BESCHREIBUNG VON ANALYSE-SYNTHESE-SYSTEMEN UNTER VERWENDUNG VON KASKADIERTEN BIDIREKTIONALEN HMMS

Ronald Römer

BTU-Cottbus
Ronald.Roemer@tu.cottbus.de

Zusammenfassung: In diesem Beitrag werden die biologisch motivierten CBHMMs (Cascaded Bidirectional Hidden Markov Model) im Kontext von probabilistischen hierarchischen Analyse-Synthese-Systemen betrachtet. Diese stellen einen wichtigen Bestandteil Kognitiver Systeme dar, zu deren bedeutenden Eigenschaften der Umgang mit Unsicherheiten, die Fähigkeit zum Schließen und Folgern und schließlich die Adaptionsfähigkeit an zeitvariante Umgebungsbedingungen gehören. Zu dieser neuen Klasse von Systemen gehören beispielsweise die Kognitiven Dynamischen Systeme und die Kognitiven Benutzerschnittstellen. Neben der strukturellen Organisation von Analyse-Synthese-Systemen müssen sowohl die Fähigkeiten zum Interpretieren als auch zum Schließen und Folgern berücksichtigt werden. Hierzu wird ein Ansatz von MacKay aus den späten 1960-Jahren aufgegriffen, in dem dieser Aspekt als zusätzlicher Bestandteil eines erweiterten Informationsbegriffs verstanden wurde. MacKay unterscheidet zwischen deskriptivem und selektivem Informationsgehalt, wobei der selektive Informationsgehalt der bekannten Shannonschen Information entspricht. Der deskriptive Informationsgehalt berücksichtigt dagegen den logischen Aspekt von Information. Beide Aspekte finden sich sowohl im einfachen HMM als auch in den höheren symbolischen Schichten von CBHMMs wieder.

1 Einführung

Auf dem Gebiet der modellbasierten Signal- und Symbolverarbeitung sind in jüngerer Zeit die Fähigkeiten des menschlichen Gehirns wieder verstärkt in den Blickpunkt von Forschungsarbeiten gerückt. Von besonderem Interesse sind dabei die Interaktionen des Gehirns mit der Umwelt. Die bei dieser Interaktion auftretende Rückkopplung wird neben seiner technischen Bedeutung auch als fundamentales Prinzip der Biologie angesehen, ohne sie wäre kein zielgerichtetes Systemverhalten möglich. Solch ein System ist in der Lage Entscheidungen zu treffen und die Umwelt zielgerichtet zu manipulieren. Haykin bezeichnet diese Klasse von Systemen als Kognitive Dynamische Systeme [1]. Typisch für diese Systemklasse ist der sogenannte kybernetische Zyklus (Abbildung 1, rechts), der den Kreislauf der Wahrnehmung der Umgebung entlang einer sensorischen Hierarchie und der Antwort auf die Umgebung entlang einer motorischen Hierarchie beschreibt. Dieser Kreislauf erinnert an den aus der Systemtheorie bekannten Regelkreis (Abbildung 1, links).

Zur Struktur der motorischen und sensorischen Hierarchie verweist Haykin auf das biologische Modell des Neocortex nach Fuster [2]. In diesem Modell sind die hierarchischen Strukturen durch einen bidirektionalen Informationsfluss und durch spezifische Arbeitsspeicher in den einzelnen Hierarchieebenen gekennzeichnet.

Darüber hinaus belegen Forschungen auf dem Gebiet Neurowissenschaften, dass der Neocortex nicht über eine Sammlung spezialisierter kortikaler Architekturen und Algorithmen verfügt, sondern eine ziemlich einfach organisierte hierarchische Struktur besitzt. Innerhalb der verschiedenen hierarchischen Ebenen kann daher der gleiche allgemeine Verarbeitungsprozess ablaufen. Dieser Prozess wird kortikaler Algorithmus genannt [3]. In vorangegangenen Arbeiten wurden mit den CBHMMs und Multiraten-CBHMMs zwei Strukturen vorgestellt, mit denen dieser Algorithmus nachgebildet werden kann [4], [5]. Dabei handelt es sich um bidirektionale Strukturen, die sowohl für die Analyse als auch für die Synthese geeignet sind. Eine Besonderheit liegt darin, dass der Informationsfluss in beiden Betriebsphasen bidirektional ist. Daher wird bei der Analyse der Synthesepfad und bei der Synthese der Analysepfad für Prädiktionen genutzt.

In diesem Beitrag liegt der Schwerpunkt auf der Einordnung der CBHMMs in die Gruppe der Analyse-Synthese-Systeme und deren informationstheoretischer Deutung. Zunächst wird in der Einführung auf die Kognitiven Systeme eingegangen. Beispielhaft werden die Kognitiven Dynamischen Systeme nach Haykin und die Kognitiven Benutzerschnittstellen von Young vorgestellt.

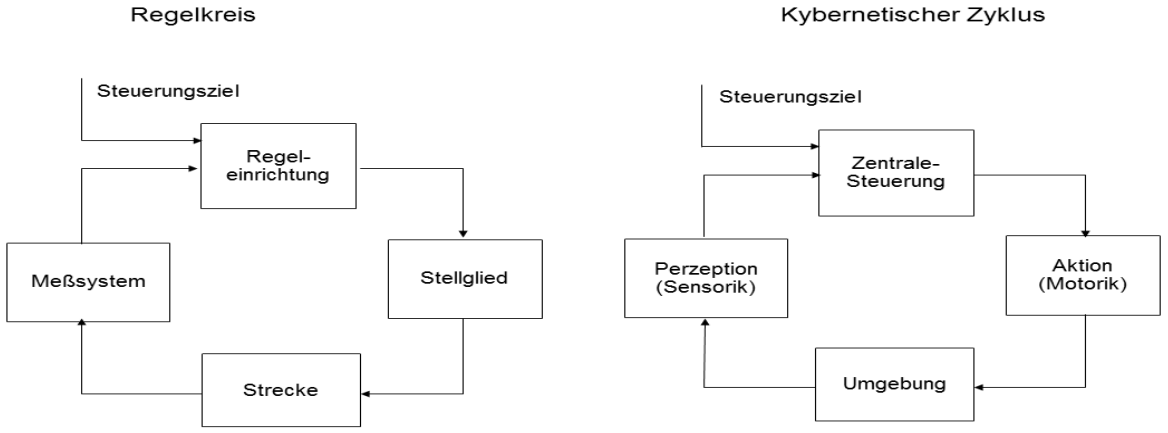

Abbildung 1 – Analogie zwischen dem kybernetischen Zyklus und dem Regelkreis der Systemtheorie

Es werden deren herausragenden Eigenschaften genannt und die Anforderungen an Kognitive Dynamische Systeme herausgearbeitet. In diesem Zusammenhang können die CBHMMs als probabilistische hierarchische Analyse-Synthese-Systeme identifiziert werden, welche einen wesentlichen Bestandteil Kognitiver Dynamischer Systeme darstellen. In Abschnitt 3 erfolgt eine genauere Betrachtung der hierarchischen Informationsverarbeitung in einem Kognitiven System, anschließend wird auf den Bayes'schen Inferenzmechanismus eingegangen. Mit diesem Mechanismus kann die Informationsverarbeitung zwischen den Hierarchieebenen beschrieben werden kann. Dieser Sichtweise erlaubt eine informationstheoretische Deutung, welche sich in das Konzept eines erweiterten Informationsbegriffs nach MacKay aus den späten 1960-Jahren einfügt. Abschließend folgt in Abschnitt 7 eine Zusammenfassung der gewonnenen Erkenntnisse.

2 Anforderungen an Kognitive Systeme

Haykin hat in [1] angeregt, neue Erkenntnisse aus den Neurowissenschaften mit den modernen Methoden der Signalverarbeitung zu kombinieren. Die aus dieser Denkweise heraus entstehenden sogenannten Kognitiven Dynamischen Systeme müssen ihre Umgebung wahrnehmen können, ein prädiktives Modell der Umgebung erstellen und auf ihre Umgebung zielgerichtet einwirken können. Damit liegt ein geschlossener Kreislauf von Sender und Empfänger vor, der bekanntermaßen systemtheoretisch durch einen Regelkreis beschrieben werden kann. In dieser Terminologie wird der Empfänger als Strecke oder Umgebung betrachtet. Dagegen ist die Regeleinrichtung ist für die zielgerichtete Auswahl der nächsten Aktion für das Stellglied (Synthese) verantwortlich. Die Rückführung erfordert schließlich auch die Beobachtung (Analyse) der Wirkung auf die Strecke. Die Analyse wird von einem Meßsystem bzw. von der Sensorik geleistet (Abbildung 1, links). Damit stellt das Analyse-Synthese-System einen zentralen Bestandteil des Kognitiven Dynamischen Systems dar. Folgt man dem biologischen Vorbild [2], so sind sowohl Analyse als auch Synthese als Hierarchie mit bidirektionalem Informationsfluss auszuführen. Nach Haykin sollte der dazugehörige Algorithmus als Bayes- oder Kalmanfilter realisiert werden. Darüber hinaus muss sich das System an geänderte Umgebungsbedingungen anpassen und Unsicherheiten berücksichtigen, um schließlich eine optimale Kommunikation zu ermöglichen.

Ein weiteres Beispiel für ein Kognitives System wurde von Young in [10] vorgestellt. Hierbei handelt es sich um ein Dialogsystem welches ebenfalls auf einem statistischen Modell basiert. Auch dieses System kann als kybernetischer Kreislauf bzw. als Regelkreis verstanden werden. Hier liegt der Schwerpunkt jedoch noch stärker auf der Dialogsteuerung (Regeleinrichtung). Dabei muss eine kognitive Steuerung die Fähigkeit zum Schließen und Folgern besitzen und auch Mehrdeutigkeiten aus dem Kontext heraus auflösen können. Weiterhin muss es über klar definierte Kommunikationsziele verfügen und sollte auch unter Verwendung von unsicherer Information in der Lage sein, Pläne zur Erreichung des Ziels erstellen zu können. Ebenfalls notwendig ist die Anpassung an die Umgebung sowie Lernfähigkeit und Robustheit.

3 Hierarchische Bidirektionale Analyse-Synthese-Systeme

Häufig wird der Signalfluss nur in einer Richtung verfolgt: vom Sender zum Empfänger. Bei einer Kommunikation besteht aber ein Informationsfluss in beiden Richtungen, da Kommunikationssysteme zugleich Sender und Empfänger sind. Diese Grundgedanken konnten erstmalig von Marko in eine mathematische Form gebracht werden [8]. Ebenfalls aus den frühen 1970-Jahren stammt ein kombiniertes Sender-Empfänger Modell von Nauta, mit dem Kommunikationsteilnehmer auf der semiotischen Ebene beschrieben werden können [7]. Im Gegensatz zu Shannons Kommunikationsmodell, in welchem ein Sender verbunden durch einen Kanal einem Empfänger gegenübersteht, wird das informationsempfangende, -verarbeitende und -aussendende System (das sogenannte I-System) als Ganzes – als Kommunikationsteilnehmer – betrachtet. Der für dieses Modell grundlegende Prozess der Semiose vollzieht sich im I-System auf folgende Weise: Ein Informationsträger wird vom Empfänger interpretiert und vom nachfolgenden Filter als Zeichen erkannt. Dadurch ändert sich der innere Zustand des I-Systems. Diese Veränderung wiederum regt das nachfolgende Filter zu einer Zeichenartikulation an, welches über den Sender an die Umgebung abgegeben wird. Das Zeichen hat folgende Eigenschaften:

- es hat einen geordneten inneren Aufbau (syntaktische Komponente), sonst könne es nicht als Zeichen erkannt werden
- es hat eine Bedeutung für das I-System (semantische Komponente), andernfalls würde sich der innere Zustand nicht ändern
- es wirkt als zielgerichteter Stimulus, der das I-System zu einer Aktion bzw. Reaktion anregt (pragmatische Komponente)

Informationstheorien, die diese Erkenntnis nicht berücksichtigen, sind nach [7] unvollständig. Der Bezug zu den Kognitiven Systemen ist daher als komplementäre Beschreibung des Shannonschen Kommunikationsmodells ersichtlich. Erst die Integration beider Modelle von Shannon und Nauta beschreibt ein kognitives System im Sinne von Haykin vollständig.

Die Zielstellung eines Kognitiven Systems besteht darin, die Kommunikation zwischen den Teilnehmern zu optimieren. Um zwischen den Kommunikationsteilnehmern unterscheiden zu können, wird zunächst in der Folge von einem dominierenden Kommunikationssubjekt und einem subdominanten Kommunikationsobjekt die Rede sein. Aus der Sicht des Kommunikationssubjekt ist es sinnvoll bei der Analyse die erwartete Wirkung des Kommunikationsobjekts zu berücksichtigen, dies kann bspw. in Form einer Prädiktion entgegen der Analyserichtung erfolgen. Andererseits soll auch sichergestellt werden, dass die vom Kommunikationssubjekt erzeugte Wirkung möglichst gut vom Kommunikationsobjekt verstanden wird. Die dafür notwendigen zusätzlichen Signalwege können intuitiv begründet werden, wenn der Kommunikationskreislauf zwischen zwei identisch strukturierten Kommunikationsteilnehmern nach Abbildung 2 zugrunde gelegt wird. Dabei wird davon ausgegangen, dass sich beide Teilnehmer als kognitives System gemäß Abbildung 1 modellieren lassen, allerdings werden Sensorik und Motorik nun hierarchisch ausgeführt.

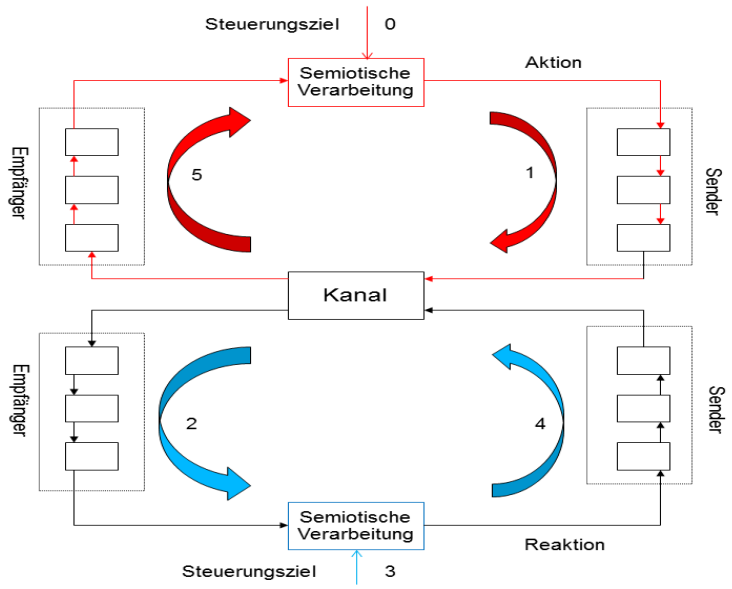

Abbildung 2 – Kommunikationszyklus zwischen zwei Kommunikationsteilnehmern

In Abbildung 2 wird der zeitliche Ablauf des kybernetischen Zyklus für zwei Kommunikationsteilnehmer verdeutlicht. Unter Vorgabe einer Kommunikationsziels (0) wählt das Kommunikationssubjekt eine Aktion aus. Diese Aktion wird entlang des Signalwegs (1) artikuliert und über den Kanal übertragen. Das Kommunikationsobjekt interpretiert das ankommende Signal (2) und wählt seinerseits unter Berücksichtigung der eigenen Kommunikationsziele (3) eine entsprechende Reaktion aus und artikuliert diese entlang des Signalwegs (4). Schließlich interpretiert das Subjekt das ankommende Signal (5) und kontrolliert die Einhaltung des Kommunikationsziels. Dieser Zyklus kann bis zur Erreichung des Kommunikationsziels mehrfach wiederholt werden. Ein zentrales Problem für die Kommunikation ist dabei die Synchronisation der Kommunikationsziele. Eine Möglichkeit, die Kommunikation zu optimieren, besteht darin, ein inneres Modell des Kommunikationspartners zu entwickeln und auch zu simulieren. Dieser Prozess kann als Spiegelung des Kommunikationsobjekts verstanden werden. Die dahinter stehende Idee ist als Simulationstheorie bekannt. Einige Indizien zur Stütze dieser Theorie konnten jüngst durch die Entdeckung der Spiegelneuronen erbracht werden [9].

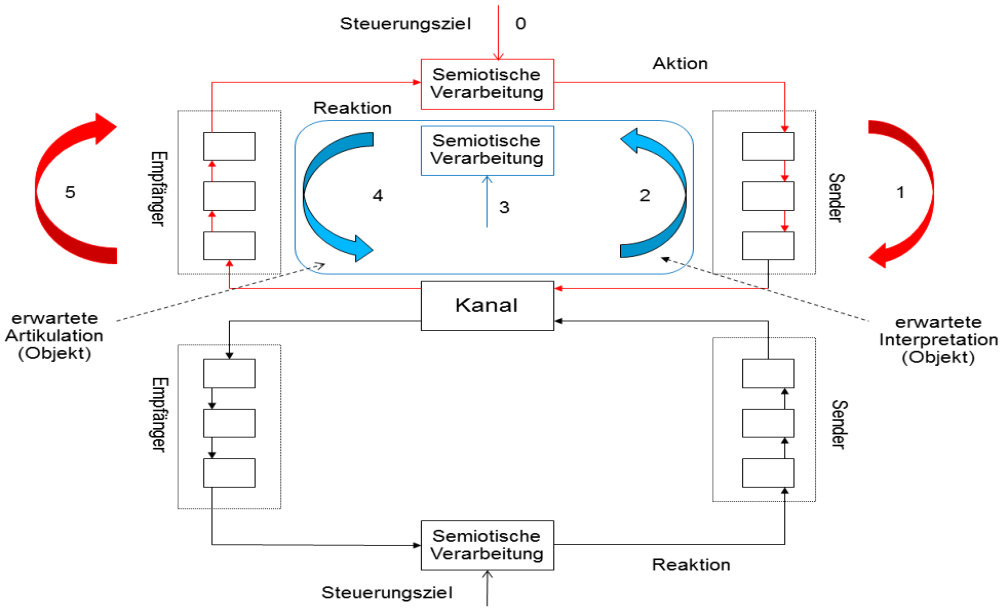

Abbildung 3 – Inneres Modell des Objekts und gespiegelter Kommunikationsprozess

Unter Verwendung des inneren Modells ist der kybernetische Zyklus des Kommunikationssubjekts durch folgenden zeitlichen Ablauf gekennzeichnet (vgl. Abbildung 3): Unter Vorgabe einer Kommunikationsziels (0) wählt das Kommunikationssubjekt eine Aktion aus, diese Aktion wird entlang des Signalwegs (1) artikuliert und über den Kanal übertragen. Nun wird die erwartete Interpretation des Objekts wieder zurückgeführt (2) und die erwartete Reaktion vorhergesagt. Diese Reaktion wird entlang des Signalwegs (4) artikuliert und als Vorhersage der erwarteten Artikulation des Objekts verstanden. In (5) erfolgt die Interpretation des ankommenden Signals.

Nach dem nun die bidirektionalen Signalwege nachvollziehbar begründet werden konnten, ist die Gewährleistung einer optimalen Kommunikation aber erst dann gegeben, wenn die bidirektionalen Signalpfade auch eine entsprechende Kopplung aufweisen. Dies kann bei der Analyse nach dem Bayes'schen Prinzip erfolgen, wobei Erwartung und Messwert miteinander verknüpft werden. Bei der Synthese kann das gleiche Prinzip verwendet werden, allerdings muss dann die Reihenfolge der Operationen (1) und (2) vertauscht werden, da sonst das erzeugte Signal die erwartete Interpretation des Objekts nicht berücksichtigt. Dies gelingt, wenn das generierte Signal (1) verzögert wird, und erst im nächsten Syntheseschritt für eine Bottom-Up Prädiktion verwendet wird. Weitere Vereinfachungen ergeben sich, wenn die Kommunikationsziele von Objekt und Subjekt identisch sind. Dann kann der semiotische Block des Subjekts - ausgehend von der Bottom-Up Prädiktion – die erwartete Reaktion auswählen und als Erwartung (4) artikulieren. In Abbildung 4 sind nun neben den bidirektionalen Signalwegen auch die redundante Information (Modelle) und die nichtredundante Information eingetragen. Die redundante (vorhersagbare) Information resultiert in den Modellen der einzelnen Hierarchieebenen die sowohl von der Analyse als auch von der Synthese zur Simulation genutzt werden. Die nichtredundante Information wird bei der Analyse – genauer im Abstraktionsprozess – abgeführt und bei der Synthese – im Konkretisierungsprozess – wieder zugeführt.

Ein letzter wesentlicher Aspekt, welcher von Kognitiven Systemen erfüllt werden muss, ist die Fähigkeit zum Schließen und Folgern, die zunächst nur vom semiotischen Block erwartet wird. Man kann aber zeigen, dass diese Fähigkeiten bereits in einem hierarchischen Analyse-Synthese-System anzutreffen sind.

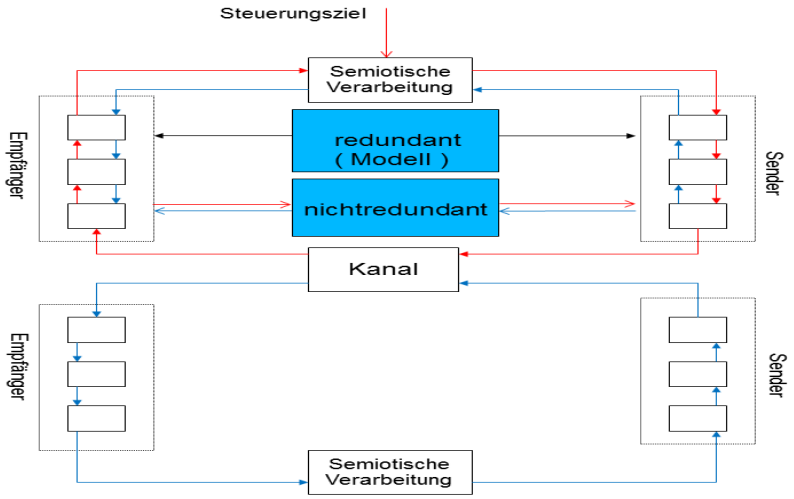

Abbildung 2 – bidirektionale Signalpfade, redundantre bzw. nichtredundante Information

4 Bayes'scher Inferenzmechanismus

Mit der HMM-Technologie wurden lautsprachliche Modelle λ^m (*m=Modellindex*) eingeführt, die drei wesentliche Aspekte der Sprachmodellierung berücksichtigen. Zum einen werden statische und dynamische Aspekte der lautsprachlichen Äußerungen berücksichtigt, andererseits erfolgt hier auch der Übergang von der subsymbolischen Ebene zur symbolischen Ebene. Alle drei Aspekte werden im Folgenden erläutert.

Zunächst werden akustische Ereignisse durch eine angemessene Anzahl von Gaußkurven statistisch modelliert. Jede Gaußkurve oder Klasse ω_k (*k=Klassenindex*) von Ereignissen ist durch einen Mittelwertvektor $\boldsymbol{\mu}_k$ und eine Kovarianzmatrix $\boldsymbol{\Sigma}_k$ parametriert. Diese Parameter können rein datengetrieben durch einen Cluster Algorithmus erfasst werden, d.h. hier wird keine lautsprachliche Bedeutung der akustischen Ereignisse berücksichtigt. Um nun die Dynamik eines Modells zu erfassen, werden Zustände s_i eingeführt. Dabei wird jedem Zustand eine Emissionsverteilung und eine Übergangsverteilung zugeordnet. Die Emissionsverteilung erhält man durch eine gewichtete Summe über den k Gaußverteilungen, welche auch als Gaußsche- Mischverteilungen bezeichnet werden. Mit den Übergangsverteilungen von den Zuständen s_i auf die Zustände s_j wird schließlich die Dynamik des lautsprachlichen Modells berücksichtigt. Nimmt man noch die Startverteilung $\boldsymbol{\pi}$ hinzu, so ist das lautsprachliche Modell vollständig spezifiziert.

Im Folgenden gehen wir von K-Klassen, S-Zuständen und einem Beobachtungsvektor $\mathbf{x}_t$ zum Zeitpunkt t aus. Verfolgt man den Informationsfluss innerhalb eines HMMs in Analyserichtung, dann bildet eine sogenannte Soft-Vektorquantisierung den beobachteten Vektor $\mathbf{x}_t$ auf eine Klassenverteilung ab. Dies entspricht dem Übergang von der subsymbolischen Ebene zur symbolischen Ebene. Anschließend wird die Klassenverteilung auf eine Zustandsverteilung abgebildet, hier erfolgt der Übergang von einer Symbolqualität (Klasse) zu einer anderen Symbolqualität (Zustand). Mathematisch können diese Abbildungen wie folgt beschrieben werden. Als erstes wird gemäß Gleichung (1) die Likelihood-Verteilung über alle Klassen berechnet.

$$p(\mathbf{x}_t \mid \omega_k) = N(\mathbf{x}_t \mid \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \tag{1}$$

Mit der Bayes'schen Beziehung lässt sich bei Kenntnis der apriori-Klassenverteilung die aposteriori- Klassenverteilung berechnen. Bei gleichverteilter Klassenhäufigkeit kann diese Verteilung auch durch eine normierte Likelihood-Verteilung dargestellt werden (2).

$$p(\omega_k \mid \mathbf{x}_t) = \frac{p(\mathbf{x}_t \mid \omega_k) \cdot p(\omega_k)}{\sum_K p(\mathbf{x}_t \mid \omega_k) \cdot p(\omega_k)} \quad \text{bzw.} \quad p(\omega_k \mid \mathbf{x}_t) \approx \frac{p(\mathbf{x}_t \mid \omega_k)}{\sum_K p(\mathbf{x}_t \mid \omega_k)} \tag{2}$$

Den direkten Zusammenhang zwischen Beobachtungsvektor und der Zustandsverteilung erhält man schließlich durch die Anwendung der Mischgewichte:

$$p(s_i \mid \mathbf{x}_t) = \sum_K c_{i,k}\, p(\omega_k \mid \mathbf{x}_t) \tag{3}$$

Diese Gleichung lässt sich auch als Matrix-Vektor-Produkt darstellen, bei dem die Eingangs- und Ausgangsvektoren unterschiedliche Dimensionen haben können. In diesem Beitrag wird Gleichung 3 als Soft-Interpretation verstanden, welche sich nachfolgend auch informationstheoretisch deuten lässt. Da in HMM's mit Wahrscheinlichkeitsverteilungen operiert wird, liegt der Bezug zum Bayes'schen Inferenzmechanismus nahe. Die klassische Darstellung einer Inferenzregel (materiale Implikation) lautet (4):

$$\frac{A,\, A \xrightarrow{\text{Regel}} B}{B} \tag{4} \qquad\qquad \frac{A,\, A \xrightarrow{p(B|A)} B}{B} \tag{5}$$

D.h. wenn eine Regel auf den Fakt oder den Sachverhalt A angewendet werden kann, dann folgt das Ergebnis B. Der Bayes'sche Inferenzmechanismus verwendet eine leicht modifizierte Form. Dabei wird jeder Regel ein Gewicht bzw. eine Wahrscheinlichkeit zugeordnet (5). Die Berechnung der Wahrscheinlichkeiten kann in zwei Richtungen erfolgen, dabei geht man zunächst von der ungerichteten Verbundwahrscheinlichkeit aus. Für die Vorwärtswahrscheinlichkeit folgt: $p(A,B) = p(B \mid A)p(A)$, für die Rückwärtswahrscheinlichkeit gilt dementsprechend $p(A,B) = p(A \mid B)p(B)$. Für die Analyserichtung gibt Gleichung 6 die Vorwärtswahrscheinlichkeit an, wobei die A_k den möglichen Fakten und die B_i den möglichen Ergebnissen entsprechen.

$$p(B_i) = \sum_K p(B_i \mid A_k) \cdot p(A_k) \tag{6} \qquad\qquad p(A_k) = \sum_I p(A_k \mid B_i) \cdot p(B_i) \tag{7}$$

Die Gewichte $c_{i,k} = p(s_i \mid \omega_k)$ in Gleichung 3 können nun analog zu den bedingten Wahrscheinlichkeiten in Gleichung 6 als Gewichte der probabilistischen Regel $\omega_k \xrightarrow{p(s_i|\omega_k)} s_i$ verstanden werden, so dass der Übergang von der Symbolqualität „Klasse" zur Symbolqualität „Zustand" durch eine weiche Interpretation erfolgt. Der umgekehrte Informationsfluss, welcher der Berechnung einer Rückwärtswahrscheinlichkeit entspricht, kann dann einfach mit Gleichung (7) angegeben werden. In (6) und (7) werden allerdings unterschiedliche Regelgewichte verwendet, gleiche Regelgewichte wie in (6) findet man dagegen bei der Verwendung der Bayes'schen Beziehung für die Berechnung der Rückschlusswahrscheinlichkeit.

$$p(A_k \mid B_i) = \frac{p(B_i \mid A_k) \cdot p(A_k)}{\sum_K p(B_i \mid A_k) \cdot p(A_k)} \tag{8}$$

5 CBHMMs in hierarchischen Analyse-Synthese-Systemen

CBHMM- Strukturen und der damit verbundene kortikale Algorithmus wurden in [4] und [5] beschrieben. Stellvertretend sei noch einmal die Fusionsgleichung (9) hervorgehoben.

$$\gamma_j^d(k) = \underbrace{\left[\sum_l \beta_l^{d-1}(k) \cdot b_{j,l}^{d-1}\right]}_{Top-Down-Kopplung} \cdot \underbrace{\left[\sum_i \gamma_i^d(k-1) \cdot a_{i,j}^d\right]}_{zeitl.\ Kopplung} \cdot \underbrace{\left[\sum_r \alpha_r^{d+1}(k) \cdot b_{r,j}^d\right]}_{Bottom-Up-Kopplung} \tag{9}$$

Sie unterscheidet sich vom konventionellen HMM im Wesentlichen dadurch, dass durch die Top-Down-Kopplung Kontext aus höheren Hierarchieebenen berücksichtigt wird. Weiterhin sind die obigen Betrachtungen für den Übergang von der Symbolqualität „Klasse“ zur Symbolqualität „Zustand“ bei den CBHMMs nicht nur beim Übergang von der subsymbolischen Ebene zur symbolischen Ebene gültig, sondern gelten auch in den höheren Zustandsebenen. Wie bei den HMMs ist die Symbolqualität bei den zeitlichen Übergängen immer die gleiche. Die Übergänge entlang der Hierarchieebenen dagegen führen zu unterschiedlichen Symbolqualitäten. Der dazugehörige Prozess entlang der Hierarchieebenen kann gemäß Abschnitt 4 als statistische Inferenz im Bayes'schen Sinne betrachtet werden. Somit finden zwischen den Ebenen statistische Inferenzprozesse statt, mit denen die Prozesse Abstraktion und Konkretisierung beschrieben werden können.

Nach Abschnitt 3 stellen die CBHMMs somit eine Realisierungsmöglichkeit für probabilistische hierarchische Analyse-Synthese-Systeme dar. In diesem Sinne können sie als Bestandteil von Kognitiven Dynamischen Systemen verstanden werden. Im nächsten Abschnitt erfolgt abschließend eine informationstheoretische Deutung der CBHMMs.

6 Informationstheoretische Deutung

Shannon's Informationstheorie basiert auf der Idee, dass der Empfänger aus einem definierten Vorrat von Nachrichten oder Symbole auswählt, d.h. Nachrichten oder Symbole müssen nicht in ihrer Form rekonstruiert werden. Für diesen Selektionsprozess muss lediglich die Information übertragen werden, die zur Auswahl nötig ist. Information über Form oder Geometrie der Symbole wird dabei nicht übertragen. Somit findet eine universelle Informationsverarbeitung statt, welche lediglich auf der Benennung von Symbolen, d.h. einer invarianten Repräsentation beruht.

Die Reduktion der Information auf den selektiven Aspekt von Information war einigen Forschern allerdings zu kurz gegriffen. Forscher wie MacKay und Nauta unternahmen daher weitere Anstrengungen, um alternative Theorien zur Information zu erarbeiten. Ein wichtiger Aspekt des Informationsbegriffs setzt auf der Vermehrung von Wissen auf. Nach MacKay liegt eine Vermehrung von Wissen dann vor, wenn eine gewonnene Information aus einer Nachricht dazu führt, dass der Kenntnisstand nach dem Empfang einer Nachricht ein anderer ist als vor dem Empfang. Eine bekannte Nachricht führt nicht zu einer Wissensvermehrung. Der Grundgedanke ist nun der, dass sich das Wissen aus Informationselementen zusammensetzt, die in sich eine bestimmte Struktur aufweisen und miteinander in Beziehung gesetzt werden können.

Um den Informationsbegriff zu erweitern, führt MacKay die sogenannte deskriptive Information ein. Sie besteht aus einem strukturellen und einem metrischen Anteil. Die metrische Information steht dabei in Bezug zu einer Anzahl von Einheiten einer bestimmten Präzision (Auflösung). Die als „Anzahl atomarer Fakten“ oder bei einer probabalistischen Messverteilung als „Weight of Evidences“ bezeichnete metrische Information ist dabei zunächst völlig unabhängig von der logischen Dimension. Dies zeigt sich darin, dass hier reine quantitative Information aufgenommen wird, welche aber für völlig unterschiedliche logische Dimensionen stehen kann. Dagegen wird mit der strukturellen Information ein Bezug zu den logischen Freiheitsgraden einer Information aufgebaut. Dies kann beispielsweise durch die Verwendung von probabalistischen Regeln geschehen. Dadurch kann in einem Interpretationsprozess auf den logischen Freiheitsgrad geschlossen werden.

Diese Sichtweise kann nun auch auf HMMs bzw. CBHMMs angewendet werden. Dabei erhält man die metrische Information durch den Prozess der Soft-Vektorquantisierung. D.h. mit der Vorgabe eines Merkmalvektors werden alle Klassen mit einem „Weight of Evidence“ belegt (Abbildung 5, rechts unten). Die Anzahl der Klassen entspricht hier der „Anzahl atomarer Fakten“, sie selbst tragen vorerst noch keine Bedeutung. Erst durch die Hinzunahme der strukturellen Information, d.h. durch die probabilistischen Regeln kann die Klassenbelegung als möglicher Zustand interpretiert werden. Die Klassenbelegung kann also für völlig unterschiedliche Zustände (logische Dimension) stehen, sie erhält ihre Bedeutung erst durch eine Interpretation. In Anlehnung an die Soft-Vektorquantisierung wird dieser Prozess als Soft-Interpretation bezeichnet. In den CBHMMs findet man dieses Prinzip auch in den höheren Ebenen wieder. In Bottom-Up-Richtung (Analyse) dient die Wahrscheinlichkeits-Verteilung über den Zuständen wieder als metrische Information, die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Ebenen (probabilistische Regeln) entspricht der strukturellen Information (Abbildung 5). Ausgehend von den Daten wird die zunehmend abstrahierte Information immer weiter nach oben gereicht. Hierbei handelt es sich um einen Inferenzmechanismus, bei dem von der Wirkung auf die Ursache geschlossen wird (Abduktion). In der umgekehrten Top-Down Richtung (Synthese, Konkretisierung) wird von der Ursache auf die Wirkung geschlossen (Deduktion). Die Zusammenführung der a-priori selektiven Information und der aktuellen deskriptiven Information aus Bottom-Up und Top-Down Richtung zur a-posteriori selektiven Information wird in der Fusionsgleichung (9) sichtbar.

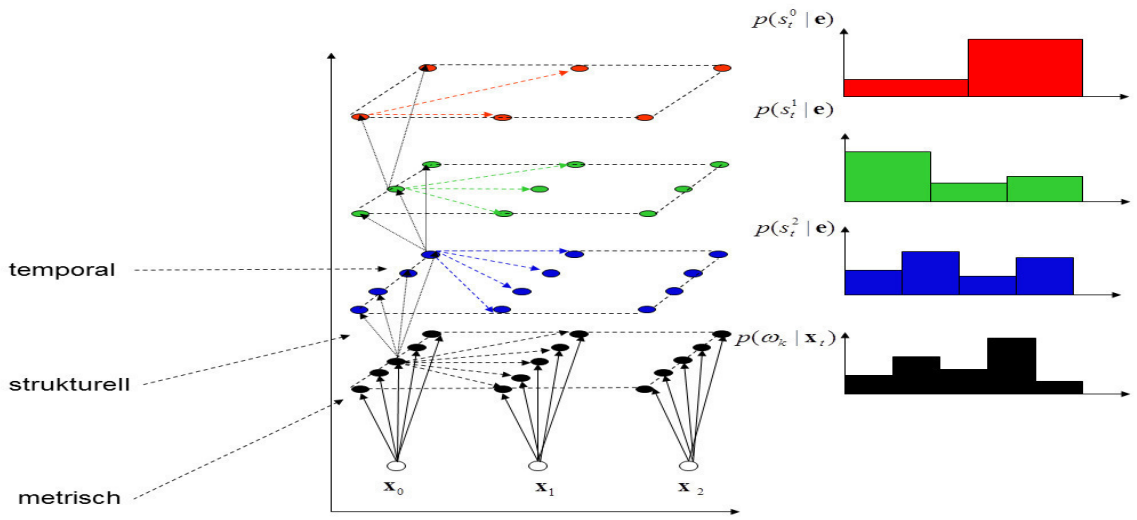

Abbildung 5 – Verknüpfung von deskriptiver und slektiver Information in CBHMMs

7 Zusammenfassung

In diesem Beitrag wurde gezeigt, dass CBHMMs in die Gruppe der probabilistischen hierarchischen Analyse-Synthese-Systeme eingeordnet werden können, diese stellen einen wesentlichen Bestandteil von Kognitiven Dynamischen Systemen dar. Mit der Einbindung eines inneren Modelles durch das Spiegelungsprinzip konnten die bidirektionalen Signalpfade begründet werden. Neben den strukturellen Aspekten eines Kognitiven Dynamischen Systems, müssen auch die Fähigkeiten zum Schließen und Folgern berücksichtigt werden. Dies gelingt unter der Berücksichtigung des Bayes'schen Inferenzmechanismus, mit dem der logische Aspekt von Information erfasst wird. Mit der Unterscheidung von deskriptiver und selektiver Information nach MacKay kann der kortikale Algorithmus informationstheoretisch gedeutet werden. Die zeitliche Kopplung in der Fusion stellt dabei die „a-priori" selektive Information dar. Die deskriptive Information aus der Bottom-Up bzw. Top-Down-Richtung wird mit der a-priori Information verknüpft, um die „a-posteriori" selektive Information zu erhalten. Die „a-posteriori"- selektive Information ist diejenige Information, die vom Sender/Empfänger benötigt wird, um eine Entscheidung/Auswahl zu treffen.

8 Danksagung

Für viele kritische und anregende Diskussionen richtet sich mein Dank an Tobias Herbig (Nuance Communications GmbH), und an die Arbeitsgruppen der Universitäten Augsburg/Eichstätt bzw. Cottbus/ Dresden.

9 Literatur

[1] Haykin, S.: Cognitive Dynamic Systems. Proceedings of the IEEE, 94 (11): 1910-1911, 2006.
[2] Fuster, J.: Cortex and Mind, Unifying Cognition, Oxford Press 2003.
[3] Mountcastle, V.: An Organizing Principle for Cerebral Function: The Unit Model and the Distributed System, The Mindful Brain (Gerald M. Edelman and Vernon B. Mountcastle, eds.) Cambridge, MA: MIT Press, 1978.
[4] Römer, R.; Herbig,T.: Konzeptionelle Beschreibung des Cortikalen Algorithmus und seine Anwendung in der automatischen Spracherkennung, 20. Konferenz der ESSV, Dresden September 2009.
[5] Römer, R.: Cortical Algorithm for Symbolic and Subsymbolic Applications, 21. Konferenz der ESSV, Berlin September 2010.
[6] MacKay, D.M.: Information, Mechanism and Meaning, M.I.T. Press 1969, Second printing June 1972.
[7] Nauta, D.: The Meaning of Information, Mouton, The Hague, Paris 1970.
[8] Marko, H.: Die Theorie der bidirektionalen Kommunikation und ihre Anwendung auf die Informationsübermittlung zwischen Menschen, Kybernetik 3 1966, pp. 128-136.
[9] Rizzolatti, G.; Fogassi, L.; Gallese, V.: Mirrors in the Mind, Scientific American Band 295, Nr. 5, November 2006, pp. 30-37.
[10] Young, S.: Cognitive User Interfaces, IEEE Signal Processing Magazine, 27(3): pp. 128-140, 2010.