

Untersuchung von Entscheidungsprozessen beim Menschen

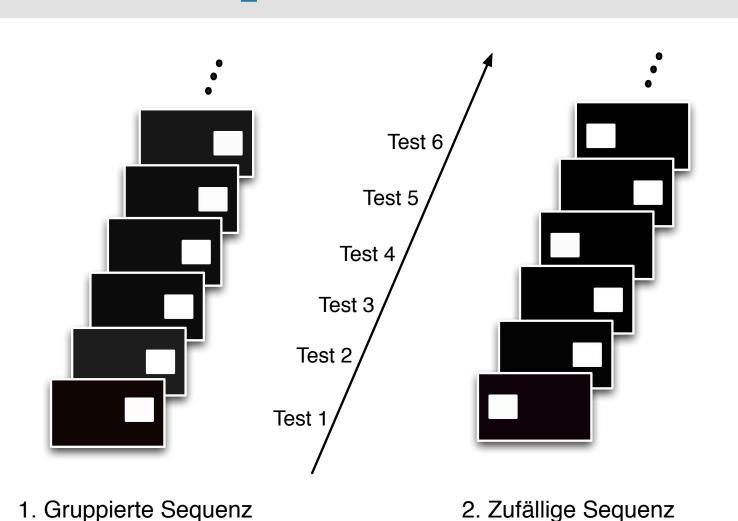


Valéry Toda, Betreuer: Robert Martin, PhD todaval@gmail.com, robert.martin@bccn-berlin.de

Idee

In früheren Studien zeigten Sharma et al. (2003) und Shuler et al. (2006), dass die neuronale Aktivierung im primären visuellen Cortex von Affen bzw. von Raten durch die Wahrscheinlichkeit der Belohnung moduliert wird. Diese Studien bestätigen die Annahme, dass das Treffen von Entscheidungen abhängig von der Belohnung und deren Wahrscheinlichkeit ist. Auf der Basis dieser Annahmen wird in dieser Arbeit mithilfe ähnlicher Experimente versucht, das menschliche Verhalten zu analysieren. Dafür wurden zwei Experimente aus der Studie "Processing of expected values in human visual cortex" von Dr. Philipp Kallerhoff reproduziert. Auf der Basis deren Ergebnisse wurde mithilfe von Hidden Markov Modellen nach möglichen Interpretation des Verhaltens gesucht.

Experimente



Ein Versuch besteht aus einer Reihe von vierzig Blöcken. Die Blöcke umfassen Sequenzen von zufälligen oder gruppierten Stimuli in einer zufälligen Reihenfolge zufälliger Länge zwischen 5 und 10. Bei den einzelnen Stimuli wird auf die Antwort vom Benutzer gewartet, der über das Betätigen der Fernbedienung eine Vorhersage darüber trifft, wo der nächste Stimulus am Bildschirm erscheinen wird.

Die Experimente untergliedern sich in 2 Teile:

Teil 1 Experiment 1: Positives Feedback in Textform: "Richtig" für eine zutreffende Vorhersage, "Falsch" sonst.

Teil 2 Experiment 2: Belohnung mit Piepton nur bei einer bestimmten festgelegen Stimulusposition.

Hidden Markov Model

Modell:

$$\lambda = \langle S, K, \pi, A, B \rangle \tag{1}$$

In der Anwendung von Hidden Markov Modellen zur Analyse des Verhaltens der Versuchspersonen sollen mithilfe der Beobachtungen die Parameter eines passenden Hidden Markov Modells (θ) gefunden werden, die die Wahrscheinlichkeit $P((O_1, \ldots, O_T)|\theta)$ maximieren.

Baum-Welch Algorithmus:

Berechnet iterativ einen Maximum-Likelihood Schätzwert für ein Modell θ eines HMM bei einer gegebenen Realisierung \mathcal{O} :

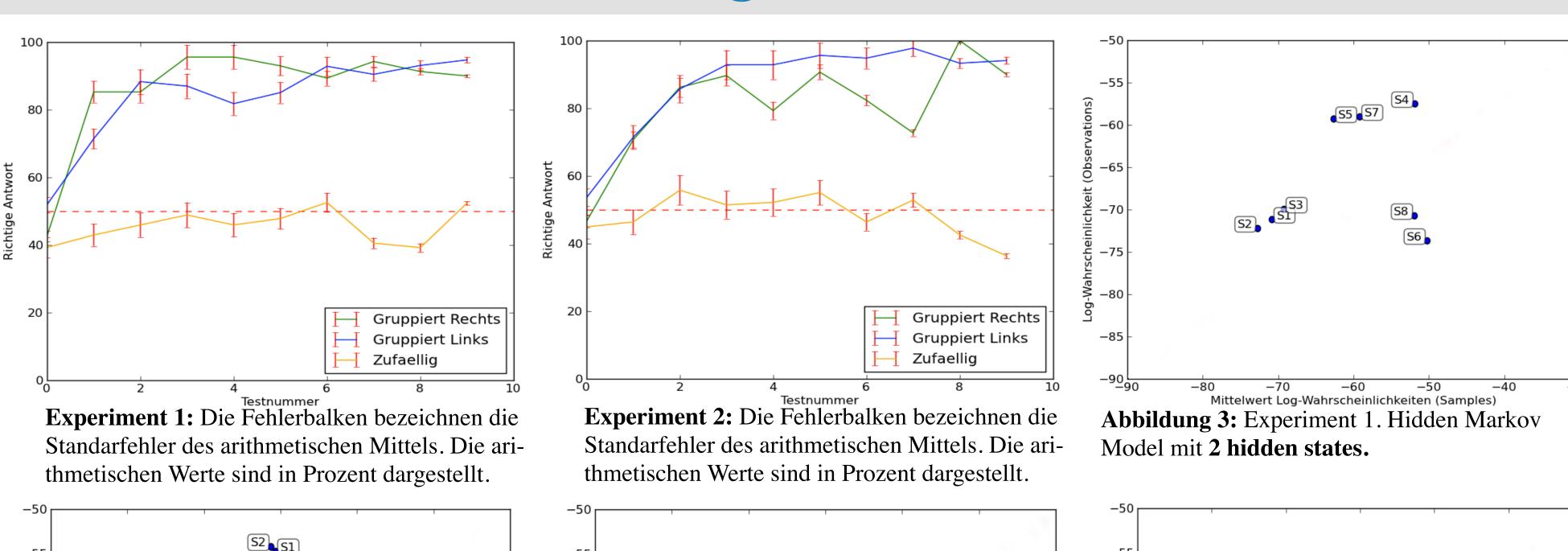
$$P(\mathcal{O}|\theta) = P((O_1, \dots, O_T)|\theta)$$
 (2)

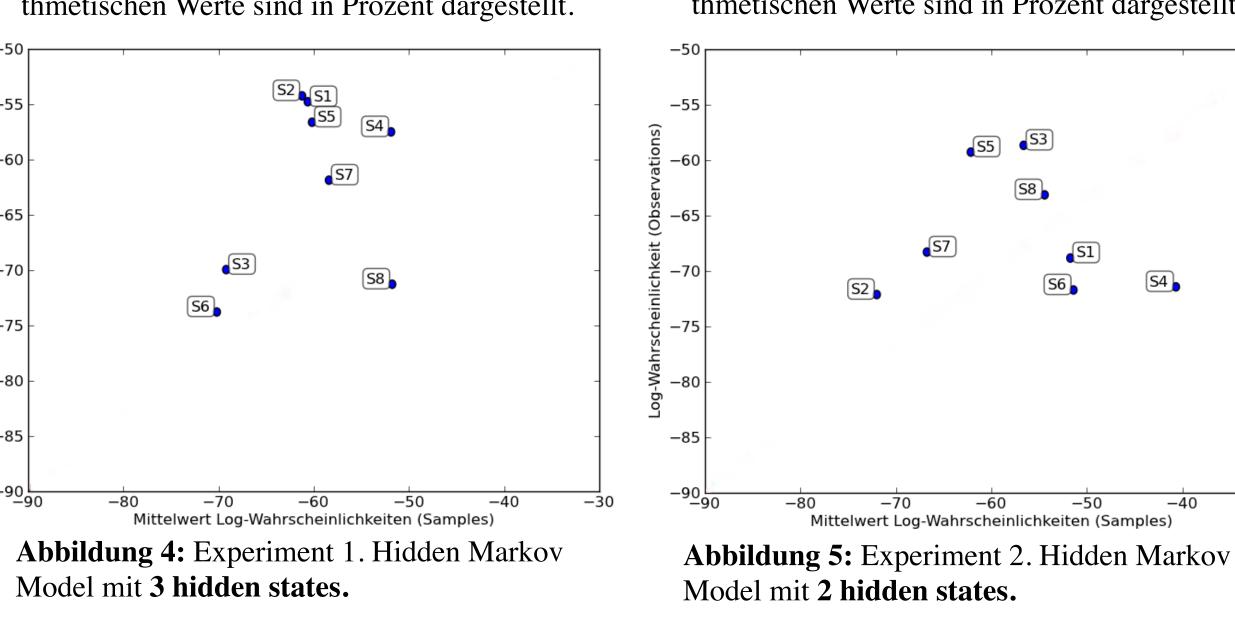
$$\arg\max_{\theta} P(\mathcal{O}|\theta) \tag{3}$$

Anwendung:

Zunächst wurde für jede Versuchsperson ein Modell mit zufälligen Parametern generiert. Das Modell wurde mit dem 2/3 Anteil der zugehörigen beobachteten Sequenz mithilfe des Baum-Welch Algorithmus trainiert. Mit dem gelernten Modell wurde zuerst die Log-Wahrscheinlichkeit (S2) der restlichen 1/3 der Soll-Sequenz ermittelt. Danach wurde die Log-Wahrscheinlichkeit des jeweils letzten 1/3 Anteils der von den Versuchspersonen generierten sowie entsprechenden beobachteten Sequenzen ermittelt. Zuletzt wurden 100 Sequenzen mithilfe des trainierten Modells generiert und deren Log-Wahrscheinlichkeit berechnet.

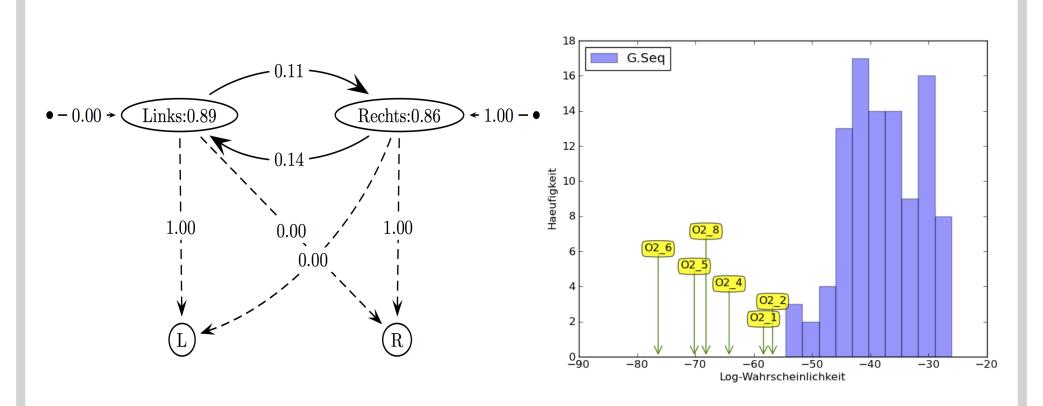
Ergebnisse



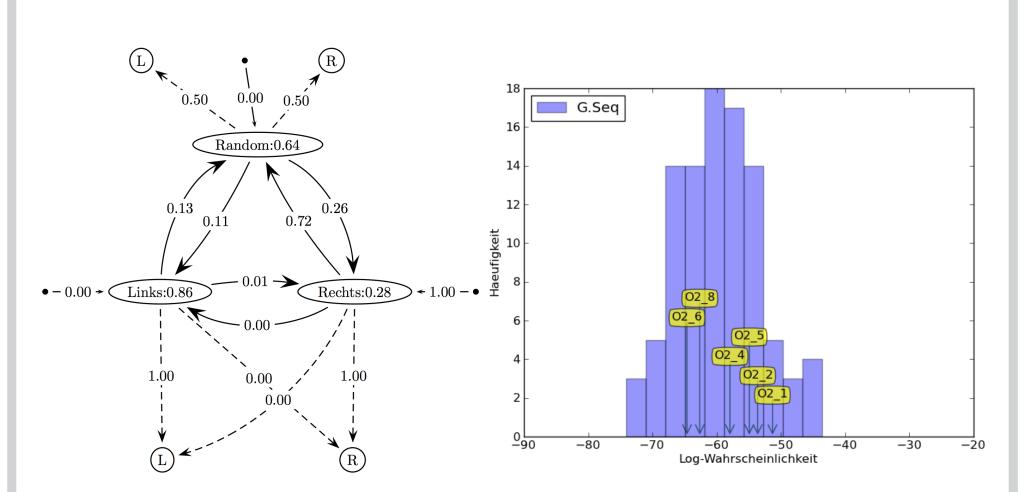


Aus den resultierenden Log-Wahrscheinlichkeiten der 100 getesteten Sequenzen wurde pro Model je ein Mittelwert M_i ermittelt. Die Punkte $S_i(M_i, S2_i)$ auf Abbildungen 3 bis 6 beschreiben die Abhängigkeit von dem Log-Wahrscheinlichkeitswert der observierten Sequenzen $(S2_i)$ zum jeweiligen Mittelwert (M_i) . Aus diesen Abbildungen werden die Kandidaten zu den entsprechenden idealen Modellen ausgewählt.

Ideale Modelle: Experiment 1



Darstellung der ermittelten Log-Likelihoods für die unterschiedlichen Subjects (O_i) (Rechts) mithilfe des idealen Hidden Markov Modells mit 2 hidden states (Links).



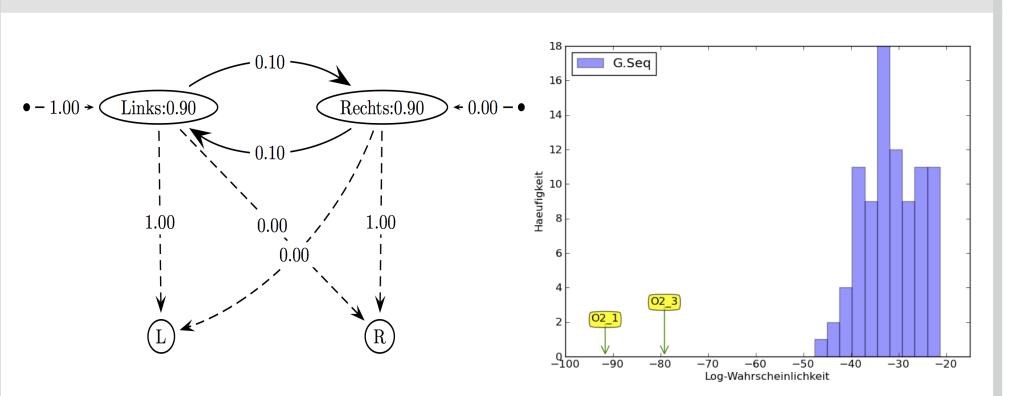
Darstellung der ermittelten Log-Likelihoods für die unterschiedlichen Subjects (O_i) (Rechts) mithilfe des idealen Hidden Markov Modells mit 3 hidden states (Links).

Ideale Modelle: Experiment 2

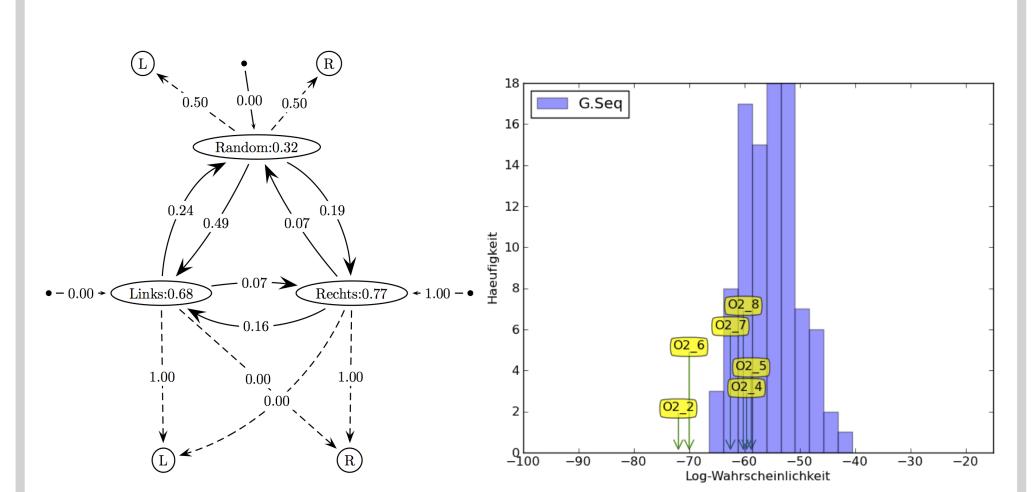
Mittelwert Log-Wahrscheinlichkeiten (Samples)

Abbildung 6: Experiment 2. Hidden Markov

Model mit 3 hidden states.



Darstellung der ermittelten Log-Likelihoods für die unterschiedlichen Subjects (O_i) (Rechts) mithilfe des idealen Hidden Markov Modells mit 2 hidden states (Links).



Darstellung der ermittelten Log-Likelihoods für die unterschiedlichen Subjects (O_i) (Rechts) mithilfe des idealen Hidden Markov Modells mit 3 hidden states (Links).

Diskussion

Die Ausgabewahrscheinlichkeiten bei den idealen Modellen entstehen aus der Aufrundung der Ausgabewahrscheinlichkeiten des jeweilige gewählten Modells θ_i mit dem passenden S_i aus Abbildungen 3 bis 6. Die Übergangswahrscheinlichkeiten sowie die Anfangswahrscheinlichkeiten entsprechenden den von ausgewählten Modellen. Für Experiment 1 wurde das Modell θ_4 ausgewählt. Die Modelle θ_3 und θ_7 bei Experiment 2 wurden jeweils für das Modell mit 2 bzw. 3 hidden states ausgewählt. Die Auswahl richtete sich nach der Kompatibilität mit den von denen generierten Samples. Außerdem weisen die ausgewählten Modelle im Vergleich zu den anderen einen geringeren $S2_i$ -Wert auf.

Insgesamt entsprechen die Ergebnisse den Erwartungen. Ähnliche Ergebnisse wurden von Dr. Kallerhoff erfasst. Bei den gruppierten Sequenzen wachsen die richtigen Vorhersagen im Laufe des Blocks. Mit zunehmender Wiederholung steigt die Chance, dass die Versuchspersonen die richtige Seite treffen. Bei den zufälligen Sequenzen bleiben die Vorhersagen auf Zufallslevel. Das Verhalten der Versuchsperson lässt sich nicht mit einem Hidden Markov Modell mit 2 hidden states approximieren. Offensichtlich neigen die Versuchspersonen bei beiden Experimenten dazu mit der rechten Seite anzufangen. Besonders auffällig ist, dass bei Experiment 1 die Wahrscheinlichkeit eines Wechsels bei einem Treffer auf der linken Seite gering ist. Bei Experiment 2 ist die Wahrscheinlichkeit eines Wechsels bei den Treffern auf der linken oder auf der rechten Seite ebenfalls gering.