EIN MULTISKALEN ANALYSE-SYNTHESE-SYSTEM UNTER VERWENDUNG VON KASKADIERTEN BIDIREKTIONALEN HIDDEN MARKOV MODELLEN

Ronald Römer
BTU-Cottbus
ronald.roemer@tu-cottbus.de

Kurzfassung: Nach den Untersuchungen zum Cortikalen Algorithmus in Analyse-Synthese-Systemen am Beispiel der bidirektionalen, einschichtigen HMM wird in diesem Beitrag eine Ausweitung auf mehrschichtige, bidirektionale HMM vorgestellt. Um eine systemtheoretische Einordnung des hierarchisch organisierten Systems zu ermöglichen, wurde für die mathematische Darstellung von kaskadierten HMM (CHMM) die Zustandsraumdarstellung vorgezogen. Zunächst werden jedoch die wichtigsten Einsichten aus den vorangegangenen Experimenten mit einschichtigen bidirektionalen HMM zusammengefasst, anschließend wird dann auf potentielle Probleme hinsichtlich der Ausweitung auf mehrschichtige bidirektionale HMM (CBHMM) eingegangen. Als Ergebnis dieser Diskussion wird für die Synthese eine, hinsichtlich der Analyse, symmetrische Variante des Cortikalen Algorithmus vorgestellt. Die Rolle der Beobachtungsvektoren bei der Analyse übernehmen dann bei der Synthese die Steuervektoren, die von einem statistischen Modell für die Modell- bzw. Zustandsdauer emittiert werden. Damit lässt sich der Viterbi-Algorithmus zur Auswahl der optimalen Zustandsfolge nicht nur bei der Analyse sondern auch bei der Synthese einsetzen. Schließlich wird die Einbindung des Analyse-Synthese-Systems in ein kognitives System besprochen, dabei kommen sowohl CHMM (Synthese) als auch CBHMM (Analyse) zum Einsatz. In der einheitlichen Beschreibung beider HMM-Formen wird der Vorteil der systemtheoretisch geprägten Zustandsraumdarstellung sichtbar.

1 Einführung

Die Struktur Kognitiver Systeme wird im Wesentlichen durch den Perzeptions-Aktionszyklus geprägt [1]. Die Prozesse die in derartigen Systemen stattfinden, müssen in der Lage sein, die Struktur des Systems an sich wechselnde Umwelteinflüsse zu adaptieren, da für solche Systeme grundsätzlich deren Existenz auf dem Spiel steht [8]. Systeme, die sich sowohl mechanistisch als auch adaptiv verhalten, wurden als finale Systeme klassifiziert, woraus sich die Notwendigkeit der Einbeziehung einer semantischen Ebene ableiten lässt und eine semiotische Betrachtungsweise gerechtfertigt wird [10].

Unter semiotischer Perspektive wird unter Perzeption der Übergang von der Signalebene zur symbolischen Ebene und weiter zur semantischen Ebene verstanden, dieser Übergang findet unter einer erheblichen Reduktion des Informationsflusses statt. Die Umkehrung der Perzeption (Aktion) sorgt unter einer Zunahme des Informationsflusses dann für den Übergang von der semantischen Ebene bis hin zur Signalebene.

In [6] wurde vorgeschlagen, die aktorischen Prozesse (Synthese) und die perzeptorischen Prozesse (Analyse) bidirektional auszuführen, dies kann als Spiegelung des Kommunikationspartners interpretiert werden. Zur Stütze dieser Interpretation gibt es eine Vielzahl neurobiologischer Belege [2], [3]. Von einer solchen bidirektionalen Ausführung können Kognitive System in zweierlei Hinsicht profitieren. Zum einen kann durch ein Feedback der Synthese das Reafferenzprinzip zur Anwendung kommen. Dieses Prinzip dient der Kontrolle, ob intendierte Handlungen tatsächlich eingetreten sind.

Auftretende Abweichungen können zur Adaption der Handlungsstrategie oder zum Erlernen von zusätzlichem Handlungsrepertoire genutzt werden. Zum anderen ermöglichen Prädiktionen (Präefferenzprinzip) eine hypothesengeleitete Analyse, welche schließlich in eine bedeutungsgetriebene Perzeption eingebunden werden kann.

Nach ersten ermutigenden Untersuchungen zum einschichtigen cortikalen Algorithmus unter Verwendung von CBHMM sollen die Betrachtungen nun auf mehrschichtige CBHMM ausgeweitet werden. In Abschnitt 2 werden die wesentlichen Ergebnisse der ersten Untersuchungen zu einschichtigen CBHMM zusammengefasst und es wird auf die Probleme bei der Ausweitung auf mehrschichtige CBHMM eingegangen. Anschließend wird eine automatennahe Zustandsraumdarstellung eingeführt, mit der die Systemstruktur von mehrschichtigen CBHMM auf einfache Weise verdeutlicht werden kann. Anschließend wird auf die Gesamtstruktur des Bidirektionalen Multiskalen-Analyse-Synthese-Systems eingegangen. Besonderes Augenmerk gilt dabei der Synthese und der optimalen Auswahl von Zustandsfolgen bei der Verwendung von Steuervektoren. Abschließend erfolgt ein Ausblick auf die Einbindung des Multilevel-Analyse-Synthese-Systems in ein kognitives System, welches zu Lehr- und Forschungszwecken verwendet werden kann.

2 Zusammenfassung der Untersuchungen zu einschichtigen CBHMM

In [7] konnte gezeigt werden, dass die bidirektionale Synthese durch die Verwendung von Prädiktionen zusätzliche Redundanz einfügt, diese wirkt sich im Vergleich zur unidirektionalen Synthese durch längere Merkmalvektorfolgen aus. Die eingeführte Redundanz konnte erwartungsgemäß vom Analysealgorithmus genutzt werden, um die Zuverlässigkeit der Dekodierung der Zustandsfolgen zu verbessern.

Der verwendete Synthesealgorithmus für HMM unterscheidet sich vom Analysealgorithmus (Viterbi-Algorithmus) vor allem darin, dass bei einem zweistufigen Entscheidungsprozess zuerst der Zustand und dann eine zustandsabhängige Gaussverteilung ausgewählt wird, anschließend wird ein entsprechender Merkmalvektor emittiert. Danach wird die Kontrolle wieder an die Zustandsebene zurückgegeben und der zweistufige Entscheidungsprozess wiederholt sich im Takt der Framerate. Diese Methode entscheidet also zu jedem Beobachtungszeitpunkt und hat damit den Nachteil, dass die Synthese nicht auf der Auswahl der optimalen Zustandsfolge basiert. In der Folge dieser Überlegungen ist es wünschenswert den Viterbi-Algorithmus sowohl bei der Analyse als auch bei der Synthese zur Auswahl von Zustandsfolgen zu verwenden. Ein wesentliches algorithmisches Hilfskonstrukt bei der Verwendung des Viterbi-Algorithmus beruht auf dem Aufspannen eines Zustandsgitters über der zeitlichen Abfolge von Merkmalvektoren (Analyse) bzw. der zeitlichen Abfolge von Steuervektoren (Synthese). Diese müssen ebenso wie Merkmalvektoren statistisch modelliert werden. Hierzu werden zunächst die typischen Verteilungen für die Dauer der einzelnen Zustände in der höchsten Schicht berücksichtigt. Steuervektoren übernehmen demnach die Rolle von nutzerspezifischen Anfangsbedingungen. Nachfolgende Schichten erhalten ihre Steuervektoren dagegen über die Kopplungsmatrizen zwischen den Schichten. Die Modellierung der Zustandsdauer erfolgt nutzerspezifisch, so dass mit diesem Ansatz nicht nur inhaltliche Muster erkannt werden sondern auch Nutzer identifiziert werden können.

Darüber hinaus besteht nun auch für die Analyse die Möglichkeit, Prädiktionen auf der Grundlage gemeinsam genutzter Modelle zu synthetisieren, welche die gleiche Gesamtdauer $T = k\Delta t$ aufweisen wie die empfangene Merkmalvektorfolge. Mit der Verknüpfung von Beobachtung und Prädiktion sollte sich dann nicht nur die Erkennrate für die Modelle steigern lassen sondern auch eine Verbesserungen in Bezug auf die lokale Ausrichtung bzw. die zeitliche Koordination der dekodierten Zustandsabfolge im Vergleich zur ursprünglich erzeugten Zustandsabfolge bei der Synthese beobachtet werden können.

3 Systemstruktur von kaskadierten HMM

Die nachfolgenden Ausführungen orientieren sich an der Notation für Zustandsraumdarstellungen, sie wurde bereits in [1] eingeführt und vereinfacht die Darstellung der Systemstruktur. Demnach kann das probabalistische Verhalten eines einschichtigen HMM durch eine System- und eine Messgleichung beschrieben werden. Dabei entspricht die Systemmatrix $\mathbf{A}$ den Transitionen $G(\hat{z}\,|\,z)$ und die Ausgabematrix $\mathbf{C}$ der Kopplung $H(\omega\,|\,z)$ zwischen den Zuständen und den Gaussmixturen des HMM.

$$\begin{aligned} p[z(k+1)] &= \mathbf{A}\cdot p[z(k)] + \pi\delta(k) \\ p[\omega(k)] &= \mathbf{C}\cdot p[z(k)] \end{aligned} \tag{1}$$

Neben diesen beiden Gleichungen gilt üblicherweise für die Initialisierung $p[z(k=0)] = \underline{0}$, weiterhin wird gelegentlich die Anfangsbedingung $p_0[z(k)] = \underline{0}$ berücksichtigt.

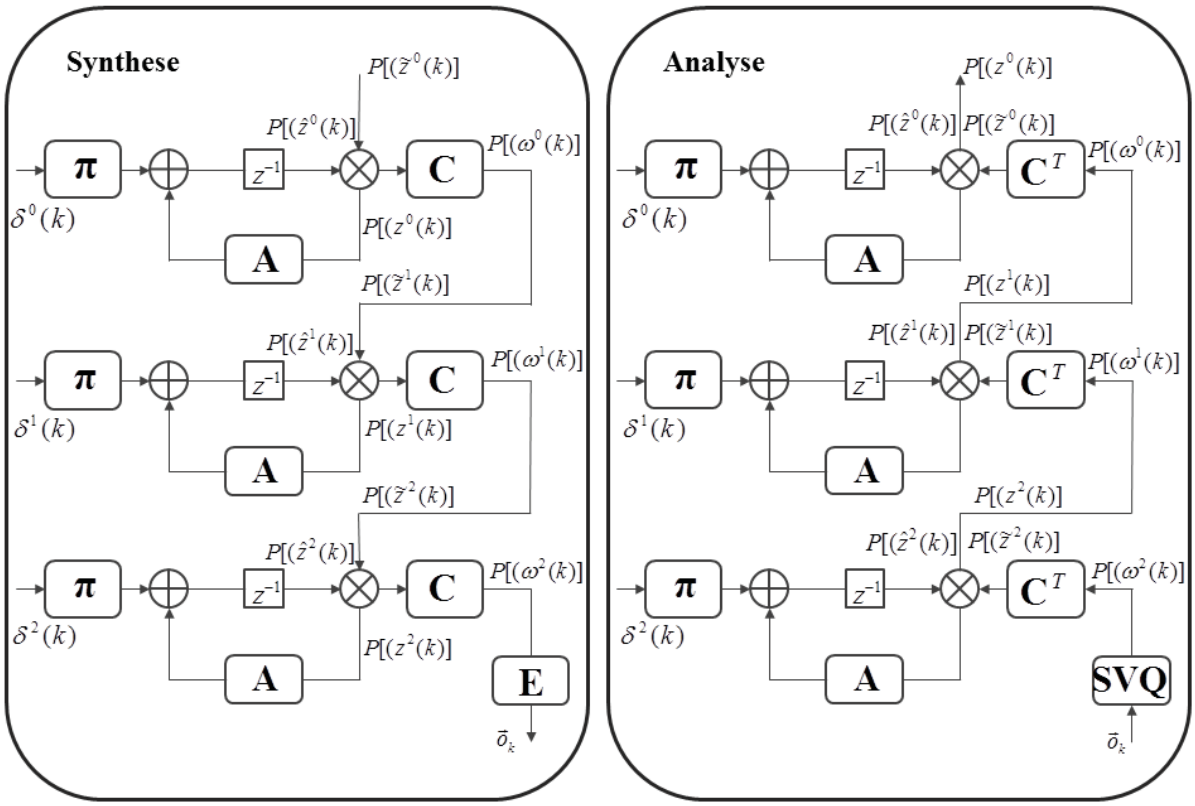

Abbildung 1 – CHMM für Analyse und Synthese in Zustandsraumdarstellung.

Mit einer leichten Änderung der klassischen Zustandsraumdarstellung kann die Anfangsbedingung als dauerhaftes Strukturelement fest in das System integriert werden.

$$p_0[z(k)] = \begin{cases} \underline{0} & \text{für } k = 0 \\ \underline{1} & \text{für } k > 0 \end{cases} \tag{2}$$

Damit kann das neue Strukturelement aber auch zur Steuerung des Zustandsvektors des HMM verwendet werden. Wird die Steuerinformation von einem hierarchisch benachbarten HMM

aus der Schicht *d-1* bzw. *d+1* geliefert, liegt ein kaskadiertes HMM der Schicht *d* vor (CHMM). Betrachten wir zunächst die Synthese, dann orientieren wir uns am linken Blockschaltbild von Abbildung 1. Für die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zustände in Schicht *d* können wir notieren:

$$P^d[z(k)] = P^d[\hat{z}(k)] \cdot P^d[\tilde{z}(k)] = P^d[z(k)] \cdot \sum_{z^d} G^d(\hat{z} \mid z) P^d[z(k-1)]$$

$$= \underbrace{\sum_{z^{d-1}} H^{d-1}(\omega \mid z) P^{d-1}[z(k)]}_{\text{Top–Down–Kopplung}} \cdot \underbrace{\sum_{z^d} G^d(\hat{z} \mid z) P^d[z(k-1)]}_{\text{Prädiktion}} \tag{3}$$

Diese Darstellung ist identisch zur Forward-Backward-Notation nach [5].

$$\beta_k^d(j) = \underbrace{\left[\sum_l \beta_l^{d-1}(l) \cdot c_{j,l}^{d-1} \right]}_{\text{Top–Down-Kopplung}} \cdot \underbrace{\left[\sum_i \alpha_{k-1}^d(i) \cdot a_{i,j}^d \right]}_{\text{Prädiktion}} \tag{4}$$

In den Darstellungen der klassischen Lehrbücher [11] findet man für die unterste Schicht auch

$$\beta_k^d(j) = \underbrace{b_j(\vec{o}_k)}_{\text{Emissions-WK}} \cdot \underbrace{\left[\sum_i \alpha_{k-1}^d(i) \cdot a_{i,j}^d \right]}_{\text{Prädiktion}}, \tag{5}$$

wobei sich bei der Verwendung von semikontinuierlichen HMM beide Darstellungen ineinander überführen lassen. Gemäß dem rechten Teil von Abbildung 1 kann für die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zustände bei der Analyse eine analoge Darstellung angegeben werden, hier wird der Informationsfluss jedoch umgekehrt.

$$P^d[z(k)] = P^d[\hat{z}(k)] \cdot P^d[\tilde{z}(k)] = \sum_{z^d} G^d(\hat{z} \mid z) P^d[z(k-1)] \cdot \sum_{\omega^d} H^d(z \mid \omega) P^d[\omega(k)]$$

bzw. mit $P^d[\omega(k)] = P^{d+1}[z(k)]$

$$P^d[z(k)] = P^d[\hat{z}(k)] \cdot P^d[\tilde{z}(k)] = \underbrace{\sum_{z^d} G^d(\hat{z} \mid z) P^d[z(k-1)]}_{\text{Prädiktion}} \cdot \underbrace{\sum_{\omega^d} H^d(z \mid \omega) P^{d+1}[z(k)]}_{\text{Bottom–Up-Kopplung}} \tag{6}$$

Auch hier kann die bereits oben verwendete Forward-Backward-Notation verwendet werden.

$$\alpha_k^d(j) = \underbrace{\left[\sum_i \alpha_{k-1}^d(i) \cdot a_{i,j}^d \right]}_{\text{Prädiktion}} \cdot \underbrace{\left[\sum_l \alpha_k^{d+1}(l) \cdot c_{j,l}^d \right]}_{\text{Bottom–Up-Kopplung}} \tag{7}$$

Die Fusionsgleichung in Forward-Backward-Notation, mit der schließlich kaskadierte bidirektionale HMM (CBHMM) beschrieben werden können, wurde bereits in [5] hergeleitet und lautet.

$$\gamma_k^d(j) = \underbrace{\left[\sum_l \beta_k^{d-1}(l) \cdot c_{j,l}^{d-1}\right]}_{\text{Top–Down–Kopplung}} \cdot \underbrace{\left[\sum_i \gamma_{k-1}^d(i) \cdot a_{i,j}^d\right]}_{\text{Prädiktion}} \cdot \underbrace{\left[\sum_r \alpha_k^{d+1}(r) \cdot c_{r,j}^d\right]}_{\text{Bottom–Up–Kopplung}} \tag{8}$$

4 Bidirektionales Multiskalen Analyse-Synthese-System

In Abschnitt 2 wurde darauf hingewiesen, dass der zweistufige Entscheidungsprozess bei der Synthese bislang immer im Takt der emittierten Beobachtungsvektoren ausgeführt wurde. Prinzipiell sollte es aber möglich sein, sich zuerst für die optimale Zustandsfolge zu entscheiden und dann die entsprechenden Beobachtungsvektoren zu emittieren. Diese beiden Syntheseausprägungen lassen sich auf zwei bekannte Varianten des Entscheidungsproblems zurückführen.

Bei einem Entscheidungsproblem geht es um Handlungsalternativen, welche aus einer Menge von möglichen Handlungen ausgewählt werden können. Ein Entscheidungsproblem kann nur dann vorliegen, wenn mindestens zwei Handlungsmöglichkeiten gegeben sind, also eine Alternative zu einer Handlung besteht. Darüber hinaus muss aber auch eine Bewertung möglicher Handlungen vorliegen, mit einer solchen Bewertung soll zum Ausdruck gebracht werden, wie gut oder wie schlecht ein Ziel erreicht wird. Andernfalls liegt lediglich eine Wahl- oder Auswahlsituation vor, aber kein Entscheidungsproblem. Die Handlungen werden dabei so gewählt, dass sie sich gegenseitig ausschließen. Diese Art der Entscheidung soll hier als Entscheidung erster Art bezeichnet werden.

Eine besondere Art der Entscheidung liegt bei der Planung vor, dabei geht es um Entscheidungen über voneinander abhängige Handlungen. Hier findet nun eine Koordination der einzelnen Teilhandlungen statt, d.h. die möglichen Handlungen müssen zeitlich aufeinander abgestimmt werden [4]. Die Planung wird im folgenden Entscheidung zweiter Art genannt.

Zur vollständigen Beschreibung eines Multiskalen-Analyse-Synthese-Systems wird zunächst die Sicht der Synthese eingenommen. Unter Verwendung von CBHMM bietet die Synthese Raum für die Anwendung von beiden Prinzipien. Um dies zu verdeutlichen, wird das Bild des Zustandsgitters verwendet. Man erhält das Zustandsgitter, in dem über den Zuständen der HMM und der Zeitachse das Kreuzprodukt gebildet wird. Diese Operation lässt sich auch auf CHMM anwenden, da die HMM in den einzelnen Ebenen den gleichen Zeittakt benutzen und sich damit gewissermaßen im Gleichschritt bewegen.

Um sich bei der CHMM-Synthese für einen Zustand zu entscheiden, wird bei der Entscheidung der ersten Art nach jedem Zustandsübergang entsprechend der aktuellen Wahrscheinlichkeitsverteilung über den möglichen Zuständen eine argmax-Entscheidung getroffen. Mit dieser Entscheidung kann nun ein binärer Zustandsvektor gebildet werden, der anschließend über die C-Matrix in die nächste Ebene eingekoppelt wird. Dieses Vorgehen wird bis zur letzten Ebene wiederholt, dort erfolgt dann schließlich die Ausgabe eines Merkmalvektors.

Dagegen erfolgt bei Entscheidungen zweiter Art die Auswahl einer Zustandsfolge der aktuellen Ebene erst mit Erreichen des Endzustandes. Erst dann können für alle Zeitpunkte binäre Zustandsvektoren gebildet werden. Diese binäre Vektorfolge wird über die C-Matrix in die nächste Ebene propagiert und liegt nun als Steuervektorfolge vor. Diese Steuervektorfolge übernimmt damit die gleiche Rolle wie die Beobachtungsvektorfolge bei der Analyse, lediglich die Verarbeitungsrichtung entlang der Hierarchieachse hat sich somit geändert.

Forward-,Backward-, und Viterbialgorithmus lassen sich also sowohl für die Analyse als auch für die Synthese verwenden. Bei der Analyse wird die optimale Zustandsfolge eines CHMM nach dem Empfang einer Beobachtungsvektorfolge $\vec{\mathbf{o}} = [\vec{o}_1, \vec{o}_2, ..., \vec{o}_K]$ in Bottom-Up-Richtung berechnet. Umgekehrt, bei der Synthese, kann die optimale Zustandsfolge eines CHMM erst nach Vorgabe einer Steuervektorfolge $\vec{\mathbf{a}} = [\vec{a}_1, \vec{a}_2, ..., \vec{a}_K]$ in Top-Down-Richtung ermittelt

werden. Damit verbleibt also lediglich die Frage nach der Steuervektorfolge auf der höchsten Ebene. Für ein CHMM erscheint es plausibel, dass mit dieser Steuervektorfolge die Einhaltung der typischen Verweildauern der einzelnen Zustände in der höchsten Schicht angestrebt werden soll. Mit dieser Problematik beschäftigt sich der nächste Abschnitt.

5 Modellierung der Zustandsdauer

Die Wahrscheinlichkeit der Gesamtdauer $T = k\Delta t$ eines Single-Level-HMM soll dem Produkt der einzelnen Wahrscheinlichkeiten für die Dauer t_k der jeweiligen Zustände z_k entsprechen.

$$P(\mathbf{z} = z_1, z_2, ..., z_K \mid \lambda, K) = \prod_{K=1}^{K} p_k(t_k) \tag{9}$$

Die einzelnen Realisierungen t_k der Zufallsvariablen T treten demnach unabhängig voneinander auf und können mit einer Gaussverteilung modelliert werden.

$$p(t_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \cdot e^{-\frac{(t_k-\mu_k)^2}{2\sigma_k^2}} \tag{10}$$

In logarithmischer Darstellung erhalten wir für (9) die Gleichung (11). Nun ist es das Ziel, für eine gegebene Beobachtungsfolge der Länge K eine Zustandsfolge $\mathbf{z} = (z_1, z_2, ..., z_K)$ zu ermitteln, welche die logarithmische Darstellung

$$\log P(\mathbf{z} = z_1, z_2, ..., z_K \mid \lambda, K) = \sum_{k=1}^{K} p(t_k) \tag{11}$$

unter der folgenden Nebenbedingung maximiert

$$K = \sum_{k=1}^{K} t_k . \tag{12}$$

Nach Aufstellung der Lagrange-Funktion kann das Optimierungsproblem durch partielle Ableitung und anschließendes Nullsetzen gelöst werden. Für die Lagrange Funktion erhält man zunächst:

$$L(t_k, \lambda) = \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \cdot e^{-\frac{(t_k-\mu_k)^2}{2\sigma_k^2}} \right) - \lambda\left(K - \sum_{k=1}^{K} t_k \right) \tag{13}$$

Nun müssen die partiellen Ableitungen für $k = 1..K$ und λ bestimmt werden.

$$\frac{\partial L(t_k, \lambda)}{\partial t_k} = 0 , \ \frac{\partial L(t_k, \lambda)}{\partial \lambda} = 0 , \text{ mit } k = 1..K \tag{14}$$

Nach einigen elementaren Rechenschritten erhält man für die Zustandsdauer t_k die Lösung

$$t_k = \mu_k + \lambda\sigma_k^2 \text{ wobei } \lambda = \frac{K - \sum_{k=1}^{K} \mu_k}{\sum_{k=1}^{K} \sigma_k^2} \tag{15}$$

Mit dem Parameter λ kann die „Sprechrate“ kontrolliert werden. Wird der Parameter positiv gewählt, erhöht sich die Sprechrate dagegen wird bei negativer Belegung die Sprechrate reduziert. Damit wird die Modellierung unterschiedliche Nutzer ermöglicht, so dass auch eine Nutzeridentifikation möglich wird.

6 Viterbialgorithmus für Analyse und Synthese

Nach Abbildung 1 unterscheiden sich Analyse und Synthese nur in der Richtung des Informationsflusses. Dies hat zur Konsequenz, dass die Ermittlung der optimalen Zustandsfolgen in beiden Fällen vom Viterbi-Algorithmus übernommen werden kann. Dabei erfolgt die Speisung des Viterbi-Algorithmus im Falle der Synthese durch die Steuervektorfolge $\vec{\mathbf{a}} = [\vec{a}_1, \vec{a}_2, ..., \vec{a}_K]$ und bei der Analyse durch die Beobachtungsvektorfolge $\vec{\mathbf{o}} = [\vec{o}_1, \vec{o}_2, ..., \vec{o}_K]$. Dies erlaubt eine einheitliche Darstellung des Viterbi-Algorithmus für beide Verarbeitungsrichtungen, stellvertretend für die Verwendung von Beobachtungs- bzw. Steuervektoren wird deshalb die Schreibweise $\vec{x}_k$ verwendet. Da die Zustände *0* und *N* in den einzelnen HMM nicht emittierend sind, wird zwischen einer internen Zählweise $k = (0...K+1)$ und der beobachtbaren Modellzeit $k\Delta t = (1 \cdot \Delta t ... K \cdot \Delta t)$ unterschieden. Unter Berücksichtigung von (5) entspricht der Algorithmus für CHMM in den einzelnen Schichten damit dem bekannten Standardalgorithmus [11]:

Initialisierung:

$$\delta_0(j) = \pi(j)$$

Rekursion: $1 \le k \le K$, $1 \le j, i \le N$

$$\delta_k(j) = \max_{1 \le i \le N} \left(\delta_{k-1}(i) a_{i,j} \right) \cdot b_j(\vec{x}_k)$$

$$\Psi_k(j) = \arg\max_{1 \le i \le N} \left(\delta_{k-1}(i) a_{i,j} \right)$$

Terminierung:

$$\delta_{K+1}(N) = \max_{1 \le i \le N} \left(\delta_K(i) a_{i,N} \right)$$

$$\Psi_{k+1}(j) = \arg\max_{1 \le i \le N} \left(\delta_k(i) a_{i,k} \right)$$

Rückverfolgung: $1 < k \le K$

$$q^*_{K+1} = \Psi_{K+1}(N)$$

$$q^*_k = \Psi_{k+1}(q^*_{k+1})$$

Für CBHMM ist entsprechend der Fusionsgleichung (8), die multiplikative Verknüpfung $b_j(\vec{x}_k) = b_j(\vec{o}_k) \cdot b_j(\vec{a}_k)$ zu berücksichtigen.

7 Einbindung in ein kognitives System

Unter Verwendung der oben vorgestellten CHMM und CBHMM lässt sich ein kognitives System konstruieren. Auf der oberen symbolischen Ebene wird das CHMM mit der Artikulation und das CBHMM mit der Interpretation verbunden. Mit diesen beiden Funktionen erfolgt der Übergang in die semantische Ebene, dort findet die Verhaltenssteuerung statt. Auf der unteren Signalebene erfolgt dagegen die Anbindung an die Umgebung, so dass der Kommunikationskreis geschlossen werden kann.

Zuerst wird nur das Analyse-Synthese-System betrachtet. Neben den typischen Analyse-Synthese-Funktionen kann dieses System jetzt zusätzlich das Reafferenz- und das Präefferenzprinzip umsetzen. Bei der Synthese wird ein CHMM aus dem Synthesealphabet ausgewählt, um eine Beobachtung der Länge *K* zu erzeugen. Nach der Ausgabe der Beobachtungsvektorfolge $\vec{\mathbf{o}} = [\vec{o}_1, \vec{o}_2, ..., \vec{o}_K]$ liefern alle CHMM des Synthesealphabets eine Afferenz zurück. Da hier keine Fusion benötigt wird, genügen also CHMM. Dagegen werden bei der

Analyse Erwartung und Beobachtung verknüpft, dadurch ermöglicht das Präefferenzprinzip eine hypothesengeleitete Analyse, diese lässt sich jetzt unter Verwendung von CBHMM realisieren. Entsprechend liefern zunächst alle CBHMM je eine Vorhersage, diese werden dann bei Eintreffen der übertragenen Beobachtungsfolge $\vec{\mathbf{o}}' = [\vec{o}_1', \vec{o}_2', ..., \vec{o}_K']$ mit der Analyse verknüpft. In beiden Fällen können Fehler zwischen Afferenz und Efferenz erkannt werden, diese Fehler stellen Ereignisse oder innere Signale dar, welche auf der semantischen Ebene eine Adaption an die Umgebung oder das Erlernen von Verhalten initiieren können [9].

8 Schlussbemerkung

Mit der bidirektionalen Verarbeitung besteht nun - wie oben dargestellt - grundsätzlich die Möglichkeit Fehler festzustellen, und als innere Signale zu interpretieren. Damit können Ereignisse ausgelöst werden, die Adaptions- und Lernvorgänge einleiten. Insbesondere Höherentwicklungen, die an einem lernfähigen Coping-Apparat ansetzen, sind drei wichtigen Triebkräften unterworfen [8], [10]. Eine Triebkraft wirkt auf den motorischen Engpass und dient der Vergrößerung des Handlungsrepertoires. Eine weitere wirkt auf den sensorischen Engpass, so dass die Umwelt feiner aufgelöst werden kann und die prädiktiven Fähigkeiten verbessert werden können. Und schließlich ist eine dritte Triebkraft zu nennen, die auf das Erlernen effizienter Strategien zur Erreichung von Endsituationen abzielt. In einem Lehr- und Forschungssystem sollen solche Fähigkeiten demonstriert werden, dabei werden zunächst die inneren Signale verwendet, um Adaption und Coping am Beispiel von Entscheidungsprozessen in einer einfachen Gridworld nachzubilden.

Literatur

[1] Haykin, S.: *Cognitive Dynamic Systems*, Perception-Action Cycle, Radar and Radio, Cambridge University Press 2012.

[2] Fuster, J.: *Cortex and Mind*, Unifying Cognition, Oxford Press 2003.

[3] Ahissar, M.; Nahum, M.Nelken, I. and Hochstein, Sh.: *Reverse Hierarchies and sensory learning*, Philosophical Transactions of the Royal Society, 2009 February, 12.

[4] Laux, A.; Gillenkirch, R.M.; Schenk-Mathes H.: *Entscheidungstheorie*, Springer Gabler Verlag 2012, 8. Auflage.

[5] Römer, R.; Herbig, T.: *Konzeptionelle Beschreibung des Cortikalen Algorithmus und seine Anwendung in der automatischen Spracherkennung*, 20. Konferenz der ESSV, Dresden September 2009.

[6] Römer, R.: *Beschreibung von Analyse-Synthese-Systemen unter Verwendung von CBHMM's*, 22. Konferenz Elektronische Sprachsignalverarbeitung, Aachen-2011, pp. 67- 76, TUDpress Dresden 2011.

[7] Römer, R.: *Untersuchungen zum Cortikalen Algorithmus unter Verwendung von Bidirektionalen HMMs*, 23. Konferenz Elektronische Sprachsignalverarbeitung Cottbus 2012, pp. 252- 261, TUDpress Dresden 2012.

[8] Römer, R.; Wirsching, G. und Wolff, M.: *Ein Beitrag zu den natur- und geisteswissenschaftlichen Grundlagen kognitiver Systeme*, 24. Konferenz Elektronische Sprachsignalverarbeitung, Bielefeld 2013, pp. 93- 102, TUDpress Dresden 2013.

[9] Wolff, M.; Klimczak,P.; Lindemann, J.; Petersen C.; Römer, R. und Zoglauer, T.: *Die kognitive Heizung*, 25. Konferenz Elektronische Sprachsignalverarbeitung, Dresden 2013, pp. 93- 102, TUDpress Dresden 2014 (eingereicht).

[10] Bischof, N.: *Psychologie, ein Grundkurs für Anspruchsvolle*, Verlag Kohlhammer, 2. Auflage, 2009.

[11] Rabiner, L.R.: *A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition*, Proceedings of the IEEE, Band 77, Nr. 2, S. 257–286, 1989.