

**Interferenz im Arbeitsgedächtnis: Ein formales Modell**

Klaus Oberauer

University of Bristol

Reinhold Kliegl

Universität Potsdam

Korrespondenzadresse (neu seit 1. 2. 2009):

Klaus Oberauer

Universität Zürich

Psychologisches Institut

Lehrstuhl Allgemeine Psychologie (Kognition)

Binzmühlestrasse 14/22

8050 Zürich

Schweiz

### Abstract

Die Autoren stellen ein theoretisches Modell des Arbeitsgedächtnisses vor, das auf neuronalen Netzwerkmodellen beruht. Inhalte des Arbeitsgedächtnisses sind durch verteilte Muster neuronaler Aktivität repräsentiert. Bindungen zwischen Merkmalen eines Elements, und zwischen Inhaltselementen und ihren Kontexten, werden durch synchrones Feuern von Einheiten hergestellt. Daraus folgt das Prinzip der Interferenz durch Merkmalsüberschreibung als ein Faktor, der die Arbeitsgedächtniskapazität begrenzt.

Erste Evidenz für dieses Prinzip liefern Experimente, in denen die Wiedergabe von Wörtern durch das Ausmass an Phonem-Überlappung mit Distraktoren manipuliert werden konnte. Eine mathematische Formulierung des Modells wird exemplarisch auf Zeit-Genauigkeits-Funktionen von jungen und alten Erwachsenen bei einer arithmetischen Arbeitsgedächtnisaufgabe angewandt. Diese Anwendung illustriert die Möglichkeit, mit Hilfe von nicht-linearen Mehrebenen-Regressionsmodellen (NLME-Modellen) theoretisch gehaltvolle Modelle simultan auf Gruppenmittelwerte und interindividuelle Unterschiede anzuwenden.

### English Abstract

The authors propose a neural-network model of working memory. Contents of working memory are represented as distributed patterns of activation. Bindings between content representations and context representations are created by synchronous firing of active units. This assumption leads to the hypothesis of interference by feature overwriting as one source of the capacity limit of working memory. First evidence for feature overwriting comes from experiments showing impaired serial recall of words in conditions with high phonemic overlap. The authors illustrate the application of a mathematical formalization of the model to time-accuracy functions of young and old adults obtained with an arithmetic working-memory task. This application shows how theoretically motivated models can be applied through non-linear mixed effect (NLME) regression, estimating group means and individual differences simultaneously.

Keywords: working memory, interference, feature overwriting, neural network, mixed-effect regression

### **Interferenz im Arbeitsgedächtnis: Ein formales Modell**

Das Arbeitsgedächtnis ist ein System, das Information für die zielgerichtete Verarbeitung auswählt und zur Verfügung stellt. Leider ist seine Kapazität begrenzt – wir können, abhängig von Material und Aufgabe, zwischen 2 und 5 separate Informationseinheiten (z.B. Ziffern, Wörter, Objekte) gleichzeitig verfügbar halten (Alvarez & Cavanagh, 2004; Cowan, 2005). Interindividuelle Unterschiede in der Arbeitsgedächtniskapazität sind hoch korreliert mit Indikatoren kognitiver Leistungen in komplexen Aufgaben, zum Beispiel beim Textverstehen (Daneman & Merikle, 1996), Erlernen einer Programmiersprache (Shute, 1991), deduktivem Schliessen (De Neys, 2006; Oberauer, Weidenfeld, & Hörning, 2006) und schulischem Lernerfolg (Alloway, Gathercole, Willis, & Adams, 2004; Bayliss, Jarrold, Gunn, & Baddeley, 2003). Arbeitsgedächtniskapazität ist der stärkste einzelne Prädiktor für allgemeine Intelligenz (Conway, Kane, & Engle, 2003; Oberauer, Süß, Wilhelm, & Sander, 2007). Herauszufinden, warum die Arbeitsgedächtniskapazität begrenzt ist, ist daher ein wichtiges Ziel der Kognitionspsychologie.

Warum vergessen wir Information im Arbeitsgedächtnis?

Ein erster Schritt zu diesem Ziel ist es, die Frage zu beantworten, warum Information im Arbeitsgedächtnis (AG) so leicht verloren geht. Die aktuellen Erklärungsvorschläge lassen sich in drei Gruppen fassen: (1) Die Spurenzerfallshypothese geht davon aus, dass Gedächtnisspuren im AG rasch zerfallen, sofern sie nicht durch „rehearsal“ wieder aufgefrischt werden. (2) Die Ressourcenhypothese nimmt an, dass dem AG eine konstante Ressource zur Verfügung steht, die den Repräsentationen zugewiesen wird, um sie für eine Weile für die Verarbeitung verfügbar zu machen. Je

mehr Repräsentationen sich diese Ressource teilen müssen, desto weniger bekommt jede einzelne. Mit zunehmender Verdünnung der Ressource wird die Wahrscheinlichkeit, einzelne Inhalte abrufen zu können, geringer. Varianten dieser Hypothese nehmen an, dass einzelne Inhaltsdomänen (z.B. sprachliches AG, räumliches AG) teilweise oder vollständig unabhängige Ressourcen haben. (3) Die Interferenzhypothese nimmt an, dass die Repräsentationen, die gleichzeitig im AG gehalten werden, einander stören.

Wir müssen mindestens zwei Formen der Interferenz unterscheiden. Interferenz durch Verwechslung entsteht dadurch, dass ein Abruf-Hinweis (*Cue*) nicht ausschließlich mit dem gewünschten Inhalt verknüpft ist, sondern auch mit anderen Inhalten, die im Wettbewerb miteinander stehen, für die Wiedergabe ausgewählt zu werden – es entsteht also „cross-talk“ bei der Kommunikation zwischen Cues und abzurufenden Inhalten.

Diese Form von Interferenz lässt sich am besten im Kontext von Modellen der seriellen Wiedergabe von Listen illustrieren, die annehmen, dass die Listenelemente an Repräsentationen sukzessiver Listenpositionen assoziiert werden (z.B. Burgess & Hitch, 1999). Wenn eine Person etwa die Wortliste „Schaum Raum Brief Gurt“ in der richtigen Reihenfolge wiedergeben soll, bildet sie Assoziationen zwischen „Schaum“ und „Position 1“, zwischen „Raum“ und „Position 2“, und so weiter. Beim Abruf benutzt sie als erstes „Position 1“ als Cue. Diese Positions-Repräsentation aktiviert das damit assoziierte Wort „Schaum“ stark. Da benachbarte Positions-Repräsentationen aber teilweise überlappen, wird auch „Raum“ mitaktiviert. Dadurch können die beiden Wörter verwechselt werden, so dass „Raum“ als erstes wiedergegeben wird – die phonologische Ähnlichkeit zwischen den beiden Wörtern erhöht diese Gefahr zusätzlich. Bei der Wiedergabe von Wortlisten werden Wörter an benachbarten Positionen häufig vertauscht.

Solche Reihenfolgefehler werden um so häufiger, je phonologisch ähnlicher die Wörter einander sind (Henson, Norris, Page, & Baddeley, 1996).

Eine zweite Form der Interferenz ist das partielle Überschreiben von Repräsentationen durch andere Repräsentationen, die Merkmale mit ihnen gemeinsam haben. Die zugrundeliegende Idee wurde erstmals im Rahmen des „feature model“ von Nairne (1990) formalisiert. Das Modell nimmt verteilte Repräsentationen von AG-Inhalten an. Jedes Inhaltselement (z.B. ein Wort) ist repräsentiert als ein Vektor von Merkmalen, die verschiedene Werte annehmen können. Wenn ein neues Element ins AG enkodiert wird, überlappen seine Merkmalswerte sich teilweise mit denen anderer Elemente im AG. Mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit überschreibt das neue Element die überlappenden Merkmale von vorher enkodierten Elementen im AG. Dadurch werden die früher enkodierten Repräsentationen teilweise gelöscht, und es wird schwieriger, sie bei der Wiedergabe zu rekonstruieren. Wenn zu viele Merkmale überschrieben werden, wird das Element vergessen.

Wir haben eine Reihe alternativer mathematischer Modelle formuliert, die die vier Annahmen über die Ursache des Vergessens im AG implementieren: Spurenzerfall, Ressourcenaufteilung, Interferenz durch „cross-talk“ und Interferenz durch Überschreiben von Merkmalen (Oberauer & Kliegl, 2001). Diese Modelle haben wir auf Zeit-Genauigkeits-Funktionen angewandt, die wir an einer numerischen Gedächtnis-aktualisierungs-Aufgabe („memory updating“, MU) erhoben haben. Die Aufgabe ist in Abb. 1 illustriert. Jeder Durchgang beginnt damit, dass die Versuchsperson zwischen 1 und 6 Kästchen sieht – die Anzahl der Kästchen entspricht der Gedächtnisbelastung, also der Anzahl an Ziffern, die gleichzeitig im AG gehalten werden müssen. In jedem

Kästchen erscheint eine Ausgangsziffer, die die Person sich merken muss. Nachdem die Ziffern gelöscht wurden, erscheinen nacheinander in einzelnen Kästchen Rechenoperationen (z. B. „+2“ oder „-4“), die die Person auf die Ziffer, die sie sich für das Kästchen gemerkt hat, anwenden muss. Der Inhalt des Kästchens muss mit dem Ergebnis aktualisiert werden. Nach acht aufeinander folgenden Rechenschritten werden die Endwerte aller Kästchen abgefragt. Zeit-Genauigkeits-Funktionen wurden bestimmt, indem die Darbietungszeit für die einzelnen Operationen über ein weites Intervall adaptiv variiert wurden, so dass das Anwachsen der Genauigkeit mit zunehmender Verarbeitungszeit vom Zufallsniveau (Ratewahrscheinlichkeit = 1/9) bis zur asymptotischen Genauigkeit bei ausreichender Zeit gemessen wurde. Für jede Versuchsperson wurde eine separate Funktion für jede Gedächtnisbelastung zwischen 1 und 6 gemessen. Wir haben die Modelle an jede Versuchsperson einzeln angepasst und ihren Erfolg anhand der aufgeklärten Varianz ( $R^2$ ) beurteilt.

Zwei der Modelle – Ressourcenaufteilung und Interferenz durch „cross-talk“ – haben bei diesem Wettbewerb schlecht abgeschnitten. Das Problem beider Modelle ist, dass sie den Rückgang der asymptotischen Genauigkeit mit zunehmender Gedächtnisbelastung falsch beschreiben. Beide Modelle sagen einen relativ starken Einbruch der asymptotischen Genauigkeit von 1 zu 2 im AG zu haltenden Ziffern vorher, gefolgt von eher geringeren Verlusten bei weiterem Anstieg der Gedächtnisbelastung.<sup>1</sup> Die Daten zeigen dagegen einen beschleunigten Rückgang der asymptotischen Genauigkeit mit zunehmender Gedächtnisbelastung vor allem bei älteren Erwachsenen (siehe Abb. 2).

Das Spurenzerfallsmodell und das Modell mit Interferenz durch Überschreiben haben etwa gleich gut abgeschnitten, mit einem leichten Vorsprung des Interferenz-

modells. Weitere Experimente (Lewandowsky, Duncan, & Brown, 2004; Oberauer & Lewandowsky, 2008) haben aber Zweifel an der Annahme geweckt, dass zeitbedingter Spurenzerfall einen wesentlichen Beitrag zum Vergessen im AG beiträgt. In diesen Experimenten sollten Versuchspersonen Listen von Konsonanten wiedergeben. Die Zeit zwischen Enkodieren und Wiedergeben wurde manipuliert, indem die Personen zwischen je zwei Buchstaben einmal oder dreimal das Wort „super“ laut aussprechen mussten. Diese Verzögerung wurde entweder in der Enkodierungsphase eingeführt, so dass jedem dargebotenen Buchstaben ein oder drei „super“ folgten, oder in der Wiedergabephase, so dass vor jedem wiedergegebenen Buchstaben die Person zunächst einmal oder dreimal „super“ sagen musste. Im Vergleich zu einer Kontrollbedingung ohne jede Verzögerung führte das einmalige Aussprechen von „super“ zwischen je zwei Buchstaben zu deutlichem Vergessen. Ob die Person einmal oder dreimal „super“ sagen musste, hatte jedoch so gut wie keine Auswirkung auf die Gedächtnisleistung. Der Effekt von nur einem „super“ im Vergleich zu keinem kann durch Interferenz erklärt werden – zum Beispiel führt das Wort „super“ zusätzliche phonologische Spuren ins AG ein, die die Gedächtnisspuren der Buchstaben überschreiben können. Mehrmaliges Wiederholen desselben Worts sollte kaum zusätzliche Interferenz erzeugen, so dass die Interferenzhypothese bestenfalls einen geringen Unterschied der Gedächtnisleistung zwischen einmaligem und dreimaligem „super“ vorhersagt. Die Spurenzerfalls-Hypothese sagt dagegen einen deutlichen Abbau der Gedächtnisleistung vorher, wenn „super“ dreimal statt einmal ausgesprochen werden muss, weil dadurch die Zeit zwischen Enkodieren und Wiedergeben jedes Buchstabens erheblich länger wird.

Zusammengenommen sprechen die Befunde daher für Interferenz durch Merkmalsüberschreiben als eine wichtige Ursache des Vergessens im AG. Wir haben daher das Modell, das diesen Mechanismus als Grundlage verwendet, weiterentwickelt und auf neue Daten angewandt (Oberauer & Kliegl, 2006). Im Folgenden geben wir einen Überblick über das Interferenzmodell.

### Das Interferenzmodell

Die Architektur des Interferenzmodells ist in Abb. 3 schematisch dargestellt. Die Architektur des AG besteht dem Modell zufolge aus 4 Schichten eines neuronalen Netzwerks. Jede Schicht besteht aus einer Menge von identischen Einheiten, die aktiviert werden können und ihre Aktivierung entlang von Verbindungen gemäss der jeweiligen Verbindungsstärke an andere Einheiten weitergeben. Aktivierung wird nur von einer Schicht zur darüberliegenden Schicht weitergeleitet. Das Modell lässt sich als konnektionistisches Netzwerk implementieren; unsere mathematische Formulierung beschreibt das Modell jedoch auf einer abstrakteren Ebene, die es ermöglicht, Closed-Form Lösungen zu formulieren, die an die Daten angepasst werden können (für die Modellgleichungen verweisen wir auf die Originalarbeit: Oberauer & Kliegl, 2006).

Die Grundannahmen des Modells sind die folgenden: Jedes Inhaltselement (in der MU-Aufgabe beispielsweise eine Ziffer) wird, ähnlich wie im „feature model“, als ein Vektor von Merkmalen repräsentiert. Die Merkmalseinheiten können die Werte 0 (für Merkmal abwesend) oder 1 (Merkmal anwesend) annehmen. Wir verwenden „sparse distributed representations“, das heisst, dass nur ein kleiner Prozentsatz der Merkmalseinheiten den Wert 1 haben. Wenn eine Ziffer enkodiert wird, wird ein diesem Vektor entsprechendes Muster in der Merkmalsschicht aktiviert, das heisst, alle

Merkmale mit dem Wert 1 entsprechen einer aktiven Einheit in der Merkmalsschicht (in der Abbildung schraffiert oder gekästelt). Wenn mehr als eine Inhaltseinheit im AG gehalten werden soll, müssen die Repräsentationen der Einheiten voneinander getrennt gehalten werden, andernfalls kommt es zu einer Vermischung der verteilten Repräsentationen, die kaum mehr zu entwirren ist (das ist die sog. „superposition catastrophe“ in neuronalen Netzwerken mit verteilten Repräsentationen). Dazu muss jede Inhaltseinheit an eine separate Kontext-Repräsentation gebunden werden. Kontext-Repräsentationen können zum Beispiel die Positions-Codes sein, die wir oben für die Wiedergabe von Listen eingeführt haben, oder jede andere Information, nach der einzelne AG-Inhalte unterschieden werden können und die beim Abruf als Cue zur Verfügung steht. In der „memory updating“-Aufgabe sind das die Kästchen. Die Repräsentation jeder Ziffer in der Merkmalsschicht wird an eine Repräsentation ihres Kästchens in der Kontextschicht gebunden.

Bindungen können auf verschiedene Weise hergestellt werden. Die meisten Netzwerk-Modelle für serielle Wiedergabe von Listen verwenden statische Verknüpfungsgewichte, die durch Hebb'sches Assoziationslernen gebildet werden (Burgess & Hitch, 1999; Henson, 1998). Alternativ dazu lässt sich Bindung durch synchron feuernde Einheiten herstellen (Hummel & Holyoak, 1997; Raffone & Wolters, 2001). Die Einheiten in Kontext- und Merkmalsschicht sind nicht kontinuierlich aktiv, sondern feuern zu einzelnen Zeitpunkten, so dass zusammengehörige Einheiten gleichzeitig feuern, und solche, die nicht zusammengehören, zu unterschiedlichen Zeiten feuern. Diese zeitliche Korrelation könnte durch eine Reihe von phasenversetzten

Oszillatoren aufrechterhalten werden, so dass jedem Paar aus einer Ziffer und ihrem Kontext eine separate Phase zugewiesen wird.

Eine Konsequenz dieses Bindungs-Mechanismus ist, dass eine Merkmalseinheit nur schwer in zwei Phasen zugleich feuern kann (im Prinzip ist das möglich, aber es würde die Oszillatoren durcheinanderbringen). Die Annahme von Bindung durch synchrones Feuern führt also direkt zu der Hypothese, dass Repräsentationen im AG um Merkmalseinheiten konkurrieren. Wir nehmen vereinfachend an, dass jeweils eine der konkurrierenden Repräsentationen die grosse Mehrheit der Merkmalseinheiten, die ein Merkmal (z.B. „rot“ oder das Phonem „f“) kodieren, gewinnt, so dass das betreffende Merkmal allen anderen Inhaltselementen verloren geht. Die Merkmalsüberschreibens-Hypothese hat damit eine mechanistische Fundierung, wenngleich eine bisher rein spekulative.

In Abb. 3 ist ein Zustand des Netzwerks dargestellt, in dem zwei Ziffern enkodiert sind. Die beiden Phasen sind durch schraffiert vs. gekästelt gefüllte Einheiten markiert – Einheiten mit derselben Fülltextur feuern synchron. Die Pfeile von den Kontext- zu den Merkmalseinheiten bezeichnen die ursprünglichen Bindungen. Zwei Merkmalseinheiten sollten an beide Kontexte gebunden werden – eine davon schwingt in die „schraffierte“ Phase, die andere in die „gekästelte“ Phase. Daher geht jeder Repräsentation eine der fünf aktiven Merkmalseinheiten verloren. (Die nicht-aktiven Merkmalseinheiten feuern nicht, daher besteht um sie auch keine Konkurrenz.).

Die dritte und vierte Schicht des Netzwerks werden beim Abruf einer Ziffer und der Berechnung einer neuen Ziffer aktiv. Die dritte Schicht nennen wir die Fokusschicht; sie repräsentiert die Ziffer im AG, die gerade im Fokus der Aufmerksamkeit ist. Die

vierte Schicht repräsentiert das Ergebnis einer Rechenoperation und wird daher Ergebnisschicht genannt. Die Ziffer in einem Kästchen kann gezielt abgerufen werden, indem die Kontext-Einheit für dieses Kästchen stärker aktiviert wird (in Abb. 3 ist es die schraffierte Einheit). Dadurch wird die Feuerrate in der entsprechenden Phase in der Kontextschicht erhöht. Die Feuerrate der Kontext-Einheiten kann nun als Filter für die Merkmalseinheiten verwendet werden: Nur die Merkmalseinheiten, die synchron mit einer stark feuernden Kontext-Einheit feuern, leiten ihre Aktivierung in die Fokusschicht weiter. Der Filter ist also nur für Merkmalseinheiten, die in der „schraffierten“ Phase feuern, weit offen und für die übrigen aktiven Merkmalseinheiten gar nicht oder in reduzierter Stärke.

Die Fokusschicht repräsentiert die Inhaltselemente (z.B. die 9 Ziffern) in lokalistischer Form, das heißtt, jede Ziffer wird durch eine einzige aktive Einheit repräsentiert, die auch nur für diese Ziffer aktiv ist. In Abb. 3 projizieren je 5 Merkmalseinheiten ihre Aktivierung zu jeder Zifferneinheit in der Fokusschicht – das sind die 5 Merkmale, die der entsprechenden Ziffer zukommen. Nur 4 der 5 Merkmals-einheiten der Ziffer, die an den gerade abgefragten Kontext gebunden ist, feuern in der „schraffierten“ Phase, für die der Filter offen ist – das fünfte Merkmal ist an die konkurrierende Repräsentation einer anderen Ziffer verlorengegangen. Daher wird die abzurufende Ziffer in der Fokusschicht nur mit 4/5 ihrer maximalen Stärke aktiviert; die konkurrierende Ziffer wird mit 1/5 aktiviert. Dieses Verhältnis genügt im Normalfall, die richtige Ziffer für die Rechenoperation auszuwählen, aber wenn Zufallsschwankungen im System auftreten, sinkt die Wahrscheinlichkeit, dass die richtige Ziffer die höchste Aktivierung in der Fokusschicht hat, mit der Zahl Merkmalseinheiten, die dieser Ziffer

durch Überschreiben verloren gehen. Das ist der Grund, warum die asymptotische Genauigkeit in der Zeit-Genauigkeits-Funktion mit zunehmender Gedächtnisbelastung sinkt. Der Erwartungswert für den Anteil an Merkmalseinheiten, der für jede Repräsentation erhalten bleibt (d.h. nicht durch Überschreiben verloren geht), lässt sich durch folgende Formel ausdrücken:

$$Prop_i = (1 - C/2)^{(n-1)}.$$

Hier ist  $Prop_i$  der Anteil noch erhaltener Merkmalseinheiten des Inhaltselements  $i$ ;  $C$  ist ein freier Parameter, der den mittleren Anteil gemeinsamer Merkmale von je zwei Inhaltselementen bezeichnet, und  $n$  ist die Anzahl gleichzeitig im AG gehaltener Elemente, also die Gedächtnisbelastung. Diese Funktion beschreibt, wie mit zunehmender AG-Belastung immer weniger Merkmale jedes Inhaltselements erhalten bleiben. Ein zweiter Grund, warum mit zunehmender Gedächtnisbelastung Fehler wahrscheinlicher werden, ist, dass mehr konkurrierende Ziffern in der Fokusschicht koaktiviert werden, weil der Phasenfilter vermutlich Aktivierung nicht exklusiv in nur einer Phase in die Fokusschicht durchlässt. Diese Ko-Aktivierung von Konkurrenten ist eine Variante der Interferenz durch „cross-talk“. In der aktuellen Version des Interferenzmodells (Oberauer & Kliegl, 2006) ist der Beitrag von „cross-talk“ ebenfalls integriert; das Modell nimmt also beide oben unterschiedenen Interferenzmechanismen an; zusammen führen sie dazu, dass die Leistung des AG mit zunehmender Belastung beschleunigt einbricht.

Die vierte Schicht im Netzwerk dient dazu, das Rechenergebnis zu repräsentieren – in gleicher Weise wie die Fokusschicht. Das Ergebnis muss in die Merkmallsschicht und möglicherweise die Fokusschicht zurückprojiziert werden, um den AG-Inhalt für das

ausgewählte Kästchen zu aktualisieren. Der Mechanismus dieser Aktualisierung ist noch nicht Teil des Modells.

Das Modell hat – in seiner derzeitigen mathematischen Beschreibung – vier freie Parameter: Der mittlere Anteil überlappender Merkmale zwischen zwei Inhaltselementen,  $C$ , die Verarbeitungsrate für Gedächtnisabruf und Rechenoperation bei Gedächtnisbelastung  $> 1$ ,  $r$ , die Verarbeitungsrate bei Gedächtnisbelastung = 1,  $r_1$ , und die Standardabweichung des systeminternen Rauschens,  $\sigma$ . Die Unterscheidung zweier Raten begründet sich dadurch, dass bei einer Gedächtnisbelastung  $> 1$  die Versuchsperson vor jedem Rechenschritt auf eine neue Ziffer in einem neuen Kästchen zugreifen muss. Der Wechsel zwischen Inhalten des Arbeitsgedächtnisses ist mit Zeitkosten verbunden (Garavan, 1998; Oberauer, 2003). Bei Gedächtnisbelastung = 1 fallen diese Wechselkosten nicht an. Um diesem Unterschied gerecht zu werden, haben wir einen separaten Ratenparameter für Gedächtnisbelastung = 1 eingeführt.

Die zwei Formen der Interferenz stehen mit je einem Parameter in Verbindung. Parameter  $C$  bestimmt das Ausmass der Interferenz durch Merkmalsüberschreiben, während Parameter  $\sigma$  bestimmt, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein durch „cross-talk“ ko-aktiviertes Element im AG durch zufälliges Rauschen so viel Aktivierung gewinnt, dass es höher aktiviert ist als das für den Abruf gefragte, so dass es zu einer Verwechslung von Elementen kommt.

Die Modellparameter haben zwei komplementäre Interpretationen. Ihre Variation über Aufgaben und experimentelle Bedingungen hinweg spiegelt Merkmale der Aufgaben bzw. Bedingungen wider – beispielsweise erwarten wir, dass der  $C$ -Parameter bei AG-Inhalten, die mehr gemeinsame Merkmale haben, höher ist, und unsere

Experimente bestätigen diese Vorhersage (Oberauer & Kliegl, 2006). Die Variation von Parametern über Personen und Personengruppen spiegelt interindividuelle Unterschiede wider. Beispielsweise erwarten wir, dass Personen mit geringer AG-Kapazität mehr Interferenz erleiden und daher höhere *C*-Parameter und stärkeres Rauschen haben; Personen mit geringer mentaler Geschwindigkeit sollten geringere Raten-Parameter haben.

### Anwendungen des Interferenzmodells

Wir haben das Interferenzmodell auf Zeit-Genauigkeits-Funktionen von jungen Probanden aus einer numerischen und einer räumlichen „memory updating“-Aufgabe angewandt (Oberauer & Kliegl, 2006). Hier stellen wir erstmals eine Anwendung des Modells auf Zeit-Genauigkeits-Funktionen für numerisches „memory updating“ bei 18 älteren Erwachsenen ( $M = 68.8$  Jahre,  $SD = 3.55$ ) vor.

#### *Vergleich von jungen und alten Erwachsenen*

Die älteren Erwachsenen haben dieselbe Aufgabe und Prozedur wie die jungen Erwachsenen absolviert (die Daten sind in Oberauer & Kliegl, 2001, kurz beschrieben). Von jeder Versuchsperson liegen für jede Stufe der Gedächtnisbelastung (1 bis 4) mindestens 12 Genauigkeiten für verschiedene Darbietungszeiten vor.<sup>2</sup> Wir haben das mathematische Modell in ein statistisches Non-linear Mixed-Effects (*NLME*) Modell eingebettet. *NLME*-Modelle (Pinheiro, Bates, DebRoy, & Sarkar, 2005; Pinheiro & Bates, 2000) sind eine Erweiterung von linearen Mehrebenen-Regressionsmodellen für nichtlineare Modelle (vgl. Cudeck & Harring, 2007, für eine Übersicht). Diese Modelle schätzen in einer einzigen Analyse aus den Daten sowohl die Gruppenmittelwerte für die Modellparameter (die sogenannten „festen Effekte“, zu denen auch Effekte der

experimenellen Manipulation zählen) als auch die Varianz dieser Parameter über die Personen unter der Normalverteilungsannahme (die sogenannten „zufälligen Effekte“). Dadurch ergibt sich eine beträchtliche Verringerung der zu schätzenden freien Parameter gegenüber der Alternative, das Modell auf jede einzelne Person anzuwenden. Für ein Modell mit 4 freien Parametern benötigen wir beispielsweise bei 18 Versuchspersonen 72 Parameter. Im NLME-Modell kann man mit 4 Parametern für die festen Effekte beginnen. Für die größten dieser Effekte kann dann noch jeweils deren Varianz über die Probanden geschätzt werden, so dass insgesamt maximal 8 freie Parameter benötigt werden. Bei großen Stichproben lassen sich darüber hinaus auch die Kovarianzen der Parameter schätzen. Beachtenswert ist auch, dass sich bei einer Erweiterung der Stichprobe die Zahl der freien Parameter nicht ändert, aber sich wie erwünscht die Präzision der Schätzwerte erhöht.<sup>3</sup>

Wir haben das oben beschriebene Interferenzmodell mit dem *nlme*-Paket in R (R Development-Core-Team, 2005) an die Daten der jungen und alten Erwachsenen simultan angepasst. Die Anpassungsstrategie war, zunächst ein Modell mit gemeinsamen festen Effekten für beide Altersgruppen zu schätzen – also Altersunterschiede nur als interindividuelle Unterschiede mit Hilfe von „random effects“ zu modellieren. In darauf aufbauende Modelle haben wir dann zunächst Altersunterschiede als feste Effekte in je einen Parameter eingebaut, d.h. es wird jeweils der Mittelwert für die jungen Erwachsenen und der Altersunterschied für alle Parameter geschätzt. Für die Parameter, bei denen Altersunterschiede als feste Effekte eine bedeutsame Verbesserung der Modellanpassung erzeugen (bemessen am Likelihood-Ratio und dem Bayes Information Criterion, BIC), werden die Altersunterschiede im nächsten Modellschritt gemeinsam

implementiert. Auf diese Weise haben wir ein Modell identifiziert, das Altersunterschiede in der kleinstmöglichen Zahl an Parametern annimmt – weitere Altersunterschiede als feste Effekte führten zu keiner weiteren Verbesserung der Modellanpassung.

Abschliessend haben wir geprüft, für welche Modellparameter die Daten es uns erlauben, die Standardabweichungen reliabel zu schätzen – für die übrigen wurden die Standardabweichungen auf 0 fixiert. Im Prinzip ist natürlich davon auszugehen und zu erwarten, dass es für jeden Modellparameter Unterschiede zwischen Personen gibt. Die Modellspezifikation ohne Unterschiede dient lediglich der numerischen Vereinfachung für die Schätzung der Modellparameter; wir haben in den Daten nicht genügend Evidenz dafür, die Nullhypothese zu verwerfen.

Das so erreichte Modell klärt 86% der Varianz in den Daten auf. Tabelle 1 gibt die Parameterschätzwerte wieder. Junge und alte Erwachsene unterscheiden sich im Ausmass der Interferenz, die sie durch Merkmalsüberschreiben (Parameter  $C$ ) und durch „cross talk“ (Parameter  $\sigma$ ) erfahren, nicht aber in der Verarbeitungsrate (Parameter  $r$ ). Allerdings schätzt das Modell eine sehr hohe Korrelation zwischen  $r$  und  $\sigma$ , so dass die Altersunterschiede sich nicht eindeutig einem dieser beiden Parameter zuordnen lassen. Die Daten und die Modellvorhersagen mit optimierten Parametern sind in Abb. 4 dargestellt. Die Abbildung zeigt, dass sich die Altersgruppen vor allem in den Asymptoten der Zeit-Genauigkeits-Kurven unterscheiden, welche bei alten Erwachsenen steiler mit zunehmender Gedächtnisbelastung abfallen.

#### *Eine Vorhersage des Interferenzmodells*

Das Interferenzmodell, das wir hier vorgestellt haben, unterscheidet sich von anderen Modellen des AG vor allem durch die Annahme, dass Überschreiben von

Merkmale einen wichtigen Beitrag zur Interferenz leistet. Das Ausmass des Merkmalsüberschreibens hängt davon ab, in wievielen Merkmalen jedes Inhaltselement mit anderen Elementen im AG überlappt. Wenn die Merkmale, durch die jedes Element im AG kodiert ist, bekannt sind, lässt sich der Grad der Überlappung, also Parameter C, experimentell manipulieren.

Wir haben einen solchen Versuch mit sprachlichem Material unternommen. Wir haben dabei angenommen, dass für sprachliches Material die Einheiten in der Merkmalschicht (s. Abb. 3) Phoneme oder subphonemische Merkmale (d.h. Merkmale, die einzelne Phoneme charakterisieren) repräsentieren. Der Grad des wechselseitigen Überschreibens sollte sich dann durch das Ausmass der Phonemüberlappung variieren lassen.

Um diese Annahme zu prüfen, haben wir in einer ersten Serie von Experimenten (Lange & Oberauer, 2005) Listen von Wörtern oder Kunstwörtern („nonwords“) konstruiert, bei denen die Elemente der Liste keine Phoneme gemeinsam hatten. Die Versuchspersonen sollten diese Listen lesen und in richtiger Reihenfolge wiedergeben. Zwischen Einprägen und Wiedergabe haben die Personen vier weitere Wörter bzw. Kunstwörter laut gelesen, die nicht zu erinnern waren. Diese Distraktoren waren so ausgewählt, dass in ihnen die Phoneme von einem der Listenelemente – teils mehrfach – wiederholt wurden. Dieses Listenelement ist das Ziel der Überschreibens-Manipulation. Ein anderes Listenelement diente als Kontrollelement, seine Phoneme kamen in den Distraktoren nicht vor. Wichtig ist, dass in der Bedingung mit hoher Überlappung die Phoneme des Zielementes über alle vier Distraktoren verteilt wurden, so dass kein einzelner Distraktor eine hohe Ähnlichkeit zum Zielement aufweist. Jedes Zielement

in einer Aufgabe diente als Kontrollelement in einer anderen Aufgabe, und umgekehrt.

Tabelle 2 zeigt eine Beispielaufgabe mit fünf Listenwörtern (3 Füller, 1 Kontrollwort und 1 Zielwort), gefolgt von vier Distraktoren.

In zwei Experimenten mit Wörtern und einem mit Kunstwörtern haben wir gefunden, dass das Zielelement schlechter erinnert wurde als das Kontrollelement (Lange & Oberauer, 2005). In einer Nachfolgestudie haben wir die Manipulation verteilter Phonemüberlappung direkt verglichen mit einer Manipulation phonologischer Ähnlichkeit. In der Bedingung mit hoher Ähnlichkeit war das Zielwort mit einem Distraktor gepaart, der ihm phonologisch sehr ähnlich war. Phonologische Ähnlichkeit und verteilte Phonemüberlappung hatten gleich starke negative Effekte auf das Behalten des Zielworts (Oberauer & Lange, 2008). Das ist zu erwarten, weil auch die Ähnlichkeitsmanipulation ein hohes Mass an Phonemüberlappung mit dem Zielwort erzeugt. Um endgültig auszuschliessen, dass der Effekt der Phonemüberlappung nur ein Nebeneffekt von erhöhter Verwechslungsgefahr zwischen dem Zielwort und einzelnen Distraktoren ist, haben wir ein Experiment durchgeführt, bei dem Versuchspersonen eine Liste aus vier Wörtern, gefolgt von vier Konsonanten, wiedergeben mussten. Eines der Wörter war das Zielwort, dessen Phoneme in den vier Konsonanten wiederholt wurden, während die Phoneme des Kontrollworts nicht wiederholt wurden. Wieder wurde das Zielwort schlechter wiedergegeben als das Kontrollwort (Oberauer & Lange, 2008). Wie zu erwarten, verwechselte keine Person jemals ein Wort mit einem Buchstaben, so dass Verwechslungen aufgrund von „cross-talk“ als Erklärung ausgeschlossen werden kann.

Die Effekte der Phonemüberlappung waren durchweg relativ klein (etwa 3-5 Prozentpunkte). Kann angesichts dessen das Überschreiben von Merkmalen eine

wesentliche Rolle bei der Begrenzung der AG-Kapazität spielen? Wenn Phoneme tatsächlich die kleinsten Einheiten sind, durch die verbale Inhalte wie Wörter und Zahlen im AG behalten werden, wäre das nicht plausibel – Listen von Wörtern, die keine Phonem-Wiederholungen enthalten, sollten dann sehr viel besser wiedergegeben werden als solche mit hoher Überlappung. Wenn allerdings die Merkmalseinheiten in unserem Arbeitsgedächtnismodell nicht Phoneme, sondern subphonemische Merkmale repräsentieren, dann haben auch Wörter, die kein Phonem gemeinsam haben, solche subphonemischen Merkmale gemeinsam. So haben zum Beispiel “Bart” und “Pose” kein Phonem gemeinsam; ihre Anfangsbuchstaben unterscheiden sich jedoch nur in einem subphonemischen Merkmal (stimmhaft vs. stimmlos), haben zwei andere gemeinsam (beide sind bilabiale Plosive). In Listen verbalen Materials ist ein Mindestmaß an Überlappung bezüglich subphonemischer Merkmale kaum zu vermeiden. Nur ein radikaler Wechsel in eine andere Materialart (z.B. Bilder, abstrakte geometrische Figuren) kann die Merkmalsüberlappung gegen Null bringen. Wenn derart heterogenes Material im AG gehalten wird, gibt es aber auch nur sehr geringe Interferenzeffekte (Cocchini, Logie, Della Sala, MacPherson, & Baddeley, 2002).

### Ausblick

Das Interferenzmodell in seiner gegenwärtigen Form kann nur ein erster Schritt auf dem Weg zu einem realistischen Modell des Arbeitsgedächtnisses sein. Hier skizzieren wir beispielhaft zwei Herausforderungen für die Weiterentwicklung des Modells.

*Speichern und Verarbeiten in komplexen Spannenaufgaben*

Das Arbeitsgedächtnis wird in der Literatur oft als ein System für das gleichzeitige Speichern und Verarbeiten von Information charakterisiert. Experimentelle und psychometrische Aufgaben zur Untersuchung des Arbeitsgedächtnisses kombinieren daher oft die Anforderung zum kurzfristigen Behalten von Information mit der Anforderung, gleichzeitig andere Information zu verarbeiten. Prototypisch für diese Doppelaufgabe aus Speichern und Verarbeiten sind komplexe Spannenaufgaben (zum Beispiel Lesespanne, Daneman & Carpenter, 1980; oder Rechenspanne, Turner & Engle, 1989). In diesen Aufgaben wechselt das Enkodieren eines Listenelements für die spätere serielle Wiedergabe mit einer Phase der Verarbeitung weiteren Materials ab. Zum Beispiel müssen Personen abwechselnd Rechenaufgaben bearbeiten und sich einen Buchstaben einprägen, und nach zwei bis sechs solchen Phasen die zwei bis sechs Buchstaben wiedergeben. Die Wiedergabeleistung in komplexen Spannenaufgaben ist in der Regel deutlich schlechter als bei einfachen Spannenaufgaben, die dieselben Listen ohne zwischengeschaltete Verarbeitungsaufgaben präsentieren. Das gleichzeitige Verarbeiten zusätzlichen Materials stört also das kurzfristige Behalten – wodurch genau sie das tut, ist gegenwärtig Gegenstand intensiver Forschung (Barrouillet, Bernardin, Portrat, Vergauwe, & Camos, 2007; Hud jetzt & Oberauer, 2007; Saito & Miyake, 2004; Unsworth & Engle, 2007).

Eine Reihe von Studien von Barrouillet und Camos hat eine wichtige Regelmäßigkeit etabliert: Die Gedächtnisleistung bei komplexen Spannenaufgaben ist eine Funktion des Verhältnisses der Dauer der kognitiven Operationen in der Verarbeitungsaufgabe zur verfügbaren Zeit für diese Operationen. Wenn also die gleiche Anzahl an

Rechenschritten nach jedem dargebotenen Buchstaben über ein längeres Zeitintervall gestreckt wird, ist die Erinnerung an die Buchstaben besser. Dagegen hat die Anzahl an Rechenschritten, die nach jedem Buchstaben gefordert wird, keinen Einfluss auf die Gedächtnisleistung (Barrouillet, Bernardin, & Camos, 2004; Barrouillet et al., 2007). Barrouillet und Camos erklären dieses Datenmuster im Rahmen des „time-based resource sharing“ (TBRS) Modells folgendermassen: Gedächtnisspuren zerfallen mit der Zeit, sofern sie nicht aufgefrischt werden. Während der Ausführung einer kognitiven Operation im Dienste einer Verarbeitungsaufgabe können die Gedächtnisspuren nicht aufgefrischt werden, aber sobald zwischen zwei Operationen eine, wenn auch kurze, Pause entsteht, kann diese für das Auffrischen der Listenelemente im Gedächtnis verwendet werden. Je kürzer die Operationen dauern, desto weniger zerfallen die Gedächtnisspuren, und je länger die Pausen zwischen Operationen, desto mehr können sie wieder aufgefrischt werden.

Ein nur auf Spurenzerfall und Wiederauffrischen beruhendes Modell wie das TBRS ist schon deshalb unbefriedigend, weil es nicht erklären kann, warum die wechselseitige Beeinträchtigung von Speichern und Verarbeiten zunimmt, wenn das Material für beide Aufgaben aus derselben Inhaltsdomäne oder derselben Kategorie stammt. Beispielsweise ist die Störwirkung von Verarbeitungsaufgaben grösser, wenn sie Material derselben Kategorie (Wörter oder Ziffern) verwendet wie die Gedächtnisaufgabe, als wenn die Teilaufgaben unterschiedliche Materialkategorien verwenden (Li, 1999).

Unser Interferenzmodell kann diese Befunde erklären: Die Repräsentationen, die in der Verarbeitungsaufgabe verwendet werden, müssen zumindest vorübergehend im Arbeitsgedächtnis gehalten werden, und konkurrieren daher mit den Repräsentationen der

Gedächtnisliste um Merkmalseinheiten. Repräsentationen aus derselben Kategorie haben mehr Merkmale gemeinsam als solche aus verschiedenen Kategorien, daher interferieren sie stärker. Das Interferenzmodell hat aber bisher keine Erklärung dafür, warum die Interferenzwirkung einer Verarbeitungsaufgabe von der Dauer der Verarbeitungsschritte und der Pausen zwischen den Verarbeitungsschritten abhängt (Barrouillet et al., 2004). Um die Wirkung dieser zeitlichen Faktoren zu erklären, muss das Modell um zusätzliche Prozesse erweitert werden. Eine Möglichkeit wäre, anzunehmen, dass in den Pausen zwischen zwei Operationen Gedächtnisrepräsentationen, die durch Merkmalsüberschreiten beeinträchtigt wurden, repariert werden. Das kann zum Beispiel dadurch geschehen, dass sie je einzeln in die Fokusschicht projiziert werden. Die Fokusschicht mit ihren lokalistischen Repräsentationen nimmt eine Kategorisierung der Gedächtnisspuren vor – auch eine durch Merkmalsüberschreiten reduzierte, verwischte Gedächtnisspur wird als das eine oder andere bekannte Element (z.B. eine Zahl, ein Wort) identifiziert. Die vollständige Menge der Merkmale dieses Elements kann aus dem Langzeitgedächtnis abgerufen und wieder in die Merkmalsschicht zurückprojiziert werden. Dabei holt sich die Repräsentation des Gedächtniselements die verloren gegangenen Merkmale von den Repräsentationen der Verarbeitungsaufgabe zurück. So könnten wir erklären, dass längere Pausen zwischen den Verarbeitungsschritten zu besserer Wiedergabe führt.

Sowohl das TBRS-Modell von Barrouillet und Camos als auch unsere oben skizzierte Alternative auf Basis des Interferenzmodells sind bisher nur als verbale Theorien formuliert. Einen ersten Schritt zur Entwicklung computationaler Modelle der komplexen Spannenaufgabe haben Oberauer und Lewandowsky (2008) gemacht. Drei

alternative Modelle wurden auf die Daten der oben kurz beschriebenen Experimente angewandt (das Primacy Modell, Page & Norris, 1998; ein auf zeitlicher Distinkтивität beruhendes Modell namens SIMPLE, Brown, Neath, & Chater, 2007; und ein Interferenzmodell, "serial order in a box" oder SOB, Farrell & Lewandowsky, 2002). Das auf Interferenz beruhende Modell, SOB, erklärt die Daten am besten. Das SOB-Modell verwendet allerdings ein anderes Prinzip der Interferenz als das hier vorgestellte Modell. In SOB werden verteilte Repräsentationen ins Arbeitsgedächtnis enkodiert, indem sie durch veränderliche Assoziationsgewichte an Positionsrepräsentationen gebunden werden. Die Gedächtnisspuren sind also die Assoziationsgewichte in den Verknüpfungen zwischen Positionsschicht und Merkmalsschicht. Jede neue Repräsentation – sowohl die Elemente der Gedächtnisliste als auch das Material der Verarbeitungsaufgabe – führt neue (positive oder negative) Assoziationen ins Gedächtnis ein, die sich zu den bereits vorhandenen addieren. Die Addition neuer Assoziationen verwischt das Muster der bestehenden Assoziationen, so dass beim Abruf die Reproduktion einer einzelnen Repräsentation schwierig wird. Dieser Mechanismus ist in gewisser Hinsicht das Gegenteil von Merkmalsüberschreiben: In SOB ist Interferenz additiv, im hier vorgestellten Modell ist Interferenz subtraktiv. Eine Aufgabe für die weitere Forschung wird sein, mithilfe von Modellierung die Unterschiede zwischen diesen Interferenzmechanismen klar herauszuarbeiten, so dass mit Hilfe von Experimenten zwischen ihnen entschieden werden kann.

### *Zwei Faktoren der Kapazitätsbegrenzung?*

Das Interferenzmodell, das wir hier vorgestellt haben, erklärt die Begrenzung der Arbeitsgedächtniskapazität bisher durch zwei Interferenz-basierte Faktoren, das

Überschreiben von Merkmalen und „cross talk“. Im dem Modell zugrundeliegenden Bindungsmechanismus durch synchron feuernde Einheiten ist ein weiterer wichtiger Faktor schon angelegt: Wenn mehrere Objekte gleichzeitig im Arbeitsgedächtnis gehalten werden müssen, müssen die Merkmale und die Kontexte jedes Objekts in einer eigenen Phase feuern. Je mehr Objekte unterschieden werden müssen, desto kleiner werden die Phasenverschiebungswinkel, das heisst, die Feuerzeiten von Einheiten, die an unterschiedliche Objekte gebunden sein sollen, rücken enger zusammen. Dadurch erhöht sich die Wahrscheinlichkeit von „cross talk“ zwischen Objekten in benachbarten Phasen. Dies könnte in einer ersten Annäherung dadurch modelliert werden, dass der Parameter  $\sigma$  mit der Zahl der Objekte ansteigt. Dadurch würde „cross talk“ noch stärker als im bisherigen Modell ein zweiter Faktor, der die Anzahl von Inhaltselementen, die im AG unterschieden können, begrenzt.

Das Ausmass der Merkmalsüberschreibung ist eine Funktion der Anzahl der gleichzeitig im Arbeitsgedächtnis gehaltenen Repräsentationen und ihrer Merkmalsüberlappung. Die Verringerung des Phasenwinkels ist dagegen nur eine Funktion der Anzahl an Repräsentationen, die unterschieden werden müssen. Daher könnten wir zwei Faktoren postulieren, die zur Begrenzung der Arbeitsgedächtniskapazität beitragen – einer, der die Anzahl unterscheidbarer Repräsentationen unabhängig von ihrem Inhalt begrenzt, und ein anderer, der abhängig von der Komplexität und Merkmalsüberlappung der Repräsentationen ist. Tatsächlich spricht einige neuere Evidenz für die Existenz dieser beiden Faktoren.

Awh, Barton, und Vogel (2007) haben eine Wiedererkennensaufgabe mit diversen visuellen Stimuli untersucht; die Stimuluskategorien unterschieden sich darin, ob die

einzelnen Stimuli gut unterscheidbar waren (z.B. Quadrate in unterschiedlichen Farben) oder schwer unterscheidbar waren (z.B. chinesische Schriftzeichen). Die Kapazität jeder Versuchsperson wurde für jede Stimuluskategorie aus ihrer Wiedererkennensleistung berechnet. Die Kapazität für gut diskriminierbare Stimuli wurde, unabhängig von der Stimulusklasse, auf etwa 3.5 Objekte geschätzt, die für schlecht diskriminierbare Stimuli war deutlich geringer. Die Kapazitätsmasse einzelner Personen für Tests mit gut diskriminierbaren Stimuli waren positiv korreliert, und die Kapazitätsmasse für Tests mit schlecht diskriminierbaren Stimuli waren ebenfalls untereinander positiv korreliert, aber zwischen Kapazitätsschätzungen für gut diskriminierbare und für schlecht diskriminierbare Stimuli gab es keine Korrelation. Eine mögliche Interpretation ist, dass die Kapazität für gut diskriminierbare Stimuli nur durch den „cross talk“-Parameter  $\sigma$  und die Separierbarkeit von Phasenwinkeln begrenzt wurde, während für schlecht diskriminierbare Stimuli die Präzision der Repräsentationen, die durch Merkmalsüberschreiben beeinträchtigt wird, eine zusätzliche bedeutende Rolle spielt.

#### Schlussbemerkung

Wir haben mit diesem Artikel versucht zu zeigen, dass formale Modellierung ein vielversprechender Weg ist, Arbeitsgedächtnisprozesse und ihre begrenzenden Faktoren theoretisch zu verstehen und empirisch zu untersuchen. Wir denken, dass der Gewinn an konzeptueller Präzision gegenüber nur verbal formulierten Theorien den gedanklichen und rechnerischen Zusatzaufwand beim Entwickeln und Testen dieser Modelle rechtfertigt. Zweifellos stehen wir mit der Modellierung des Arbeitsgedächtnisses erst am Anfang. Das Interferenzmodell, das wir hier vorgestellt haben, ist noch extrem vereinfachend und wurde bisher nur auf ein experimentelles Paradigma der

Gedächtnisaktualisierung systematisch angewandt – allerdings auf sehr verschiedene Varianten dieses Paradigmas (numerisch und räumlich, Einzel- und Doppelaufgabenbedingungen) und unter Berücksichtigung von individuellen und insbesondere Altersunterschieden der Probanden. Ein wichtiger nächster Schritt ist, das Modell im Detail auszuarbeiten – das heißt, die in Abb. 3 dargestellte Netzwerkstruktur zu implementieren. Ein zweiter, ebenso wichtiger Schritt der Weiterentwicklung ist, das Modell auf andere Paradigmen – zum Beispiel die komplexe Spannenaufgabe und Wiedererkennensaufgaben mit verbalem und visuellem Material – anzuwenden.

,

## Literatur

- Alloway, T. P., Gathercole, S. E., Willis, C., & Adams, A.-M. (2004). A structural analysis of working memory and related cognitive skills in young children. *Journal of Experimental Child Psychology*, 87, 85-106.
- Alvarez, G. A., & Cavanagh, P. (2004). The capacity of visual short-term memory is set both by visual information load and by number of objects. *Psychological Science*, 15, 106-111.
- Awh, E., Barton, B., & Vogel, E. K. (2007). Visual working memory represents a fixed number of items regardless of complexity. *Psychological Science*, 18, 622-628.
- Barrouillet, P., Bernardin, S., & Camos, V. (2004). Time constraints and resource sharing in adults' working memory spans. *Journal of Experimental Psychology: General*, 133, 83-100.
- Barrouillet, P., Bernardin, S., Portrat, S., Vergauwe, E., & Camos, V. (2007). Time and cognitive load in working memory. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory & Cognition*, 33, 570-585.
- Bayliss, D. M., Jarrold, C., Gunn, D. M., & Baddeley, A. D. (2003). The complexities of complex span: Explaining individual differences in working memory in children and adults. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132, 71-92.
- Brown, G. D. A., Neath, I., & Chater, N. (2007). A ratio model of scale-invariant memory and identification. *Psychological Review*, 114, 539-576.
- Burgess, N., & Hitch, G. J. (1999). Memory for serial order: A network model of the phonological loop and its timing. *Psychological Review*, 106, 551-581.
- Cocchini, G., Logie, R. H., Della Sala, S., MacPherson, S. E., & Baddeley, A. D. (2002). Concurrent performance of two memory tasks: Evidence for domain-specific working memory systems. *Memory & Cognition*, 30, 1086-1095.
- Conway, A. R. A., Kane, M. J., & Engle, R. W. (2003). Working memory capacity and its relation to general intelligence. *Trends in Cognitive Sciences*, 7, 547-552.
- Cowan, N. (2005). *Working memory capacity*. New York: Psychology Press.
- Cudeck, R., & Harring, J. R. (2007). Analysis of nonlinear patterns of change with random coefficient models. *Annual Review of Psychology*, 58, 615-637.
- Daneman, M., & Carpenter, P. A. (1980). Individual differences in working memory and reading. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 19, 450-466.
- Daneman, M., & Merikle, P. M. (1996). Working memory and language comprehension: a meta-analysis. *Psychonomic Bulletin & Review*, 3, 422-433.
- De Neys, W. (2006). Dual processing in reasoning. Two systems but one reasoner. *Psychological Science*, 17, 428-433.
- Farrell, S., & Lewandowsky, S. (2002). An endogenous distributed model of ordering in serial recall. *Psychonomic Bulletin & Review*, 9, 59-79.
- Garavan, H. (1998). Serial attention within working memory. *Memory & Cognition*, 26, 263-276.
- Henson, R. N. A. (1998). Short-term memory for serial order: The Start-End Model. *Cognitive Psychology*, 36, 73-137.
- Henson, R. N. A., Norris, D. G., Page, M. P. A., & Baddeley, A. D. (1996). Unchained memory: Error patterns rule out chaining models of immediate serial recall. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 49A, 80-115.

- Hudjetz, A., & Oberauer, K. (2007). The effects of processing time and processing rate on forgetting in working memory: Testing four models of the complex span paradigm. *Memory & Cognition*, 35, 1675-1684.
- Hummel, J. E., & Holyoak, K. J. (1997). Distributed representations of structure: A theory of analogical access and mapping. *Psychological Review*, 104, 427-466.
- Lange, E. B., & Oberauer, K. (2005). Overwriting of phonemic features in serial recall. *Memory*, 13, 333-339.
- Lewandowsky, S., Duncan, M., & Brown, G. D. A. (2004). Time does not cause forgetting in short-term serial recall. *Psychonomic Bulletin & Review*, 11, 771-790.
- Li, K. Z. H. (1999). Selection from working memory: On the relationship between processing and storage components. *Aging, Neuropsychology, and Cognition*, 6, 99-116.
- Nairne, J. S. (1990). A feature model of immediate memory. *Memory & Cognition*, 18, 251-269.
- Oberauer, K. (2003). Selective attention to elements in working memory. *Experimental Psychology*, 50, 257-269.
- Oberauer, K., & Kliegl, R. (2001). Beyond resources: Formal models of complexity effects and age differences in working memory. *European Journal of Cognitive Psychology*, 13, 187-215.
- Oberauer, K., & Kliegl, R. (2006). A formal model of capacity limits in working memory. *Journal of Memory and Language*, 55, 601-626.
- Oberauer, K., & Lange, E. B. (2008). Interference in verbal working memory: Distinguishing similarity-based confusion, feature overwriting, and feature migration. *Journal of Memory and Language*, 58, 730-745.
- Oberauer, K., & Lewandowsky, S. (2008). Forgetting in immediate serial recall: Decay, temporal distinctiveness, or interference? *Psychological Review*, 115, 544-576.
- Oberauer, K., Süß, H.-M., Wilhelm, O., & Sander, N. (2007). Individual differences in working memory capacity and reasoning ability. In A. R. A. Conway, C. Jarrold, M. J. Kane, A. Miyake & J. N. Towse (Eds.), *Variation in working memory* (pp. 49-75). New York: Oxford University Press.
- Oberauer, K., Weidenfeld, A., & Hörnig, R. (2006). Working memory capacity and the construction of spatial mental models in comprehension and deductive reasoning. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 59, 426-447.
- Page, M. P. A., & Norris, D. (1998). The primacy model: A new model of immediate serial recall. *Psychological Review*, 105, 761-781.
- Pinheiro, J. C., & Bates, D. M. (2000). *Mixed-Effect Models in S and S-Plus*. Berlin: Springer.
- Pinheiro, J. C., Bates, D. M., DebRoy, S., & Sarkar, D. (2005). nlme: Linear and nonlinear mixed effects models. R package (Version 3.1-73).
- R-Development-Core-Team. (2005). *R: A language and environment for statistical computing*. Vienna: R Foundation for Statistical Computing. ISBN: 3-900051-07-0, URL: <http://www.R-project.org>.
- Raffone, A., & Wolters, G. (2001). A cortical mechanism for binding in visual working memory. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 13, 766-785.

- Saito, S., & Miyake, A. (2004). On the nature of forgetting and the processing-storage relationship in reading span performance. *Journal of Memory and Language*, 50, 425-443.
- Shute, V. J. (1991). Who is likely to acquire programming skills? *Journal of Educational Computing Research*, 7, 1-24.
- Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P., & van der Linde, A. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, B*, 64, 583-639.
- Turner, M. L., & Engle, R. W. (1989). Is working memory capacity task dependent? *Journal of Memory and Language*, 28, 127-154.
- Unsworth, N., & Engle, R. E. (2007). The nature of individual differences in working memory capacity: Active maintenance in primary memory and controlled search from secondary memory. *Psychological Review*, 114, 104-132.

### Fussnoten

- 1) Im Fall des Ressourcenmodells liegt das daran, dass sich die Ressourcenzuteilung pro Ziffer mit zunehmender Gedächtnisbelastung in immer kleineren Schritten verringert (100, 50, 33, 25 Prozent, usw.). Im Fall von „crosstalk“ kann man die Vorhersage unter vereinfachenden Annahmen leicht verstehen: Wenn das abzurufende Element mit Wahrscheinlichkeit  $p$  mit einem der  $n-1$  anderen Elementen im AG verwechselt wird und diese Wahrscheinlichkeiten unabhängig sind, ist die Wahrscheinlichkeit des erfolgreichen Abrufs  $(1-p)^{n-1}$ , und dieser Term fällt negativ beschleunigt mit zunehmendem  $n$ .
- 2) Wir haben auch Gedächtnisbelastungen 5 und 6 erhoben, beschränken aber die Modellierung auf die Gedächtnisbelastungen 1 bis 4, weil die höheren Belastungsstufen in einer späteren Phase des Experiments erhoben wurden und daher der Vergleich mit den niedrigeren Stufen mit dem (deutlich nachweisbaren) Trainingseffekt konfundiert ist.
- 3) Allerdings ist die Zahl der geschätzten Parameter nur im Spezialfall gleich der Zahl der Freiheitsgrade des statistischen Modells. Die mit einem zufälligen Effekt (also z.B. den Probanden) verbundenen Freiheitsgrade können zwischen 1 (nur die Varianz der festen Effekte) und der Zahl der Ausprägungen des zufälligen Faktors fallen (also z.B. Zahl der Probanden wie bei der separaten Modellanpassung an einzelne Probanden). Ein alternatives Maß für die Komplexität des Modells ist die trace der hat matrix (Spiegelhalter, Best, Carlin, & van der Linde, 2002).

Tabelle 1: Optimierte Parameterwerte für junge und alte Personen, numerische „memory updating“ Aufgabe

	C	r	$r_1 - r$	$\sigma$	$\Delta C$	$\Delta \sigma$
Mittelwert	.29	.72	.05	.11	.07	.02
95% Konfidenzintervalle	.26, .33	.60, .84	.03, .07	.10, .13	.03, .12	.01, .03
Standardabweichung	.07	.03	(0)	.04	(0)	(0)
r		-.32				
$\sigma$		-.33	.91			

Legende: C = Anteil überlappender Merkmale (junge Erwachsene), r = Verarbeitungsrate,  $r_1 - r$  = Zuschlag auf die Verarbeitungsrate bei Gedächtnisbelastung 1,  $\sigma$  = Standardabweichung des Rauschens (junge Erwachsene),  $\Delta C$  = Zuwachs in C für alte Erwachsene gegenüber jungen Erwachsenen,  $\Delta \sigma$  = Zuwachs in  $\sigma$  für alte gegenüber jungen Erwachsenen. Die ersten beiden Reihen enthalten mittlere Parameterwerte und ihre Konfidenzintervalle. Die dritte Reihe enthält Schätzungen der Standardabweichungen der Parameter über Personen, sofern diese nicht auf 0 fixiert wurden. Die unteren beiden Reihen enthalten geschätzte Korrelationen der Parameter mit freien Standardabweichungen.

Tabelle 2: Beispiel für die Manipulation von Phonemüberlappung bei Lange & Oberauer (2005).

Typ	Wort	Phoneme
Kontrollwort	März	mərts
Füller 1	Kleber	kle:bər
Füller 2	Wonne	vɔnə
Zielwort	Pfad	pfa:t
Füller 3	Scheusal	ʃɔyza:l
Distraktor 1	Jade	ja:də
Distraktor 2	Hecht	hεçt
Distraktor 3	Geschöpf	gəʃœpf
Distraktor 4	Stapel	ʃta:pəl

### Abbildungslegenden

Abb. 1. Ablaufschema der numerischen „memory updating“-Aufgabe

Abb. 2. Asymptotische Genauigkeit junger und alter Erwachsener bei der numerischen „memory updating“-Aufgabe.

Abb. 3. Schematische Darstellung der Architektur des Arbeitsgedächtnismodells  
(Beschreibung im Text). Aus Oberauer & Kliegl (2006).

Abb. 4. Daten (Punkte) und Modellvorhersagen (Linien) für junge und alte Erwachsene, die eine numerische „memory-updating“-Aufgabe bearbeitet haben. Gedächtnisbelastung 1: un gefüllte Kreise, 2: Dreiecke, 3: Quadrate, 4: gefüllte Kreise. Die horizontale Platzierung der Datenpunkte gibt die Darbietungszeiten für 10 aufeinanderfolgende Zeiten wieder; da diese 10 Zeiten individuell adaptiv bestimmt wurden, haben wir diese Zeiten für die Abbildung über Versuchspersonen gemittelt.

Abb. 1

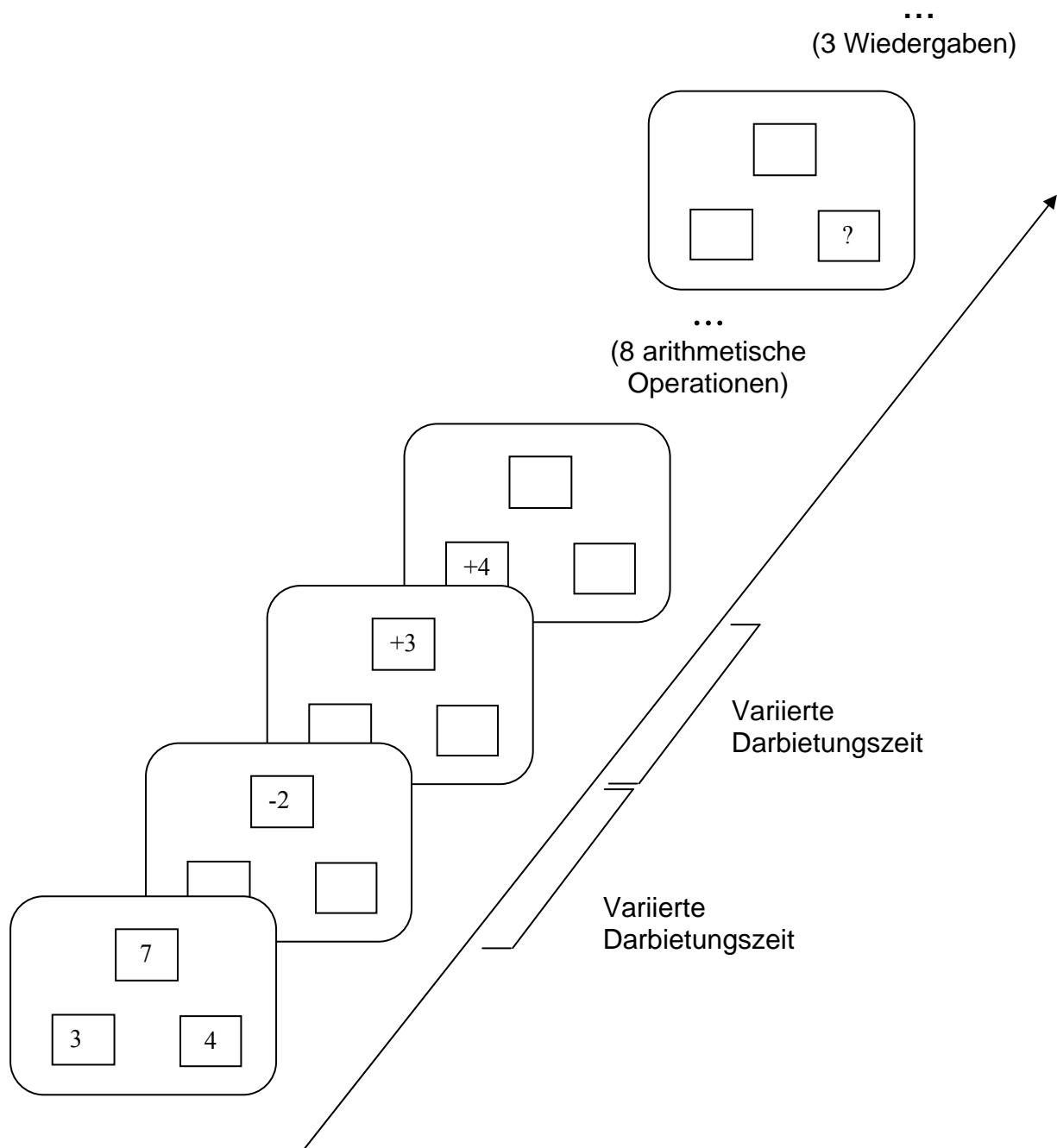


Abb. 2

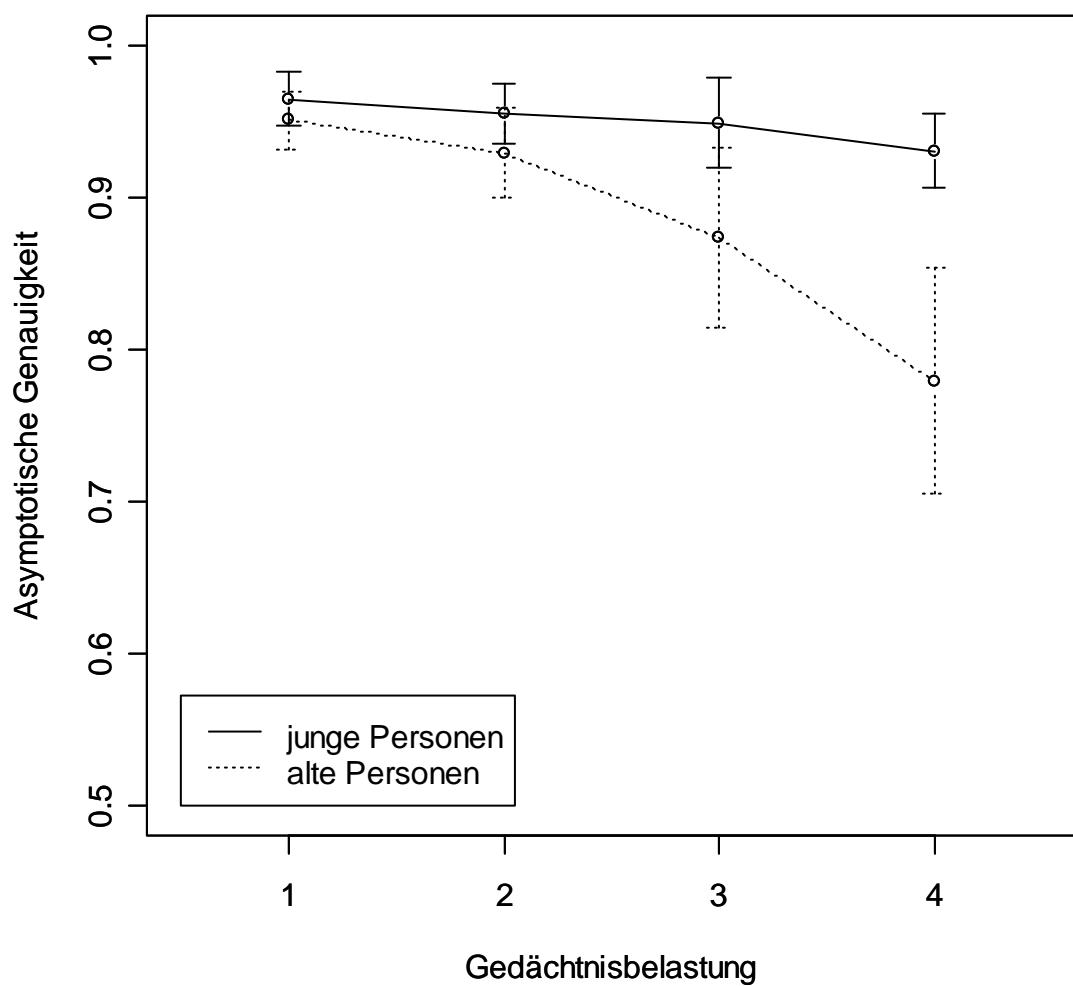


Abb. 3

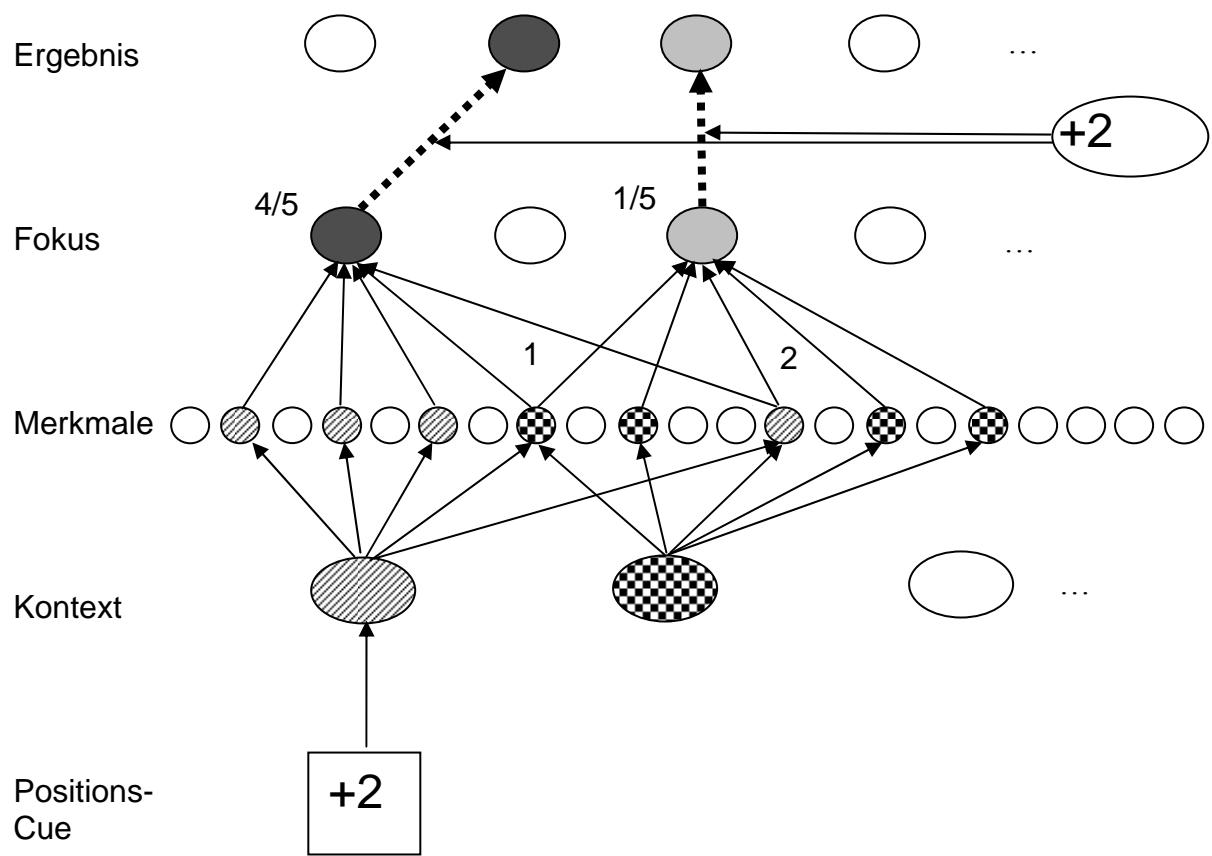


Abb. 4

