

Der folgende Text wird über DuEPublico, den Dokumenten- und Publikationsserver der Universität Duisburg-Essen, zur Verfügung gestellt.

Diese auf DuEPublico veröffentlichte Version der E-Publikation kann von einer eventuell ebenfalls veröffentlichten Verlagsversion abweichen.

Honecker, Fabian; Schulte, Axel:

Kognitive und Workload-adaptive Unterstützung von Hubschrauberpiloten in Multi-UAV Missionen

In: Kognitive Systeme / 2017 - 1

DOI: <http://dx.doi.org/10.17185/duepublico/44539>

URN: <urn:nbn:de:hbz:464-20170927-093639-5>

Link: <http://duepublico.uni-duisburg-essen.de/servlets/DocumentServlet?id=44539>

Kognitive und Workload-adaptive Unterstützung von Hubschrauberpiloten in Multi-UAV Missionen

Fabian Honecker, Axel Schulte

*Institut für Flugsysteme
Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik
Universität der Bundeswehr München, 85577 Neubiberg
(e-mail: fabian.honecker@unibw.de, axel.schulte@unibw.de)*

Kurzfassung: Diese Arbeit zeigt eine Übersicht des derzeit am Institut für Flugsysteme verfolgten Ansatzes zur Lösung der Beanspruchungsproblematik in bemannt-unbemannten Multi-UAV Hubschraubermissionen. Mit Hilfe kognitiver Software-Agenten wird die Hubschrauberbesatzung auf zweierlei Weisen unterstützt. Zum einen wird die Arbeit der Piloten durch die auftragsbasierte Führung der unbemannten Luftfahrzeuge mit automatisiertem Sensoreinsatz in einem delegierenden Verhältnis erleichtert, zum anderen wird der Besatzung ein kognitives Assistenzsystem in einem kooperierenden Verhältnis zur Seite gestellt. Die Unterstützung findet dabei sowohl bei der Missionsplanung, als auch bei der Missionsdurchführung statt. Um Mensch-Maschine Probleme zu vermeiden, ist die verwendete Automation nicht starr, sondern bietet dem Operateur je nach Situation variable Eingriffsmöglichkeiten. Das für das Assistenzsystem notwendige a-priori Wissen, um die Beanspruchung maschinell und kontextreich abschätzen und auf dessen Basis adaptiv intervenieren zu können, wird durch ein Pilotenaufgabenmodell zur Verfügung gestellt. Der Ansatz ist in Form von echtzeitfähigen Softwaremodulen in einem Hubschrauber-Missionssimulator implementiert.

Keywords: Auftragsbasierte UAV Führung, Aufgabenmodell, Beanspruchung, Kognitives Assistenzsystem, Missionsplanung, Workload-Adaption, Tätigkeitserkennung

1. EINFÜHRUNG

Im Bereich militärischer Hubschraubermissionen werden neue operationelle Fähigkeiten gesucht, die diese Art von Missionen sicherer, effizienter und wirtschaftlicher machen. Ein Ansatz hierzu ist das Führen mehrerer unbemannter Luftfahrzeuge (Unmanned Aerial Vehicles UAVs) aus dem Cockpit eines bemannten, zweisitzigen Hubschraubers zu Aufklärungszwecken (Manned-Unmanned Teaming MUM-T) (Uhrmann u. a., 2010; Schulte, 2013; Lundy u. a., 2014; Whittle, 2015). Während das Arbeitsspektrum des Kopiloten in seiner Rolle als Pilot Flying vor allem durch klassische Aufgaben, wie das manuelle Fliegen des Hubschraubers nach Sichtflugregeln, Navigation, Flugfunksprechverkehr und Systemmanagement, gekennzeichnet ist, zeichnet sich das Aufgabenspektrum des Kommandanten in seiner Rolle als Missionsmanager, UAV-Führer und Luftbildauswerter vor allem durch kognitive Aufgaben bei der Missionsplanung und Überwachung der unbemannten Systeme aus.

Die hohen kognitiven Anforderungen und die Belastung der Besatzung durch die Aufgabensituation stellen dabei ein Problem dar, da sie zu starken Schwankungen der mentalen Beanspruchung und zu Überforderungszuständen führen können. Diese Zustände sind durch eine reduzierte menschliche Leistungsfähigkeit gekennzeichnet (Veltman & Jansen, 2006), welche sich negativ auf die Gesamtmissionsleistung auswirken kann.

Aus diesem Grund arbeiten einige Forschungsansätze daran, dieser Problematik mit Hilfe kognitiver Automation entgegenzutreten (Onken & Prévot, 1994; Walsdorf u. a., 1997; Uhrmann & Schulte, 2011; Flemisch u. a., 2013). Ziel dabei ist es, die Beanspruchung durch die Automatisierung sowohl konventioneller als auch kognitiver Aufgaben zu reduzieren und gleichzeitig Probleme im Zusammenspiel von Mensch und Maschine zu vermeiden. Neben Problemen, wie in (Wiener & Curry, 1980; Billings, 1997) aufgeführt, ist es insbesondere wichtig, den Verlust des Situationsbewusstseins (Sarter & Woods, 1995; Endsley, 1996) zu verhindern und die Piloten aktiv im Geschehen zu halten.

Der derzeit am Institut für Flugsysteme verfolgte Ansatz basiert einerseits auf der auftragsbasierten Führung intelligenter Software-Agenten an Bord der UAVs (Abschnitt 2), andererseits auf der Unterstützung der Besatzung durch ein Assistenzsystem an Bord des bemannten Hubschraubers als eine Art künstliches Crewmitglied (Abschnitt 3). Abb. 1 zeigt hierzu das Arbeitssystem. Die Unterstützung der Hubschrauberbesatzung erfolgt dabei sowohl bei der Missionsplanung, als auch bei der Missionsdurchführung. Anwendungsbeispiele dieser Art der kognitiven Automation sind die teilautomatisierte Aufklärung von Objekten, Routen und Gebieten sowie von Landezonen bei bevorstehenden Außenlandungen (Schmitt & Stuetz, 2016).

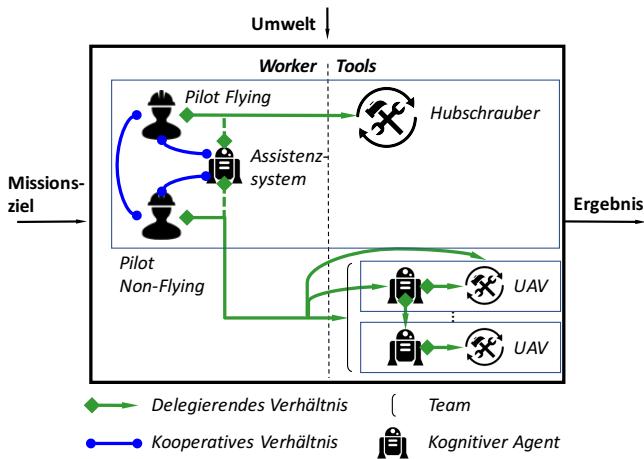


Abb. 1. MUM-T Arbeitssystem.

2. AUFTRAGSBASIERTE UAV-FÜHRUNG

Ein Ansatz zur Reduktion der mentalen Beanspruchung der Piloten ist die auftragsbasierte Führung der UAVs aus dem Cockpit (Uhrmann, 2013). Sie erweitert und abstrahiert die heutzutage meist übliche wegpunktbasierte Führung, erfordert jedoch kognitive Fähigkeiten, wie Planen und Problemlösen, seitens der UAVs. Bei der auftragsbasierten Führung werden kognitive Agenten an Bord der UAVs vom Hubschrauberkommandanten durch das Erteilen von Aufträgen in einem Delegationsverhältnis, ähnlich der eines menschlichen Untergebenen, kommandiert (Supervisory Control (Sheridan & Verplank, 1978), siehe Abb. 1). Die Agenten müssen dazu die Aufträge verstehen, sie in Aufgaben zerlegen, diese automatisch ausführen und die Aufklärungsergebnisse geeignet aufbereiten zurückliefern.

2.1 Automationsgrade

Um das Maß an Automation bei der auftragsbasierten Führung einstufen zu können, kann man sich des Begriffs des Automationsgrads bedienen. Die UAV-Führung auf einem niedriger Automationsgrad (z.B. Wegpunktführung) gibt dem kognitiven Agenten wenig Entscheidungsspielraum und daher dem UAV-Operateur eine direkte Kontrolle des Systems. Die intensive Involvierung des Operateurs führt in der Regel allerdings auch zu einem Mehr an mentaler Beanspruchung. Bei der Verwendung eines höheren, abstrakteren Automationsgrads wird dem Agenten mehr Entscheidungsfreiheit gegeben. Die Verwendung automatisierter Funktionen senkt zwar die Beanspruchung des Operateurs, kann jedoch, wie oben erwähnt, zu anderen Mensch-Maschine Problemen und besonders zu einer Verringerung des Situationsbewusstseins führen.

In vergangenen Experimenten hat sich gezeigt, dass eine starre Führung der UAVs und der Sensoren auf einem konstant hohen Automationsgrad zwar die Beanspruchung reduziert, jedoch nicht in allen Situationen zu den gewünschten Aufklärungsergebnissen führt und in speziellen Fällen der Bedarf nach mehr Flexibilität und Kontrolle durch den Operateur besteht (Uhrmann, 2013; Gangl, 2015).

Gerade im Bereich der Luftbildauswertung sind niedrigere Automationsgrade, wie das Betrachten von Bildern oder Videos, zum Erkennen möglicher Bedrohungen durch den menschlichen Operateur notwendig. Reale und heute verfügbare Aufklärungssysteme, die kognitive Fähigkeiten im Bereich der Wahrnehmung auf Basis von Bildverarbeitungs-Algorithmen nachbilden, können keine perfekte automatisierte Freund-Feind Klassifikation durchführen. Die automatisierten Ergebnisse sind stattdessen mit großen Unsicherheit behaftet oder fehlerhaft (Ruf & Stütz, 2016; Ruf u. a., 2017).

2.2 Skalierbare Automation in der UAV-Führung unter Verwendung variabler Automationsgrade

Aus den oben genannten Gründen ist es erstrebenswert, den Automationsgrad bei der auftragsbasierten UAV Flugführung nicht starr festzulegen, sondern bedarfsgerecht in Form variabler Automationsgrade zur Verfügung zu stellen.

(Rudnick & Schulte, 2016) schlagen hierfür mit der skalierbaren Automation (Scalable Autonomy) einen hierarchischen Ansatz auf Basis einer HTN-Planung vor. Der Ansatz befähigt den Operateur, die UAVs auf einem hohen Automationsgrad zu führen und gleichzeitig die direkte Kontrolle durch Eingriffsmöglichkeiten auf Funktionen eines niedrigeren Automationsgrads beizubehalten. So kann der Operateur etwaige Automationsfehler korrigieren und das Situationsbewusstsein aufrechterhalten. Die Möglichkeit auf Funktionen eines niedrigeren Automationsgrads zuzugreifen führt daher zu einer gesteigerten Benutzerakzeptanz.

Beim Ansatz der skalierbaren Automation vergibt der Operateur abstrakte Aufklärungsaufgaben in Form von Aufträgen an die kognitiven Agenten an Bord der UAVs. Durch die Auftragsvergabe teilt der Operateur dem System seine Absicht und damit sein Ziel mit. Die Agenten zerlegen die Aufgaben hierarchisch in Teilaufgaben und führen den resultierenden Plan automatisiert aus. Im Gegensatz zum Playbook Ansatz (Miller u. a., 2004), bei dem der Operateur aus einer vordefinierten Liste an Handlungsmustern auswählt und der Automationsgrad bereits in der Phase der Auftragserteilung an die UAVs festgelegt ist, ist durch die Verwendung der HTN-Planung im Ansatz von (Rudnick & Schulte, 2016) eine feinere Skalierung der Automationsgrade möglich. Der Operateur kann den Automationsgrad auch während der Auftragsdurchführung durch die UAVs bedarfsgerecht an die Aufgabensituation anpassen. Außerdem erlaubt dieser Ansatz dem System, die Absicht des Operateurs zu verfolgen und dabei Fehler festzustellen. Das ermöglicht einem Assistenzsystem gegebenenfalls geeignete Handlungsalternativen vorzuschlagen (siehe Abschnitt 3).

Eine entscheidende Frage ist es, wie die Eingriffsmöglichkeiten des Operateurs in die automatisierte UAV-Führung gestaltet werden müssen, um Probleme im Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine zu vermeiden. Nach (Rudnick & Schulte, 2016) bringt ein naiver Ansatz, den Eingriff auf alle Automationsfunktionen der verschiedenen HTN Ebenen gleichzeitig zuzulassen, die Gefahr von Konflikten zwischen UAV-Ressourcen und Verletzung von Nebenbedingungen oder Regeln mit sich. Ein Beispiel sind Verletzungen von Zeitvorgaben bei Missionsaufgaben, unter

denen der ursprüngliche Plan nicht mehr eingehalten werden kann. Deshalb sieht die skalierbare Automation vor, den Operateur in seiner Wahl situativ einzuschränken und ihm keinen direkten Zugriff auf alle Automationsfunktionen zu geben. Der Operateur wird dabei mit Hilfe der automatisierten HTN-Planung auf dem hierarchischen Aufgabenbaum angeleitet (Guided Operator Access). Ihm stehen dabei nur die zur jeweiligen Situation passenden und mit den Nebenbedingungen konformen Eingriffsmöglichkeiten zur Verfügung. (Rudnick & Schulte, 2016) stellen eine Implementierung der skalierbaren Automation als wissensbasiertes System auf Basis der Business-Rule-Engine Drools (Drools, 2016) vor. Als Benutzerschnittstelle zur Kommandierung der UAVs im Simulator dient eine taktische Karte auf berührungsempfindlichen Multitouch-Multifunktionsbildschirmen (MFDs).

Das Sensor- und Perzeptionsmanagement an Bord der UAVs unterstützt ebenfalls die Verwendung variabler Automationsgrade. Beispielsweise definieren (Ruf & Stütz, 2016) vier Automationsgrade zur Routen- und Gebietsaufklärung, mit deren Hilfe zwischen wenig Beanspruchung des Operateurs bei geringerer Kontrolle und mehr Kontrolle bei höherer Beanspruchung variabel skaliert werden kann (Ruf u. a., 2017).

3. WORKLOAD-ADAPTIVES ASSISTENZSYSTEM

Die zweite Säule zur Bewältigung der Beanspruchungsproblematik ist ein adaptives Assistenzsystem, das sich an die momentane Aufgabensituation und den mentalen Zustand der Piloten anpasst. Das Assistenzsystem steht den Piloten kooperierend zur Seite (Abb. 1) und ist auf diese Weise in der Lage, menschliche Fehlleistungen zu erkennen und zu korrigieren, beziehungsweise diese proaktiv zu vermeiden. Dabei werden auch kognitive Aufgaben, die bisweilen dem Menschen vorbehalten waren, auf einen künstlichen Agenten übertragen. Beispiele hierfür sind Planen, Wahrnehmen der Situation, oder logisches Schließen.

3.1 Verhalten des Assistenzsystems

Ein solches, kognitives und adaptives, Assistenzsystem soll sich ähnlich wie ein menschlicher Kopilot verhalten. Es soll eigenständig das Missionsziel verfolgen und dabei die Beanspruchung der Piloten berücksichtigen. Grundforderungen für Assistenzsysteme, die ein solches Verhalten definieren, sind beispielsweise in (Onken & Schulte, 2010; Schulte, 2013) gegeben. Es werden in einer eskalierenden Hierarchie die Verhaltensweisen Passivität, Aufmerksamkeitslenkung, Aufgabenvereinfachung und Aufgabenübernahme adressiert. Zunächst gilt das Prinzip der Passivität. Jeder Eingriff durch das Assistenzsystem bedeutet eine zusätzliche Belastung des Operateurs und führt zu einem Kontextwechsel. Dies kann langfristig zu einem Verlust des Situationsbewusstseins führen und sollte deswegen so selten und geringfügig wie möglich ausfallen (0. Grundforderung). Erst wenn die Aufmerksamkeit des Operateurs nicht mehr auf die dringlichste Aufgabe gerichtet ist, soll diese wieder auf die dringlichste gelenkt werden (1. Grundforderung). Ist der Operateur aufgrund von Überforderung nicht mehr in der Lage, die Aufgabe selbst korrekt durchzuführen, soll das Problem durch das Assistenzsystem vereinfacht werden, sodass der Operateur

dieses wieder selbständig lösen kann (2. Grundforderung). Nur im Falle eines zu hohen Risikos soll das Assistenzsystem selbstständig Aufgaben übernehmen (3. Grundforderung).

Der im Folgenden vorgestellte Ansatz orientiert sich an diesen Grundforderungen und ermöglicht es, die mentale Beanspruchung der Piloten maschinell und automatisch in Echtzeit abzuschätzen (siehe 3.4 - 3.8), um Workload-adaptive Unterstützung gezielt in spezifischen Aufgabensituationen zu ermöglichen (siehe 3.9). Er basiert, ähnlich wie im US-amerikanischen RPA Projekt (Miller & Hannen, 1999), auf einem aufgabenzentrierten Ansatz mit einem Pilotenaufgabenmodell (3.3) als zentrale Kommunikationsschnittstelle zwischen den menschlichen Bedienern und dem Assistenzsystem (Honecker u. a., 2017).

3.2 Aufgabenzentrierte Kommunikation

Die zu Grunde liegende Idee ist, dass die Piloten mit dem Assistenzsystem über den Begriff der Aufgabe kommunizieren, ähnlich wie dies zwei menschliche Kommunikationspartner tun. Nennt einer der Kommunikationspartner nur den Namen einer Aufgabe, so kann der andere aufgrund seiner Erfahrung und seines Vorwissens unmittelbar ein mentales Bild der Aufgabe generieren. Dieses umfasst unter anderem, zu welchem Resultat die Bearbeitung der Aufgabe führt, welche Voraussetzungen dafür nötig sind, auf welche Art und Weise die Aufgabe bearbeitet werden kann, woran der andere die Ausführung der Aufgabe erkennen kann und mit welcher subjektiven Beanspruchung die Durchführung einer Aufgabe verknüpft ist.

Wohingegen ein menschlicher Operateur eine intuitive Vorstellung einer Aufgabe besitzt, muss diese einem technischen System in Form von a-priori Wissen zur Verfügung gestellt werden. Dies geschieht durch die Modellierung eines Aufgabenmodells (siehe 3.3).

Dabei lässt sich diese aufgabenzentrierte Kommunikation nicht nur zwischen den beiden Piloten und dem Assistenzsystem, sondern auch als Schnittstelle zwischen den einzelnen Komponenten des Assistenzsystems selbst einsetzen, um ein kohärentes Abbild der Aufgabensituation innerhalb des Assistenzsystems zu gewährleisten (siehe Abschnitte 3.4 bis 3.9).

3.3 Kontextreiche Operationalisierung der Beanspruchung und Aufgabenmodell

Wie in (Schulte u. a., 2015) erläutert, ist es für die Anwendung in einem Assistenzsystem zweckmäßiger, die Beanspruchung nicht nur durch ein skalares Maß, sondern durch eine kontextreiche Größe zu beschreiben, da der Aufgabenkontext zu einer adäquaten und situationsangepassten Intervention ohnehin benötigt wird. Diese Arbeit operationalisiert die mentale Beanspruchung deshalb kontextreich in vier Komponenten. Dazu gehört ein Missionsplan, also diejenigen Aufgaben, die zur Durchführung einer konkreten Mission anstehen und die Piloten bereits im Vorhinein mental beschäftigen, die tatsächliche Tätigkeit der Piloten während der Missionsdurchführung, welche nicht unbedingt mit dem Plan übereinstimmen muss, dem damit verbundenen Bedarf an

mentalen Ressourcen (z.B. visuelle, auditive, kognitive oder psychomotorische) sowie beobachtbaren, beanspruchungsabhängigen Verhaltensmustern.

Das notwendige a-priori Wissen für ein Workload-adaptives Assistenzsystem lässt sich aufgabenspezifisch in einem Pilotenaufgabenmodell hinterlegen, um dann in mehreren Teilschritten während der Durchführung der Mission in Echtzeit die mentale Beanspruchung kontextreich abzuleiten (Honecker & Schulte, 2015b; Honecker u. a., 2017). Das zum Erstellen des Aufgabenmodells erforderliche Vorwissen wurde im Rahmen von Experimenten und anschließenden Interviews mit Hubschrauberpiloten der Bundeswehr gewonnen (Winkler, 2016). Auf der Grundlage dieses Vorwissens geht die Struktur des Modells hervor. Dieses ist, wie auch das einfache Aufgabenmodell der UAVs, hierarchisch und zielorientiert. Das übergeordnete Missionsziel, welches der Hubschrauberbesatzung als Auftrag übergeben wird, lässt sich in Anlehnung an (Matern, 1984; Johannsen, 1993) und an die hierarchische Aufgabenanalyse HTA (Shepherd, 1998) in immer feiner werdende Teilaufgaben bis hin zu elementaren Aufgaben zerlegen. Die oberste und abstrakteste Ebene wird dabei durch Missionsaufgaben abgebildet. Im Rahmen einer Missionsaufgabe (z.B. Routenaufklärung) fallen für die menschlichen Piloten Pilotenaufgaben und für die UAVs entsprechend andere Aufgaben an. Das für das Assistenzsystem verwendete Aufgabenmodell beschränkt sich auf die Pilotenaufgaben. Ein besonderes Merkmal des Pilotenaufgabenmodells ist die Berücksichtigung kognitiver Aufgaben, wie beispielsweise der Missionsplanung oder der Überwachung der Systemzustände des Hubschraubers oder der UAVs. Im Aufgabenmodell wird jede Pilotenaufgabe durch Eigenschaften, Beziehungen zu anderen Aufgaben, Beschränkungen denen die Durchführung einer Aufgabe unterworfen ist, Evidenzen anhand derer die Aufgabendurchführung erkannt werden kann, benötigte mentale Ressourcen, die durch die Tätigkeit entstehen und verschiedene Verhaltensmuster abgebildet (Abb. 2). Dieses Wissen befähigt das Assistenzsystem zur aufgabenzentrierten Kommunikation (3.2).

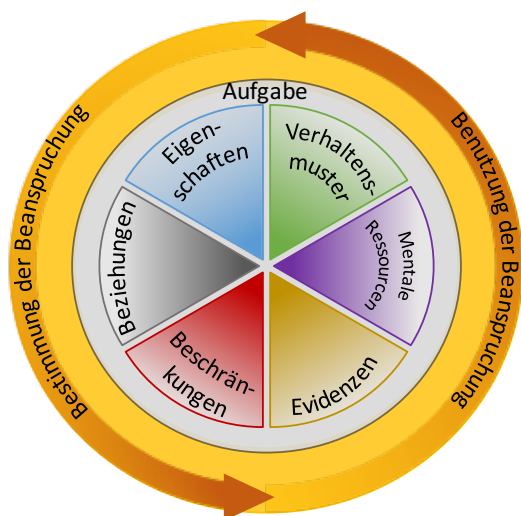


Abb. 2. Aufgabenzentrierte Assistenz.

3.4 Mixed-Initiative Missionsplanung

3.4.1 Motivation und Problemstellung Missionsplanung

Ziel der Missionsplanung ist es, diejenigen Aufgabenschritte zu bestimmen, die nötig sind, um vom Ausgangszustand, welcher durch die aktuelle Aufgabensituation gegeben ist, in einen Zielzustand zu gelangen, der das Missionsziel erfüllt.

Ein wesentlicher Bestandteil des aufgabenzentrierten Assistenzsystems ist ein Mixed-Initiative Missionsplaner (Schmitt & Schulte, 2016). Dieser unterstützt die Piloten in Planungsphasen und dient primär dem Erlangen eines operationellen Vorteils durch Zeitersparnis und Flexibilität sowie der Reduzierung der Beanspruchung der Crew. Seine Bedeutung zeigt sich beispielsweise im Falle einer spontanen Umplanung der Mission, welche aus einer dynamischen Veränderung der taktischen Lage und damit einer Veränderung der Gefährdungssituation hervorgehen kann.

Wie der menschliche Operateur muss auch der Planer, welcher als Teil des Assistenzsystems auf derselben Hierarchieebene steht wie ein menschlicher Kopilot, das Missionsziel kennen. Dieses wird dem System über eine elektronische Datenverbindung mitgeteilt. Der Missionsplaner plant auf der Ebene der Missionsaufgaben des Aufgabenmodells, das heißt verknüpft die einzelnen Missionsaufgaben kausal, räumlich und zeitlich zu einem Missionsplan, durch dessen Ausführung das Missionsziel erreicht werden kann. Das hierfür notwendige Wissen über die Beziehungen zwischen den einzelnen Aufgaben des Aufgabenmodells und Nebenbedingungen, denen einzelne Aufgaben unterworfen sind, ist ebenfalls im Aufgabenmodell abgelegt.

Die Probleme bei der automatisierten Planung sind neben der Komplexität des Planungsproblems vor allem Human Factors Probleme, die bei der Automation auf einem hohen Automationsgrad auftreten können (vgl. Abschnitte 1 und 2). Ein vollständig automatisierter Missionsplaner reduziert zwar die Beanspruchung der Piloten, kann jedoch zu Problemen wie Verlust von Kompetenz (Wiener & Curry, 1980; Cummings, 2004), mangelnde Transparenz auf Seiten der Automation (Billings, 1997), Verständnisproblemen (Svensson u. a., 1997) oder Verlust des Plan-Bewusstseins führen (Endsley, 1996). Im Extremfall kann es zu einer Invertierung der Hierarchie in der Planausführung kommen, bei der der Mensch Anweisungen des Planers folgt (Schmitt & Schulte, 2016). Auch der Zeitpunkt, zu dem die Automation eine Bedienung erfordert, ist nicht immer optimal. Gerade in Situationen hoher Beanspruchung können die menschliche Leistung degradieren und Fehler auftreten (Wiener, 1985; Wiener, 1989; Parasuraman & Riley, 1997).

Die Anforderungen an den Missionsplaner sind daher, neben der effizienten Lösung des komplexen Planungsproblems in Echtzeit, vor allem Human Factors Probleme zu umgehen.

3.4.2 Mixed-Initiative Missionsplaner als Lösungsansatz

Zur Lösung des Komplexitätsproblems wird die Planung genauer betrachtet. Für die Planung ist es nicht entscheidend, einen optimalen Plan zu erhalten, sondern gemäß Simons Satisficing-Prinzips (Simon, 1956) nur einen ausreichend guten um das Missionsziel zu erfüllen. Nach (Schmitt &

Schulte, 2016) besagt das Satisficing-Prinzip, dass die Rationalität des Menschen begrenzt ist und er nicht über die kognitiven Fähigkeiten verfügt, eine komplexe Umweltsituation in angemessener Zeit vollständig zu erfassen. Daher sucht ein Mensch meist nicht nach der optimalen Lösung, sondern nur nach einer ausreichend guten um sein Problem mit den ihm zur Verfügung stehenden mentalen Ressourcen zu lösen. Die Befolgung dieses Prinzips in einem automatisierten Planer erlaubt trotz der hohen Rechenkomplexität von Planungsaufgaben schnell zu Planungsergebnissen zu gelangen. Damit werden auch dynamische Umplanungen während bereits laufender Missionen in Echtzeit ermöglicht.

Zur Lösung der in 3.4.1 dargelegten Mensch-Maschine Problematik verfolgt der Planer im hier vorgestellten Assistenzsystem einen Mixed-Initiative Ansatz. Bei diesem Ansatz planen Mensch und Automation die Mission zusammen und können beide die Initiative zur Veränderung oder Verbesserung des Plans ergreifen. Dabei bietet der Planer den Piloten mehrere Eingriffsebenen um deren Präferenzen zu berücksichtigen. Der Planer unterstützt, wie auch die UAV-Führung und Sensorautomation (2.2), variable Automationsgrade um die Beanspruchung der Piloten beeinflussen zu können.

3.4.3 Implementierung des Mixed-Initiative Missionsplaners

Für die technische Umsetzung verwenden (Schmitt & Schulte, 2016) einen PDDL Planer (McDermott u. a., 1998) als primäres Planungswerkzeug, welcher die zur Lösung des Planungsproblems erforderlichen Missionsaufgaben in einen kausalen Zusammenhang stellt. Der Constraints Optimization Solver CPLEX (IBM Corporation, 2017) optimiert das Planungsergebnis anschließend hinsichtlich verschiedener Nebenbedingungen. Diese sind beispielsweise die Minimierung der Bedrohung des bemannten Hubschraubers, des Zeitbedarfs verschiedener Planungsalternativen, des Ressourcenbedarfs der UAVs oder die Berücksichtigung geospezifischer Merkmale wie des Geländes oder der Besiedlungsdichte.

Als Bedienschnittstelle zur Benutzerinteraktion dient dieselbe Darstellung der taktischen Karte auf den Multitouch-MFDs, wie sie auch zur auftragsbasierten UAV-Führung verwendet wird. Die Piloteneingaben, werden dabei als logische Beschränkungen (Constraints) vom Planer berücksichtigt.

3.5 Pilotenbeobachtung und Tätigkeitserkennung

3.5.1 Motivation und Problemstellung Tätigkeitserkennung

Mit dem erstellten Missionsplan (siehe 3.4) können die Piloten ihre Hubschraubermission unterstützt durch das Assistenzsystem durchführen. Abhängig von der Situation weicht jedoch die tatsächliche Tätigkeit der Piloten von den im Missionsplan antizipierten Pilotenaufgaben ab. Um diese Diskrepanz maschinell feststellen zu können und zwischen Absicht oder Fehler zu unterscheiden, ist es notwendig, die Tätigkeit, also diejenigen Aufgaben, die die Piloten wirklich durchführen, in Echtzeit automatisiert zu ermitteln. Die Tätigkeitserkennung dient darüber hinaus als Basis für die Bestimmung der momentan benötigten mentalen Ressourcen (Abschnitt 3.6).

Nach (Butchibabu u. a., 2016) kann eine antizipative Teilung von Informationen durch implizite Kommunikation die Leis-

tung eines Teams in komplexen Aufgabensituationen verbessern. Die aufgabenzentrierte Pilotentätigkeitserkennung befähigt das Assistenzsystem zur impliziten, nicht-verbalen Kommunikation, da die Piloten ihr künstliches Crewmitglied über Interaktionen mit dem System implizit über ihre Aufgaben und damit ihre Ziele informieren.

3.5.2 Evidenzbasierte Tätigkeitserkennung als Lösungsansatz

Da viele, vor allem kognitive Aufgaben, nicht direkt beobachtet werden können, wird der indirekte Ansatz der evidenzbasierten Tätigkeitserkennung verfolgt (Honecker & Schulte, 2015a; Honecker & Schulte, 2015b). Während der Ausführung der notwendigen Aufgaben interagieren die Piloten auf vielfältige Weise mit dem System. Zu den Interaktionen zählen manuellen Interaktionen über Flugsteuerknüppel, Knöpfe und Multitouch-Bildschirme (MFDs), die auditive Kommunikation über Flugfunk und Interkom sowie die visuelle Aufmerksamkeitszuwendung auf einzelne Cockpitinstrumente. Während dieser Interaktionen werden die Piloten mit Hilfe verschiedener Messsensoren beobachtet und Indizien (Evidenzen), die für oder gegen die Bearbeitung einer Aufgabe sprechen, gesammelt und anschließend kombiniert.

Zur Erfassung dieser Interaktionen dienen verschiedene technische Messsysteme, die allesamt unterschiedlich zuverlässige Messergebnisse liefern. Diese Messunsicherheiten müssen bei der Pilotentätigkeitserkennung berücksichtigt und unterschiedlich gewichtet werden. Manuelle Interaktionen, wie Tastendrucke, können direkt elektronisch und äußerst zuverlässig erfasst werden. Die Erfassung der Steuereingaben über den Steuerknüppel und die Pedale gestaltet sich dagegen schwieriger, da oft minimale Bewegungen ausreichen um das Luftfahrzeug in seiner Lage zu halten und Rückkopplungen je nach Luftfahrzeugmuster durch Bewegung der Steuerflächen in unruhiger Luft möglich sind. Die auditiven Interaktionen lassen sich mittel der Mikrofone in den Headsets der Piloten erfassen. Die erfassten Audiosignale weisen jedoch Rauschen und Störungen durch die Umgebung auf, wodurch Messunsicherheiten entstehen. Visuelle Interaktionen liefern wichtige Hinweise auf die ansonsten interaktionslosen kognitiven Aufgaben, wie beispielsweise der Überwachung von Triebwerksanzeigen oder der UAVs. Auch die Messdaten der Blickbewegungen durch ein Blickbewegungsmesssystem weisen große Unsicherheiten auf. Abgesehen von den Messsystemen kann auch das menschliche Verhalten selbst fehlerhaft sein. Ein einfaches Beispiel ist das Vergessen relevante Funkfrequenzen einzustellen.

Die Pilotentätigkeitserkennung muss mit den oben genannten Unsicherheiten umgehen können und robust gegenüber äußeren Störungen sein. Damit das Assistenzsystem mit den menschlichen Piloten verzögerungsfrei kooperieren kann, muss die Tätigkeitserkennung in Echtzeit erfolgen, was performante Algorithmen erfordert. Unter Echtzeit wird hier die Taktung bewusster menschlicher Denkvorgänge verstanden, also maximal ein paar hunderte Millisekunden (Eagleman, 2005).

Zum evidenzbasierten Schließen unter Unsicherheit infrage kommende Methoden sind beispielsweise Wahrscheinlich-

keitsbasierte Modelle wie Bayessche Netze (Pearl, 1988), das Sicherheitsfaktorenmodell (Shortliffe, 1976) oder die Dempster-Shafer Theorie (Dempster, 1967; Shafer, 1976). Die Tätigkeitserkennung am Institut für Flugsysteme (Honecker & Schulte, 2015b; Honecker & Schulte, 2015a) basiert auf einer vereinfachten Form der Evidenztheorie von Dempster- und Shafer. Diese Theorie unterscheidet, im Gegensatz zu wahrscheinlichkeitsbasierten Verfahren, zwischen Unsicherheit und Unwissen und verwendet nicht nur einen, sondern zwei freie Parameter (Glauben und Skepsis) zur Beschreibung von unsicheren Informationen. Der Unterschied zwischen Unwissen und Unsicherheit ist, dass das Unwissen Unsicherheit in der Quantifizierung von Wahrscheinlichkeiten ausdrückt. Mit Hilfe dieser Theorie ist es auf eine intrinsische Art möglich, das Meta-Wissen über das eigene Unwissen zu beschreiben. Wissen über das eigene Unwissen kann für ein Assistenzsystem insofern Vorteile bringen, als dass es in Situationen, in denen es nicht genügend Informationen besitzt um aussagekräftige Handlungsempfehlungen geben zu können, diesen Sachverhalt gegenüber den Piloten zum Ausdruck bringen kann.

3.5.3 Implementierung der Tätigkeitserkennung

Die technische Realisierung der Tätigkeitserkennung findet auf verschiedenen kognitiven Ebenen statt. Zunächst werden auf subsymbolischer Ebene die inhomogenen Messdaten der verschiedenen Sensoren unter Zuhilfenahme von Signalverarbeitungsalgorithmen vorverarbeitet und in symbolische Beobachtungen überführt. Dabei wird ein numerischer Zuverlässigkeitswert für jede dieser Beobachtungen mittels eines Sensorfehlermodells ermittelt. Ein Beispiel für eine solche Beobachtung der Vorverarbeitung wäre: „Der linke Pilot schaut auf den Fahrtmesser. Die Zuverlässigkeit dieser Aussage beträgt 90%“ oder „Der rechte Pilot schaut gerade mit einem Glauben von 80% auf den Höhenmesser“. Ab diesem Zeitpunkt findet die Tätigkeitserkennung auf einer symbolischen, logischen und wissensbasierten Ebene statt. Die logischen Aussagen werden jedoch gemäß ihrer Zuverlässigkeit entsprechend gewichtet. Jede dieser Sensorhypothesen kann als Evidenz für die Durchführung einer Aufgabe aus dem Aufgabenmodell dienen. Unter eine Evidenz verstehen wird dabei ein mathematisch gewichtetes Indiz. Das notwendige Wissen zur Gewichtung der Evidenzen ist Teil des Aufgabenmodells. Für jede Aufgabe sind eine oder mehrere Evidenzen hinterlegt, die angeben, wie stark diese für oder gegen die Ausführung dieser Aufgabe des Aufgabenmodells sprechen. Durch das Erfassen vieler verschiedener Evidenzen kann in einem zweiten Schritt mit Hilfe der Kombinationsregel von Dempster logisch auf die tatsächlich bearbeiteten Aufgaben geschlossen werden. Dabei können auch teilweise widersprüchliche Evidenzen sinnvoll kombiniert werden. Der Prozess der Tätigkeitserkennung wird in (Honecker & Schulte, 2015a) detailliert beschrieben.

3.6 Ermittlung des Bedarfs an mentalen Ressourcen

3.6.1 Problemstellung Ressourcenbestimmung

Hinter der Verwendung einer Ressourcentheorie zur Beschreibung der mentalen Beanspruchung in einem aufgabenzentrierten Assistenzsystem steht die Annahme, dass ver-

schiedene Aufgaben verschiedene mentale Ressourcen benötigen und diese verschieden stark auslasten. MUM-T Hub-schraubermissionen sind dabei stark von parallelen Aufgabensträngen gekennzeichnet (Multitasking), auf deren Berücksichtigung ein besonderes Augenmerk gelegt werden muss. Ziel ist es daher zu ermitteln, welche mentale Ressourcen der Piloten durch die Aufgabensituation in welchem Maße beansprucht werden und welche Ressourcen noch zur freien Verfügung stehen. Damit lässt sich feststellen, ob es möglich ist, noch weitere Aufgaben parallel zu bearbeiten oder Assistenzsystemmeldungen mental zu verarbeiten. Auf Basis dieser Ressourcenbilanz kann letztendlich abgeleitet werden, ob adaptive Unterstützung durch das Assistenzsystem benötigt wird und auf welcher Art und Weise diese gestaltet werden soll (Abschnitte 3.8 - 3.9). Mit Hilfe der Ressourcentheorie kann außerdem ein skalares Maß für die Gesamtbeanspruchung abgeleitet werden, welches ermöglicht diese mit anderen Methoden (z.B. physiologische wie EEG oder EKG) zu vergleichen.

Aus dieser Problemstellung leiten sich die Anforderung an die Ressourcenbestimmung ab. Sie muss den mentalen Ressourcenbedarf und die noch freien Ressourcen in Mehrfachaufgabensituationen möglichst korrekt abbilden. Eine notwendige Bedingung für die aufgabenzentrierte Assistenz ist es, nicht nur qualitativ herauszufinden ob, sondern quantitativ wie viele und welche Aufgaben parallel bearbeitet werden können.

3.6.2 Ressourcentheorien als Lösungsansatz

Psychologische Ressourcentheorien, die auf einer unitären Ressource beruhen (z.B. (Kahneman, 1973)) ermöglichen es, die mentale Kapazitäten eines Menschen auf eine einfache Art zu beschreiben. Unterschiedliche Aufgaben können durch einen unterschiedlichen Bedarf an einer solchen Ressourcen beschrieben werden. Theorien, die zwischen mehreren mentalen Ressourcen unterscheiden (z.B. visuelle, auditive, kognitive und psychomotorische, VACP (McCracken & Aldrich, 1984)), können feiner abbilden, welche Aufgaben zusammen bearbeitet werden können und welche nur schwer oder gar nicht. Die Theorie Multipler Ressourcen nach Wickens (Wickens, 1980; Wickens, 2002) geht noch einen Schritt weiter. Sie beschreibt mentale Ressourcen durch ein vierdimensionales, als Würfel darstellbares, Modell und besagt, dass einzelne Ressourcenkanäle nicht völlig unabhängig voneinander sind, sondern sich gegenseitig beeinflussen. Es findet also ein Übersprechen der Ressourcenbelegung auf andere Kanäle statt. Die Stärke, wie stark verschiedene Ressourcenkanäle gekoppelt sind, beziehungsweise wie stark verschiedene Ressourcen miteinander in Konflikt stehen, wird durch eine Konfliktmatrix gegeben. Die Theorie Multipler Ressourcen nach Wickens, beziehungsweise deren Erweiterung auf mehr als zwei parallel bearbeitete Aufgaben durch (Maiwald, 2013), erfüllt die Anforderungen der aufgabenzentrierten Assistenz und eignet sich daher besonders zur Verwendung in einem Assistenzsystem.

3.6.3 Implementierung der Ressourcenbestimmung

Ist die Tätigkeit bekannt, also diejenigen Aufgaben, die die Piloten momentan bearbeiten, wird der Bedarf an mentalen Ressourcen abgeschätzt. Hierzu sind im Aufgabenmodell

sogenannte Demandvektoren hinterlegt, die den Ressourcenbedarf für jede Aufgabe auf acht verschiedenen Ressourcenkanälen modellieren (Wickens, 2002). Aus den Demandvektoren für die Aufgaben der momentanen Tätigkeit lässt sich die Gesamtbelastung der einzelnen Ressourcen und mittels der Konfliktmatrix zusätzlich ein Ressourcenkonfliktmaß ableiten. Details sind in (Honecker u. a., 2017) beschrieben.

3.7 Verhaltensanalyse

Auch das Verhalten der Piloten kann wichtige Hinweise auf die Beanspruchung liefern. Das Verhalten ist durch die Art und Weise gegeben, wie die Piloten Aufgaben bearbeiten. Hoch trainierte und professionelle Systemoperatoren zeigen im Bereich moderater Beanspruchung wiederkehrende Handlungsmuster (Sperandio, 1971; Sperandio, 1978; Donath, 2012). In Situationen hoher Beanspruchung, kann die tatsächliche Ausführung jedoch von diesen normativen Mustern abweichen, was als Indikator für eine bevorstehende Überforderungssituation dienen kann (Donath, 2012; Mund u. a., 2017).

Um solche Muster zu erkennen, ist eine Betrachtung der Piloteninteraktionen nicht nur punktuell, sondern über einen bestimmten Zeitraum erforderlich. Die Tätigkeitserkennung allein ist hierfür jedoch nicht ausreichend, da mit dessen Hilfe lediglich die momentanen Aufgaben zu einem einzigen Zeitpunkt bestimmt werden können.

3.8 Situationserfassung und Projektion der Beanspruchungssituation in die Zukunft

Ziel der Situationserfassung ist es, die Erkenntnisse aus Missionsplanung, Tätigkeitserkennung, Ressourcenbestimmung und Verhaltensanalyse zusammenzufassen, in die nahe Zukunft zu projizieren und für eine mögliche Intervention geeignet aufzubereiten.

Hierzu wird während der Missionsdurchführung die Planausführung überwacht. Der aktuelle Missionsplan, welcher die abstrakten Missionsaufgaben enthält, wird mit Hilfe des Aufgabenmodells zu einem detaillierten Handlungsplan der Piloten ergänzt. Die Aufgaben der Tätigkeitserkennung werden identifiziert und mit dem Handlungsplan verglichen. Dabei können folgende Erkenntnisse auftreten: Entweder die Pilotentätigkeit spiegelt den Plan wieder oder nicht. Falls ja, besteht kein zwingender Handlungsbedarf, die Tätigkeit könnte jedoch eventuell noch hinsichtlich der Beanspruchung mit Hilfe des Assistenzsystems optimiert werden. Falls nein, muss wiederum zwischen zwei Fällen unterschieden werden: Entweder die Abweichung vom Plan geschieht absichtlich oder unabsichtlich als Fehler. (Wittig, 1994) zeigt beispielsweise eine Möglichkeit auf, die Pilotenabsicht maschinellen mit Hilfe des Sicherheitsfaktorenmodells (Shortliffe, 1976) zu erkennen.

Mit Hilfe des Plans ist es nicht nur möglich, Assistenz für den momentanen Zeitpunkt zu bieten, sondern proaktiv auf bevorstehende Situationen in naher Zukunft zu reagieren. Dazu werden die benötigten Ressourcen für hypothetische Aufgabensituationen berechnet und mögliche Ressourcen-

konflikte antizipiert. Auch aus dem Pilotenverhalten lässt sich auf etwaige bevorstehende Überforderungssituationen schließen (vgl. Abschnitt 3.7).

3.9 Adaptive Intervention

3.9.1 Problemstellung

Das Ziel der Intervention ist es, weniger die Missionsleistung zu verbessern, als vielmehr durch überlegte Eingriffe des Assistenzsystems Fehler der Hubschrauberbesatzung zu vermeiden und die Missionsdurchführung gegebenenfalls ziel führend und sicher zu lenken. Die Unterstützung der Piloten orientiert sich an den Grundforderungen aus Abschnitt 3.1. Dabei muss sich das Assistenzsystem adaptiv an den mentalen Zustand der Operateure und die Situation anpassen. Das Konzept zur adaptiven Intervention wird in (Brand & Schulte, 2016) im Detail beschrieben.

3.9.2 Feststellen von Handlungsbedarf

Vor dem eigentlichen Eingriff wird die Intervention durch das Assistenzsystem geplant. Als ersten Schritt ist es notwendig, den Handlungsbedarf festzustellen. Dabei werden zunächst Auslöser für die Intervention identifiziert. Diese sind nach (Brand & Schulte, 2016) vernachlässigte Aufgaben, welche sich durch Vergleich der Tätigkeitserkennung mit dem detaillierten Plan feststellen lassen, ein hoher Bedarf an mentalen Ressourcen als Indikatoren für Beanspruchungsspitzen und eine spontane Änderung der Situation. Nach (Schmitt & Schulte, 2016) gibt es bei der Missionsplanung beispielsweise drei Auslöser für eine Intervention: Erstens, die Besatzung plant nicht, obwohl es notwendig wäre, zweitens, die Besatzung plant fehlerhaft, drittens, die Planung ist nur suboptimal. Aus den Auslösern lassen sich kritische Zustände ableiten.

Da ein Mensch nur bedingt in der Lage ist, seine Aufmerksamkeit auf mehrere Probleme gleichzeitig zu richten, müssen die kritischen Systemzustände und mentale Zustände des Operateurs nach ihrer Dringlichkeit priorisiert werden. Dringlichere Probleme müssen mit höherer Priorität gelöst werden. (Theißing & Schulte, 2014; Theißing u. a., 2015) zeigen beispielsweise eine Strategie auf, nach der sich die Dringlichkeit des Handlungsbedarfs am spätmöglichsten Interventionszeitpunkt orientiert.

Ausgehend von der Problemidentifikation wird mit Hilfe der Tätigkeitserkennung festgestellt, ob die Piloten bereits selbst schon an der Lösung des Problems arbeiten oder nicht, also die Aufmerksamkeit richtig gerichtet ist. Durch die Berücksichtigung der mentalen Ressourcen wird festgestellt, ob die Crew selbst in der Lage ist, das Problem zu beheben. Wenn ja, muss gegebenenfalls nur die Aufmerksamkeit auf die dringlichste Aufgabe gelenkt werden, ansonsten ist eine Unterstützung durch Aufgabenvereinfachung oder Aufgabenübernahme notwendig.

3.9.3 Interventionsstrategien

Zur Aufmerksamkeitslenkung stehen verschiedene Mittel zur Verfügung, die unterschiedliche Ressourcenkanäle adressieren. Eine Adaption an die aktuell benötigten und noch zur Verfügung stehenden mentalen Ressourcen der Piloten ist auf

Grundlage der Ressourcenbestimmung möglich. (Maiwald, 2013) beeinflusst damit die Modalität und Kodierung von Assistenzsystemmeldungen, die entweder auditiv oder visuell sowie symbolisch oder verbal ressourcenoptimal ausgegeben werden können.

Die Aufgabenvereinfachung und Adaption an die Aufgabensituation geschieht einerseits durch das Aufzeigen von Lösungsstrategien, andererseits durch die Veränderung von Automationsgraden, beispielsweise in der Missionsplanung, UAV-Führung oder Sensorbedienung. Wie in 2.1 erklärt, verhalten sich die verschiedenen Automationsgrade reziprok zum Arbeitsanteil des Operateurs. Durch die Wahl eines höheren Automationsgrads kann somit der Aufgabenanteil der Piloten und damit die Beanspruchung reduziert werden. Die Automationsgrade werden durch den Planer, die kognitiven Agenten an Bord der UAVs und durch das Sensor- und Perceptionsmanagement an Bord der UAVs zur Verfügung gestellt. Auf einer mittleren Eskalationsstufe präsentiert der Planer beispielsweise als Lösungsvorschläge gültige Pläne die das Missionsziel überhaupt oder signifikant besser erreichen lassen.

Als höchster Schritt stehen dem Assistenzsystem Möglichkeiten zur Übernahme von Teilaufgaben oder ganzen Aufgaben zur Verfügung. Aufgaben können entweder durch den Operateur an das Assistenzsystem delegiert werden oder, im Falle eines hohen Risikos schwerwiegender Konsequenzen, auch automatisch durch das Assistenzsystem übernommen werden. Extreme Beispiele sind der Eingriff in die Flugsteuerung zur Kollisionsvermeidung oder der Ausstoß von Täuschkörpern um lebensgefährliche Bedrohungen abzuwenden.

Diese, auf verschiedenen Eskalationsstufen basierende, Strategie wird am Beispiel der Missionsplanung verdeutlicht: Eine spontane Änderung der taktischen Lage erfordert in der Regel eine Umplanung der Mission. Während der Missionsplanung werden die Piloten durch das Assistenzsystem überwacht. Läuft beispielsweise die Missionsplanung nicht ziel führend ab, so wird der Planungsprozess diskret wieder in Richtung des Zielzustands gelenkt. Zur Aufgabenvereinfachung bietet das Assistenzsystem einen Vorschlag zur Änderung des Missionsplans an, der dann von einem der Piloten bestätigt werden muss. Die selbstständige Übernahme des Planungsvorschlags durch die Automation findet erst dann statt, wenn das Missionsziel ansonsten nicht mehr erreicht werden könnte. Bei der Auswahl der Interventionsstrategie aus verschiedenen möglichen Lösungen (also gültige Pläne) orientiert sich der MI-Planer am menschlichen Entscheidungsverhalten gemäß des Satisficing Prinzips (siehe 3.4.2). Das bedeutet, dass der Planer nicht bei jeder geringfügigen Planverbesserung eingreift und unterschiedliche Situationen unterschiedliche Interventionsstrategien erfordern. Grundsätzlich gilt die Annahme, dass je (zeit-) kritischer das Problem ist, desto geringer ist der Anspruch an die Optimalität der Lösung (Schmitt & Schulte, 2016).

3.9.4 Implementierung der adaptiven Intervention

Die Planung der Intervention findet mit Hilfe der kognitiven Systemarchitektur Soar (Laird, 2012) statt. Diese stellt ein wissensbasiertes Expertensystem dar, in dem Fakten und Regeln hinterlegt sind. Die Regeln sorgen dafür, dass sich das

Assistenzsystem gemäß den in Abschnitt 3.1 genannten Grundforderungen in einer eskalierenden Weise verhält und enthalten Interventionsstrategien für die verschiedenen Interventionsauslöser.

4. GEGENWÄRTIGER STAND UND AUSBLICK

Die auftragsbasierte UAV-Flugführung, das Sensormanagement und das aufgabenzentrierte Assistenzsystem mit den Schwerpunkten Mixed-Initiative Missionsplanung, Pilotenbeobachtung, Tätigkeitserkennung, Ressourcenbestimmung und Interventionsgenerierung sind prototypisch im Hubschrauber-Missionssimulator des Instituts für Flugsysteme an der Universität der Bundeswehr München implementiert. Die gesamte Funktionskette der Assistenz ist echtzeitfähig und läuft online ab. Derzeit sind im Aufgabenmodell 226 Aufgaben modelliert, von denen 85 durch die Tätigkeitserkennung erkannt werden können. Das System zur Pilotenbeobachtung ermöglicht etwa 1300 Messgrößen automatisch zu beobachten. 440 dieser Observablen werden zur Tätigkeitserkennung herangezogen, woraus etwa 730 Evidenzen generiert werden. Das macht im Mittel etwa 8,6 Evidenzen pro Aufgabe. Die Ressourcenbestimmung findet im Simulator ebenfalls online auf Basis der erkannten Tätigkeit statt. Mit dessen Hilfe ist auch eine Unterstützung bei der Ausbildung von Piloten möglich (Maiwald & Schulte, 2015).

Zukünftig soll das Konzept der auftragsbasierten Führung auf mehrere UAVs auf Teamebene erweitert werden und eine Erprobung mit Hubschrauberpiloten der Bundeswehr in Gesamtmissionsexperimenten erfolgen.

5. LITERATUR

- Billings, C.E. (1997). Benefits and Costs of Aviation Automation. In *Aviation Automation: The Search for a Human-Centered Approach*. Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, NJ, S. 181–218.
- Brand, Y. & Schulte, A. (2016). Adaptive Assistenz für Militärische MUM-T Hubschraubermissionen. In D. Söffker & A. Kluge, Hrsg. *Kognitive Systeme 2016-1*. DuEPublico, Duisburg-Essen.
- Butchibabu, A. u. a. (2016). Implicit Coordination Strategies for Effective Team Communication. *Human Factors*, 58(4), S. 595–610.
- Cummings, M.L. (2004). Automation Bias in Intelligent Time Critical Decision Support Systems. *AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference*, (September), S. 1–6.
- Dempster, A.P. (1967). Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, 38(2), S. 325–339.
- Donath, D. (2012). Verhaltensanalyse der Beanspruchung des Operateurs in der Multi-UAV-Führung. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Drools (2016). Drools Business Rule Engine. *Red Hat Inc.* <https://www.drools.org/>.
- Eagleman, D.M. (2005). Time and the Brain: How Subjective Time Relates to Neural Time. *Journal of Neuroscience*, 25(45), S. 10369–10371.
- Endsley, M.R. (1996). Automation and Situation Awareness. In R. Parasuraman & M. Mouloua, Hrsg. *Automation*

- and Human Performance: Theory and Applications. Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, NJ, S. 163–181.
- Flemisch, F. u. a. (2013). Kognitive und kooperative Systeme in der Fahrzeugführung: Selektiver Rückblick über die letzten Dekaden und Spekulation über die Zukunft. In D. Söffker & A. Kluge, Hrsg. *Kognitive Systeme 2013-1*. DuEPublico, Duisburg-Essen.
- Gangl, S. (2015). Kooperative Führung mehrerer unbemannter Luftfahrzeuge aus einem einsitzigen Kampfflugzeug. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Honecker, F., Brand, Y. & Schulte, A. (2017). A Task-centered Approach for Workload-adaptive Pilot Associate Systems. In M. Schwarz & J. Harfmann, Hrsg. *Proceedings of the 32rd Conference of the European Association for Aviation Psychology*. Groningen, NL, S. 485–507.
- Honecker, F. & Schulte, A. (2015a). Evidenzbasierte Pilotentätigkeitserkennung unter Berücksichtigung unterschiedlich zuverlässiger Beobachtungen. In *57. Fachausschusssitzung Anthropotechnik der DGLR: Kooperation und kooperative Systeme in der Fahrzeug- und Prozessführung*. Deutsche Gesellschaft für Luft- und Raumfahrt - Lilienthal-Obert e.V., Marinekommando Rostock, S. 115–130.
- Honecker, F. & Schulte, A. (2015b). Konzept für eine automatische evidenzbasierte Online-Pilotenbeobachtung in bemannt-unbemannten Hubschraubermissionen. In D. Söffker & A. Kluge, Hrsg. *Kognitive Systeme 2015-2*. DuEPublico, Duisburg-Essen.
- IBM Corporation (2017). IBM ILOG CPLEX Optimization Studio.
- Johannsen, G. (1993). Mensch-Maschine-Systeme, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- Kahneman, D. (1973). Attention and Effort, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Laird, J.E. (2012). The Soar Cognitive Architecture, MIT Press, Cambridge, MA.
- Lundy, M. u. a. (2014). Manned-Unmanned Teaming. *Aviation Digest, United States Army, July - September 2014*, 2(3), S. 1–31.
- Maiwald, F. (2013). Maschinelle Beanspruchungsprädiktion zur ressourcengerechten Adaption eines Pilotenassistenzsystems. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Maiwald, F. & Schulte, A. (2015). Pilotenzustandserfassung zur Unterstützung des Ausbildungsbetriebes am Anwendungsbeispiel ziviler Hubschrauberrettungsmissionen. In D. Söffker & A. Kluge, Hrsg. *Kognitive Systeme 2015-2*. DuEPublico, Duisburg-Essen.
- Matern, B. (1984). Psychologische Arbeitsanalyse, Springer Verlag, Berlin.
- McCracken, J.H. & Aldrich, T.B. (1984). Analyses of Selected LHX Mission Functions: Implications for Operator Workload and System Automation Goals, U.S. Army Research Institute, Fort Rucker, AL.
- McDermott, D. u. a. (1998). PDDL - The Planning Domain Definition Language, Tech Report CVC TR-98-003/DCS TR-1165. Yale Center for Computational Vision and Control, New Haven, CT.
- Miller, C.A. & Hannen, M.D. (1999). User Acceptance of an Intelligent User Interface: A Rotorcraft Pilot's Associate Example. In *IUI 99 Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent User Interfaces*. Redondo Beach, CA, S. 109–116.
- Miller, C., Goldman, R. & Funk, H. (2004). A playbook approach to variable autonomy control: Application for control of multiple, heterogeneous unmanned air vehicles. In *Proceedings of the American Helicopter Society 60th Annual Forum*. Baltimore, MD.
- Mund, D. u. a. (2017). Experimental Analysis of Behavioral Workload Indicators to Facilitate Adaptive Automation for Fighter-UCAV Interoperability. *Advances in Human Factors in Robots and Unmanned Systems: Proceedings of the AHFE 2016 International Conference on Human Factors in Robots and Unmanned Systems, July 27-31, 2016, Walt Disney World®, Florida, USA*, S. 239–250.
- Onken, R. & Prévot, T. (1994). CASSY - Cockpit Assistant System for IFR Operation. In *19th ICAS Congress Proceedings, Vol.3*. Anaheim, CA, S. 2598–2608.
- Onken, R. & Schulte, A. (2010). System-Ergonomic Design of Cognitive Automation: Dual-Mode Cognitive Design of Vehicle Guidance and Control Work Systems, Springer, Berlin Heidelberg.
- Parasuraman, R. & Riley, V. (1997). Humans and Automation: Use, Misuse, Disuse, Abuse. *Human Factors*, 39(2), S. 230–253.
- Pearl, J. (1988). Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference, Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, California.
- Rudnick, G. & Schulte, A. (2016). Scalable Autonomy Concept for Reconnaissance UAVs on the Basis of an HTN Agent Architecture. In *2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2016*. Arlington, VA, S. 40–46.
- Ruf, C., von der Mülbe, S. & Stütz, P. (2017). Assistenz beim Einsatz von Aufklärungssensoren für die Crew eines Transporthelikopters in MUM-T-Missionen: Gestaltung eines Automationssystems zur gezielten Reduktion der Mental Workload. In *6. Interdisziplinärer Workshop Kognitive Systeme: Mensch, Teams, Systeme und Automaten*. Neubiberg.
- Ruf, C. & Stütz, P. (2016). Model-driven Sensor Operation Assistance for a Transport Helicopter Crew in Manned-Unmanned Teaming Missions: Selecting the Automation Level by Machine Decision-making. In *7th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics and the Affiliated Conferences, AHFE 2016*. Orlando, FL.
- Sarter, N.B. & Woods, D.D. (1995). How in the World Did We Ever Get into That Mode? Mode Error and Awareness in Supervisory Control. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 37(1), S. 5–19.
- Schmitt, F. & Schulte, A. (2016). Mixed-Initiative Missionsplanung für Multi-UAV Szenarien. In D. Söffker & A. Kluge, Hrsg. *Kognitive Systeme 2016-1*. DuEPublico, Duisburg-Essen.

- Schmitt, M. & Stuetz, P. (2016). Perception-Oriented Cooperation for Multiple UAVs in a Perception Management Framework System Concept and First Results. In *35th Digital Avionics Systems Conference (DASC2016) on Enabling Avionics for Unmanned Aerial Systems (UAS) Traffic Management (UTM)*. Sacramento, CA.
- Schulte, A. (2013). Kognitive und kooperative Automation zur Führung unbemannter Luftfahrzeuge. In D. Söffker & A. Kluge, Hrsg. *Kognitive Systeme 2013-1*. DuEPublico, Duisburg-Essen.
- Schulte, A., Donath, D. & Honecker, F. (2015). Human-System Interaction Analysis for Military Pilot Activity and Mental Workload Determination. In *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2015*. Kowloon Tong, Hong Kong, S. 1375–1380.
- Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press, Princeton and London.
- Shepherd, A. (1998). HTA as a framework for task analysis. *Ergonomics*, 41(11), S. 1537–1552.
- Sheridan, T.B. & Verplank, W.L. (1978). *Human and Computer Control of Undersea Teleoperators*, Cambridge, MA.
- Shortliffe, E.H. (1976). *Computer-based Medical Consultations: MYCIN (Artificial intelligence series)*, Elsevier Science Ltd.
- Simon, H.A. (1956). Rational choice and the structure of the environment. *Psychological Review*, 63(2), S. 129–138.
- Sperandio, J.-C. (1978). The Regulation of Working Methods as a Function of Work-load among Air Traffic Controllers. *Ergonomics*, 21(3), S. 195–202.
- Sperandio, J.-C. (1971). Variation of Operator's Strategies and Regulating Effects on Workload. *Ergonomics*, 14(5), S. 571–577.
- Svensson, E. u. a. (1997). Information complexity - mental workload and performance in combat aircraft. *Ergonomics*, 40(3), S. 362–380.
- Theiβing, N., Liegel, A. & Schulte, A. (2015). Verhindern von Pilotenfehlern durch ein zustandsadaptives Assistenzsystem. In *57. Fachausschusssitzung Anthropotechnik der DGLR: Kooperation und kooperative Systeme in der Fahrzeug- und Prozessführung*. Deutsche Gesellschaft für Luft- und Raumfahrt - Lilienthal-Obert e.V., Marinekommando Rostock, S. 97–114.
- Theiβing, N. & Schulte, A. (2014). Modellierung von Operateurverhalten zur Entwicklung eines kognitiven Assistenzsystems. In *3. Interdisziplinärer Workshop Kognitive Systeme: Mensch, Teams, Systeme und Automaten*. Magdeburg.
- Uhrmann, J. (2013). *Auftragsbasierte Multi-UAV-Führung aus dem Helikoptercockpit durch kognitive Automation*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Uhrmann, J. & Schulte, A. (2011). Task-based Guidance of Multiple UAV Using Cognitive Automation. In *COGNITIVE 2011: The Third International Conference on Advanced Cognitive Technologies and Applications*. Rome, S. 47–52.
- Uhrmann, J., Strenzke, R. & Schulte, A. (2010). Task-based Guidance of Multiple Detached Unmanned Sensor Platforms in Military Helicopter Operations. *COGIS (COGNITIVE systems with Interactive Sensors)*.
- Veltman, J.A. & Jansen, C. (2006). *The Role of Operator State Assessment in Adaptive Automation*, TNO Defence Security and Safety, Soesterberg, Niederlande.
- Walsdorf, A. u. a. (1997). The Crew Assistant Military Aircraft (CAMA). In *The Human-Electronic Crew: The Right Stuff? 4th Joint GAF/RAF/USAF Workshop on Human- Computer Teamwork*. Kreuth.
- Whittle, R. (2015). MUM-T is the Word for AH-64E: Helos Fly, Use Drones. *Breaking Defense*.
- Wickens, C.D. (2002). Multiple resources and performance prediction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 3(2), S. 159–177.
- Wickens, C.D. (1980). The Structure of Attentional Resources. In *Attention and Performance VIII*. Lawrence Erlbaum, Hillsdale, NJ, S. 239–257.
- Wiener, E.L. (1985). Beyond the Sterile Cockpit. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 27(1), S. 75–90.
- Wiener, E.L. (1989). *Human Factors of Advanced Technology („Glass Cockpit“) Transport Aircraft*, Moffett Field, CA.
- Wiener, E.L. & Curry, R.E. (1980). Flight-deck automation: promises and problems. *Ergonomics*, 23(10), S. 995–1011.
- Winkler, B. (2016). *Design und Evaluierung von militärischen MUM-T-Missionen mittels Expertenwissen als Grundlage für zukünftige Messkampagnen*. Bachelorarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Wittig, T. (1994). *Maschinelle Erkennung von Pilotenabsichten und Pilotenfehlern über heuristische Klassifikation*, VDI-Verlag, München.