Summe der Potentiale den Schwellwert (Threshold) übersteigt und das Neuron feuert. Ist der Zeitabstand zwischen zwei Input-Spikes zu groß, so kommt es zu keiner zeitlichen Summation der Signale.

Vergleich der relativen Höhen der verschiedenen PSPs qualitativ mit den vorherigen Ergebnissen des fixed-pattern noise: Der Peak des Membranpotentials hat einen höheren Wert wie die resultierenden PSP-Höhen in Aufgabe 3. Dies liegt daran, dass die Eingangs-Spikes gestapelt werden. Unterschiedliche Peak-Höhen zeigen außerdem das fixed pattern noise sehr deutlich.

Abbildung 11: Anregungen durch verschiedene Synapsen. Unterschiedliche Peak-Höhen zeigen das fixed pattern noise sehr deutlich.



4 Kurzzeit-Plastizität

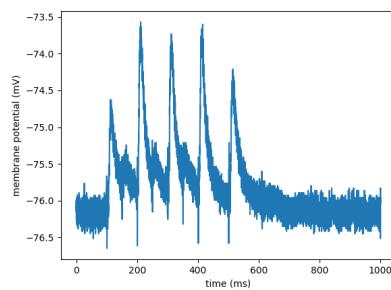
In dieser Aufgabe untersuchen wir die Hardware-Implementierung der Kurzzeitplastizität (STP).

4.1 Aufgabe 1

Wir starten mit dem depressing mode ($\tau_{fac} = 0$). Wir beobachten folgendes Verhalten:

- Verkleinert man die die spike distance, desto schneller erfolgt der Abfall des ersten Peaks zu einem stationären Plateau und je keiner die spike distance, desto größer der Wert dieses Plateaus. Dieses Verhalten liegt nahe, wurde aber nicht beobachtet, da wir anfänglich τ_{rec} zu klein gewählt haben. Hier spielen zwei konträre Effekte eine Rolle: Durch eine kürzere spiking distance ist zwar jeder einzelne Peak kleiner (da stärker unterdrückt), aber durch Summation ist das Gesamtpotential wieder größer.
- Je größer die final spike distance, desto größer ist der letzte Peak (weniger stark depressed).
- Vergrößert man die Utilization U so werden die Werte der PSP-Höhen größer und fallen schneller ab.
- Umso größer man τ_{rec} wählt, desto stärker wird der letzte Peak unterdrückt und desto schneller fällt die Amplitude auf den stationären Fall ab.

Abbildung 12: spike distance: 50.0ms, final spike distance: 100.0ms



4 Kurzzeit-Plastizität

Abbildung 13: spike distance: 100.0ms, final spike distance: 300.0ms

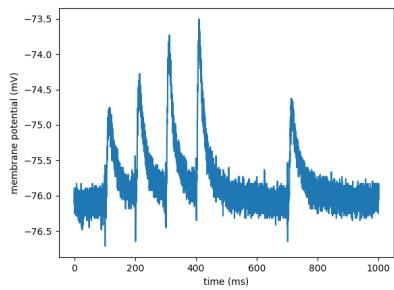


Abbildung 14: spike distance: 10.0ms, final spike distance: 300.0ms

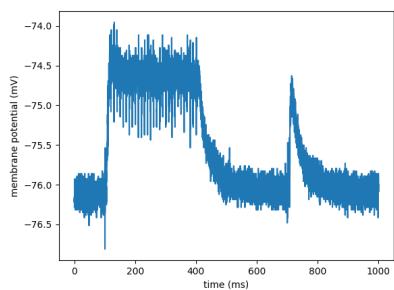
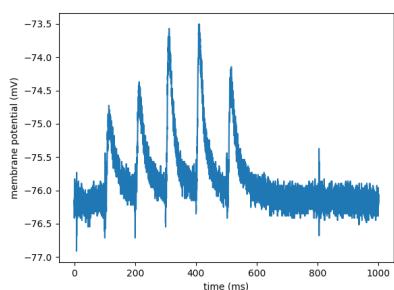


Abbildung 15: spike distance: 100.0ms, final spike distance: 100.0ms



4 Kurzzeit-Plastizität

Abbildung 16: spike distance: 100.0ms, final spike distance: 200.0ms

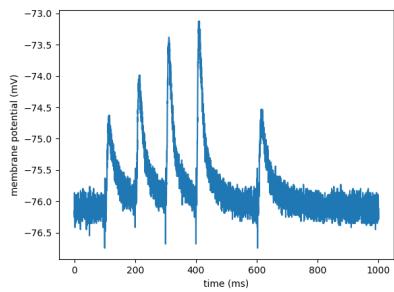


Abbildung 17: spike distance: 100.0ms, final spike distance: 500.0ms

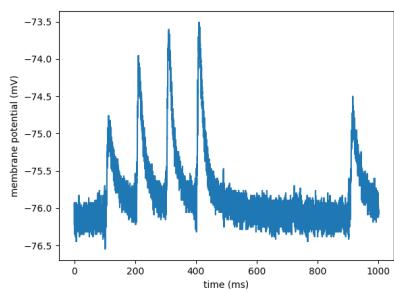
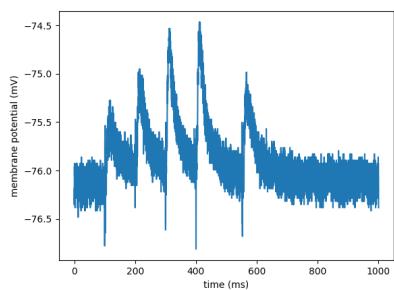


Abbildung 18: U: 0.2, spike distance: 100.0ms, final spike distance: 150.0ms



4 Kurzzeit-Plastizität

Abbildung 19: U: 0.8, spike distance: 100.0ms, final spike distance: 150.0ms

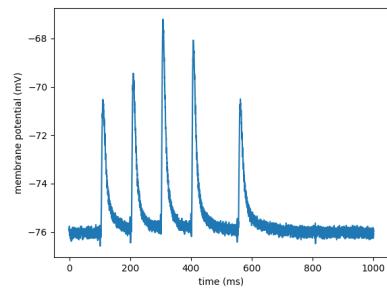


Abbildung 20: τ_{rec} : 100.0ms, final spike distance: 200.0ms, U: 0.6, spike distance: 100.0ms

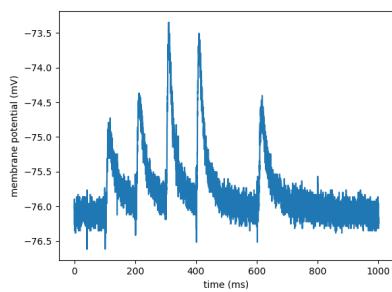


Abbildung 21: τ_{rec} : 150.0ms, final spike distance: 200.0ms, U: 0.6, spike distance: 100.0ms

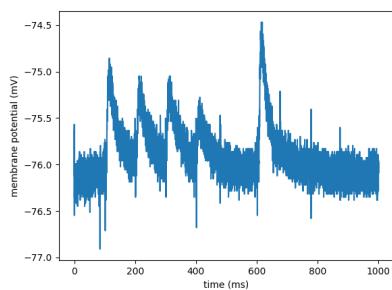
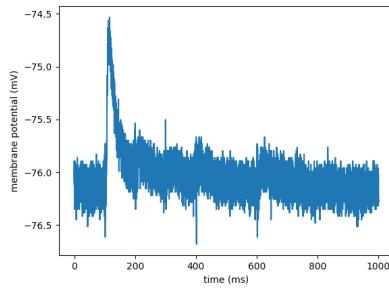


Abbildung 22: τ_{rec} : 200.0ms, final spike distance: 200.0ms, U: 0.6, spike distance: 100.0ms



4.2 Aufgabe 2

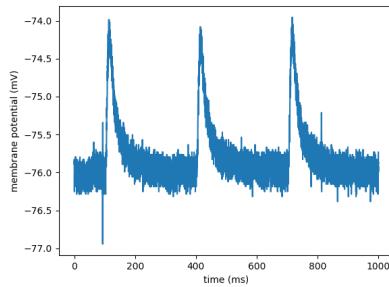
Wird STP deaktiviert, so ist der erste Peak kleiner als die nachfolgenden.

4.3 Aufgabe 3

Wir schalten in den falilating mode ($\tau_{rec} = 0$) und untersuchen analog das Verhalten des Membranpotentials. Wir beobachten folgendes Verhalten:

- Verringert man die spike distance, so erhält man durch Summation der einzelnen Peaks einen höheren Wert für die Peaks des Membranpotentials.
- Je kleiner die final spike distance, desto größer ist der letzte Peak, da er noch stärker begünstigt wird.
- Verkleinert man die Utilization U , so werden die Werte der PSP-Höhen größer und fallen schneller ab.
- Umso größer man τ_{fac} wählt, desto stärker wird der letzte Peak verstärkt.

Abbildung 23: spike distance: 300.0ms, τ_{fac} : 100.0ms, U: 0.8, final spike distance: 300.0ms



4 Kurzzeit-Plastizität

Abbildung 24: spike distance: 100.0ms, τ_{fac} : 100.0ms, U: 0.8, final spike distance: 300.0ms

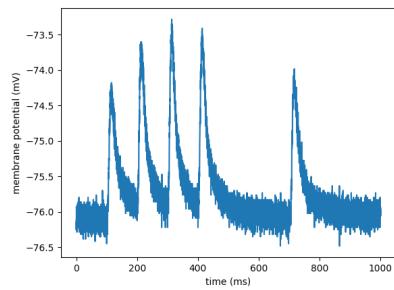


Abbildung 25: final spike distance: 100.0ms, τ_{fac} , 150.0, U: 0.6, spike distance: 100.0ms

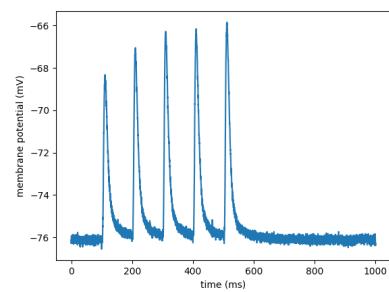
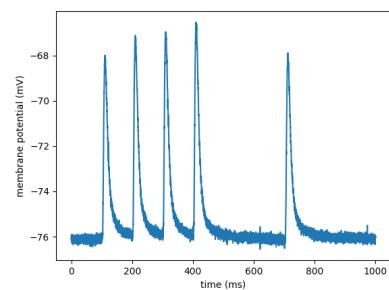


Abbildung 26: final spike distance: 300.0ms, τ_{fac} : 150.0ms, U: 0.6, spike distance: 100.0ms



4 Kurzzeit-Plastizität

Abbildung 27: final spike distance: 500.0ms, τ_{fac} : 150.0ms, U: 0.6, spike distance: 100.0ms

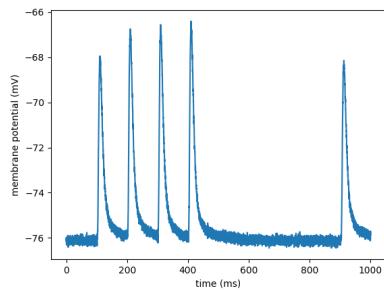


Abbildung 28: U: 0.4, τ_{fac} : 100.0ms, spike distance: 100.0ms, final spike distance: 300.0ms

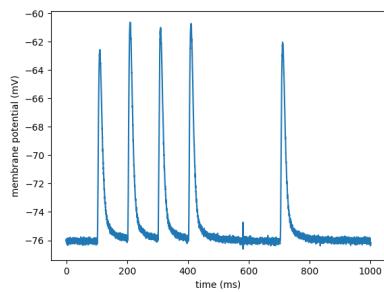
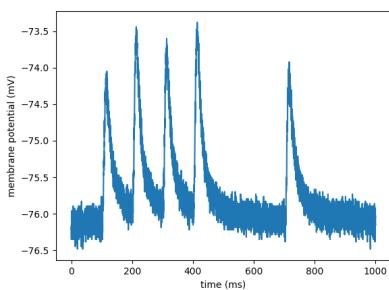


Abbildung 29: U: 0.8, τ_{fac} : 100.0ms, spike distance: 100.0ms, final spike distance: 300.0ms



4 Kurzzeit-Plastizität

Abbildung 30: τ_{fac} : 50.0ms, U: 0.6, spike distance: 100.0ms, final spike distance: 300.0ms

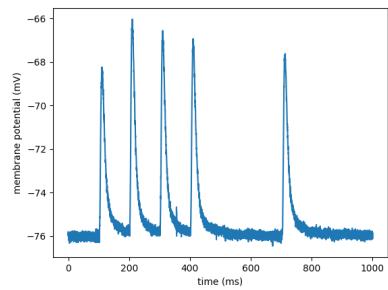
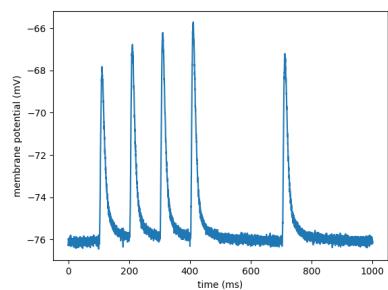


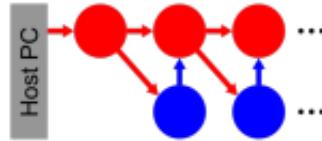
Abbildung 31: τ_{fac} : 200.0ms, U: 0.6, spike distance: 100.0ms, final spike distance: 300.0ms



5 Feed-Forward Netzwerke

Wir untersuchen ein neuronales Netz am Beispiel einer vorwärts gerichteten Synfire Chain. Der Aufbau erfolgt gemäß Abbildung ???. Die Kettenglieder sind Populationen und bestehen aus einer gewissen Anzahl an Neuronen. Jede Population ist jeweils mit der nächsten Population verbunden. Eine Gruppe (Spalte) feuert dabei immer synchron. Die inhibitorischen Neuronen verhindern ein Doppelfeuern der exzitatorischen.

Abbildung 32: Schematische Darstellung einer Synfire-Kette mit Feed-Forward-Hemmung. Erregende und hemmende Neuronen sind rot bzw. blau gefärbt



5.1 Aufgabe 1

Das Feuerverhalten der Synfire-Chain hängt maßgeblich von den synaptischen Gewichten ab. Um das in Abbildung ?? dargestellte Verhalten zu produzieren, haben wir folgende Gewichte verwendet:

Tabelle 5: Verbindungsgewichte Synfire-Chain

| Gewicht | Wert |
|------------|--------------------------------------|
| StimExcExc | $5 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| StimExcInh | $5 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| ExcExc | $5 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| ExcInh | $5 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| InhExc | $5 \cdot \text{pynn.minInhWeight}()$ |

Die exc-exc scheint die sensitivste Verbindung zu sein, da dort das Gewicht am niedrigsten eingestellt werden musste und kleine Veränderungen des Gewichts einen hohen Einfluss auf das Feuerverhalten der Synfire-Chain hatten. Die inhibitorischen Neuronen kann man mit folgenden Gewichtseinstellungen deaktivieren:

Tabelle 6: Verbindungsgewichte bei deaktivierter Inhibition

| Gewicht | Wert |
|------------|--------------------------------------|
| StimExcExc | $5 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| StimExcInh | $0 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| ExcExc | $5 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| ExcInh | $0 \cdot \text{pynn.minExcWeight}()$ |
| InhExc | $0 \cdot \text{pynn.minInhWeight}()$ |

Mit diesen Gewichten erhält man das in Abbildung ?? dargestellte Verhalten.

Abbildung 33: Aktivität der Synfire-Kette einschließlich des Membranpotenzials des Neurons mit ID=0

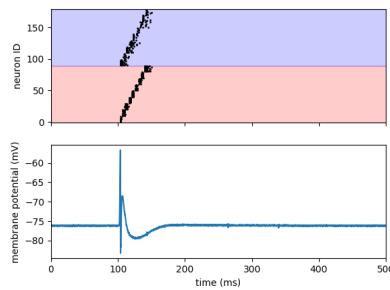
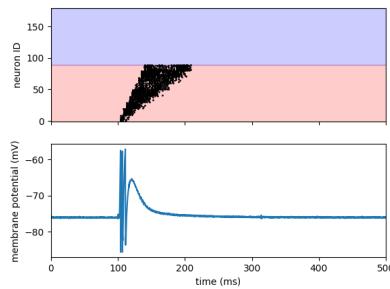


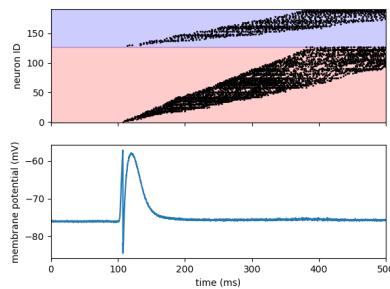
Abbildung 34: Aktivität der Synfire-Kette mit deaktivierter Inhibition



5.2 Aufgabe 2

Mit einer kleineren Anzahl an Neuronen je Population kann die Kettenlänge und die Dauer der Netzwerkaktivität erhöht werden. maximal chain length: 2exc, 1inh \rightarrow length: 64 populations Which hardware feature limits the min nbr of neurons in each population \rightarrow lukas What is the maximal chain length that you can produce?

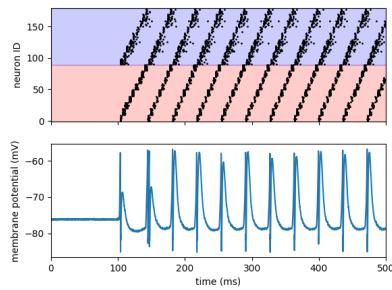
Abbildung 35: Aktivität der Synfire-Kette mit in einer Loop-Konfiguration, in der die letzte Population die erste stimuliert



5.3 Aufgabe 3

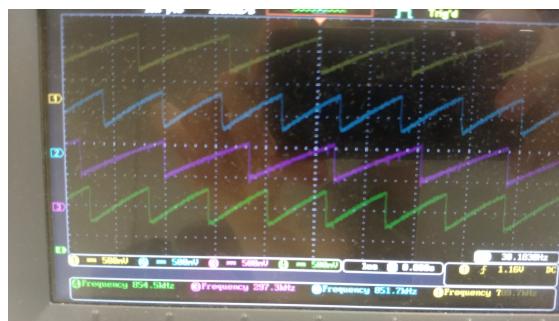
Wir schließen die Synfire-Chain, indem wir die letzte Population an Neuronen mit der ersten verbinden.

Abbildung 36: Loop-Konfiguration



Record 4 hardware neurons on the oszi from ascending populations (see the temporal difference): Record 4 hardware neurons on the oscilloscope from ascending populations to see the temporal difference of the arriving PSPs on the membranes and observe the timing of the arriving excitatory stimulus and the feed-forward inhibition. Convince yourself that the activity is sustained even after the software run completed.

Abbildung 37: Aktivität der Synfire-Kette mit abgestellter Inhibition einschließlich des Membranpotenzials des Neurons mit ID=0



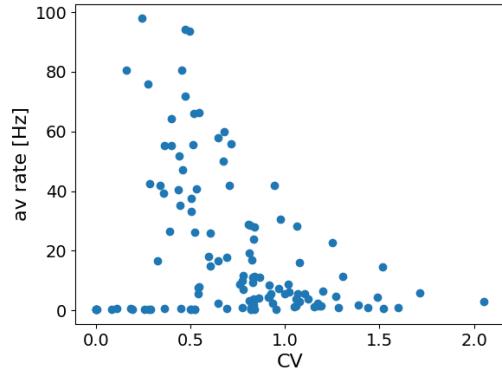
6 Rekurrente Netzwerke

What would happen if we would want to use excitatory connections? -> Lukas For each neuron, measure the firing rate and plot it against the CVs of inter-spike intervals

Wir versetzen eine Population von einigen Neuronen in einen kontinuierlich feuерnden Zustand.

6.1 Aufgabe 1

Abbildung 38: Feuerrate in Abhängigkeit der CVs



Interpret the correlation between firing rates and CVs: CV größer -> rate kleiner größere Abweichungen, dann wird manchmal der Threshold nicht überschritten und die chain bricht ab.

6.2 Aufgabe 2

Abbildung 39: Feuerrate in Abhängigkeit der CVs

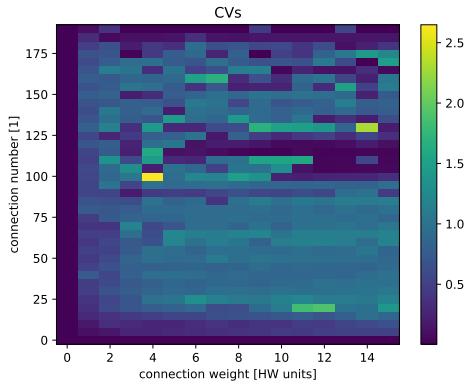
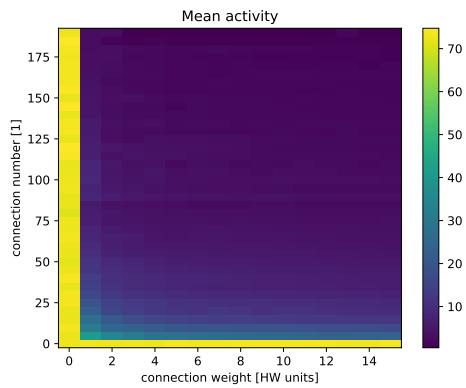


Abbildung 40: Feuerrate in Abhangigkeit der CVs



Calibrate the network towards a firing rate of approximately 25 Hz. Write down the used parameters and save the results. Optional: Try to maximize the average CV, while keeping the firing rate constant. calibrate network to 25Hz Parameters used: $w = 2$, $k = 10 \rightarrow 24.8$ Hz

7 Eine einfache Berechnung - XOR

7.1 Aufgabe 1

Assume that everything works perfectly (i.e. all neurons work and each input spike triggers exactly one output spike). Can you come up with a smaller network that can perform this task, given that each neuron can only have either excitatory or inhibitory synapses? Draw a network circuit diagram. smaller network -> Lukas

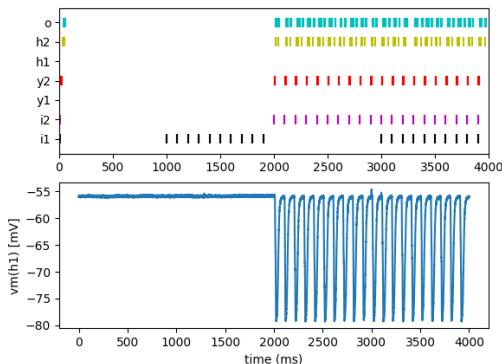
7.2 Aufgabe 2

In the network from Figure 16: Which are the most sensitive connections? How could we make the network more robust? Compare this to subsection 4.5. Lukas

7.3 Aufgabe 3

xor $Y_2H_w = 2$ $I_2Y_w = 2$ $Y_2H_i = 15H_2O_w = 4$ Find a set of weights I_2Y_w , Y_2H_w , Y_2H_i and H_2O_w in the script. Hint: Find a working point for I_2Y_w first, then Y_2H_w and finally Y_2H_i and H_2O_w . Can you reproduce the behavior shown in Figure 17? Comment: If a population consistently fails to produce the correct behavior you can move it to other physical neurons by adding it to skip if unreliable list.

Abbildung 41: Feuerrate in Abhangigkeit der CVs



7.4 Aufgabe 4

What do you expect to happen if there is some jitter on the input? Check the classification rate (correct outputs as a fraction of presented inputs) for different amounts of jitter.

7 Eine einfache Berechnung - XOR

Abbildung 42: Feuerrate in Abhangigkeit der CVs

