

Charakterisierung der Inter-Compartment-Conductance

Arno Friedrich

18.06.2014

Das Ziel dieses Projektpraktikums war es die Inter-Compartment-Conductance (ICC) des Multi-Compartment-Chips (MCC) zu charakterisieren und mich in den Sourcecode von HALbe einzuarbeiten um den MCC ansteuern zu können. Die ICC wurden bezüglich ihrer Abhängigkeit vom common mode und dem Biasstrom untersucht. Außerdem wurde deren Streuung auf dem MCC dargestellt.

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	3
2. Experimente	4
2.1. Reproduktion von Experiment zu passiven Dendriten	4
2.2. Messung der Leck-Konduktanz g_l	5
2.3. Charakterisierung der Inter-Compartment-Conductance (ICC)	7
2.3.1. Messung der common mode Abhängigkeit	9
2.3.2. Messung der Biasstrom Abhängigkeit	10
2.3.3. Streuung der ICC	12
3. Zusammenfassung und Ausblick	14
4. Literatur	16
A. Anhang	17

1. Einleitung

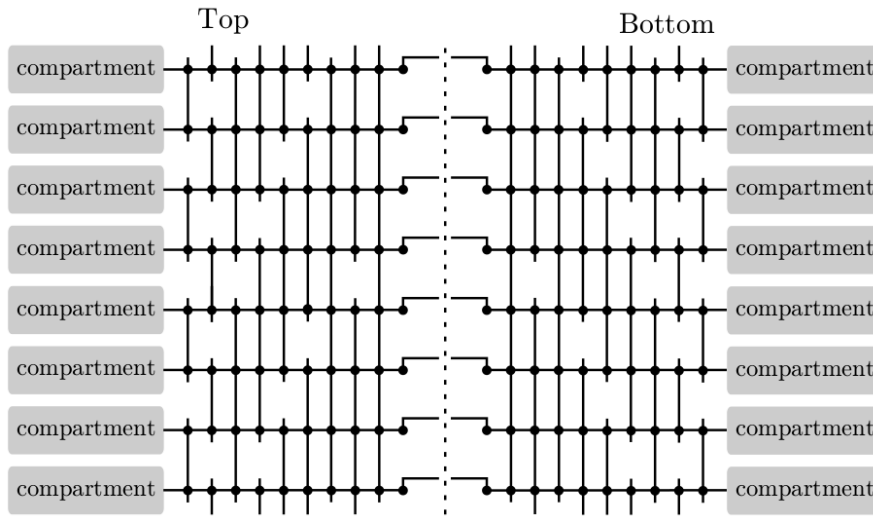


Abbildung 1: Routing Matrix des MCC. Quelle: [4]

In diesem Projektpraktikum war es das Ziel die Software zur Ansteuerung des Multi-Compartment-Chips (MCC) genauer kennenzulernen und die in diesem implementierte Inter-Compartment-Conductance (ICC) zu charakterisieren. Hierzu wurde ein von Maximilian Denne vorgeschlagener Messansatz genutzt [3], auf den ich später noch genauer eingehen werde.

Der MCC ist vom Aufbau her dem HICANN [1] sehr ähnlich, besitzt jedoch noch einige erweiterte Funktionen. Zum einen ist es möglich die Membran-Kapazität in einem Bereich zwischen nominell 126 fF bis zu 4,3 pF einzustellen. Des Weiteren können mehrere Neuronen über einstellbare Konduktanzen miteinander verbunden werden, um räumlich ausgebreitete Dendriten zu simulieren.

Die einzelnen Compartments lassen sich mithilfe einer Routingmatrix, wie sie in Abbildung 1 dargestellt ist, verschalten. Jedes Compartment kann entweder über eine einstellbare Konduktanz (ICC) oder direkt mit der Routingmatrix verbunden werden. Die senkrechten Verbindungen beschreiben dabei eine und die waagerechten jeweils zwei Leitungen. Die Knotenpunkte repräsentieren je zwei Pass-Transistoren.

Grundlegend wird mit dem MCC das Adaptive Exponential Integrate and Fire Neuron Model (AdEx) emuliert. Dieses kann mit den Gleichungen 1 und 2 beschrieben werden [2]. Wobei innerhalb dieses Praktikums nur die Funktionalität eines Leaky Integrate and Fire Neurons (LIF) genutzt wird. Hierbei wird der exponentielle Term sowie die gesamte Adaption vernachlässigt.

$$C_m \frac{dV}{dt} = g_l(E_l - v) + g_l \cdot \Delta_T \cdot \exp \frac{V - V_T}{\Delta_T} - \omega + I \quad (1)$$

$$\tau_\omega \cdot \frac{d\omega}{dt} = a \cdot (V - E_l) - w \quad (2)$$

Wobei: C_m die Membrankapazität, g_l die Leck-Konduktanz, E_l die Leckspannung, V_T die Thresholdspannung, ω die Adaption, Δ_T den Steigungsfaktor, τ_ω die Adaptionszeitkonstante und a den Kopplungsfaktor der Adaption beschreibt.

2. Experimente

2.1. Reproduktion von Experiment zu passiven Dendriten

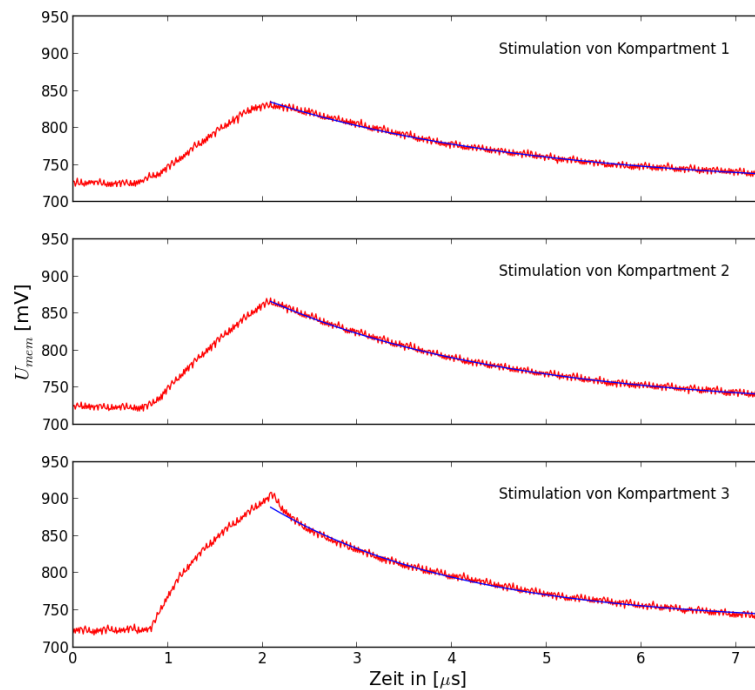


Abbildung 2: Messung der Membranspannung in Compartment 4 eines Neurons mit passivem Dendriten bei Stromstimulation an verschiedenen Compartments des dargestellten Dendrits. Glatte Linie: Fit einer Exponentialfunktion an den Abfall des Peaks zur Bestimmung der Zeitkonstante.

Um mich mit dem Ansteuern der Hardware vertraut zu machen, habe ich zuerst einfache Experimente von Maximilian Denne [3] wiederholt und in Skripte übersetzt, die mithilfe von pyHALbe ausführbar sind. Hierbei handelt es sich um einen Wrapper, der den in C++ geschriebenen Source-Code von HALbe¹ zu Python übersetzt. Dadurch

¹HALbe ist die Software welche das Ansteuern des MCC ermöglicht

wird die Anwendung der Software intuitiver und die Auswertung der gewonnenen Daten einfacher. Gleichzeitig konnte durch das Übersetzen die Funktionalität von pyHALbe überprüft werden.

Neben dem einfachen Induzieren von Spikes in einzelnen Neuronen habe ich ein Skript zur Simulation eines Neurons mit passiven räumlich ausgebreiteten Dendriten nach pyHALbe übersetzt.

In diesem Experiment wurden vier Compartments mit jeweils einer konstanten Konduktanz in eine Reihe geschaltet. Die verwendeten Parameter sind in Tabelle 2 aufgelistet. An Compartment 4, dem letzten Compartment der Reihe, wird die Membranspannung abgegriffen. Dieses stellt das Soma des simulierten Neurons dar. Legt man einen kurzen Stromstimulus an verschiedene Compartments der Reihe an so lässt sich der Effekt der ICC auf die Membranspannung qualitativ betrachten (siehe Abbildung 2). Man erkennt deutlich eine Abflachung des PSPs bei einer größeren Anzahl von Compartments zwischen Stimulus und Soma.

Außerdem wurde an den Abfall der Membranspannung U_{mem} eine Exponentialfunktion der Form: $U_{mem} = A \cdot \exp(\frac{t}{\tau}) + U_0$ angefügt und so die Zeitkonstante τ bestimmt.

Stimulation von Compartment	1	2	3
Zeitkonstante τ [μ s]	$2,822 \pm 0,005$	$2,565 \pm 0,002$	$2,080 \pm 0,001$

Tabelle 1: Zeitkonstante bei verschiedenen stimulierten Compartments

Das in Tabelle 1 dargestellte Verhalten der Zeitkonstanten war zu erwarten, da ein weiter vom Soma entfernter Stimulus der Vergrößerung des Gesamtwiderstandes, über dem der Strom abfließt, entspricht.

Es sei zu beachten, dass es sich bei den angegebenen Fehlern nur um die Varianz des Fitparameters τ mithilfe der Least-Square-Methode handelt. Bei einer Reproduktion des Experiments führen Ungenauigkeiten beim Beschreiben der Floating-Gate-Zellen zu leicht abweichenden Ergebnissen.

2.2. Messung der Leck-Konduktanz g_l

Um die ICCs bestimmen zu können, ist es nötig die Leck-Konduktanzen g_l der einzelnen Neuronen zu kennen. Leider waren die bereits ermittelten Daten nicht mehr verfügbar. Daher habe ich das, in [3] beschriebene Messprinzip genutzt, um diese erneut auszumessen und gleichzeitig die Messskripte nach pyHALbe zu übersetzen. Außerdem habe ich ein von Paul Müller geschriebenes Skript zum Mitteln mehrerer Spikes für ein genaueres Ergebnis in die Messung integriert.

Allgemein gilt für die Leckkonduktanz:

$$g_l = \frac{C_m}{\tau_m} \quad (3)$$

Wobei C_m die Membran-Kapazität und τ_m die Zeitkonstante der Membran beschreibt. Mithilfe der Stromstufe wird nun die Membranspannung U_m auf ein Potential unterhalb

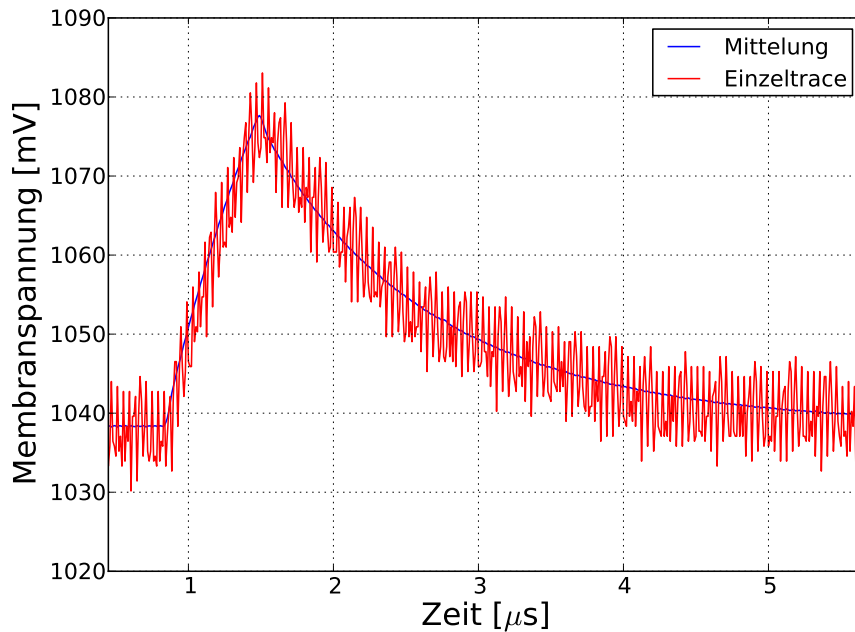


Abbildung 3: Einzelnes PSP (verrauschte rote Linie) und gemittelttes PSP (glatte blaue Linie) eines Neurons

der Threshold-Spannung U_{th} angehoben und über die Membran-Konduktanz auf die Leck-Spannung E_l zurückgezogen. Dies entspricht der De- und anschließenden Repolarisierung eines biologischen Neurons.

An den Abfall von U_m wird nun die Exponential-Funktion: $U_m = A \cdot e^{\frac{t}{\tau_m}} + U_0$ gefittet und so der Parameter τ_m bestimmt. Führt man diese Methode für die maximale und minimale Membran-Kapazität durch, so lässt sich mithilfe von Gleichung 3 die Membran-Konduktanz g_l für jedes Neuron ermitteln.

Um die Messgenauigkeit zu erhöhen wurde außerdem ein Skript von Paul Müller genutzt. Dieses nimmt in einem Trace ca. 2300 Stimulationen durch die Stromstufe auf und legt diese übereinander um einen gemittelten Peak darzustellen. Das Hauptproblem bestand hierbei in einer genauen Überlagerungen der Peaks. Da das FPGA-Board mit einer Clock-Frequenz von 96 MHz sampled, der MCC jedoch bei einer Clock-Frequenz von 25 MHz arbeitet, mussten aus diesen zuerst ein Verhältnis gebildet werden um die Zeitskalen der PSPs korrekt zu bestimmen.

In Abbildung 3 ist ein Vergleich zwischen einem einzelnen PSP und dem gemittelten PSP über der Zeit dargestellt. Man erkennt beim einzelnen PSP einen deutlichen Cross-Talk, der jedoch mithilfe der Mittelung ausgeglichen werden kann. Untersucht man Neuronen von der oberen Hälfte des MCC, welche auch Top genannt wird, so wird der Effekt noch stärker deutlich.

Mit dieser Methode wurden nun alle Leckkonduktanzen des MCC bei einem konstanten

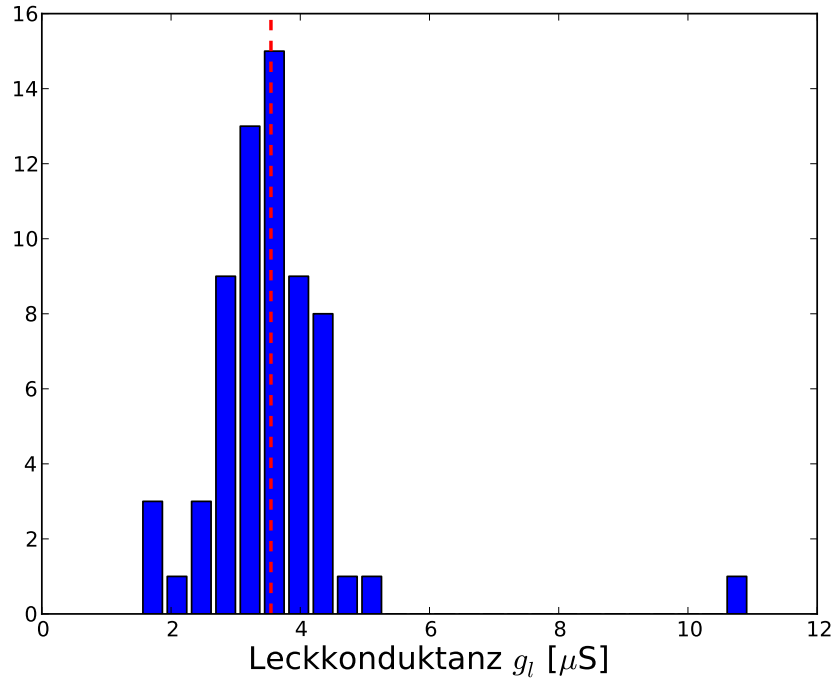


Abbildung 4: Histogramm aller Leckkonduktanzen g_l bei $I_{Bias} = 1 \mu\text{A}$. Mittelwert: rote gestrichelte Linie

Biasstrom von $I_{Bias} = 1 \mu\text{A}$ ausgemessen.

In Abbildung 4 sind die ermittelten Werte für g_l graphisch dargestellt. Der für die Messung verwendete Parametersatz ist in Tabelle 3 nachzuschlagen. Der Mittelwert liegt bei $\bar{g}_l = (3,5 \pm 1,2) \mu\text{S}$. Die recht starke Schwankung der Konduktanz war zu erwarten und wurde bereits durch die in [3] durchgeführten Messungen deutlich. Der Hauptgrund hierfür sind die produktionsbedingten Unterschiede der Transistoren von den OTAs der Leckkonduktanzen, sowie die Unsicherheit bei der Programmierung der Floating Gates.

2.3. Charakterisierung der Inter-Compartment-Conductance (ICC)

Die erweiterte Funktion der einstellbaren Konduktanzen des MCC gegenüber dem HI-CANN ist nun zu charakterisieren. Dafür wurde eine in [3] beschriebene Messmethode verwendet.

Hierbei wird das Prinzip eines Spannungsteilers verwendet. Benachbarte Neuronen werden dabei über eine ICC verbunden und als RC-Kette betrachtet (siehe Abbildung 5). Grundsätzlich gilt für einen Spannungsteiler aus zwei in Reihe geschalteten ohmschen Widerständen R_1 und R_2 mit den darüber abfallenden Spannungen U_1 , U_2 und $U = U_1 + U_2$:

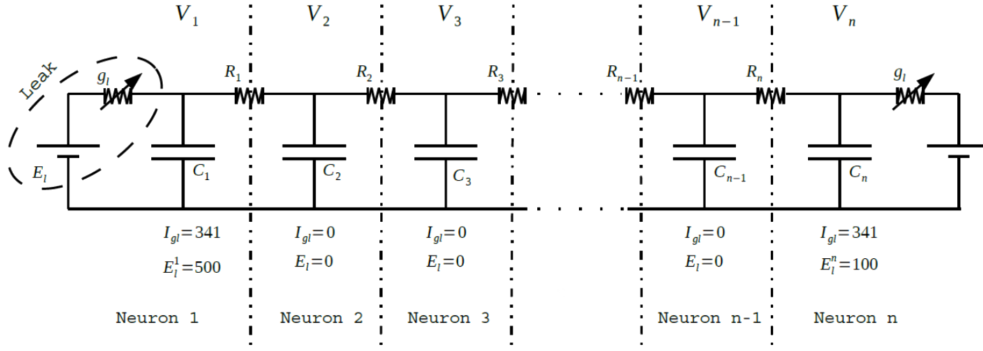


Abbildung 5: Schematische Schaltung eines Spannungsteilers zur Charakterisierung der ICC nach einer Messmethode präsentiert in [3]

$$\frac{U_n}{U} = \frac{R_n}{R_1 + R_2} \quad \text{für } n = \{1, 2\} \quad (4)$$

Kennt man also das Verhältnis der Spannungen und den Wert von mindestens einem Widerstand einer beliebig langen RC-Kette so können alle weiteren Widerstands- bzw. Konduktanz-Werte ermittelt werden. Nun wird deutlich warum vor der Messung der ICC die Leckkonduktanzen der einzelnen Neuronen bestimmt werden mussten. Diese stellen die bekannte Konduktanz der RC-Kette dar.

Allgemein gilt daher für die Messung der ICC g_n nach dem Prinzip eines Spannungsteilers:

$$g_n = g_{n-1} \cdot \frac{V_{n-1} - V_n}{V_n - V_{n+1}} \quad (5)$$

Die entsprechende Unsicherheit ergibt sich aus einer Fehlerfortpflanzung.

$$\Delta g_n = g_n \cdot \sqrt{\left(\frac{\Delta g_{n-1}}{g_{n-1}}\right)^2 + \frac{\Delta V_{n-1}^2 + \Delta V_n^2}{(V_{n-1} - V_n)^2} + \frac{\Delta V_n^2 + \Delta V_{n+1}^2}{(V_n - V_{n+1})^2}} \quad (6)$$

Ursprünglich gab es nun die Idee eine RC-Kette aus allen Neuronen des MCCs zu erstellen, um mit möglichst wenigen Beschreibungszyklen der Floating-Gates auszukommen. Wie jedoch in Gleichung 6 deutlich wird, besteht eine inverse Abhängigkeit zwischen dem Fehler Δg_n und den differentiellen Spannungen. Die Fehler der einzelnen Spannungen stellen hierbei die Standardabweichung des Mittelwerts von einem Trace dar. Für ein genaues Ergebnis wäre daher ein großer Spannungsabfall über den ICC nötig. Wird aber eine lange Kette von ICCs erstellt, so teilt sich der maximale mögliche Spannungsabfall von ca. 1,6 V über den Gliedern der Kette auf, was zu einer wesentlich geringeren differentiellen Spannung pro ICC führt.

Aus diesem Grund entschied ich mich dafür nur die minimal nötige Anzahl von zwei Compartments für die Messung zu verbinden und mit der beschriebenen Methode über alle Neuronen des MCC zu iterieren.

Doch selbst dies gestaltete sich als schwierig, da die Konduktanzen so groß sind, dass der Spannungsabfall über einer ICC auch für geringe Biasströme immer noch im mV-Bereich liegt und damit einen hohen Δg_{IC} erzeugt.

2.3.1. Messung der common mode Abhängigkeit

Um mit dieser Messmethode nutzbare Ergebnisse zu erzielen muss also versucht werden den Spannungsabfall über der ICC möglichst hoch zu halten.

Aus diesem Grund habe ich die common mode Abhängigkeit eines Neurons mit der in Kapitel 2.3 beschriebenen Messmethode bestimmt. Hierbei wurde die Leckspannung des linken Neurons ab 300 DAC und des rechten Neurons ab 0 DAC mit einer Schrittweite von 2 DAC bis 1000 respektive 700 DAC erhöht. Weitere Parameter der Messung können in Tabelle 4 nachgelesen werden.

Allgemein wird die Spannung bzw. Stromstärke der Floating-Gates in DAC-Einheiten (digital-to-analog-converter-units) wiedergegeben. Für diese gilt:

$$\text{Spannung : } x = \frac{y}{1023} \cdot V_{max} \quad (7)$$

$$\text{Stromstärke : } x = \frac{y \cdot V_{max}}{1023 \cdot 4 \cdot 150 \text{ k}\Omega} \quad (8)$$

Wobei x den nominellen Wert der Floating-Gate-Zelle in mV bzw. mA angibt, y denselben Wert in DAC-Einheiten und V_{max} die maximale mögliche Spannung von 1,6 V.

Im optimalen Fall wäre in dieser Messung eine konstante Konduktanz über dem gesamten Intervall zu sehen. Jedoch wurde bereits beim Design des resistiven Elements durch Sebastian Millner [4] darauf hingewiesen, dass eine gewisse common mode Abhängigkeit bestehen bleibt. Diese wurde aber nicht quantifiziert.

Abbildung 6 stellt den Zusammenhang nun für ein einzelnes Neuron dar. Die Fehler der Konduktanz werden hierbei durch Gleichung 6 beschrieben. Die Unsicherheit des common modes stellt das Rauschen der Membranspannung von Neuron 40 und 42 dar. Man erkennt in dem Plot eine überproportionale Abhängigkeit. Außerdem wird oberhalb des geplotteten Intervalls des common modes das Einsetzen eines Plateaus der Konduktanz deutlich. Grund dafür ist das Beschreiben der Floating-Gates. Versucht man die Leckspannung E_l auf die Versorgungsspannung von 1,6 V, zu setzen, so bleibt die tatsächliche Spannung hinter dem vorgegebenen Wert zurück. Dadurch kann das rechte Neuron bereits einen festen Maximalwert angenommen haben, während die Leckspannung des linken Neurons sich noch erhöht. Der common mode würde damit langsamer ansteigen und die differentielle Spannung abfallen, was zu einer Stagnation der Konduktanz führen kann.

Die starke Abhängigkeit der ICC vom common mode macht eine mögliche Kalibration der Konduktanzen bezüglich des Biasstroms schwierig. Probleme können auch auftreten, wenn ein Experiment genaue Werte von ICC benötigt. In diesem Fall müssten zuvor für alle genutzten ICCs der common mode bestimmt werden.

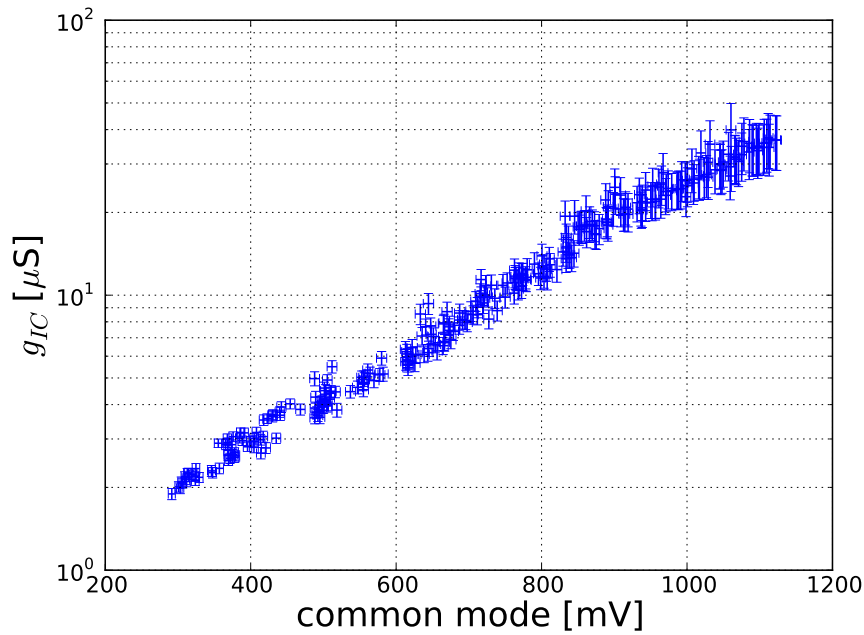


Abbildung 6: ICC von Neuron 42 in Abhängigkeit zum common mode.

Mit der hier herausgefundenen Relation ist es jedoch zumindest möglich die Beziehung zwischen Konduktanz g_{IC} und Bias-Strom I_{Bias} auch für große Ströme darzustellen.

2.3.2. Messung der Biasstrom Abhängigkeit

Um den Fehler der Konduktanz g_{IC} zu minimieren wurde ein Sweep über den Bias-Strom bei einem möglichst geringen common mode durchgeführt. Dadurch ist g_{IC} auch bei großen Werten von I_{Bias} noch klein genug um für einen ausreichenden Spannungsabfall zu sorgen. Gemessen wurde hierbei nur bis zu einem Biasstrom von nominell $1,04 \mu A$, da über diesem Wert die Konduktanz sich zunehmend konstant verhält. Der Parametersatz der Messung ist in Tabelle 5 dargestellt.

In Abbildung 7 ist die Abhängigkeit von g_{IC} und I_{Bias} im Vergleich zu einem Sweep desselben Neurons mit maximalen common mode dargestellt. Es wird deutlich, dass bei geringem common mode das Verhalten der ICC bei großen Biasströmen wesentlich genauer dargestellt werden kann. Jedoch lassen sich so keine Aussagen über große Konduktanz-Werte treffen.

Nun kann der Plot des geringen common modes aus Abbildung 7 mit der Simulation des resistiven Elements aus S. Millners Dissertation [4] (Abbildung 8) verglichen werden. Die gemessene Relation folgt dem simulierten Verlauf, jedoch liegen alle Werte von g_{IC} unter den jeweils erwarteten. Grund hierfür ist der wesentlich höhere common mode, von minimal 800 mV, welcher in der Simulation angenommen wurde.

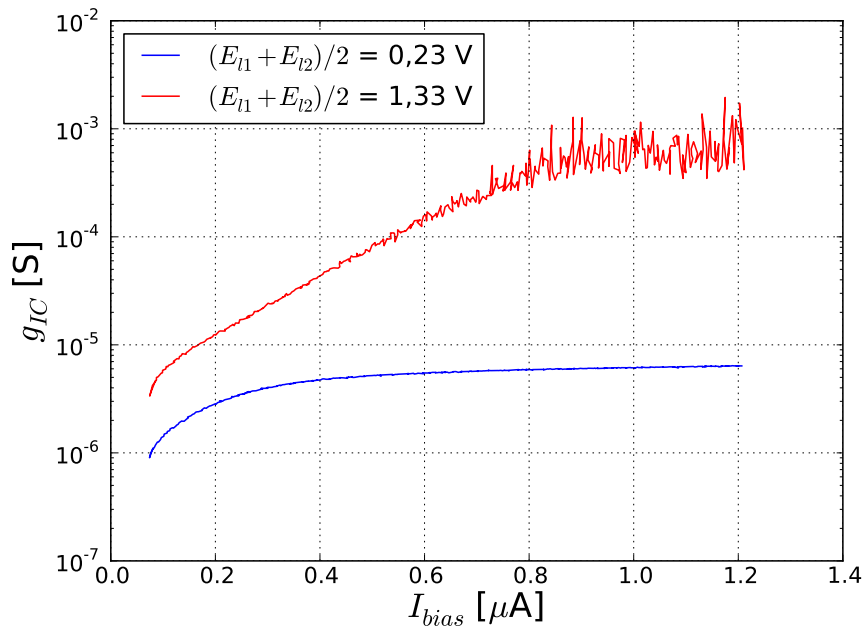


Abbildung 7: Plot von ICC eines einzelnen Neurons über I_{Bias} mit hohem common mode (verrauschte Linie) und tiefem common mode (glatte Linie)

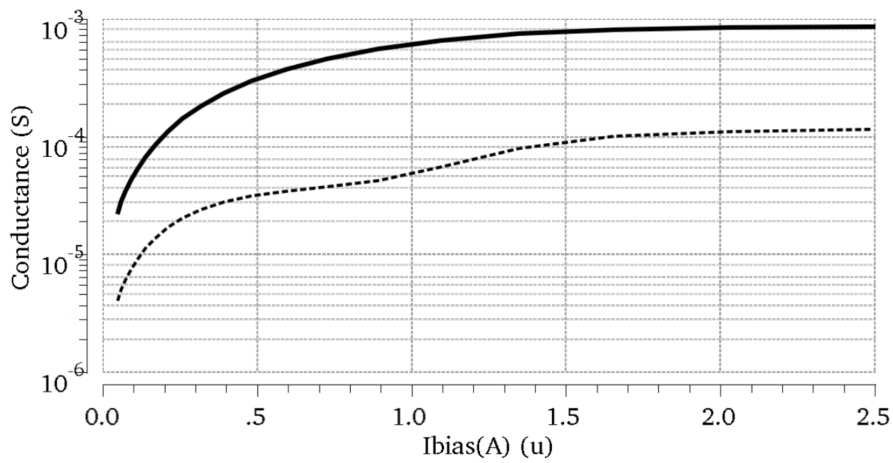


Abbildung 8: Simulation von g_{IC} über über gesamten einstellbaren Bereich von I_{Bias} mit der Spannung am linken Terminal bei 900 mV und am rechten Terminal geswept von 700 mV bis 1,1 V. Durchgezogene Linie beschreibt Mittelwert, gestrichelte Linie die Standardabweichung der Konduktanz über allen Spannungswerten. [4]

2.3.3. Streuung der ICC

Mit der in Kapitel 2.3.2 genutzten Messmethode iteriere ich nun über alle Neuronen und habe die Verläufe der ICC über dem Biasstrom in Abbildung 9 gemeinsam geplottet. In Tabelle 6 sind die dazugehörigen Parameter aufgelistet.

Hier wird deutlich, dass die simulierte Beziehung von den meisten Neuronen grob dargestellt werden kann. Jedoch sind, wie bereits erläutert, große Konduktanzen mit einer hohen Ungenauigkeit behaftet.

Außerdem lässt sich ein Offset der Biasströme erkennen. Grund hierfür sind die Floating Gates, welche sich nicht auf genau 0 V programmieren lassen. Daher beginnen die Biasströme erst bei $I_{bias} \approx 0,078 \mu\text{A}$.

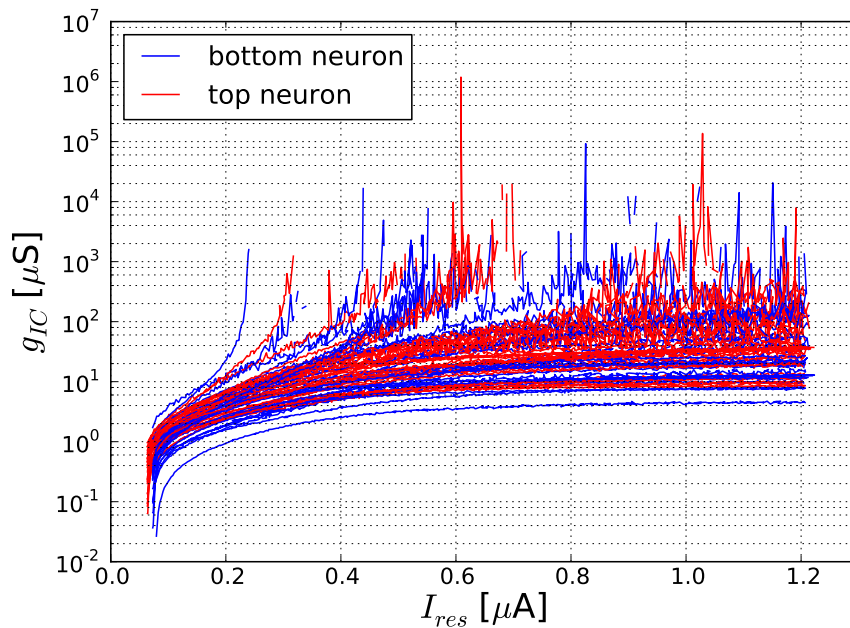


Abbildung 9: ICC aller Neuronen über I_{Bias} im Intervall von 0 bis $1,2 \mu\text{A}$

Ursprünglich war es außerdem das Ziel gewesen die ICCs zu kalibrieren. Dies ist jedoch nicht ohne weiteres möglich, da schon in Abbildung 9 deutlich wird, dass nur ein minimaler Konduktanzbereich existiert, den alle Neuronen erreichen können. In Abbildung 12 ist dazu die Verteilung der ICCs für einen festen Biasstrom von $0,2 \mu\text{A}$ dargestellt. Man erkennt, dass bereits bei diesem relativ niedrigen Biasstrom sich die ICCs stark von einander unterscheiden. Die relative Abweichung vom Mittelwert liegt bei $\Delta g_{IC,rel} = 0,86$. Es ist jedoch darauf zu achten, dass allein schon durch den einzelnen Ausreißer einer ICC von Bottom, welcher höchstwahrscheinlich auf ein defektes Konduktanzelement zurückzuführen ist, die Varianz stark vergrößert wird.

Abbildung 10 und 11 zeigen zudem die Verteilung der ICC für Top und Bottom Neu-

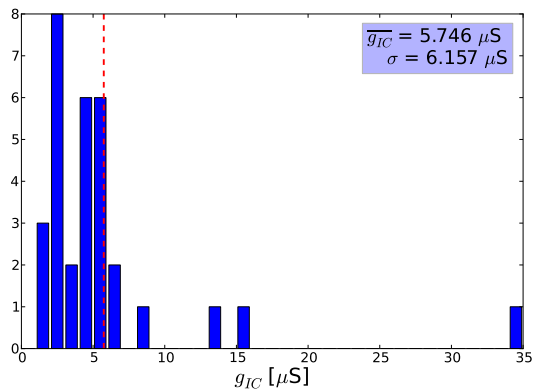


Abbildung 10: ICC von Bottom für $I_{bias} = 0,2 \mu A$. Gestrichelte Linie: Mittelwert

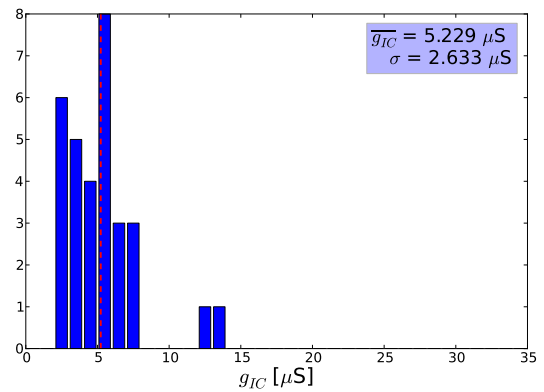


Abbildung 11: ICC von Top für $I_{bias} = 0,2 \mu A$. Gestrichelte Linie: Mittelwert

ronen. Man erkennt hier, dass die ICCs von Top insgesamt in einem etwas schmaleren Range liegen. Der Mittelwerte der Konduktanzen von der oberen und unteren Hälfte sind sich jedoch sehr ähnlich.

Aufgrund dieser, in Abbildung 12 dargestellten, Streuung der Konduktanzen könnte man bestenfalls versuchen die Neuronen auf einen festen Wert von g_{IC} zu kalibrieren, oder einige ICCs von der Kalibration auszuschließen. In beiden Fällen würden man jedoch den dynamischen Bereich der ICC stark einschränken.

Der von in [4] erwartete Range geht von $1,2 k\Omega$ bis zu $43 k\Omega$, d.h. von $833 \mu S$ bis zu $23 \mu S$. Der gemessene Range der Neuronen liegt deutlich darunter. Hier sei aber nochmal auf die starke common mode Abhängigkeit hingewiesen. Mit ausreichend hohem common mode wäre eine Konduktanz von $833 \mu S$ mit Sicherheit möglich, jedoch im Moment, aufgrund der Messungenauigkeit bei hoher Konduktanz, noch nicht nachweisbar.

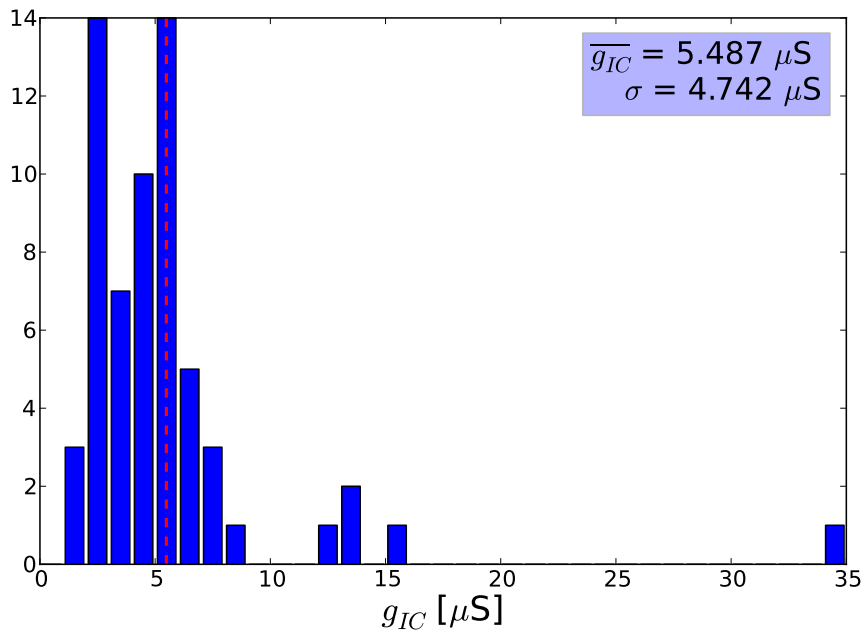


Abbildung 12: Verteilung der ICC aller Neuronen für einen festen Biasstrom von $I_{bias} = 0,2 \mu A$. Gestrichelte Linie: Mittelwert

3. Zusammenfassung und Ausblick

Ziel dieses Praktikums war es die Inter-Compartment-Conductance des MCC zu charakterisieren und mit den Simulationen von Sebastian Millner zu vergleichen. Dies wurde im Bezug auf den common mode, den Biasstrom und der Verteilung aller ICCs getan. Zuvor wurde eine Messung zum Verhalten passiver Dendriten reproduziert. Hierbei konnten die bereits existierenden Ergebnisse erfolgreich wiedergeben werden. Die Zeitkonstanten τ der PSPs vergrößern sich wie erwartet bei längeren Compartment-Ketten.

Zur Bestimmung der ICCs musste außerdem die Leckkonduktanz g_l aller Neuronen bestimmt werden. Dies geschah mithilfe einer in [3] entwickelten Messmethode. Die Genauigkeit dieser Methode konnte durch ein Skript von Paul Müller wesentlich verbessert werden.

Die ursprüngliche Idee zur Messung der ICC stammt ebenfalls aus [3], wurde jedoch mehrmals abgeändert um genauere Ergebnisse zu erzielen. Dadurch konnte die common mode Abhängigkeit der Konduktanzen bestimmt werden, was ein wesentliches Problem in der Nutzung der ICC offenlegte. Mit diesem Wissen war es jedoch möglich den in [4] simulierten Zusammenhang zwischen g_{IC} und I_{Bias} experimentell zu bestätigen. Das bereits beschriebene Grundproblem des zu geringen Spannungsabfalls über den resistiven Elementen bleibt jedoch bestehen. Aus Zeitgründen konnte die Relation zwischen Konduktanz und differentieller Spannung leider nicht mehr untersucht werden.

Die nächste Aufgabe wird es sein die erweiterten Funktionen des MCC gegenüber des HICANN zu nutzen, um Experimente durchzuführen die räumlich ausgebreitete aktive Dendriten benötigen.

Hierzu wurde ein Paper von Yingxue und Shih-Chii vom Institute of Neuroinformatics, University of Zürich [5] herangezogen. In diesem wird der Frage nachgegangen welche Rolle Dendriten in der Verarbeitung zeitlich aufgelöster Input-Muster spielen und mit welchem Modell deren Eigenschaften simuliert werden können.

4. Literatur

- [1] S. Millner, A. Grübl, K. Meier, J. Schemmel and M. Schwartz, “A VLSI Implementation of the Adaptive Exponential Integrate-and-Fire Neuron Model”, *Advances in Neural Information Processing Systems 2010*, 2010.
- [2] R. Brette and W. Gerstner, “Adaptive exponential integrate-and-fire model as an effective description of neuronal activity,” *J. Neurophysiol.*, vol. 94, pp. 3637 – 3642, 2005.
- [3] Maximilian Denne, “Testen der Software und Vermessen des Multi-Compartment Chips”, 2014.
- [4] Sebastian Millner, “Development of a Multi-Compartment Neuron Model Emulation”, 2012.
- [5] Yingxue Wang, Shis-Chii Liu, “Multilayer Processing of Spatiotemporal Spike Patterns in a Neuron with Active Dendrites”, *Neural Computation*, vol. 22,pp. 2086-2112, 2010.

A. Anhang

Paramter	DAC-Wert
E_l	400
I_{gl}	0
I_{gl} von Neuron 4	431
I_{res}	30
Stärke Strominput	500
Länge Strominput	0 - 2

Tabelle 2: Paramtersatz der Experiments zu passiven Dendriten

Paramter	DAC-Wert
E_l	600
I_{gl}	341
I_{bstim}	511
Stärke Strominput	100
Länge Strominput	1

Tabelle 3: Paramtersatz der Messung der Leckkonduktanz

Paramter	DAC-Wert
Range E_l von Neuron 40	300 - 1000
Range E_l von Neuron 42	0 - 700
I_{gl} von Neuronen 40,42	341
I_{res} von Neuron 42	15

Tabelle 4: Paramtersatz der ICC Abhängigkeit vom common mode

Paramter	DAC-Wert
E_l von Neuron 0	400
E_l von Neuron 2	0
I_{gl} von Neuronen 0,2	341
Range I_{res} von Neuron 2	0 - 400

Tabelle 5: Paramtersatz der ICC Abhängigkeit vom Biasstrom bei kleinem common mode

Paramter	DAC-Wert
E_l von Neuron n	400
E_l von Neuron n+2	0
I_{gl} von Neuronen n,n+2	341
Range I_{res} von Neuron n+2	0 - 400
Range der Neuronen	2-64

Tabelle 6: Paramtersatz der ICC Verteilung auf dem MCC