バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌　Vol.19, No.2, pp.21－27（2017）

[Original article]

（2017 年 11 月 5 日　Accepted）

マルコフ決定過程を用いたヘルスケア支援に関する一考察

前田　康成[1]，山内　翔[1]，鈴木　正清[1]，高野　賢裕[2]，松嶋　敏泰[3]

1）北見工業大学・地域未来デザイン工学科　　2）アドバンストヘルスケア株式会社
3）早稲田大学・応用数理学科

要約：　ヘルスケア支援に関しては，従来からモデルとしてマルコフ決定過程が採用されている．従来研究では治療方針またはヘルスケアに関するアドバイスが選択され，総コストを最小化するヘルスケア支援方法が提案されている．本研究では治療方針またはアドバイスの選択を実施する前に追加的に検査を選択する．追加の検査の選択によって，患者の未知の健康状態に関する能動学習が可能になる．追加検査の後に検査結果に基づいて治療方針またはヘルスケアに関するアドバイスが選択される．本研究ではヘルスケアにおける総コストをベイズ基準のもとで最小化するヘルスケア支援方法を提案する．提案アルゴリズム中では最適化手法として動的計画法を用いる．

キーワード：ヘルスケア支援，マルコフ決定過程，統計的決定理論，ベイズ基準，動的計画法

A Note on Healthcare Support using Markov Decision Processes

Yasunari MAEDA[1], Sho YAMAUCHI[1], Masakiyo SUZUKI[1],
Masahiro TAKANO[2], Toshiyasu MATSUSHIMA[3]

1) *School of Regional Innovation and Social Design Engineering, Kitami Institute of Technology*
2) *Advanced Healthcare Inc.*
3) *Department of Applied Mathematics, Waseda University*

Abstract: *In previous research Markov decision processes are used in order to represent a healthcare support. A treatment or a healthcare advice is selected and the total cost is minimized in the previous research. In this research an additional examination is selected before the selection of treatment or healthcare advice. Active learning for a patient's unknown health status is done by the selection of additional examination. After the examination a treatment or a healthcare advice is selected depending on the result of the examination. We propose a new healthcare support method which minimizes total cost with reference to a Bayes criterion. In the proposed method dynamic programming is used.*

Keywords: *healthcare support, Markov decision processes, statistical decision theory, Bayes criterion, dynamic programming*

Yasunari MAEDA
165 Koen-cho, Kitami-shi, Hokkaido, 090-8507, Japan
Phone: +81-157-26-9328, Fax: +81-157-26-9344, E-mail: maedaya@mail.kitami-it.ac.jp

1. はじめに

本研究では，管理栄養士や医師が顧客（患者）の検査結果に基づいて日常生活のアドバイス（または指示，治療）をする際の支援システムに関する基礎検討を行う．また，このような支援を本研究ではヘルスケア支援と呼ぶ．

従来から医療工学分野では，患者の真の健康状態に相当する状態が未知のマルコフ決定過程（MDP）[1]を用いて，医療治療におけるコスト最小化が検討されている[2]．本研究では，管理栄養士等の日常生活におけるアドバイス（または治療指示など）を顧客が実行するためのコスト（食事療養，医薬品費用など）と，顧客の真の健康状態に依存して確率的に発生する医療イベントのコスト（病気の治療費用など）の総和の最小化を目的とする．

本研究でも，医療工学分野における従来研究同様に状態が未知のMDPを用いてモデル化する．医療工学分野における従来研究や，設備保全分野における状態が未知のMDPを用いる従来研究[3]では，本研究における医療イベントに相当する観測情報のみに基づいて未知状態について学習し，最適な意思決定（治療方針や設備保全計画の決定）を行っている．

本研究では，管理栄養士等が顧客にアドバイスを実施する前に，顧客に検査を実施できる問題設定を想定する．検査は規定回数の中で適応的に管理栄養士等が指定できるものとする．本研究では，顧客の真の健康状態に基づいて発生する医療イベントと，適応的な検査結果（検査結果も顧客の真の健康状態に依存して確率的に発生）の2種類の観測情報を用いて顧客の健康状態について学習し，最適なアドバイスを選択する．本研究では，従来研究[2]の問題設定に適応的な検査を追加することによって，顧客の健康状態に関する能動学習を可能にしている．

なお，本研究は機械学習の視点による基礎検討であり，状態が未知のMDPを用いて適応的な検査を伴うヘルスケア支援問題を定式化し，統計的決定理論に基づくベイズ最適な意思決定（検査項目とアドバイスの選択）を算出する方法を導出することが本研究の目的である．ヘルスケア支援の現場における提案方法の有効性を厳密に確認するためには，健康状態の遷移や検査結果などの実データに基づく各種確率分布などの設定が必要である．しかし，本研究は機械学習の視点による基礎検討であるため，提案方法の有効性を確認するために本稿で報告する数値計算例で用いた各種設定は著者らの主観に基づく設定である．実用化に向けたより厳密な有効性の確認のためには，ヘルスケア支援の現場における実データに基づく検討が必要である．

以下で，状態が未知のMDPを用いて，適応的な検査項目の選択を伴うヘルスケア支援における総コストを統計的決定理論[4]に基づいてベイズ基準のもとで最小化する方法を提案する．また，提案方法の有効性を数値計算例で確認する．

2. 準備

ここでは，本研究で用いる各種記号などの定義を行う．

$s_i \in S$ は顧客の健康状態を示し，$S = \{s_1, s_2, \ldots, s_{|S|}\}$ は健康状態集合である．健康状態は未知で直接観測できない．$c_i \in C$ は検査項目を示し，$C = \{c_1, c_2, \ldots, c_{|C|}\}$ は検査項目集合である．$o_i \in O$ は検査における観測値（検査結果）を示し，$O = \{o_1, o_2, \ldots, o_{|O|}\}$ は観測値集合である．$m_i \in M$ は管理栄養士や医師が顧客に対して行う日常生活のアドバイス（または指示，治療）を示し，$M = \{m_1, m_2, \ldots, m_{|M|}\}$ はアドバイス集合である．$e_i \in E$ は顧客の日常生活において顧客の健康状態に依存して確率的に生起するイベントを示し，$E = \{e_1, e_2, \ldots, e_{|E|}\}$ はイベント集合である．$h(m_i)$ は日常生活において顧客がアドバイス m_i を実行するためのコスト，$h(e_i)$ は日常生活のイベント e_i のコストを示し，本研究ではアドバイスコストとイベントコストを合わせた総コストの最小化を検討する．なお，アドバイスコストとイベントコストという定義は本研究特有のものであり，医療工学分野において必ずしも適切ではないかもしれない．本研究では，選択されたアドバイス（行動）によって確定的に決まるコストと，顧客の未知の健康状態に依存して確率的に決まるコストを区別するために上記のような定義を用いた．医療工学分野におけるより適切なコストに関する検討は今後の課題としたい．

本研究では，MDPを用いてモデル化するが，顧客の健康状態がMDPの状態，検査項目とアドバイスの選択が行動選択に相当する．

$p(o_k | s_i, c_j, \theta^*)$ は検査項目 c_j によって健康状態 s_i の顧客から観測値（検査結果）o_k を観測する確率を示す．$p(s_k | s_i, m_j, \theta^*)$ はアドバイス m_j の実行によって顧客の健康状態が s_i から s_k に遷移する健康状態遷移確率を示す．$p(e_j | s_i, \theta^*)$ は健康状態 s_i のもとでイベント e_j が生起する確率を示す．θ^* は各種確率分布を支配する

真のパラメータで本研究では既知とする．

本研究ではT期間のMDP問題を扱う．各期でN回の検査項目の選択後にアドバイスを選択し，アドバイスの実行による健康状態の遷移後にイベントが生起する．各検査項目の検査結果は毎回観測可能であり，次の検査項目の選択あるいはアドバイスの選択は，それまでの検査結果をふまえて決定する．検査の実施が顧客の未知の健康状態に関する能動学習に相当する．従来研究[2]では本研究におけるイベント相当のもののみを観測してコスト最小化を検討していたのに対して，本研究では能動学習に相当する適応的な検査を追加することによって従来研究[2]を拡張している．x_t，$x_t \in S$はt期の期首の健康状態，x'_t，$x'_t \in S$はt期のアドバイス実行による遷移後の健康状態を示す．$y_{t,i}$はt期のi回目の選択$y_{t,i} \in C$，$1 \le i \le N$，$y_{t,N+1} \in M$である．$y_t = y_{t,1} \cdots y_{t,N+1}$とする．$z_{t,i}$は$t$期の$i$回目の選択に対する観測結果$z_{t,i} \in O$，$1 \le i \le N$，$z_{t,N+1} \in E$である．$z_t = z_{t,1} \cdots z_{t,N+1}$とする．$p(x_1)$は1期目の期首の健康状態の事前確率を示し，既知とする．t期において，選択された検査項目に対する観測値が期首の状態x_tのもとで確率的に生起し，アドバイス実行後のイベントは遷移後の状態x'_tのもとで確率的に生起する．なお，イベント生起後に状態x'_tを$t+1$期の期首の状態x_{t+1}とみなす（$x_{t+1} = x'_t$）．

3. ベイズ最適なヘルスケア支援方法の提案

3.1 定式化

統計的決定理論に基づいて定式化する．損失関数$L\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), x^T x'^T y^T z^T, \theta^*\right)$を次式で定義する．

$$L\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), x^T x'^T y^T z^T, \theta^*\right) = \sum_{i=1}^{T}\left(h\left(y_{i,N+1}\right) + h\left(z_{i,N+1}\right)\right), \tag{1}$$

ただし，$d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot)$は期を示す$i$，当該期で何回目の選択かを示す$j$，それまでの系列$y^{i-1}z^{i-1}$，$y_{i,\cdot}^{\ j-1} z_{i,\cdot}^{\ j-1}$を受け取って選択$y_{i,j}$を返す決定関数である．$y^{i-1}z^{i-1} = y_1 z_1 y_2 z_2 \cdots y_{i-1} z_{i-1}$，$y_{i,\cdot}^{\ j-1} z_{i,\cdot}^{\ j-1} = y_{i,1} z_{i,1} y_{i,2} z_{i,2} \cdots y_{i,j-1} z_{i,j-1}$とする．損失はパラメータ$\theta^*$のもとで決定関数$d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot)$によって検査項目とアドバイスの選択を実施し，$x^T x'^T y^T z^T$と遷移した場合の総コストを示す．

次にリスク$R\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), x_1, \theta^*\right)$を次式で定義する．

$$\begin{aligned} &R\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), x_1, \theta^*\right) \\ &= \sum_{x_2^T x'^T z^T} p\left(x_2^T x'^T z^T \middle| d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), x_1, \theta^*\right) \\ &\quad L\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), x^T x'^T y^T z^T, \theta^*\right), \end{aligned} \tag{2}$$

ただし，$x_2^T = x_2 \cdots x_T$である．リスクは1期の状態がx_1，パラメータθ^*のもとで，決定関数$d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot)$を用いた場合の総コストの期待値である．

しかし，状態x_1は未知なので事前確率$p(x_1)$を導入し，ベイズリスク$BR\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), p(x_1), \theta^*\right)$を次式で定義する．

$$\begin{aligned} &BR\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), p(x_1), \theta^*\right) \\ &= \sum_{x_1 \in S} p(x_1) R\left(d(\cdot,\cdot,\cdot,\cdot), x_1, \theta^*\right). \end{aligned} \tag{3}$$

式(3)のベイズリスクを最小にする決定関数がベイズ基準のもとで総コストを最小にするという意味で最適なヘルスケア支援方法（適応的な検査項目の選択およびアドバイスの選択）に相当する．式(3)のベイズリスクを書き下すと，T期間の入れ子構造になる．この入れ子構造に動的計画法（DP）を適用し，最適な検査項目とアドバイスを算出する方法を次節で提案する．

3.2 提案方法

DPを用いて，T期目から遡りながら計算して，ベイズ最適なヘルスケア支援方法を算出する．

最初に事後確率$p\left(x_t \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i+1} z_{t,\cdot}^{i+1}\right)$，$0 \le i \le N-1$と，$p\left(x_{t+1} \middle| y^t z^t\right)$の計算式を示す．

$$\begin{aligned} &p\left(x_t \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i+1} z_{t,\cdot}^{i+1}\right) \\ &= \frac{p\left(x_t \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i} z_{t,\cdot}^{i}\right) p\left(z_{t,i+1} \middle| x_t, y_{t,i+1}, \theta^*\right)}{\sum_x p\left(x \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i} z_{t,\cdot}^{i}\right) p\left(z_{t,i+1} \middle| x, y_{t,i+1}, \theta^*\right)}. \end{aligned} \tag{4}$$

$$p\left(x_{t+1} \middle| y^t z^t\right) = p\left(x'_t \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{N+1} z_{t,\cdot}^{N+1}\right), \tag{5}$$

ただし，

$$x_{t+1} = x'_t, \tag{6}$$

$$\begin{aligned} &p\left(x'_t \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{N+1} z_{t,\cdot}^{N+1}\right) \\ &= \frac{p\left(x'_t \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{N+1} z_{t,\cdot}^{N}\right) p\left(z_{t,N+1} \middle| x'_t, \theta^*\right)}{\sum_x p\left(x \middle| y^{t-1} z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{N+1} z_{t,\cdot}^{N}\right) p\left(z_{t,N+1} \middle| x, \theta^*\right)}, \end{aligned} \tag{7}$$

$$p\left(x_t'\middle|y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N+1}z_{t,\cdot}^{N}\right)$$
$$=\sum_{x_t\in S}p\left(x_t\middle|y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N}z_{t,\cdot}^{N}\right)p\left(x_t'\middle|x_t,y_{t,N+1},\theta^*\right). \quad (8)$$

T 期の $N+1$ 回目の選択（アドバイスの選択）は以下のとおりである．

$$V\left(y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{N}z_{T,\cdot}^{N},T,N+1\right)=\min_{y_{T,N+1}\in M}$$
$$h\left(y_{T,N+1}\right)+\sum_{z_{T,N+1}\in E} \quad (9)$$
$$p\left(z_{T,N+1}\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{N}z_{T,\cdot}^{N},y_{T,N+1}\right)h\left(z_{T,N+1}\right),$$

$$d^*\left(y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{N}z_{T,\cdot}^{N},T,N+1\right)=\arg\min_{y_{T,N+1}\in M}$$
$$h\left(y_{T,N+1}\right)+\sum_{z_{T,N+1}\in E} \quad (10)$$
$$p\left(z_{T,N+1}\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{N}z_{T,\cdot}^{N},y_{T,N+1}\right)h\left(z_{T,N+1}\right),$$

ただし，

$$p\left(z_{T.N+1}\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{N}z_{T,\cdot}^{N},y_{T.N+1}\right)$$
$$=\sum_{x_T'\in S}p\left(x_T'\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{N+1}z_{T,\cdot}^{N}\right)p\left(z_{T.N+1}\middle|x_T',\theta^*\right). \quad (11)$$

式(11)は事後確率によるイベント生起確率の期待値で，式(9)は最後の期のコストの最小期待値である．式(10)はベイズ最適なアドバイスを選択する決定関数である．

T 期の i 回目，$1\le i\le N$ の選択（検査項目の選択）は以下のとおりである．

$$V\left(y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i-1}z_{T,\cdot}^{i-1},T,i\right)=$$
$$\min_{y_{T,i}\in\left(C-y_{T,\cdot}^{i-1}\right)}\sum_{z_{T,i}\in O}p\left(z_{T,i}\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i-1}z_{T,\cdot}^{i-1},y_{T,i}\right) \quad (12)$$
$$V\left(y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i}z_{T,\cdot}^{i},T,i+1\right),$$

$$d^*\left(y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i-1}z_{T,\cdot}^{i-1},T,i\right)=\arg\min_{y_{T,i}\in\left(C-y_{T,\cdot}^{i-1}\right)}$$
$$\sum_{z_{T,i}\in O}p\left(z_{T,i}\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i-1}z_{T,\cdot}^{i-1},y_{T,i}\right) \quad (13)$$
$$V\left(y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i}z_{T,\cdot}^{i},T,i+1\right),$$

ただし，$\left(C-y_{T,\cdot}^{i-1}\right)$ は T 期において未選択の残りの検査項目集合を示し，

$$p\left(z_{T.i}\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i-1}z_{T,\cdot}^{i-1},y_{T.i}\right)=$$
$$\sum_{x_T\in S}p\left(x_T\middle|y^{T-1}z^{T-1},y_{T,\cdot}^{i-1}z_{T,\cdot}^{i-1}\right)p\left(z_{T.i}\middle|x_T,y_{T,i},\theta^*\right). \quad (14)$$

式(14)は事後確率による検査項目の観測確率の期待値で，式(12)は最後の期のコストの最小期待値である．式(13)はベイズ最適な検査項目を選択するベイズ最適な決定関数である．

t 期，$1\le t\le T-1$ の $N+1$ 回目の選択（アドバイスの選択）は以下のとおりである．

$$V\left(y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N}z_{t,\cdot}^{N},t,N+1\right)=\min_{y_{t,N+1}\in M}h\left(y_{t,N+1}\right)+$$
$$\sum_{z_{t,N+1}\in E}p\left(z_{t,N+1}\middle|y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N}z_{t,\cdot}^{N},y_{t,N+1}\right) \quad (15)$$
$$\left(h\left(z_{t,N+1}\right)+V\left(y^{t}z^{t},y_{t+1,\cdot}^{0}z_{t+1,\cdot}^{0},t+1,1\right)\right),$$

$$d^*\left(y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N}z_{t,\cdot}^{N},t,N+1\right)$$
$$=\arg\min_{y_{t,N+1}\in M}h\left(y_{t,N+1}\right)+$$
$$\sum_{z_{t,N+1}\in E}p\left(z_{t,N+1}\middle|y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N}z_{t,\cdot}^{N},y_{t,N+1}\right) \quad (16)$$
$$\left(h\left(z_{t,N+1}\right)+V\left(y^{t}z^{t},y_{t+1,\cdot}^{0}z_{t+1,\cdot}^{0},t+1,1\right)\right),$$

ただし，

$$p\left(z_{t.N+1}\middle|y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N}z_{t,\cdot}^{N},y_{t.N+1}\right)$$
$$=\sum_{x_t'\in S}p\left(x_t'\middle|y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{N+1}z_{t,\cdot}^{N}\right)p\left(z_{t.N+1}\middle|x_t',\theta^*\right). \quad (17)$$

式(17)は事後確率によるイベント生起確率の期待値で，式(15)は t 期以降の総コストの最小期待値である．式(16)はベイズ最適なアドバイスを選択するベイズ最適な決定関数である．

t 期，$1\le t\le T-1$ の i 回目，$1\le i\le N$ の選択（検査項目の選択）は以下のとおりである．

$$V\left(y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{i-1}z_{t,\cdot}^{i-1},t,i\right)=$$
$$\min_{y_{t,i}\in\left(C-y_{t,\cdot}^{i-1}\right)}\sum_{z_{t,i}\in O}p\left(z_{t,i}\middle|y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{i-1}z_{t,\cdot}^{i-1},y_{t,i}\right) \quad (18)$$
$$V\left(y^{t-1}z^{t-1},y_{t,\cdot}^{i}z_{t,\cdot}^{i},t,i+1\right),$$

$$d^*\left(y^{t-1}z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i-1}z_{t,\cdot}^{i-1}, t, i\right) = \arg\min_{y_{t,i}\in\left(C-y_{t,\cdot}^{i-1}\right)} \sum_{z_{t,i}\in O} p\left(z_{t,i}\middle|y^{t-1}z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i-1}z_{t,\cdot}^{i-1}, y_{t,i}\right) V\left(y^{t-1}z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i}z_{t,\cdot}^{i}, t, i+1\right), \tag{19}$$

ただし，

$$p\left(z_{t,i}\middle|y^{t-1}z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i-1}z_{t,\cdot}^{i-1}, y_{t,i}\right) = \sum_{x_t\in S} p\left(x_t\middle|y^{t-1}z^{t-1}, y_{t,\cdot}^{i-1}z_{t,\cdot}^{i-1}\right) p\left(z_{t,i}\middle|x_t, y_{t,i}, \theta^*\right). \tag{20}$$

式(20)は事後確率による検査項目の観測確率の期待値で，式(18)はt期以降の総コストの最小期待値である．式(19)はベイズ最適な検査項目を選択するベイズ最適な決定関数である．

3.3　数値計算例（その1）

提案方法の有効性を確認するため，数値計算例を報告する．

健康状態数$|S|=4$，アドバイス数$|M|=4$，イベント数$|E|=3$，検査項目数$|C|=3$，観測値数$|O|=3$，期間長$T=4$，検査項目選択回数$N=1$，アドバイスコスト$h(m_1)$，$h(m_2)$，$h(m_3)$，$h(m_4)$を0，100，500，1000，イベントコスト$h(e_1)$，$h(e_2)$，$h(e_3)$を0，1000，2500，健康状態の事前確率以外の各種確率分布を表1～表3とした．本来であればヘルスケア支援の実データに基づく設定が必要であるが，本研究では実データを未入手のため，以上の健康状態と各種コストと確率分布の設定は著者らの主観に基づく設定である．

この設定のもとで，健康状態の事前確率を一様乱数で300パターン生成した．一様乱数による事前確率の生成は，偏りのないパターン生成のためであり，一様乱数の選択は著者らの主観による．300パターンの事前確率に対して提案方法を適用した場合の総コストの最小期待値の平均が2018.28だった．比較用に各期で選択する検査項目を固定した場合の総コストの最小期待値の平均を算出した結果，検査項目c_1が2022.78，検査項目c_2が2037.89，検査項目c_3が2021.95だった．

著者らの主観に基づく設定のもとでの小規模な数値計算例であるが，検査項目を固定した場合よりも，検査項目を適応的に選択する提案方法の方が総コストの期待値が小さいことが確認できた．

表1.　$p\left(s_k\middle|s_i, m_j, \theta^*\right)$の例

i	j	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$
1	1	0.7	0.2	0.08	0.02
2	1	0.0	0.7	0.2	0.1
3	1	0.0	0.0	0.7	0.3
4	1	0.0	0.0	0.0	1.0
1	2	0.9	0.05	0.05	0.0
2	2	0.3	0.6	0.08	0.02
3	2	0.05	0.35	0.5	0.1
4	2	0.02	0.08	0.3	0.6
1	3	0.95	0.05	0.0	0.0
2	3	0.6	0.35	0.05	0.0
3	3	0.15	0.65	0.15	0.05
4	3	0.05	0.25	0.5	0.2
1	4	0.98	0.02	0.0	0.0
2	4	0.9	0.08	0.02	0.0
3	4	0.5	0.4	0.08	0.02
4	4	0.07	0.28	0.55	0.1

表2.　$p\left(e_j\middle|s_i, \theta^*\right)$の例

i	$j=1$	$j=2$	$j=3$
1	0.9	0.09	0.01
2	0.7	0.25	0.05
3	0.4	0.45	0.15
4	0.01	0.39	0.6

表3.　$p\left(o_k\middle|s_i, c_j, \theta^*\right)$の例

i	j	$k=1$	$k=2$	$k=3$
1	1	0.9	0.05	0.05
2	1	0.05	0.9	0.05
3	1	0.05	0.05	0.9
4	1	0.05	0.05	0.9
1	2	0.9	0.05	0.05
2	2	0.05	0.9	0.05
3	2	0.05	0.9	0.05
4	2	0.05	0.05	0.9
1	3	0.9	0.05	0.05
2	3	0.9	0.05	0.05
3	3	0.05	0.9	0.05
4	3	0.05	0.05	0.9

3.4 数値計算例（その2）

前節の数値計算例では事前確率以外の各種確率分布を著者らの主観で1例のみ設定していたが，本節ではより多くの設定パターンのもとで確認するため，事前確率以外の各種確率分布も一様乱数で生成した．その他の条件は前節と同様である．

生成した300パターンのもとでの提案方法を適用した場合の総コストの最小期待値の平均が4674.31だった．比較用に各期で選択する検査項目を固定した場合の総コストの最小期待値の平均を算出した結果，検査項目c_1が4738.59，検査項目c_2が4720.99，検査項目c_3が4742.37だった．

前節同様に著者らの主観に基づく設定のもとでの小規模な数値計算例であるが，より多くのパターンのもとで検査項目を固定した場合よりも，検査項目を適応的に選択する提案方法の方が総コストの期待値が小さいことが確認できた．

4. まとめと今後の課題

本研究では，適応的に検査項目を選択し，検査結果に応じて日常のヘルスケアに関するアドバイス（または指示，治療）を行うヘルスケア支援において，顧客がアドバイスを実行するためのアドバイスコストと健康状態に依存して確率的に生起するイベントに必要なイベントコストの総和の最小化を検討した．状態が未知のMDPを用いてモデル化し，統計的決定理論に基づいてベイズ基準のもとで総コストを最小化するヘルスケア支援方法を提案した．また，小規模な数値計算例であるが，適応的な検査項目の選択を行う提案方法の有効性を確認した．

本研究で提案したアルゴリズムはベイズ最適であるが，その計算量は指数オーダである．そのため，期間長が長い問題には適さない．ヘルスケア支援の現場で扱う適切な期間長については未検討であるが，仮に期間長が長い場合には計算量の軽減を検討する必要がある．例えば，最適性を保持したままでの計算量の軽減については，未知情報の種類は異なるが，状態遷移確率の真のパラメータが未知のMDPを扱った従来研究[5]で提案されている方法がヘルスケア支援問題にも適用可能である．また，近似としては短期間のMDP問題を逐次的に繰り返して解く方法などがある．

状態が未知のMDPを用いた意思決定に関する従来研究[2][3]は多いが，従来研究では未知状態に関する情報を受動的に受け取る問題設定である．他方，本研究では適応的な検査項目の選択により，能動的に未知状態に関する情報を入手している．本研究は，状態が未知のMDPの問題設定に適応的な仮説検定（能動学習に相当）の枠組みを追加することによって，従来研究の問題設定を拡張したと解釈できる．

また，未知情報の種類は異なるが，状態遷移確率の真のパラメータが未知のMDPを扱った従来研究[5]では，未知情報の学習に専念する訓練期間を利得最大化（本研究ではコスト最小化）に専念する評価期間の前に設定している．本研究は，従来研究における訓練期間と評価期間を繰り返し設定するように従来研究の問題設定を拡張したとも解釈できる．

本研究では，ヘルスケア支援の基礎検討として各種コストや確率分布などの設定を著者らの主観に基づいて設定したが，今後の課題として，ヘルスケア支援の現場の実データに基づくより現実に近いモデル化が挙げられる．特に，実際に扱うべき健康状態，アドバイス，検査項目，イベント，コストの検討，実データの収集，各種確率分布の収集データからの推定などは重要な課題である．

謝辞

本研究の一部はJSPS科研費JP16K00417の助成による．

参考文献

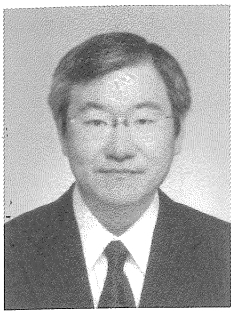
[1] 金子哲夫：マルコフ決定理論入門，槙書店，東京，1973.

[2] C. C. Bennett, K. Hauser, Artificial intelligence framework for simulating clinical decision-making: A Markov decisionn process approach, Artificial Intelligence in Medicine, Vol.57, pp.9-19, 2013.

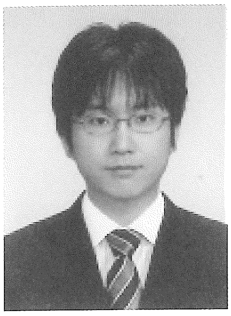
[3] 高橋將人，鈴木和幸：複数修理保全モデルにおける最適保全方策に関する一考察，電子情報通信学会論文誌A, Vol.J80-A, No.4, pp.677-683, Apr. 1997.

[4] J.O. Berger : Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis, Springer-Verlag, New York, 1980.

[5] 前田康成，浮田善文，松嶋敏泰，平澤茂一：学習期間と制御期間に分割された強化学習問題における最適アルゴリズムの提案，情報処理学会論文誌, Vol.39, No.4, pp.1116-1126, Apr. 1998.



前田康成（まえだやすなり）
平成7年早大・理工卒．平成9年同大学院理工学研究科修士課程修了．日本電信電話（株），東日本電信電話（株），北見工大助手，助教，准教授を経て平成28年同大学教授，現在に至る．博士（工学）．統計的決定理論の学習問題への応用に関する研究に従事．電子情報通信学会等各会員．



山内翔（やまうちしょう）
1988年10月27日生．2011年3月北海道大学工学部情報エレクトロニクス学科卒業．2014年同大学院情報科学研究科複合情報学専攻複雑系工学講座博士後期課程修了．2014年より日本学術振興会特別研究員．2016年より北見工業大学助教．自律ロボットシステムの研究に従事．

鈴木正清（すずきまさきよ）
昭57北大・工・電子卒．昭62同大大学院博士課程了．同年同大応用電気研究所助手．平5北見工大・助教授，平8北大・電子研助教授．センサアレー信号処理，鮭追跡システムの開発，国際会議運営支援システムの開発，電子波包絡の回路モデルの研究に従事．
平13より北見工大教授．工博．

高野賢裕（たかのまさひろ）
アドバンストヘルスケア株式会社代表．各種メディカル・ヘルスケア事業に従事し，産学連携に注力．

松嶋敏泰（まつしまとしやす）
昭53早大・理工・工業経営卒．昭55同大大学院修士課程了．同年，日本電気（株）入社．昭61早大・理工学研究科・博士後期課程入学．現在，早大・応用数理学科教授．知識情報処理及び情報理論とその応用に関する研究に従事．工学博士．IEEE等各会員．