

# **Menschmodelle und Verhaltenssimulation**

## **Eine Methode zur Gestaltung von Mensch-Maschine-Schnittstellen**

**Prof. Dr.-Ing. Barbara Deml, Dipl.-Psych. Hendrik Neumann**

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

Universitätsplatz 2, D-39104 Magdeburg

Tel. +49-(0)391-67-18618, Fax. +49-(0)391-67-12765

E-Mail [barbara.deml@ovgu.de](mailto:barbara.deml@ovgu.de)

### **Zusammenfassung**

Arbeitswissenschaftliche Fragestellungen, wie die Gestaltung und Evaluation von Benutzerschnittstellen, werden oftmals empirisch bearbeitet. Viele Ergonomien können aus eigener Erfahrung berichten, dass sich die damit verbundenen Probandenstudien meist als recht kosten- und zeitintensiv erweisen. Im Rahmen der Arbeit soll aufgezeigt werden, dass digitale Menschmodelle (siehe Abschnitt 1) in dem Zusammenhang oftmals eine gute, prospektive Gestaltungsalternative darstellen können. Während bio-mechanische und anthropometrische Modelle bereits seit vielen Jahren zu den arbeitswissenschaftlichen Standardmethoden zählen, erfordern heutige Mensch-Maschine-Systeme aber vor allen Dingen kognitive Verhaltensmodelle. Am Beispiel der Fahrermodellierung (siehe Abschnitt 2) soll aufgezeigt werden, welche verschiedenen Ansätze es derzeit gibt und welche Stärken beziehungsweise Schwächen sie aufweisen. Vor dem Hintergrund der Arbeit werden nur Ansätze näher betrachtet, die menschliches Verhalten formal beschreiben und damit auch rechnergestützt simulieren können. Eine ganz wesentliche Anforderung an diese Modelle ist, dass das Simulationsergebnis (z.B. Bearbeitungszeit, Fehler) mit echtem, menschlichen Verhalten übereinstimmt. Aus dem Grund werden auch die Ergebnisse einer empirischen Evaluationsstudie dargelegt und bewertet (siehe Abschnitt 3, 4).

## **1 Digitale Menschmodelle**

Aufgrund der zunehmenden Komplexität und dem hohen Optimierungsgrad moderner Maschinen gehören Modellierungs- und Simulationstechniken heute zum festen ingenieurwissenschaftlichen Methodeninventar. Um Produkte und Prozesse effizienter zu gestalten, gilt es auch den Faktor „Mensch“ zu berücksichtigen. Das Ziel besteht dabei darin, Verhaltensprozesse wirklichkeitsanalog und formal abzubilden, so dass sich auf dieser Basis rechnergestützte Simulationsexperimente durchführen lassen. Aus heutiger Sicht sind bio-mechanische und anthropometrische (siehe Abschnitt 1.1) sowie kognitive (siehe Abschnitt 1.2) Modellierungsansätze zu unterscheiden; Feyen [1] spricht auch von Neck-Down- beziehungsweise Neck-Up-Modellierung. Beiden Ansätzen ist gemeinsam, dass sie kosten- und zeitsparend sind, da arbeitswissenschaftliche Untersuchungen mit einem virtuellen Prototypen – ohne physikalischen Mock-Up und Realanalyse – durchgeführt werden können.

### **1.1 Bio-mechanische und anthropometrische Modelle**

Zu dieser Gruppe digitaler Menschmodelle gehören zum einen Verfahren, die bio-mechanische und physikalische Eigenschaften rechnergestützt abbilden, um zum Beispiel das Verhalten von Fahrzeuginsassen bei Crash-Tests zu simulieren. Zum anderen wurden aber auch anthropometrische Modelle entwickelt, die meist in CAx-Umgebungen oder digitale Fabriken integriert sind (siehe Abbildung 1). Ihr Grundgerüst bildet eine Hüllfläche, die Haut oder Kleidung darstellen soll, und ein Skelettmodell, in dem Wirbelsäule, Schulter, Hals und Hand meist besonders detailliert abgebildet sind. Die Modelle sind durch Vorwärtskinematik, inverse Kinematik oder Zugriff auf eine Haltungs-Datenbank positionierbar. Das Haupteinsatzgebiet stellen Sichtbarkeits-, Erreichbarkeits-, Haltungs-, Zeit-, Kollisions-, Gefahren- oder Komfortanalysen dar. Darüber hinaus erlauben manche Werkzeuge auch die Simulation von Vitalwerten, so dass sich zum Beispiel Aussagen zum Ermüdungszustand treffen lassen. Mittlerweile haben sich diese Verfahren in recht unterschiedlichen industriellen Anwendungsfeldern (z.B. Automobil, Luft- und Raumfahrt, Militär, Gesundheitsbereich, Unterhaltungselektronik, Schiffbau, Architektur) als arbeitswissenschaftliche Standardmethoden etabliert.



**Abbildung 1: Überblick über verschiedene Menschmodelle, von links nach rechts: Human Builder (Dasault Systemes), Jack (USG, Siemens), RAMSIS (Human Solutions), SANTOS (US-Army) [2].**

## 1.2 Kognitive Modelle

Bei der Produkt- und Prozessgestaltung interessieren heute vor allen Dingen aber auch Fragen, die über das physische Verhalten hinausgehen. Der Schwerpunkt liegt meist auf psychologischen Prozessen, die sich auf die menschliche Wahrnehmung und Informationsverarbeitung beziehen: Wie hoch ist die mentale Beanspruchung oder das Stressempfinden eines Nutzers? Welche kognitiven Fehler können auftreten?

Diese Fragen lassen sich mit Hilfe eines kognitiven Verhaltensmodells darstellen. Den Modellen liegen meist umfassende, psychologisch plausible Vorstellungen zur Funktionsweise des kognitiven Apparates zugrunde. Die nachfolgenden Ausführungen (siehe Abschnitt 2) demonstrieren dies am Anwendungsbeispiel des Autofahrens und haben zum Ziel, einen virtuellen Testfahrer zu modellieren.

## 2 Kognitive Fahrermodellierung

In der Literatur existieren zahlreiche Fahrermodelle. Berücksichtigt man allerdings lediglich Modelle, die in der Lage sind, das Fahrverhalten in Echtzeit zu prädictieren, so reduziert sich die Anzahl der Arbeiten erheblich. Vor dem Hintergrund der Fragestellung werden aber noch eine Reihe weiterer Anforderungen gestellt: Es sind nur Modellierungsansätze interessant, die sowohl perzeptuelle als auch kognitive und motorische Prozesse des Fahrers abbilden können. Diese Forderung, den Wahrnehmungs-Kognitions-Handlungszyklus zu schließen, wird auch als Embodied-Cognition [3] bezeichnet. In dem Zusammenhang ist es auch wünschenswert, dass das Modell in der Lage ist, mit Artefakten der Umwelt zu interagieren, also an ein Fahrzeug oder einen Simulator gekoppelt werden kann. Weiterhin sollte die Fahraufgabe möglichst ganzheitlich darstellbar sein. Orientiert man sich an dem Drei-Ebenen-Modell der Fahrzeugführung [4], so muss der Ansatz das Potenzial haben, wesentliche Aspekte der Stabilisierung (operative Ebene), der Bahnführung (taktische Ebene) sowie der Routenplanung (strategische Ebene) zu thematisieren.

Im Folgenden werden exemplarisch vier solcher Fahrermodelle vorgestellt, wobei grundsätzlich zwischen aufgabenspezifischen (siehe Abschnitt 2.1) und generischen Ansätzen (siehe Abschnitt 2.2) unterschieden wird. Um die Modelle vergleichen zu können, erfolgt schließlich eine Bewertung hinsichtlich der oben genannten Kriterien (siehe Abschnitt 2.3): Verhaltensprädiktion, Embodied-Cognition, Umweltartefakte, Aufgabenebenen, Prozessmodellierung, Detaillierungsgrad und Praktikabilität.

### 2.1 Aufgabenspezifische Ansätze

Aufgabenspezifische Ansätze wurden einzig vor dem Hintergrund der Fahrermodellierung entwickelt und stellen keine „Unified Theories of Cognition“ dar. So erheben Pelops (siehe Abschnitt 2.1.1) und Cosmodrive (siehe Abschnitt 2.1.2) nicht den Anspruch, Verhalten in einem anderen Kontext als Autofahren zu modellieren.

### 2.1.1 Pelops

Die Abkürzung Pelops steht für „Programmsystem zur Entwicklung längsdynamischer, mikroskopischer Verkehrsprozesse in systemrelevanter Umgebung“ [5]. Eine Stärke des Ansatzes ist sicherlich, dass Wechselwirkungen zwischen Fahrer, Fahrzeug und Strecke ganzheitlich abgebildet werden. Das Fahrermodell gliedert sich dabei in ein Verhaltens- und ein Handlungsmodell (siehe Abbildung 2):

Das Verhaltensmodell besteht aus einem Folge- und einem Spurwechselmodell. Das Folgemodell beschreibt den Verkehr auf einer einspurigen Richtungsfahrbahn, auf der es keine Möglichkeit zum Spurwechsel gibt. Es unterscheidet vier Situationen: unbeeinflusstes Fahren, Annähern, Folgen und Bremsen. Die Situationswahl hängt dabei nicht nur von der Differenzgeschwindigkeit und dem Abstand zu einem vorausfahrenden Fahrzeug ab, sondern berücksichtigt auch fahrindividuelle Parameter (z.B. Schätzvermögen). Für jede mögliche Situation sind entsprechende Verhaltensregeln in Form von Algorithmen hinterlegt, welche die Reaktion des Modellfahrers bestimmen. Die Datenbasis dafür bildet ein validierter Satz von mehreren hundert Standardfahrertypen. Das Spurwechselmodell deckt alle Verkehrssituationen ab, die auf mehrspurigen Straßen und im innerstädtischen Verkehr auftreten. Der Grundgedanke ist, dass der Modellfahrer die Zufriedenheit auf der eigenen Spur mit der zu erwartenden Zufriedenheit auf den Nachspuren vergleicht. Dabei wird schließlich die Spur mit dem höchsten Zufriedenheitswert gewählt und gegebenenfalls ein Spurwechsel eingeleitet.

Mit dem Verhaltensmodell wird eine lokale Fahrstrategie definiert, die vom Handlungsmodell in fahrzeugeitige Stellgrößen, wie Lenkbewegungen, umgesetzt wird.

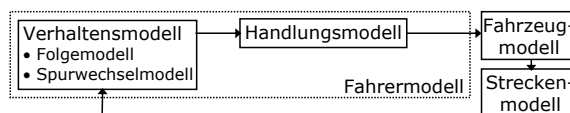


Abbildung 2: Das Pelops-Fahrermodell [5].

### 2.1.2 Cosmodrive

Die Abkürzung Cosmodrive steht für „Cognitive Simulation Model of the Driver“ [6]. Während bei Pelops vor allem feste Verhaltensregeln hinterlegt sind, bietet dieser Ansatz mehr Möglichkeit, um kognitive Prozesse zu simulieren. Dabei werden zwei Arten der Informationsverarbeitung unterschieden: Hier ist zum einen das Langzeitgedächtnis zu nennen, in dem das Wissen eines Autofahrers repräsentiert ist (z.B. Rechtsfahrgebot). Zum anderen existiert ein Arbeitsgedächtnis, das auch als taktisches Modul bezeichnet wird. Hier werden das Wissen aus dem Langzeitgedächtnis und aktuelle Wahrnehmungsinformation zu einem mentalen Modell „verrechnet“, das die Grundlage für das Fahrverhalten darstellt. Weiterhin sind ein strategisches Modul (z.B. Routenplanung) und ein operatives Modul (z.B. Lenken, Geschwindigkeitswahl) vorgesehen (siehe Abbildung 3).

Die Schnittstelle zwischen diesen Modulen und der Verkehrsumwelt bilden auf der einen Seite das Wahrnehmungsmodul und auf der anderen Seite das Ausführungsmodul. Darüber hinaus gibt es ein Koordinationsmodul zur Abstimmung kognitiver Prozesse sowie ein Notfallmodul, das strategische oder taktische Prozesse gegebenenfalls blockieren kann. Der Cosmodrive-Ansatz ist flexibler als Pelops, da keine konkreten Verhaltensmuster (z.B. Folgen, Spurwechsel) implementiert sind. Im Mittelpunkt steht die Möglichkeit, beliebige mentale Repräsentationen mittels so genannter Driving-Frames in der Programmiersprache SmallTalk zu modellieren.

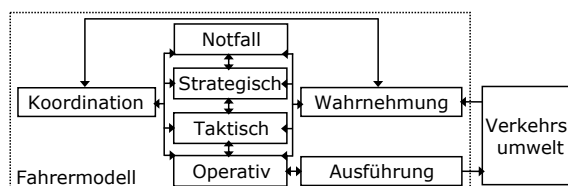


Abbildung 3: Das Cosmodrive-Fahrermodell [6].

## 2.2 Generische Ansätze

Anders als aufgabenspezifische Herangehensweisen erheben generische Ansätze den Anspruch, verschiedene Aspekte menschlichen Verhaltens zu modellieren. Folglich wird eine kognitive Architektur, wie QN-MHP (siehe Abschnitt 2.2.1) oder ACT-R (siehe Abschnitt 2.2.2) benötigt, die einerseits eine Programmierumgebung und andererseits eine Theorie menschlicher Informationsverarbeitungsprozesse darstellt. Mit der Wahl einer Architektur wird eine Entscheidung darüber getroffen, welche Operationen als kognitive Primitive angesehen werden, die keiner weiteren Prozessklärung bedürfen.

### 2.2.1 QN-MHP

Die Abkürzung QN-MHP steht für „Queuing Network-Model Human Processor“ [7]. In dieser Architektur werden menschliche Informationsverarbeitungsprozesse mit einer Metapher aus der Informatik beschrieben und strikt auf neurobiologische Prozesse übertragen (siehe Abbildung 4):

Es wird ein perzeptuelles, kognitives und motorisches Subnetzwerk unterschieden, das jeweils aus mehreren Servern bestehen. Zu einem Server werden dabei Gehirnregionen mit ähnlichen Funktionen zusammengefasst, die eine bestimmte Dienstleistung anbieten (z.B. Bearbeitung visueller Kunden). Die neuronalen Pfade entsprechen den Routen, durch welche die Kunden von Server zu Server im Netzwerk fließen. Während die Informationsströme mathematisch modelliert werden, ist die Verarbeitungslogik innerhalb der Server symbolisch repräsentiert. QN-MHP lässt sich in jede Simulationssoftware (z.B. ProModel) implementieren, mit der sich komplexe Prozessabläufe visualisieren lassen.

Mit der Architektur wurden bereits unterschiedliche Aufgaben modelliert (z.B. visuelle Suche), so auch die Spurhaltung mit konstanter Geschwindigkeit im Rahmen einer Fahraufgabe. Das Fahrermodell wurde dabei auch in eine Fahrsimulation eingebunden:

Die Eingabeparameter für das Lenkmodell stellen die Längs- und Querposition des Fahrzeugs sowie die Straßenkrümmung dar. Um das Hauptziel, die Spurhaltung, zu erreichen, werden parallel drei untergeordnete Ziele verfolgt, nämlich die Kodierung der Fahrzeugposition, die Wahl der Lenkstrategie sowie die Anweisung der Lenkhandlung. Bei den Ausgaben des Modells handelt es sich um Koordinaten, die zum einen die Handposition am Lenkrad und zum anderen die Fixationspunkte des Auges angeben.

Das Fahrermodell kann auch Nebenaufgaben bearbeiten und zum Beispiel Ziele auf einer Landkarte suchen. Die Lenk- und Nebenaufgabe werden dann als zwei Informationsströme im Netzwerk betrachtet, die simultan verfolgt werden. Bei Serverkonflikten (z.B. unterschiedliche Anweisungen an die Augen), wird die Nebenaufgabe allerdings nur dann bearbeitet, wenn die Time-to-Line-Crossing mehr als vier Sekunden beträgt.

Festzuhalten ist, dass mit dieser Netzwerkanalogie eine recht genaue Modellierung kognitiver Prozesse gelingt; so lässt sich der Grad der Serverauslastung zum Beispiel unmittelbar als mentale Beanspruchung interpretieren. Ebenso erlaubt der Ansatz die Abbildung individueller Unterschiede (z.B. Altersunterschiede zwischen Fahrern über die kognitive Verarbeitungsgeschwindigkeit).

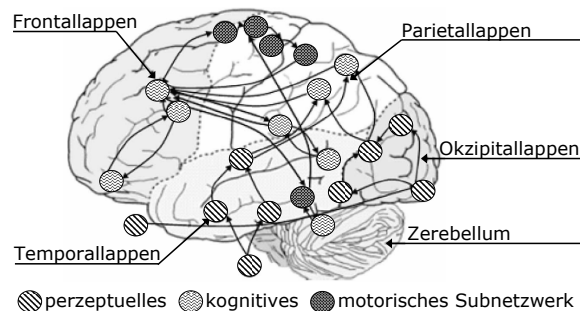


Abbildung 4: Die kognitive Architektur QN-MHP [7].

### 2.2.2 ACT-R

Die Abkürzung ACT-R steht für „Adaptive Control of Thought-Rational“ [8]; es handelt sich um ein modular angelegtes Produktionensystem (siehe Abbildung 5 links):

Die Schnittstelle zur realen Welt bildet das visuelle und auditive sowie das sprachliche und motorische Modul. Darüber hinaus sind zwei Gedächtnismodule realisiert: Das Faktenwissen (z.B. Rechtsfahrgebot) ist im deklarativen Gedächtnis gespeichert; das Handlungswissen (z.B. schneller fahren durch Gaspedalbetätigung) ist im prozeduralen Gedächtnis hinterlegt. Das Wissen muss nach einer bestimmten Syntax, die auf der Programmiersprache LISP basiert, definiert werden.

Jedes Modul – mit Ausnahme des prozeduralen Gedächtnisses – verfügt über einen Buffer, der die Schnittstelle zum System darstellt. Obwohl viele Prozesse parallel ablaufen, kann jeder Puffer immer nur eine Wissenseinheit aufnehmen, die den aktuellen Modulzustand repräsentiert. Dieser Flaschenhals wird der menschlichen Ressourcenbegrenzung bei der zentral-sensorischen Verarbeitung gerecht.

Die Interaktion mit den Buffern findet über Produktionsregeln statt, die im prozeduralen Gedächtnis implementiert sind und die jeweils aus einem Bedingungs- und einem Handlungsteil bestehen. Passt eine Produktionsregel zu den Pufferinhalten, so wird die entsprechende Regel gefeuert und damit eine Handlung initiiert. Auch hier besteht eine theoretisch sinnvolle Begrenzung: Zu jedem Zeitpunkt kann nur eine Produktionsausführung initiiert werden.

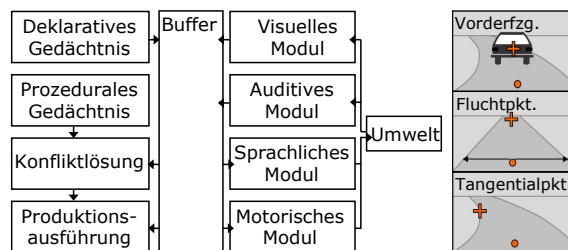
Auch wenn immer nur eine Produktion gefeuert wird, können trotzdem gleichzeitig mehrere Produktionsregeln zu den Pufferinhalten passen. Aus dem Grund verfügt ACT-R über sub-symbolische Mechanismen zur Konflikt-

lösung. So entscheidet eine Kosten-Nutzen-Funktion, welche der zutreffenden Regeln ausgeführt wird. Ebenso bestimmt der Kontext sowie die Nutzungshistorie, ob und wie schnell Wissen aus dem deklarativen Gedächtnis abrufbar ist. Außerdem ist ein wahrscheinlichkeitsbasierter Lernmechanismus implementiert.

ACT-R wurde bereits für sehr unterschiedliche Fragestellungen eingesetzt; ein Fahrermodell wurde von Salvucci [9] vorgeschlagen. Simuliert wird ein Autofahrer, der sich auf einer mehrspurigen Autobahn mit mittlerer Verkehrsdichte befindet. Wie das Pelops-Modell [5] ist ein Folge- und Spurwechselverhalten implementiert; darüber hinaus kann der Modellfahrer, wie das QN-MHP-Modell [7], auch Nebenaufgaben bearbeiten:

Bei der Quer- und Längsführung orientiert sich der Ansatz am menschlichen Verhalten. Demnach benötigen Menschen für eine stabile Querführung zwei Punkte, einen Fern- und einen Nahpunkt (siehe Abbildung 5 rechts). Der Fernpunkt befindet sich mittig auf dem Heck eines Vorderfahrzeugs oder, falls kein Vorderfahrzeug vorhanden ist, fällt der Punkt mit dem Flucht- oder dem Tangentialpunkt der Straße zusammen. Darüber hinaus erfordern sichere Lenkbewegungen noch die Information von einem Nahpunkt, der ungefähr fünf Meter vor dem Fahrzeug liegt. Das Fahrermodell richtet seine Aufmerksamkeit zunächst auf den Nah- und dann auf den Fernpunkt, registriert jeweils den visuellen Winkel und berechnet die Abweichung gegenüber dem letzten Zyklus. Aus der wahrgenommenen Differenz erfolgt dann PI-geregelt eine inkrementelle Anpassung des Lenkwinkels, so dass beide Punkte stabil sind und das Fahrzeug mittig in der Spur geführt wird. Zur Längsführung registriert das Salvucci-Modell die Zeitlücke zum Vorderfahrzeug und vergleicht diese ebenfalls mit dem Wert aus dem vorangegangenen Berechnungszyklus. Der Modellfahrer versucht dabei nicht nur möglichst konstant zu folgen, sondern beschleunigt oder verzögert auch, um eine bestimmte Wunschzeitlücke zu realisieren.

Um Fremdverkehr zu berücksichtigen, richtet das Modell seine Aufmerksamkeit auch auf die linke und rechte Spur des vorderen und rückwärtigen Verkehrsraumes. Ist dort ein Fahrzeug vorhanden, so wird dessen Spur, Richtung und Abstand im Gedächtnis gespeichert. Auf dieser Basis werden dann taktische Entscheidungen getroffen und so zum Beispiel Spurwechsel initiiert, indem Nah- und Fernpunkt auf die Zielspur verlagert werden.



**Abbildung 5: links. Die kognitive Architektur ACT-R [8]; rechts. Das Lenkverhalten des Fahrermodells [9] basiert auf einem Nahpunkt (Kreis) und einem Fernpunkt (Kreuz). Ist kein Vorderfahrzeug vorhanden, so liegt der Fernpunkt im Fluchtpunkt beziehungsweise bei Kurven im Tangentialpunkt der Straße.**

### 2.3 Bewertung der verschiedenen Ansätze

Jeder Ansatz kann auf eine über zehnjährige Forschungsaktivität zurückblicken und jedes Modell ist in der Lage, empirisch valide Verhaltensprädiktionen zu machen. Darüber hinaus folgen alle Ansätze dem Embodied-Cognition-Paradigma [3], alle können mit Umweltartefakten, also mit einem Fahrzeug oder einer Simulation, interagieren und alle haben prinzipiell das Potenzial, die drei Aufgabenebenen der Fahrzeugführung abzubilden. Nicht zuletzt deshalb sind auch alle Herangehensweisen als elaboriert zu bezeichnen. Dennoch werden sie den eingangs gestellten Anforderungen unterschiedlich gut gerecht:

Im Gegensatz zu den anderen Herangehensweisen wird durch Pelops das Fahrverhalten zwar beschrieben, es wird aber kaum der Versuch unternommen, Verhaltensprozesse abzubilden. So wird nicht modelliert, wie interindividuelle Unterschiede zustande kommen, sondern anstelle dessen auf empirisch gewonnene Datensätze verschiedener Fahrertypen zurückgegriffen. Wünschenswert wäre demgegenüber ein anderer Modellierungsansatz: Möchte man zum Beispiel das Verhalten eines älteren Autofahrers darstellen, so könnte man berücksichtigen, dass sich die kognitive Verarbeitungsgeschwindigkeit im Alter verlangsamt oder die Akkomodationsbreite des Sehapparates reduziert. Anstelle auf Messungen zurückzugreifen, würde das entsprechende Verhalten dann aus einer Modellierung der Informationsverarbeitungsprozesse resultieren. Einschränkend ist aber zu erwähnen, dass bislang kein Ansatz eine vollständige Prozessmodellierung leistet. So liegt der Fokus in der Regel auf zentral gesteuerten, höheren kognitiven Prozessen, während stimulusgetriebene Wahrnehmungsprozesse meist kaum modellierbar sind.

Darüber hinaus bestehen beträchtliche Unterschiede hinsichtlich des Detaillierungsgrades: QN-MHP und ACT-R ermöglichen eine sehr hohe zeitliche Auflösung, so bildet ACT-R Verhaltensregeln in 50-Millisekunden-Schritten ab. Eine solche Genauigkeit wird weder durch Pelops noch durch Cosmodrive erreicht.

Festzuhalten ist, dass von den vier Modellen nur die beiden generischen Ansätze eine Prozessmodellierung mit ausreichend hoher Genauigkeit erlauben. Aus dem Grund sollen nur diese Herangehensweisen hinsichtlich ihrer

Praktikabilität gegenübergestellt werden: Während QN-MHP maßgeblich an der University of Michigan entwickelt wird, ist ACT-R wesentlich weiter verbreitet. Dies hat zum einen zur Folge, dass die Architektur beständig um weitere Module (z.B. Multitasking) erweitert wird; zum anderen existieren bereits eine Vielzahl von Modellen (z.B. visuelle Suche), die zum Teil frei verfügbar sind und für eigene Aufgabenstellungen angepasst werden können. Obwohl die Einarbeitung in ACT-R relativ zeitaufwändig ist, scheint dieser Ansatz daher insgesamt mehr Potenzial zu besitzen und soll hier weiterverfolgt werden.

### 3 Empirische Evaluation

Unabhängig davon, welches Fahrermodell betrachtet wird, liegt die Herausforderung darin, dass die Modellaussagen mit dem Verhalten realer Fahrer übereinstimmen. Da Autofahren eine relativ komplexe Tätigkeit darstellt, lässt sich eine solche Übereinstimmung nicht auf einen einzigen Indikator reduzieren. Aus dem Grund sollen im Folgenden exemplarisch jeweils ein Aspekt der operativen Ebene (siehe Abschnitt 3.1) und der strategischen Ebene der Fahrzeugführung (siehe Abschnitt 3.2) aufgegriffen werden.

#### 3.1 Operative Ebene der Fahrzeugführung

Insbesondere für die Spurhaltegröße werden in der Literatur eine Reihe von Maßen unterschieden, die sich entweder auf die Position des Fahrzeugs innerhalb der Spur oder auf das Lenkverhalten des Fahrers beziehen. Große Unterschiede zwischen verschiedenen Fahrern sind dabei vor allem beim Lenkverhalten zu beobachten [10]. Da die Fahrermodellierung insbesondere in der Lage sein sollte, diese individuellen Unterschiede abzubilden, wird hier das Maß Nulldurchgang des Lenkwinkels  $N_L$  genauer betrachtet. Dabei wird ausgewertet, wie oft das Lenkrad über die Geradeausstellung hinweg bewegt wird und der aufgezeichnete Lenkwinkel sein Vorzeichen ändert. Im Mittelpunkt steht damit die Häufigkeit korrektiver Lenkbewegungen, die sich vor allem auf geraden Streckenabschnitten aussagekräftig interpretieren lassen.

Um zu prüfen, ob das Fahrermodell tatsächlich menschliches Autofahren abbildet, wurde eine Evaluationsstudie durchgeführt, deren Ablauf (siehe Abschnitt 3.1.1), Hypothese (siehe Abschnitt 3.1.2) und Ergebnisse (siehe Abschnitt 3.1.3) im Folgenden näher beschrieben werden.

##### 3.1.1 Versuchsablauf

Als Versuchsstrecke wurde ein etwa zehn Kilometer langer, relativ gerader Autobahnabschnitt auf der (A8, Auffahrt 92, Abfahrt 94) gewählt. In einer Bedingung wurde der Abschnitt real, von menschlichen Fahrern abgefahren; in der anderen Bedingung wurde die Strecke anhand ihrer GPS-Daten in einer Simulationsumgebung abgebildet und durch das Fahrermodell [9] befahren.

Da im Rahmen der Arbeit vor allem das Lenkverhalten untersucht werden soll, wurden weitere Parameter, die sich auf die Längsführung des Fahrzeugs beziehen, konstant gehalten: Die Probanden wurden instruiert, Adaptive-Cruise-Control zu aktivieren und mit einer konstanten Geschwindigkeit von 90 km/h auf der rechten Spur zu fahren. Für das Fahrermodell wurden die gleichen Einstellungen vorgenommen.

Trotz der hohen Vergleichbarkeit ist zu erwarten, dass verschiedene Fahrer ihr Lenkverhalten unterschiedlich häufig korrigieren [10]. Aus dem Grund wurde bei der Auswertung nicht über eine große Stichprobe aggregiert, sondern eine Einzelfallanalyse vorgenommen. Ebenso wurden nicht mehrere Simulationsdurchgänge des Fahrermodells zusammengefasst, sondern lediglich zwei Modellvarianten näher betrachtet. Die Auswertung der Ergebnisse erfolgt deshalb auch deskriptiv und nicht durch inferenzstatistische Methoden. Da beide Varianten theoriegeleitet erstellt wurden, soll zunächst das Fahrermodell näher beschrieben werden.

##### 3.1.2 Hypothese

Dem Lenkmodell liegt folgende Überlegung zugrunde (ausführlichere Beschreibung siehe [11]): Das Fahrermodell fixiert einen bestimmten Zielpunkt und registriert den Winkel  $\Theta$  zwischen diesem und der eigenen Fahrzeugposition. Dabei wählt es den Lenkwinkel  $\varphi$  so, dass  $\Theta$  möglichst klein wird. Zur formalen Beschreibung des Verhaltens schlagen [11] einen PI-Regler vor, wobei die Konstanten  $k_p$  und  $k_I$  zur Skalierung des proportionalen beziehungsweise integralen Anteils dienen:

$$\varphi = k_p \theta + k_I \int \theta dt \quad \text{bzw.} \quad \dot{\varphi} = k_p \dot{\theta} + k_I \theta$$

#### Gleichung 1

Wie die rechte, abgeleitete Gleichung (1) zeigt, versucht der Modellfahrer nicht nur den Zielpunkt zu stabilisieren (erster Term), sondern ihn gleichzeitig möglichst nahe Null zu halten (zweiter Term). Nach [11] nutzen

menschliche Autofahrer aber nicht nur die Wahrnehmungsinformation eines Zielpunktes, sondern sie benötigen zwei Punkte: einen Fernpunkt  $\theta_{fern}$ , der eine Zeitlücke von maximal zwei Sekunden in Fahrtrichtung aufweist, und einen Nahpunkt  $\theta_{nah}$  der ungefähr fünf Meter mittig vor dem Fahrzeug liegt (siehe Abschnitt 2.2.2, Abbildung 5). Aus dem Grund erscheint folgende Erweiterung sinnvoll:

$$\dot{\varphi} = k_{fern}\dot{\theta}_{fern} + k_{nah}\dot{\theta}_{nah} + k_I\theta_{nah}$$

### Gleichung 2

Die erweiterte Gleichung (2) berücksichtigt zwei proportionale Komponenten, wobei der erste Term die Abweichung zum Fernpunkt  $\theta_{fern}$  und der zweite Term die Abweichung zum Nahpunkt  $\theta_{nah}$  darstellt; die Konstanten  $k_{fern}$  und  $k_{nah}$  dienen der Skalierung.

Um das Fahrzeug nicht nur in die gewünschte Richtung zu bewegen, sondern gleichzeitig möglichst mittig auf der Spur zu halten, ist die visuelle Richtungsinformation zum Nahpunkt  $\theta_{nah}$  hilfreich; diese wird durch die integrale Komponente berücksichtigt. Festzuhalten ist, dass das Modell drei Ziele verfolgt, nämlich den Fernpunkt ( $\dot{\theta}_{fern} \approx 0$ ) und den Nahpunkt ( $\dot{\theta}_{nah} \approx 0$ ) stabil zu halten sowie das Fahrzeug mittig ( $\theta_{nah} \approx 0$ ) zu führen.

Bedenkt man weiterhin, dass kognitive Prozesse diskret – in 50 Millisekunden Schritten [8] – vollzogen werden, so schlagen [11] eine zeitdiskrete Schreibweise des Reglers vor. Dabei wird angenommen, dass der Modellfahrer seine Aufmerksamkeit regelmäßig auf den Nah- und den Fernpunkt richtet und die Abweichung zwischen zwei Zeitpunkten registriert:

$$\frac{d\theta}{dt} = k_{fern} \frac{d\theta_{fern}}{dt} + k_{nah} \frac{d\theta_{nah}}{dt} + k_I\theta_{nah}$$

### Gleichung 3

$$\frac{\Delta\theta}{\Delta t} = k_{fern} \frac{\Delta\theta_{fern}}{\Delta t} + k_{nah} \frac{\Delta\theta_{nah}}{\Delta t} + k_I\theta_{nah}$$

### Gleichung 4

$$\Delta\theta = k_{fern}\Delta\theta_{fern} + k_{nah}\Delta\theta_{nah} + k_I\theta_{nah}\Delta t$$

### Gleichung 5

Ausgehend von diesem allgemeinen Lenkmodell (6) soll nun gezeigt werden, dass sich hiermit auch individuelle Unterschiede abbilden lassen. Ein Fahrer, der sein Lenkverhalten sehr häufig korrigiert, dürfte vor allem das Ziel verfolgen, sein Fahrzeug besonders mittig zu führen. Aus dem Grund ist folgende Hypothese plausibel: Wird die Konstante  $k_I$  erhöht, so erhöht sich auch die Anzahl von Nulldurchgängen im Lenkwinkel  $N_L$  (6):

$$k_{I1} > k_{I2} \implies N_{L1} > N_{L2}$$

### Gleichung 6

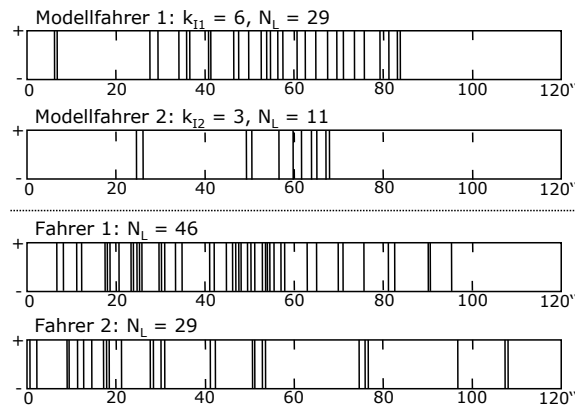
Im Rahmen der Untersuchung wurden zwei Modellvarianten gegenübergestellt, wobei die ersten beiden Summanden (5) jeweils gleich gewichtet wurden ( $k_{fern1} = k_{fern2} = 20$ ;  $k_{nah1} = k_{nah2} = 10$ ) und lediglich der Einfluss des letzten Summanden systematisch variiert wurde ( $k_{I1} = 6$ ;  $k_{I2} = 3$ ). Dabei wird angenommen, dass der erste Modellfahrer „unruhiger“ fährt und mehr Nulldurchgänge im Lenkwinkel zu beobachten sind, wenn der gleiche Streckenabschnitt zurückgelegt wird.

#### 3.1.3 Ergebnisse

Zunächst einmal ist festzuhalten, dass das Fahrermodell die simulierte Strecke problemlos bewältigen konnte. Zur besseren Vergleichbarkeit wird sich die empirische Auswertung allerdings nur auf eine Fahrt von zwei Minuten beschränken, in der Modell und Mensch jeweils den gleichen Streckenabschnitt zurückgelegt haben. Da das betrachtete Segment relativ gerade ist, können Vorzeichenänderungen des Lenkwinkels weniger auf die Streckengeometrie als auf den Fahrstil zurückgeführt werden. Eine Übereinstimmung der Messungen zu einer bestimmten Zeiteinheit ist folglich nicht zu erwarten; lediglich die Frequenz sowie die absolute Anzahl von Nulldurchgängen des Lenkwinkels  $N_L$  lassen sich sinnvoll vergleichen (siehe Abbildung 6):

Wie angenommen, verursacht eine starke Gewichtung des Integralanteils ( $k_{I1} > k_{I2}$ ) tatsächlich mehr Vorzeichenänderungen des Lenkwinkels ( $N_{L1} > N_{L2}$ ).

Außerdem ist zu beobachten, dass beide Modellfahrer weniger korrigieren als menschliche Fahrer in einem vergleichbaren, realen Verkehrsumfeld. Dies lässt sich aber nicht abschließend beurteilen, da die Stichprobe sehr klein ist und deshalb Zufallsschwankungen nicht auszuschließen sind. Entscheidend ist aber, dass die Modellanpassungen Theoriegeleitet vorgenommen wurden und die Lenkprofile einen vergleichbar hohen Wertebereich aufweisen. Deckungsgleiche Messergebnisse, die durch „Drehen“ an Parametereinstellungen erzielt werden, sind nicht gewollt.



**Abbildung 6: Vorzeichenwechsel des Lenkwinkels (Ordinate) über zwei Minuten Fahrt (Abszisse) für zwei Modellfahrer (oben) und zwei reale Fahrer (unten).**

### 3.2 Strategische Fahraufgabe

Das oben beschriebene Lenkverhalten gilt als hoch automatisiert und fertigkeitstbasiert. Folglich wird diese operative Fahraufgabe auch nicht innerhalb der kognitiven Architektur abgebildet, sondern maßgeblich durch ein „vorgelagertes“ Lenkmodell beschrieben. Um nun in einem zweiten Schritt das Potenzial von ACT-R zu evaluieren, soll eine kognitive Aufgabe betrachtet werden:

Hierfür eignen sich zum einen taktische Fahraufgaben, die regelbasiert erfolgen und zum Ziel haben, das Fahrzeug an den Straßenverlauf und den umgebenden Verkehr anzupassen (z.B. Überholmanöver [9]). Zum anderen können aber auch strategische Fahraufgaben betrachtet werden. Ein solches wissensbasiertes, bewusst gesteuertes Verhalten soll hier anhand einer Navigationsaufgabe untersucht werden; der Versuchsablauf (siehe Abschnitt 3.2.1), die zugrunde liegende Hypothese (siehe Abschnitt 3.2.2) sowie die Ergebnisse (siehe Abschnitt 3.2.3) werden im Folgenden dargestellt werden.

#### 3.2.1 Versuchsablauf

Die Untersuchung folgt dem Doppelaufgaben-Paradigma, wobei gleichzeitig eine Fahr- und eine Navigationsaufgabe zu bewältigen waren (ausführlichere Beschreibung siehe [12]): Bei der Fahraufgabe handelte es sich um eine simulierte Autobahnfahrt, die mit konstanter Geschwindigkeit und ohne Fremdverkehr zurückgelegt wurde.

Zusätzlich sollte zu bestimmten Zeitpunkten noch eine Navigationsaufgabe ausgeführt werden, die mit der Ansage eines fiktiven Ortsnamens angekündigt wurde. Nach etwa vier Sekunden wurde dann am rechten Bildschirmrand ein Autobahnwegweiser dargestellt. Dabei handelte es sich um Vorwegweiser für Anschlussstellen, die aus drei Geradeaus- und vier Abfahrtszielen bestanden (siehe Abbildung 7). Die Aufgabe bestand darin, den Zielreiz zu suchen und dann so schnell und sicher wie möglich, durch einen Tastendruck anzugeben, ob sich das Ziel unter den Abfahrts- oder den Geradeauszielen befand. Die Aufgabe wurde sowohl vom Fahrermodell als auch von 19 Probanden durchlaufen.

#### 3.2.2 Hypothese

In dem Versuch wurde ein Multitasking-Szenario realisiert, das für menschliche Autofahrer alltäglich ist. Damit diese Aufgabe auch vom Fahrermodell zu bewältigen ist, waren zwei Ergänzungen erforderlich: Zum einen musste die visuelle Suchaufgabe modelliert werden. Hierzu wurde ein bereits bestehendes Modell, das die Menüsuche in grafischen Benutzeroberflächen [3] beschreibt, auf die Suche in Hinweisschildern [12] angepasst. Zum anderen wurde eine Erweiterung von ACT-R benutzt, Threaded-Cognition [13]. Dabei handelt es sich um eine Theorie, die beschreibt, wie Menschen zwei oder mehrere Aufgabenziele gleichzeitig ausführen.

Unabhängig davon, ob die Aufgabe nun von menschlichen Probanden oder vom Fahrermodell ausgeführt wird, erscheint folgende Annahme sinnvoll: Die Doppelaufgabe stellt eine kognitive Beanspruchung dar, die dazu führt, dass sich die Fahrleistung verschlechtert. Ein sensibler Indikator hierfür ist die Time-to-Line-Crossing



(TLC). Dabei handelt es sich um die Zeit, in der das Fahrzeug, ausgehend vom aktuellen Querabstand und der Quergeschwindigkeit, eine Fahrspurbegrenzungslinie erreichen würde:

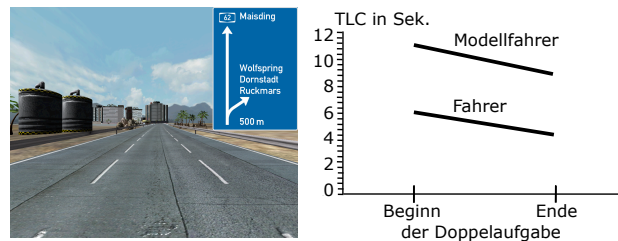
$$TLC_{\text{Beginn}} > TLC_{\text{EndeDoppelaufgabe}}$$

### Gleichung 7

Außerdem sollten das Fahrermodell und die Probanden ungefähr gleich gut fahren, die Doppelaufgabe als ähnlich beanspruchend erleben sowie vergleichbar hohe Erkennenszeiten für die Ziele aufweisen.

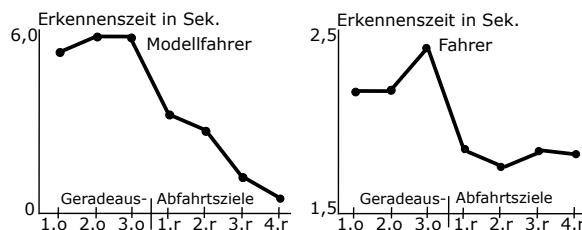
### 3.2.3 Ergebnisse

Zur Auswertung wurde zunächst eine Varianzanalyse durchgeführt, wobei die Bedingungen Beginn/Ende der Doppelaufgabe beziehungsweise Modellfahrer/Fahrer die unabhängigen Variablen (UV) darstellen und die TLC als abhängige Variable betrachtet wird (siehe Abbildung 7). Für beide UV zeigt sich ein signifikanter Haupteffekt; ein Interaktionseffekt konnte nicht nachgewiesen werden: Wie angenommen (7) verschlechtert sich daher sowohl die Fahrleistung des Modellfahrers als auch die der menschlichen Fahrer, wenn sie die Doppelaufgabe bearbeiten ( $F(1, 114) = 49,336, p = 0,001$ ). Obwohl das Fahrermodell zwar insgesamt eine bessere Spurhaltung erzielen konnte als die Probanden ( $F(1, 114) = 598,726, p = 0,001$ ), resultierte durch die Doppelaufgabe dennoch eine vergleichbar hohe kognitive Beanspruchung ( $F = 0,012, p = 0,913$ ). Folglich ist das kognitive Modell zwar nicht deckungsgleich mit empirischen Ergebnissen, aber es kann die wesentlichen Aufgabencharakteristika durchaus abbilden.



**Abbildung 7:** Links. Die Fahrsimulation basiert auf dem Microsoft XNA Racing Game, einem PC, einem kraftrückmeldendem Lenkrad und einem 19" Monitor; der vertikale Sichtwinkel für eine Schilderzeile betrug etwa 0,8-1,0°. Rechts. Spurhaltegüte zu Beginn und Ende der Doppelaufgabe

Vergleicht man nun in einem zweiten Schritt den Modellfahrer und die menschlichen Fahrer hinsichtlich ihrer Suchzeiten in der Navigationsaufgabe, so sind zwei Punkte erwähnenswert (siehe Abbildung 8): Das Modell weist eine größere Spannweite auf; es braucht für Geradeausziele wesentlich länger als ein Mensch, während es Abfahrtsziele zum Teil schneller findet. Außerdem fällt auf, dass sowohl das Modell als auch die Probanden Abfahrtsziele insgesamt schneller finden als Geradeausziele. Fasst man die einzelnen Ziele zu zwei Gruppen zusammen, so ist der Unterschied sowohl für das Modell ( $T = 9,172; p = 0,001$ ) als auch für die Probanden ( $T = 2,158; p = 0,034$ ) signifikant. Folglich wählt das Fahrermodell eine ähnliche Suchstrategie wie menschlicher Fahrer. Zusammenfassend ist damit festzuhalten, dass das Fahrermodell im Bezug auf die strategische Fahraufgabe durchaus als valide zu bezeichnen ist.



**Abbildung 8:** Erkennenszeiten für Ziele auf Hinweisschildern.

## 4 Fazit

Es wurde gezeigt, dass der vorgeschlagene Modellierungsansatz [9] in der Lage ist, wesentliche perzeptuelle, kognitive und motorische Aspekte des menschlichen Autofahrens in Echtzeit abzubilden. Das Modell hat somit das Potenzial, zentrale Elemente der Stabilisierung (operative Ebene), der Bahnführung (taktische Ebene) sowie

der Routenplanung (strategische Ebene) beim menschlichen Autofahren zu simulieren. Ein solches Fahrermodell ist in zweifacher Hinsicht anwendungsrelevant: Bei der Entwicklung von Fahrerinformations- und Fahrerassistenzsystemen sind meist zahlreiche Fahrversuche mit menschlichen Probanden erforderlich. Werden reale Versuchspersonen durch ein Fahrermodell ersetzt und der Umgang mit neuen Systemen zunächst lediglich simuliert, so spart dies viel Zeit und Geld. Darüber hinaus können durch das Fahrermodell auch typische Fahrfehler prädiiziert werden. Bedenkt man, dass ein Großteil heutiger Verkehrsunfälle durch menschliche Fehler verursacht wird, so lässt sich dieses Wissen zur Entwicklung intelligenter Assistenzsysteme nutzen.

## Literatur

- [1] Feyen, R.: Bridging the Gap: Exploring Interactions Between Digital Human Models and Cognitive Models, In V. Duffy (Hrsg.): Digital Human Modeling, LNCS 4651 (S. 382-391), Berlin, Springer Verlag, 2007.
- [2] Mühlstedt, J.; Kaußler, H.; Spanner-Ulmer, B.: Programme in Menschengestalt: Digitale Menschmodelle für CAx- und PLM-Systeme, Zeitschrift für Arbeitswissenschaft (2008), Heft 2/2008, S. 79-86.
- [3] Byrne, M.: ACT-R/PM and menu selection, Int. Journal of Human-Computer Studies (2001), Heft 55(1), S. 41-84.
- [4] Michon, J.: A critical view of driver behavior models. What do we know, what should we know?, In: L. Evans und R. Schwing (Hrsg.), Human behavior and traffic safety (S. 485-525), New York, Plenum Press, 1985.
- [5] Benmimoun, A.: The Driver as Archetype for Driver Assistance Systems? A Driver-Model Based Approach for the Development of Situation-Adaptive DAS. 13.Aachener Kolloquium Fahrzeug und Motorentechnik, 4-6. Okt. 2004.
- [6] Bellet, T.; et al.: Cognitive Modelling and Computational Simulation of Drivers Mental Activities, In: P. Cacciabue (Hrsg.), Modelling Driver Behaviour in Automotive Environments (S. 315-343). Berlin, Springer Verlag, 2007.
- [7] Wu, C.; Li, Y.: Queuing Network Modeling of Driver Workload and Performance, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (2007), Heft 8(3), S. 528-537.
- [8] Anderson, J. et al.: An Integrated Theory of the Mind, Psychological Review (2004), Heft 111(4), S. 1036-1060.
- [9] Salvucci, D.: Modeling driver behavior in a cognitive architecture, Human Factors (2006), Heft 48(2), S. 362-380.
- [10] Hildreth, E. et al.: From vision to action: Experiments and models of steering control during driving, Journal of Experimental Psychology (2000), Heft 26(3), S. 1106-1132.
- [11] Salvucci, D.; Gray, R.: A two-point visual control model of steering, Perception (2004) Heft 3(10), S. 1233-1248.
- [12] Halbrügge, M.; Deml, B. et al.: ACT-CV: Kognitive Benutzermodelle interagieren mit der Außenwelt, In: M. Grandt (Hrsg.), Stand und Perspektiven der simulationsgestützten Systemgestaltung (S. 313-331). Bonn, DGLR, 2007.
- [13] Salvucci, D.; Taatgen, N.: Threaded cognition: An integrated theory of concurrent multitasking, Psychological Review (2008), Heft 115(1), S. 101-130.
- [14] Deml, B. et al.: Fahrermodellierung im Kontext kognitiver Automobile, at – Automatisierungstechnik, Schwerpunktthemenheft: Kognitive Automobile (2008), Heft 56(11), S. 601-609. – wesentliche Vorarbeit für dieses Manuskript.