

2 | Literaturübersicht

Wir stellen nun einen Überblick über die für unsere Arbeit relevante Literatur zusammen und ordnen unsere Modelle hinsichtlich verschiedener Aspekte ein. Hierzu teilen wir die vorhandene Literatur in verschiedene Kategorien auf. Von besonderer inhaltlicher Bedeutung für unsere Arbeit ist die Behandlungsplanung und die Allokationsplanung in der Gesundheitsfürsorge. Methodisch lassen sich unsere Modelle der Literatur der Maschineninstandhaltung und der mehrarmigen Banditenprozesse zuordnen.

2.1 Behandlungsplanung

Um die klinische Entscheidungsfindung in Anbetracht zunehmender Komplexität zu formalisieren und zu rationalisieren, entstand in den 1970er Jahren die klinische Entscheidungsanalyse als Disziplin des Operations Research. Innerhalb der klinischen Entscheidungsanalyse werden Behandlungspläne mittels stochastischer Entscheidungsverfahren im Sinne einer Kosten-Nutzen-Betrachtung bewertet und optimiert (z. B. Gold et al., 1996; Petitti, 2000). Der interessierte Leser sei für einen detaillierten Überblick über erste Entscheidungsmodelle auf das Buch von Sox et al. (1988) verwiesen. Viele dieser frühen Ansätze zur Modellierung von Behandlungsentscheidungen unter Unsicherheit greifen auf Entscheidungsbäume zurück (vgl. Raiffa, 1968).

Von besonderer Relevanz für unsere Arbeit sind in diesem Kontext die Artikel von Pauker und Kassirer (1975), Kassirer (1976) sowie Eraker et al. (1986). Diese betrachten jeweils ein zweistufiges Entscheidungsmodell, in dem der Wahrscheinlichkeit, dass eine bestimmte Krankheit vorliegt, eine medizinische Aktion zugeordnet werden soll. Dabei kann zwischen einer abwartenden Aktion, einem Test und einer Intervention gewählt werden. Pauker und Kassirer (1975) entwickeln die Konzepte des Testgrenzwerts und des Testinterventionsgrenzwerts, die jeweils die Krankheitswahrscheinlichkeiten bezeichnen, oberhalb derer ein Test bzw. eine Intervention durchgeführt werden sollte. Diese beiden Grenzwerte werden auf Basis der Interventionsfolgen, der entstehenden Kosten sowie der Sensitivität bzw. Spezifität des Tests bestimmt. Eisenberg und Hershey (1983), Cahan et al. (2003) und die dort Zitierten bestätigen, dass das Konzept der Grenzwertwahrscheinlichkeiten und der daraus folgende monotone Behandlungsplan in der Praxis weit verbreitet

sind. So weisen beispielsweise Eisenberg und Hershey (1983) in einer empirischen Studie nach, dass Ärzte intuitiv ein grenzwertbasiertes Entscheidungskalkül verfolgen und die jeweiligen Grenzwerte für die vorliegende Krankheit anhand von Erfahrungswerten erschließen.

Eine weitere verbreitete Analyseform klinischer Behandlungspläne ist die Simulationsstudie (vgl. Law und Kelton, 2000). Beispiele hierfür finden sich im Bereich der Krankheitsprognose (z. B. Clermont et al., 2004), der HIV-Modellierung (z. B. Shechter et al., 2008b), der Organtransplantation (z. B. Kreke et al., 2002; Shechter et al., 2005; Saka et al., 2007) und der Ansteckungsmodellierung (z. B. Lipsitch und Levin, 1998). Häufig finden sich in der Literatur auch Bayes'sche Netzwerke, die vorrangig zur Bestimmung einer Diagnose bei gegebenen Symptomen Anwendung finden (z. B. Warner et al., 1961; Andreassen et al., 1987, 1998; Heckerman et al., 1992). Ferner stellen Einflussdiagramme, die oftmals in Verbindung mit Bayesmethoden zur Darstellung wahrscheinlichkeitsbasierter Zusammenhänge innerhalb des Krankheitsprozesses eines Patienten eingesetzt werden, eine verbreitete Analyseform dar (z. B. Magni und Bellazzi, 1997; Spiegelhalter, 1998).

Markovsche Entscheidungsmodelle in der Behandlungsplanung

Markov Modelle sind aufgrund der rekursiven Natur medizinischer Entscheidungen und der Unsicherheit über die Entwicklung des Krankheitszustands eine besonders geeignete Modellierungsmethode für die Behandlungsplanung (vgl. Sonnenberg und Beck, 1993; Naimark et al., 1997). Von Interesse für unsere Arbeit ist hierbei vor allem die Entscheidungsmodellierung mittels Markovscher Entscheidungsprozesse. Klinische Anwendungen Markovscher Entscheidungsprozesse umfassen u. a. die Eindämmung von Epidemien (Lefèvre, 1981), Nieren- und Lebertransplantationen (z. B. Ahn und Hornberger, 1996; Alagoz et al., 2004, 2007), die Planung von HIV-Therapien (Shechter et al., 2008a,b), die Behandlung von Typ-2-Diabetes (z. B. Denton et al., 2009; Mason et al., 2011) und Hepatitis C (Kýrkýzlar et al., 2010) sowie die Planung einer kontrollierten ovariellen Stimulation (He et al., 2010). Detaillierte Übersichten über die Anwendungsmöglichkeiten Markovscher Entscheidungsprozesse in der Behandlungsplanung finden sich bei Schaefer et al. (2004), Alagoz et al. (2010) sowie Zhang et al. (2011b).

Viele der genannten Optimierungsprobleme sind wie das unserer Arbeit zugrunde liegende Modell als Stoppproblem formuliert. So wird in zahlreichen Arbeiten jeweils der optimale Zeitpunkt bestimmt, einen Krankheitsprozess durch Ausführung einer therapeutischen Maßnahme, d. h. einer Intervention, zu beenden. Dabei besteht gemeinhin ein Trade-off zwischen dem aktuellen Gesundheitszustand des betrachteten Patienten und der nach der Maßnahme resultierenden Lebensqualität und Lebensdauer. Beispiele hierfür stellen die Arbeiten von Ahn und Hornberger

(1996), Alagoz et al. (2004, 2007), Shechter et al. (2008a,b), Denton et al. (2009) oder Mason et al. (2011) dar.

Von besonderem Interesse für unsere Arbeit sind Modelle, die auf partiell beobachtbare Markovsche Entscheidungsprozesse zurückgreifen. Solche Modelle finden Anwendung bei der Entscheidung über Medikamentendosierungen (Hu et al., 1996) und Lebertransplantationen (Tusch, 2000), der Bekämpfung von Anthraxanschlägen (Izadi und Buckeridge, 2007) sowie der Behandlung von Ventrikelseptumdefekten (Peek, 1999), ischämischen Herzerkrankungen (Hauskrecht und Fraser, 2000; Goulionis et al., 2009), Kolorektalkrebs (Leshno et al., 2003), Depressionen (Fard et al., 2008), Sepsis (Kreke et al., 2008), Parkinson (Goulionis et al., 2008; Goulionis und Vozikis, 2009), Brustkrebs (Maillart et al., 2008; Ayer et al., 2010), Epilepsie (Pineau et al., 2009) und Prostatakrebs (Zhang et al., 2011a). Für unsere Arbeit ist vorrangig das Modell von Kreke et al. (2008) relevant. Kreke et al. (2008) formulieren ein partiell beobachtbares Stoppproblem zur Bestimmung des optimalen Zeitpunktes, einen Patienten bei Unsicherheit über eine vorliegende Sepsisinfection aus dem Krankenhaus zu entlassen. Analog zu unserem Modell berücksichtigen die Autoren die Möglichkeit, durch einen Test zusätzliche Informationen über den tatsächlichen Patientenzustand zu akquirieren. Kreke et al. (2008) leiten in ihrer Arbeit für den Spezialfall perfekter Information strukturierte Entscheidungsregeln her und untersuchen darüber hinaus den Einfluss der Diagnosequalität auf das Gesamtergebnis.

Abgrenzung dieser Arbeit

Die unserer Arbeit zugrunde liegende Modellierung der Behandlungsplanung unterscheidet sich von den hier erwähnten Arbeiten, insbesondere der Arbeit von Kreke et al. (2008), hinsichtlich der Zielsetzung. So liegt das Hauptaugenmerk unserer Arbeit im Gegensatz zu den vorgestellten Modellen auf der Identifikation von Bedingungen, unter denen ein optimaler Behandlungsplan eine besonders einfache und praxisnahe Entscheidungsstruktur aufweist. Dementsprechend bezieht sich unser Modell zur Behandlungsplanung nicht auf eine bestimmte Krankheit, sondern stellt einen allgemeinen Modellrahmen dar, in den beliebige Krankheiten eingepasst werden können.

2.2 Maschineninstandhaltung

Die Etablierung eines strukturierten Behandlungsplans basiert auf den Ergebnissen der Maschineninstandhaltungsliteratur für partiell beobachtbare Umgebungen. Innerhalb dieser Modelle geht es um die optimale Instand- haltungs- bzw. Ersetzungsregel von Maschinen, deren partiell beobachtbarer Zustand sich bei Gebrauch

kontinuierlich verschlechtert. Neben Wartungsmaßnahmen, die den Verschleißzustand der Maschine verbessern, sind auch Inspektionen möglich, die genauere Informationen über den tatsächlichen Zustand der Maschine liefern. Ziel ist es, eine Entscheidungsregel zu ermitteln, welche die Kosten der Maschineninstandhaltung minimiert. Ein Beispiel für ein solches Modell findet sich bei Monahan (1980). In dieser Arbeit beschreibt er ein als Stoppproblem formuliertes Instandhaltungsproblem und zeigt, dass eine optimale Entscheidungsregel bei partieller Beobachtbarkeit i. A. unstrukturiert ist. Für die Spezialfälle der vollständigen Information bzw. der vollständigen Unkenntnis des Verschleißzustands zeigt Monahan (1977, 1979), dass eine optimale Entscheidungsregel strukturiert ist bzw. sich aus maximal vier Aktionsabschnitten zusammensetzt. Bei unserer Suche nach Bedingungen, die auch für den Fall partieller Beobachtbarkeit eine strukturierte Entscheidungsregel sicherstellen, sind u. a. Eckles (1968), Ross (1971), Ehrenfeld (1976), Rosenfield (1976), White (1979), Albright (1979), Ohnishi et al. (1986), Jin et al. (2005) sowie Maillart (2006) von Bedeutung. Einen detaillierten Überblick über strukturelle Ergebnisse verschiedener Instandhaltungsmodelle findet sich bei Zheltova (2010).

In einem Großteil dieser Arbeiten wird jeweils für unterschiedliche Problemvarianten gezeigt, dass eine optimale Entscheidungsregel ein Intervall geordneter Zustände in maximal vier Aktionsabschnitte unterteilt. Ross (1971) und Albright (1979) betrachten lediglich zwei Systemzustände, so dass der resultierende Zustandsraum durch die natürliche Ordnung vollständig geordnet wird. White (1979) identifiziert für einen beliebigen endlichen Zustandsraum hinreichende Bedingungen, unter denen Zustandsintervalle, die bzgl. der gewöhnlichen stochastischen Ordnung geordnet sind, in maximal vier Aktionsabschnitte unterteilt werden. Da die zugrunde liegenden Annahmen jedoch sehr restriktiv und kompliziert sind, führen Ohnishi et al. (1986) und Jin et al. (2005) weniger restriktive Bedingungen auf, unter denen Strukturaussagen, wie die beschriebene „Maximal-4-Regionen“-Regel, bzgl. der Likelihood Ratio Ordnung möglich sind.

Abgrenzung dieser Arbeit

Wir können eine solche „Maximal-4-Regionen“-Regel unter Verwendung der Likelihood Ratio Ordnung auch für unser Problem nachweisen. Zusätzlich beschreiben wir erstmals Bedingungen, unter denen ein Intervall geordneter Zustände in maximal drei Aktionsabschnitte unterteilt wird. Zudem wird im Bereich der Maschineninstandhaltung oft eine schrittweise Verschlechterung des Zustands unterstellt, während sich der Gesundheitszustand eines Patienten sowohl verbessern als auch verschlechtern kann. Weiterhin ist in unserem Kontext keine Reparaturaktion verfügbar, die den Patienten in einen besseren Zustand versetzt. Stattdessen greifen wir auf eine terminierende Aktion in Form der Intervention zurück.

2.3 Allokationsplanung in der Gesundheitsfürsorge

Die Allokation medizinischer Ressourcen lässt sich in die Ablaufplanung stochastischer Bediensysteme einordnen. Hierbei sind die vorliegenden Aufträge so in eine Reihenfolge zu bringen, dass das Gesamtergebnis des betrachteten Systems optimiert wird. Für eine Übersicht bzgl. der Ablaufplanung stochastischer Systeme sei der interessierte Leser auf Pinedo (2008) verwiesen. Gupta (2007) sowie Gupta und Denton (2008) bieten einen umfassenden Überblick über die Ablaufplanung in der Gesundheitsfürsorge und betrachten dabei insbesondere den Einsatz Markovscher Entscheidungsprozesse. Eine spezifischere Literaturübersicht bzgl. der Ermittlung von OP-Belegungsplänen findet sich bei Magerlein und Martin (1978), Blake und Carter (1997) sowie Cardoen et al. (2010). Exzellente Literaturzusammenfassungen über die Terminplanung für ambulante Patienten haben Cayirli und Veral (2003) sowie Mondschein und Weintraub (2003) verfasst.

Ressourcenallokation durch Terminplanung

Innerhalb der aufgeführten Literatur steht weitestgehend die langfristige Planung von Terminen im Vordergrund. Das zugrunde liegende Basisproblem besteht darin, einer gegebenen Anzahl homogener Patienten mit identischer und unabhängig verteilter Bedienzeit Termine so zuzuweisen, dass eine gewichtete Linearkombination aus Wartezeit, Ressourcenauslastung und Überstunden minimiert wird. Erweitert wird dieses Basisproblem durch die Berücksichtigung unterschiedlicher Dringlichkeiten verschiedener Patiententypen. Zu Beginn eines Planungsabschnitts soll dann entschieden werden, wie viele Patienten welcher Prioritätsklassen behandelt werden sollen. Wird der Behandlungswunsch eines Patienten nicht erfüllt, hat dies Überstunden, höhere Wartezeiten, Terminverschiebungen oder -absagen zur Folge. Beispiele für die Untersuchung dieser Fragestellung sind die Arbeiten von Klassen und Rohleder (1996), Gerchak et al. (1996), Gupta (2007), Patrick und Puterman (2007), Patrick et al. (2008) sowie Min und Yih (2010).

Ressourcenallokation durch Wartelisten

Liegen in einer Gesundheitseinrichtung Behandlungsanfragen unterschiedlicher Patiententypen vor, so stellt sich unabhängig von der Terminplanung die Frage, welcher Patiententyp priorisiert werden sollte. Innerhalb der resultierenden Problemstellung soll die Behandlungskapazität unter den zu einem bestimmten Zeitpunkt anwesenden Patienten so aufgeteilt werden, dass eine Zielgröße optimiert wird, die Dringlichkeit und Nutzen einer Behandlung sowie Wartezeiten, Überstunden und Terminabsagen berücksichtigt. Hierzu wird jedem Patienten in einer statischen Adhoc-Betrachtung eine Priorisierungskennzahl zugewiesen, welche die Aus-

prägungen eines Kriterienkatalogs reflektiert. Einen umfassenden Überblick über Priorisierungsverfahren, die auf Kriterienkatalogen basieren, liefern MacCormick et al. (2003) und Mullen (2003). Einen für unsere Arbeit interessanten Ansatz verfolgen in diesem Kontext Gudex et al. (1990). Gudex et al. (1990) vergleichen die erwarteten Auswirkungen einer Behandlung mit denen einer Nichtbehandlung sowie die Auswirkungen einer sofortigen Behandlung mit denen einer um ein Jahr verzögerten Behandlung. Sie schlagen dann vor, das Verhältnis der ermittelten Nutzendifferenzen zu den Differenzen des Ressourcenverbrauchs als Prioritätsindex zu verwenden.

Dynamische Ressourcenallokation

Das weit verbreitete Konzept, einem Patienten anhand seiner Charakteristika eine Kennzahl zuzuweisen, kann erheblich verbessert werden, wenn bei der Priorisierungsentscheidung die verfügbaren Ressourcen sowie die zeitliche Entwicklung aller Patienten im Sinne eines dynamischen Ressourcenallokationsproblems berücksichtigt werden (Frykberg, 2002). Ein solch integrierter Ansatz, den wir gleichermaßen in unserer Arbeit verfolgen, findet sich in der Literatur in unterschiedlichen Varianten wieder. Entsprechende dynamische Priorisierungssysteme, die jedoch die Krankheitsentwicklung der Patienten vernachlässigen, werden beispielsweise von Green et al. (2006), Kolisch und Sickinger (2008) sowie Gocgun et al. (2011) beschrieben. Green et al. (2006) betrachten ein Szenario, in dem ambulante, stationäre sowie Notfallpatienten eine radiologische Ressource mit einheitlicher Bedienzeit teilen. Die Patientenklassen werden durch unterschiedliche Behandlungsnutzen, Wartekosten pro Zeiteinheit und Strafkosten, die bei Nichtbehandlung am Ende des Behandlungstages realisiert werden, charakterisiert. Unter bestimmten Bedingungen können Green et al. (2006) für das entsprechende stochastische dynamische Optimierungsproblem zeigen, dass die optimale Priorisierungsregel eine monotone Switching Curve darstellt. Kolisch und Sickinger (2008) erweitern die Arbeit von Green et al. (2006) auf zwei Behandlungsressourcen und formulieren das zugrunde liegende Optimierungsproblem als Markovschen Entscheidungsprozess. Diesen verwenden sie, um verschiedene Entscheidungsvorschriften, wie z. B. die aus Green et al. (2006) bekannte Grenzwertregel, zu bewerten und zu vergleichen. Gocgun et al. (2011) fügen dem beschriebenen Problem eine weitere Patientenklasse hinzu und zeigen für den resultierenden Markovschen Entscheidungsprozess erneut die Optimalität einer monotonen Switching Curve-Entscheidungsregel. Weiterhin schlagen die Autoren fünf Heuristiken vor und vergleichen diese mit der optimalen Vorgehensweise hinsichtlich unterschiedlicher Performanzmaße.

Es existieren zahlreiche Arbeiten, die der Forderung Frykbergs (2002) entsprechend die zeitliche Entwicklung der Patienten bei der Allokation medizinischer

Ressourcen berücksichtigen. Beispiele hierfür sind Argon et al. (2008), Childers et al. (2009) sowie Li und Glazebrook (2010). Argon et al. (2008) betrachten zwei Patiententypen mit unterschiedlichen Lebens- und Bedienzeitverteilungen und nehmen an, dass ein Patient nach einer bestimmten Zeit ohne Behandlung stirbt. Ziel der Autoren ist die Erstellung eines Allokationsplans, der die erwartete Anzahl der Überlebenden maximiert. Neben verschiedenen analytischen Ergebnissen bzgl. optimaler Entscheidungsregeln schlagen die Autoren zwei heuristische Allokationsregeln vor, die Patienten mit kleiner erwarteter Bedienzeit und langer erwarteter Lebensdauer priorisieren, wenn die Anzahl aller Patienten einen bestimmten Grenzwert übersteigt. Li und Glazebrook (2010) erweitern das Modell von Argon et al. (2008) auf mehr als zwei Patiententypen und entwickeln Ansätze zur heuristischen Echtzeitoptimierung. Childers et al. (2009) untersuchen in einem analogen Modellrahmen die optimale Reihenfolge bei der Evakuierung einer Gesundheitseinrichtung. Dabei nehmen sie an, dass die nicht evakuierten Patienten nach Ablauf einer bestimmten Frist sterben. Die Autoren unterteilen die anwesenden Patienten in zwei Prioritätsklassen und maximieren anschließend die Anzahl der geretteten Leben. Neben den vorgestellten Arbeiten existieren zahlreiche Priorisierungsmodelle ohne Bezug zur Gesundheitsfürsorge, welche die zeitliche Veränderung der Kundencharakteristika in der Priorisierungsentscheidung berücksichtigen. Beispiele für Modelle ohne weitere Kundenankünfte sind Weiss und Pinedo (1980), Boxma und Forst (1986), Weber et al. (1986), Coffman et al. (1987), Righter (1988) sowie Emmons und Pinedo (1990). Beispiele für Modelle mit Ankünften sind Liu und Layland (1973), Bhattacharya und Ephremides (1989, 1991), Pandelis und Teneketzis (1994) sowie Down et al. (2011).

Die Arbeiten von Sacco et al. (2005, 2007) werden der Forderung von Frykberg (2002) gerecht, die Entwicklung des Gesamtsystems bei klinischen Allokationsentscheidungen zu berücksichtigen. Die Autoren betrachten die Einteilung von Patienten in Dringlichkeitsklassen für den Transport in ein Krankenhaus, wobei unterstellt wird, dass die Transportzeit und die Krankheitsentwicklung deterministisch sind. Für das resultierende Optimierungsproblem schlagen sie ein auf Linearer Programmierung basierendes Verfahren vor und vergleichen die ermittelte Priorisierungsregel mit der Triage-Methode START (Simple Triage and Rapid Treatment (vgl. Nocera und Garner, 1999)). Die Autoren zeigen auf, dass viele Allokationsmodelle die Konkurrenz der Patienten um die vorhandenen Ressourcen nicht ausreichend berücksichtigen und dass in der Praxis zu viele Patienten mit unterschiedlichen Krankheitscharakteristika in einer Dringlichkeitsklasse zusammengefasst werden. Ferner unterstreichen sie, dass bessere Methoden zur Modellierung der Zustandsentwicklung der einzelnen Patienten benötigt werden.

Zuletzt spielt innerhalb der Allokationsplanung in der Gesundheitsfürsorge die

Arbeit von Jacobson (2010) für unsere Modellierung eine wichtige Rolle. Jacobson (2010) untersucht im Rahmen eines Triage Problems die Aufteilung von Behandlungsressourcen auf eine beliebige Anzahl von Patiententypen unter der Prämisse, dass ein Patient das System nach Ablauf einer bestimmten Toleranzzeit ohne Behandlung verlässt. Jeder Patiententyp wird durch einen Behandlungsnutzen, eine Lebenszeit- und eine Bedienzeitverteilung charakterisiert. Jacobson (2010) formuliert ein stochastisches, dynamisches Optimierungsproblem und beschreibt Bedingungen, unter denen zustands-unabhängige Indexregeln optimal sind. Sind diese Bedingungen nicht erfüllt, so existiert für den Fall von nur zwei Patiententypen unter bestimmten Voraussetzungen eine optimale Allokationsregel, die einen bestimmten Patiententyp genau dann auswählt, wenn die Gesamtanzahl der Patienten einen bestimmten Grenzwert übersteigt. Abschließend stellt Jacobson (2010) heuristische Entscheidungsregeln für das Problem mit mehr als zwei Patiententypen vor und bewertet deren Leistungsfähigkeit.

Abgrenzung dieser Arbeit

Unsere Arbeit unterscheidet sich von den vorgestellten Abhandlungen in vielerlei Hinsicht. Insbesondere versuchen wir den von Frykberg (2002) und Sacco et al. (2005, 2007) festgestellten Mängeln gerecht zu werden. So betrachten wir in unserem Modell eine beliebige Anzahl von Ressourcen und Patiententypen. Jeder Patiententyp wird durch eine beliebige Anzahl von Zuständen beschrieben. Wir modellieren einen mehrstufigen Behandlungsprozess, innerhalb dessen verschiedene Behandlungsaktionen zur Steuerung der Krankheitsentwicklung durchgeführt werden können. Die stochastische Entwicklung der Krankheit eines Patienten ist natürlicher Bestandteil unseres Optimierungskalküls. Darüber hinaus berücksichtigen wir neben dem Patientenzustand die entstehenden Warte- und Vorbereitungskosten. Auch in methodischer Hinsicht unterscheidet sich unsere Modellierung von der vorgestellten Literatur. So greifen wir auf partiell beobachtbare Markovsche Entscheidungsprozesse zurück, um der Diagnoseunsicherheit und der Möglichkeit des Informationsgewinns durch einen medizinischen Test Rechnung zu tragen. Des Weiteren verwenden wir einen Lösungsansatz, der auf der Modellklasse der mehrarmigen Banditenprozesse beruht. Letztlich besteht im Gegensatz zu vielen Allokationsmodellen das vorrangige Ziel unserer Arbeit darin, grundlegende Zusammenhänge und Prinzipien zu beschreiben, die in der Praxis dazu beitragen, einfache und effektive Allokationsregeln zu entwickeln.

2.4 Mehrarmige Banditenprozesse

Mehrarmige Banditen (MAB)-Prozesse bezeichnen eine Klasse dynamischer Entscheidungsprozesse, die sich damit beschäftigen, eine oder mehrere Ressourcen auf eine bestimmte Menge unabhängiger Projekte aufzuteilen, die durch einen kontrollierbaren stochastischen Prozess beschrieben werden können. I. A. wird zur Lösung von MAB-Prozessen auf sogenannte Indexregeln zurückgegriffen. Hierbei wird für jedes Projekt ein zustandsabhängiger Index ermittelt. Die Ressourcen werden dann anhand der Höhe dieser Indexwerte aufgeteilt.

Wir unterscheiden die klassische Variante von Gittins und Jones (1979) bzw. Gittins (1979), für die eine Indexregel eine optimale Lösung darstellt, sowie die rastlose Variante von Whittle (1988) bzw. die generalisierte Variante von Glazebrook und Minty (2009), die als Lösungskonzept jeweils auf eine indexbasierte Heuristik zurückgreift. Anwendungen der verschiedenen Varianten des MAB-Prozesses finden sich in unterschiedlichen technologischen und wissenschaftlichen Disziplinen, wie z. B. Sensormanagement (z. B. Krishnamurthy und Evans, 2001; Schneider et al., 2004; Niño-Mora und Villar, 2009), Produktions- und Lagerplanung (z. B. Veatch und Wein, 1996; Dusonchet und Hongler, 2003; Niño-Mora, 2006a), Warteschlangen- und Kommunikationsnetzwerke (z. B. Niño-Mora, 2002, 2006b, 2007a,b; Ehsan und Liu, 2004), Maschineninstandhaltung (z. B. Whittle, 1996; Glazebrook et al., 2005) oder Forschungsplanung im Kontext klinischer Studien (z. B. Gittins und Jones, 1974; Glazebrook, 1978; Wang, 1991a,b).

Für unsere Modellierung ist vorrangig die Arbeit von Glazebrook et al. (2005) relevant. Glazebrook et al. (2005) betrachten eine Menge von Maschinen, deren Verschleißzustände sich bei Benutzung schrittweise verschlechtern. Für den Maschinenpark stehen Mechaniker zur Verfügung, welche die Maschinen warten und somit in einen besseren Zustand versetzen können. Die Autoren formulieren das Problem der Zuteilung der Mechaniker auf die Maschinen als rastlosen Banditenprozess (vgl. Whittle, 1988) und leiten eine heuristische Indexregel ab. Glazebrook et al. (2005) ermitteln die entsprechenden Indizes für zwei unterschiedliche Problemvarianten in geschlossener Form und belegen in einer numerischen Studie die Leistungsfähigkeit der indexbasierten Heuristik.

Im Kontext partiell beobachtbarer Markovscher Entscheidungsprozesse wollen wir die Arbeit von Krishnamurthy und Wahlberg (2009) hervorheben. Krishnamurthy und Wahlberg (2009) betrachten einen klassischen MAB-Modellrahmen im Sinne von Gittins (1979) und zeigen mit Hilfe der Likelihood Ratio Ordnung, dass sich die resultierenden Indizes unter bestimmten Annahmen monoton in den Zuständen der zugrunde liegenden Prozesse verhalten. Weiterhin führen die Autoren einen Wertiterationsalgorithmus ein, mit dessen Hilfe der Index eines Projektes berechnet werden kann. In Anlehnung an dieses Verfahren entwickeln wir in unserer

Arbeit einen Algorithmus zur Ermittlung der Prioritätsindizes des generalisierten Modellrahmens von Glazebrook und Minty (2009). Beispiele für Anwendungen, die auf partiell beobachtbare MAB-Prozesse zurückgreifen, sind die dynamische Steuerung unbemannter Fahrzeuge in einer rastlosen Banditenumgebung (Le Ny et al., 2008) oder die Zuteilung von Sensorkapazität auf unterschiedliche Ziele in einem klassischen MAB-Rahmen (z. B. Krishnamurthy und Evans, 2001; Washburn et al., 2002; Ahmad et al., 2009). Die Ermittlung von Strukturaussagen, z. B. strukturierter Indizes, im Sinne von Krishnamurthy und Wahlberg (2009) findet in diesen Arbeiten jedoch nicht statt.

Mehrrmige Banditenprozesse in der Allokationsplanung der Gesundheitsfürsorge

Deo et al. (2011) liefern die einzige uns bekannte Arbeit, die den MAB-Modellrahmen auf ein Patientenpriorisierungsproblem anwendet. Die Autoren formulieren einen partiell beobachtbaren rastlosen Banditen-Prozess mit einheitlichem Ressourcenverbrauch, um die Zuteilung medizinischer Ressourcen auf Patienten mit chronischem Asthma zu optimieren. Unter Einhaltung der Ressourcenrestriktion muss entschieden werden, welche Patienten in welchem Erkrankungsstadium behandelt werden sollen. Eine Behandlung hat analog zur Maschineninstandhaltungsliteratur eine Zustandsverbesserung zur Folge. Wird keine Behandlung vorgenommen, verändert sich der Zustand eines Patienten gemäß des natürlichen Krankheitsverlaufs. Deo et al. (2011) zeigen zunächst, dass sich die Patientenzustände unter bestimmten Voraussetzungen mit Hilfe der gewöhnlichen stochastischen Ordnungsrelation ordnen lassen. Anschließend weisen sie nach, dass eine optimale Allokationsregel eine Reihenfolge wählt, die mit der durch die gewöhnliche stochastische Ordnung induzierten Reihenfolge übereinstimmt. Deo et al. (2011) schlagen abschließend eine indexbasierte Heuristik vor, wobei sie als Index die Gewinndifferenz zwischen einer sofortigen und einer um eine Periode verschobenen Behandlung verwenden. Mit Hilfe der resultierenden Heuristik führen die Autoren anhand klinischer Daten eine numerische Studie durch und zeigen, dass die Ergebnisse nur eine geringe Abweichung von der optimalen Allokation aufweisen.

Abgrenzung dieser Arbeit

Unsere Arbeit unterscheidet sich von dem Modell von Deo et al. (2011) hinsichtlich verschiedener methodischer und inhaltlicher Aspekte. Deo et al. (2011) modellieren homogene Patienten, wohingegen in unserer Formulierung jeder Patient über eine eigene Krankheitsdynamik verfügt, was insbesondere den Vergleich der Krankheitszustände zweier Patienten mittels einer Ordnungsrelation ausschließt. Zudem

gestatten wir analog zu Glazebrook und Minty (2009) einen patientenspezifischen Ressourcenverbrauch, während Deo et al. (2011) einen einheitlichen Ressourcenverbrauch voraussetzen. Deo et al. (2011) verwenden als Grundlage der Allokationsentscheidung ausschließlich den Krankheitszustand, während wir zusätzlich Wartezeit und Vorbereitungskosten berücksichtigen. Im Modell von Deo et al. (2011) ist kein Informationsgewinn bzgl. der Patientenzustände möglich, solange keine Behandlung stattfindet. Sie modellieren lediglich eine Behandlungsaktion, die den Zustand des Patienten sowohl inspiziert als auch verbessert. Eine Möglichkeit des reinen Informationsgewinns steht nicht zur Verfügung. Demgegenüber stellen wir in unserem Modell unterschiedliche Behandlungsaktionen bereit, die u. a. einen Test beinhalten. Zuletzt greifen wir zur Lösung des Allokationsproblems auf eine Indexregel im Sinne von Glazebrook und Minty (2009) zurück und leiten für diese umfangreiche Monotonieaussagen her. Deo et al. (2011) hingegen verwenden keine Indexregel, wie sie von Whittle (1988) oder Glazebrook und Minty (2009) beschrieben wird. Ferner verzichten sie darauf, die von ihnen eingeführten Indizes hinsichtlich struktureller Eigenschaften zu untersuchen.

Strukturierte Behandlungssteuerung dynamischer
Patientenprozesse

Sieb, P.

2013, IX, 159 S. 11 Abb., Softcover

ISBN: 978-3-658-00685-3