

データヘルスが 映し出す 日本の終末期医療

平松 雄司 ● 東京大学未来ビジョン研究センター 受託研究員

はじめに

わが国は、OECD諸国の中でも最も高齢化が進んだ国の1つである。GDP成長率の停滞にもかかわらず、社会保障給付費は年々増加しており、社会保障の持続可能性に深刻な問題を抱えている。中でも、医療費は社会保障給付費全体の約30%を占めており(2022年度(予算ベース)131.1兆円のうち40.8兆円^①)、医療費の継続的な増加による現役世代の負担の増加は、社会保障の維持の観点で大きな課題である。近年に限らず、医療費の増加要因に関する研究は、1980年代から主に先進諸国を中心として盛んに行われてきた。その増加要因として、高齢化に加え、医療の高度化・所得の上昇・医療保険や医療制度の影響など、多くの項目が研究されてきたが、いまだに一貫した結論は得られていない。人が死亡する前の一定期間にかかる医療費は「終末期医療費」と呼ばれる。わが国の65歳以上の高齢者層における終末期医療費は年間医療費の約20%程度を占めると推計されており^②、終末期医療費がわが国の財政に及ぼす影響は決して無視できるものではない。今後、さらなる高齢化に伴い、終末期医療費の問題はこれまで以上に顕在化してくると考えられる。

一方、高齢化率28.9%(2021年)の

超高齢社会を迎えた長寿国・日本では、政策の目標は長寿を目指すことから健康寿命を延ばすことに変わっている。政府は日本再興戦略^③により、国民の健康寿命の延伸のための予防・健康管理に資する新たな仕組みとして「データヘルス計画」を掲げ、15年より国民皆保険制度下に導入した。これは、医療保険者が主体となって、データに基づき科学的に健康課題を解決する取り組みであり、併せて医療資源の最適化(医療費の適正化)を目指している。さらに、政府は健康課題の解決を促す目的で、「経済財政運営と改革の基本方針(骨太方針)2020」^④により、「データヘルス計画」の標準化を進めることとした。今後「データヘルス計画」が全国に普及し、データの電子的標準化や保健事業のパターン化が進めば、健康医療に関するビッグデータにデータサイエンスの手法を適用して医療費を構造化したり、予防医学的介入の成果を上げることが可能となり、医療資源の最適化にもつながる。このような背景をもとに、筆者は19年から21年にかけて、データヘルス計画の一環として、静岡県国民健康保険のコホートデータを使用した終末期医療費の研究を行ってきた。本稿ではその研究成果に関して述べるとともに、終末期医療費に関する研究の変遷や、ビッグデータの活用とデータヘルスの将来像も併せて論じる。

終末期医療費に関する研究の変遷

終末期医療費に関する研究は、1980年代までさかのぼり、2000年代から一層盛んに行われている。1984年に、Lubitz and Priboda^⑤が「米国のMedicareの加入者で78年に死亡した人は加入者全体の6%程度でしかなくにもかかわらず、加入者の年間総医療費の28%を占めている」と報告し、それを皮切りに、今日までに多くの研究が行われてきた。

数々の研究の中でも最も大きなマイルストーンになったのは、99年に発表されたZweifel et al.^⑥による「Red herring」仮説であった。Red herringという言葉そのものは、「注意を別のものへとそらす」という意味であり、終末期医療費の文脈では、「高齢化が交絡因子として働き、他の重要な要因と医療費の関係性をみえなくしてしまうこと」を指す。そして、Zweifel et al.^⑥は、高齢の死亡者においては、年齢ではなく死亡するまでの期間が医療費を決定付ける主要因であり、死亡時点に近ければ近いほど医療費は増大する、という関係性を主張した。終末期医療費の研究分野では、死亡する時点への近さは「死への近接性(proximity to death)」と呼ばれるが、red herring仮説が提唱された後、多くの関連した研究が行われた。その結果、死への近接性および年齢の

双方が医療費に影響を与えるとする見解が一般的になりつつある。また、死への近接性および年齢と医療費の関係性は傷病別に異なる、という研究結果も報告されており^⑦、その他にも、並存疾患数・薬価・所得など、さまざまな要因を考慮した研究が行われている。

これまで行われてきた終末期医療費に関する研究の大部分は観察研究であり、増大する医療費の要因を探るべく、可能な限りバイアスの低減を適切に行い、相関分析から示唆を見いだすことを共通の方針として持っている。研究成果を医療政策に役立てるためには、適切な分析プロセスを通して質の高い推定結果を得ることが重要であり、その結果は実施可能な施策に結びつくものでなければならぬ。

ところで、質の高い推定結果を得るために、分析に使用するデータに必要とされる条件とは、どのようなものだろうか。1つ目は、交絡因子(調べようとする因子以外で結果に影響を与える因子)に関する十分な情報が得られることであり、これにより推定量の偏りの低減を図ることができる。2つ目は、十分なサイズのデータが入手可能なことである。十分なサイズのデータは、検定力の向上や複雑な交互作用を捉えることが可能なモデルの採用が可能になるなど、より精緻な分析を可能にする。終末期医療

費に関する研究もその例外ではなく、高品質かつ情報量の多いデータが重要である。近年は、ビッグデータという言葉に代表されるように、情報の電子的標準化に伴い、これまでと比較して多くの情報を蓄積・利用することが可能になってきている。

そこで、少し脱線してしまうが、終末期医療費の研究内容に関して述べる前に、データサイエンスおよびデータヘルスの視点でビッグデータの重要性とその活用に関して述べたい。

ビッグデータの重要性とその活用

2010年代以降、多くの分野でデータサイエンスが大きな注目を集めており、第3次人工知能ブームとも呼ばれる潮勢はいまだ衰えてはいない。データサイエンスは従来の統計学の流れをくみつつも、深層学習を始めとした機械学習の新手法を開発し、これまでに計算機で行うことができなかった分析作業の実行を可能にしてきた。代表的なものとしては、画像認識・自然言語処理・音声認識など、人間の五感に倣う入力を処理するものが挙げられ、22年現在では、画像と自然言語の組み合わせなど、複数種類の入力を同時に扱うことが可能な、マルチモーダルと呼ばれる技術がデータサイエンスの分野でトレンドになっている。データサイエンスの発展を支えてきた要素は数多くあ

るが、中でも、Graphic Processing Unitを含む計算機の周辺技術の進歩とそれに伴うデータ蓄積技術によるところは大きい。ここ数年のデータサイエンスのさらなる進歩の結果、「Transformer^⑧」や「Stable Diffusion^{⑨,⑩}」等に代表されるような深層学習における手法は、人間に勝るとも劣らない言語認識能力や画像生成能力を示すに至っている。

しかしその一方で、モデルの構築に必要なとされる計算能力やデータサイズ(数)は加速度的に増えており、電力消費量の増大に伴う環境への影響も気にされるようになってきている。機械学習におけるモデルは「data hungry」と揶揄される。例えば、最大35億枚の画像を画像認識モデルの学習に使用し、使用画像枚数と精度の関係を調べた研究がある^⑪。その研究の結果では、最大枚数である35億枚に達してもなお、画像認識モデルの精度は改善の途中にあり、研究者らは、より多くの画像をモデルの学習に使用することでさらに精度を改善することができると報告している。データサイエンスの分野では、データサイズとモデルの精度に関するこのような研究は多く行われており、一般的には、データサイズの対数とモデルの精度の間に、線形の関係が近似的に成り立つといわれている。つまり、単純にいつてしまえば、(質の良い)

データはあればあるほど良いということになる。深層学習などの機械学習系モデルは、データの複雑な関係性を捉えることが可能な一方で、その関係性の学習には非常に多くのデータを必要とするのである。

世界的にみても、医学・疫学におけるデータサイエンスの適用は、深層学習モデルによる医療画像診断などを好例として、より活発になってきている。機械学習的手法は、これまでの古典的な統計学的手法ではできなかったことを可能にし、新たな発見をもたらしてくれる可能性がある。しかし、1つの大きな問題点として、個人情報保護の観点や取り扱うテーマの希少性などのため、機械学習の手法が適用可能な程度に十分なサイズを持つデータがなかなか手に入らないという点が挙げられる。よしんば手に入ったとしても、データが分析に利用可能なレベルで整備されていることやデータへのアクセスビリティなどの面で、なんらかの問題を抱えていることも少なくない。このことは、わが国においても例外ではなく、これらの問題点を解消しデータ分析に資する環境を構築できるかどうかはデータ分析の実務面で大変重要である。そういった状況下で、静岡県はデータヘルス計画を促進すべく、国民健康保険のデータベースの構造化を図ってきた。データベースの整備に当たっては、静岡社会健康医学

大学院大学が中心となり、複数のデータベースの突合やプロフィールの確認などを行った^⑫。整備されたデータはSKDB (Shizuoka Kokuhō Database)と呼ばれており、匿名化された200万人を超える国民健康保険加入者の約6・5カ年分(12年4月～18年9月)の縦断コホートで、人口統計学的特徴・診療報酬請求書(レセプト)・特定健診などの多くの情報を備えている。整備された多様な情報を備えるビッグデータがもたらす恩恵は大きく、機械学習の手法の適用や多様なテーマの研究を可能にする。医療や公衆衛生領域におけるビッグデータの整備は、わが国が今後さらに力を注いでいくべき重点の1つであることは論をまたないであろう。

わが国の終末期医療費の特徴

話を終末期医療費に戻したい。終末期医療費は、本稿の前半で述べた、年齢や死への近接性といった項目以外にも、国や社会・医療制度などのさまざまな要因に影響される。今回、筆者は年齢や死への近接性に加えて、性別・傷病(循環器系・呼吸器系・悪性新生物・慢性腎臓病・その他)を終末期医療費に大きく影響する要因と捉え、死亡前2年間における各月の医療費を層別に推定する研究を先に述べたSKDBを用いて行った^⑬。実は、医療費を推定するに当たり、レセプ

図1-A 月別終末期医療費(10万円単位)の性・傷病群別推移

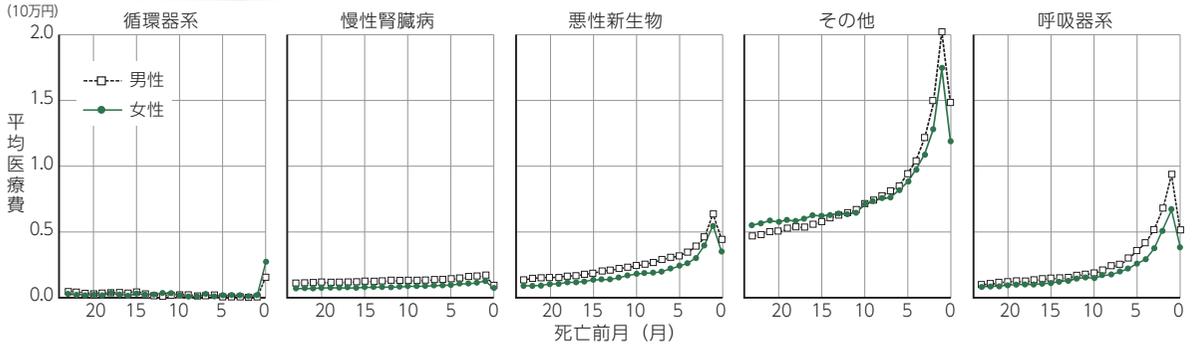
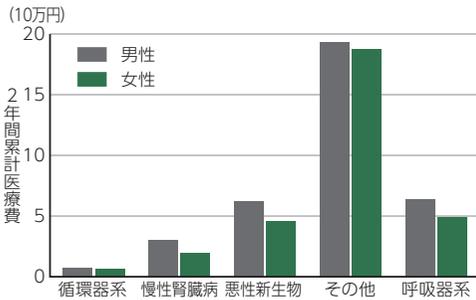


図1-B 性・傷病群別の死亡前2年間累積医療費



とを指す。しかしながら、以下で述べるように、この手法には妥当性・客観性の面で問題があると考えられている^{(14)~(16)}。妥当性の面では、主傷病としては認識されない並存疾患に対して、その疾患に費やされているはずの医療資源に対応する医療費が一切割り当てられない、という

ト特有の課題がある。レセプトは診療報酬の請求書であるが、1つのレセプトに複数の傷病が記載されていることは珍しくはなく、終末期の患者レセプトでは、複数の傷病を持つケースがより多く観察されることになる。ところが、レセプトには各傷病と診療行為との対応関係が明記されていないため、医療費を複数の傷病にどのように割り当てるかを決めなければならない。この医療費の割り当てという課題に対して、これまでは「主傷病(選択)法」と呼ばれる手法が使用されてきた。ここでいう主傷病(主病)とは、当該患者の全身的な医学管理の中心となつている特定疾患のことであり、主傷病法とはレセプトに記載された医療費を主傷病に対してのみ割り当てる手法のことを指す。

新たにベイズ統計学的な割り当て手法を開発した⁽¹⁸⁾。本手法の詳細な原理は文献⁽¹³⁾に譲るが、ここで改めて強調しておきたいのは、200万人を超える静岡県国民健康保険の大規模コホートデータが、MCMCによる医療費割り当てという手法を可能にした点である。MCMCはその名の通り、乱数を利用したモンテカルロ(Monte Carlo)ベースの手法の一種であり、推定値の収束には十分なサイズ以上のデータが必要とすることが多い。死亡前医療費は、コホートデータから死亡者のみを抽出し、性・年齢・死亡前月別に層化した集団に対して

点が挙げられる。これは、保健事業などの介入効果を測定する場合などで問題となり、例えば、対象としている傷病に対する効果の推定量に偏りを発生させ、誤った施策判断を引き起こす可能性がある。客観性での問題は、主傷病に特定疾患を割り当てる人、もしくはその割り当てルールの設定者の主観を取り除ききれない点にある。

このような医療費の割り当てにおける問題点を解決すべく、これまでいくつかの手法が提案されてきた^{(16)~(17)}。しかし、筆者がそれらの手法を試した限りでは、割り当て医療費が負になったり、該当手法に統計的な正当性を見いだせなかったため、機械学習の分野でもよく使用されるMarkov Chain Monte Carlo(MCMC)を利用し、

図2-A 月別終末期医療費(10万円単位)の年齢・傷病群別推移

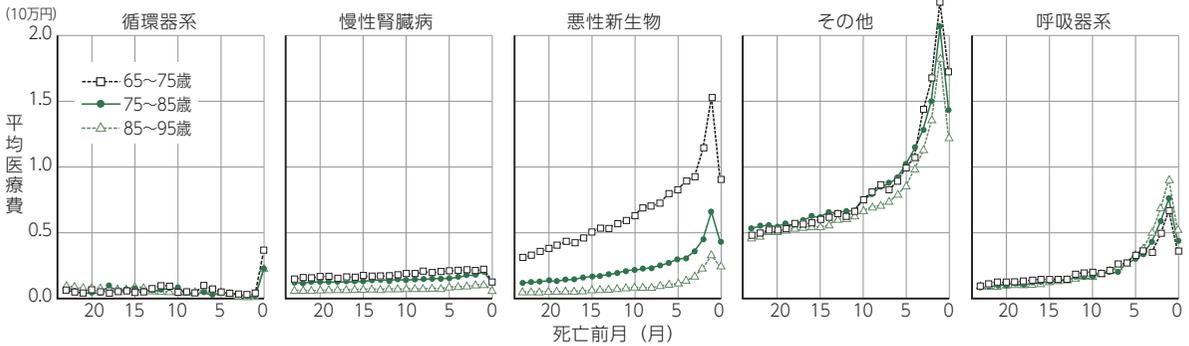
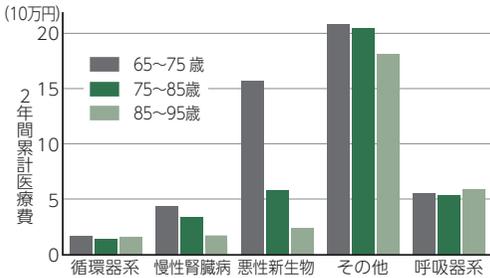


図2-B 年齢・傷病群別の死亡前2年間累積医療費



分析を行うことで推定されるが、層化に使用する変数の種類(性・年齢・死亡前月など)や各変数のカテゴリの種類の種類(性であれば男女の2種類、年齢であれば年齢層の種類、死亡前月であれば2カ年分にあたる24種類)が増えるほど、各層のデータサイズは小さくなってしまふ。そのため、死亡前月のようなカテゴリの種類数が多い変数を使用した層化を行う場合、MCMCにおいて十分に収束した結果を得ることが難しくなる。今回、筆者の研究で使用したコホートでは12万を超える対象者を抽出することができ、結果として、性・年齢・死亡前月で層化した後でも十分に収束した推定結果を得ることができた。

図1-Aは、男女別に推定された各傷病

群の終末期医療費の毎月の平均的推移を表している。傷病はICD-10 codeをもとに、循環器系(Circulatory: I00-I99)・慢性腎臓病(CKD: N18)・呼吸器系(Respiratory: J00-J99)・悪性新生物(Neoplasms: C00-D48)・その他(Others)に大きく分類されている。横軸は

死亡前月を表しており、値がゼロの場合は死亡当月を意味する。縦軸は平均医療費を表しており、単位は10万円になっている。ここでいう平均医療費とは、該当傷病の平均的な有病率と有病者の平均的な発生医療費を掛け合わせたものを指す。そのため、例えば、有病率の高い循環器系であっても、平均的な発生医療費は低く、有病率と発生医療費の掛け合わせで計算される平均医療費はそれほど大きくない。一方で、慢性腎臓病の場合、平均的な発生医療費は高いものの、平均的な有病率は低いいため、こちらも平均医療費はそれほど大きくない結果となっている。また、死亡当月の平均的な生存期間は半月しかないため、傷病にもよるが、その月の平均医療費は大きく落ち込む傾向にある。死亡1カ月前までは死が近づくにつれ医療費が増加する傾向にあり、これまで多くの研究で指摘されてきた死への近接性と医療費の関係(死が近づくほど医療費が増加するという関係)が確認できるが、傷病別にその増加の仕方が異なることがみてとれる。例えば、悪性新生物や呼吸器系における死への近接性の影響が大きい一方で、循環器系や慢性腎臓病は死への近接性の影響が弱くなっている。男女間における差は後述の年齢層間の差と比べるとあまりないが、男性の方が医療費が少し高い傾向にあり、それは図1-Bにお

る死亡前2年間の累積医療費(図1-A)の各月の医療費を合算したもの)においても同様である。

次に、図2-Aは年齢別に推定された各傷病群の終末期医療費の平均的推移を表している。ここで特筆すべきは、悪性新生物の年齢間の差である。一般的な感覚では、呼吸器系における場合のように、高齢になればなるほど医療費は高くなると考えがちだが、悪性新生物においては、若いほど医療費が高くなる傾向にある。図2-Bの死亡前2年間の累積医療費で見ると、85〜95歳の年齢層に対して、65〜75歳の年齢層は6倍以上の医療費がかかっている。これは、比較的若くして悪性新生物に罹患した場合の医療費の大きさを示唆しており、生活習慣等に起因する悪性新生物への罹患予防や早期発見の重要性を示している。

データヘルスの今後と展望

冒頭で述べたように、わが国の政策目標は、長寿から健康寿命の延伸に置き換わっており、データに基づき健康課題を解決するデータヘルス計画が担う役割は重要である。そして、その取り組みの前提となるデータ整備は最重要課題の1つである。本稿で紹介した終末医療費の研究では、傷病群を「循環器系・慢性腎臓病・呼吸器系・悪性新生物・その他」から成る大傷病群へと分類した

が、これはMCMCを利用した手法の収束性からくるデータサイズの制約のためである。本来は、より細かい傷病群へと分類した上で、それぞれの終末期医療費を検証できることが望ましく、そのためにはより大きなサイズのコホートが必要となる。日本全国のデータを統合させ似たような分析を行うためには、データの構造化・アクセス・セキュリティなどが不可欠になる。今後、健康保険組合に加え、国民健康保険でもデータヘルス計画の標準化が浸透していくことで、保健事業の実社会での適用と良好な分析環境が実現すれば、予防医学的介入効果の測定精度は高まる。そうなれば、保険者の取り組みとデータサイエンスが融合して新たな知見が生まれる時代が到来するであろう。

(本稿の作成にあたり、東京大学未来ビジョン研究センター特任教授の古井祐司先生にご助言を賜りました。ここに深謝の意を表します。)

参考文献

- (1) 厚生労働省「社会保障の給付と負担の現状」https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage_215091.html
- (2) Hashimoto et al. Micro data analysis of medical and long-term care utilization among the elderly in Japan. *International Journal of Environmental Research and Public Health* (2010).
- (3) 内閣府「日本再興戦略」https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/pdf/saikou_jpn.pdf
- (4) 内閣府「経済財政運営と改革の基本方針2020」https://www5.cao.go.jp/keizai-shimon/kaigi/cabinet/2020_2020_basiscpolicies_japn.pdf
- (5) Lubitz, J. & Prihoda, R. The use and costs of Medicare services in the last 2 years of life. *Health Care Financing Review* (1984).
- (6) Zweifel et al. Ageing of population and health care

- expenditure: A red herring? *Health Economics* (1999).
- (7) Wong et al. Exploring the influence of proximity to death on disease-specific hospital expenditures: a carpaccio of red herrings. *Health Economics* (2011).
 - (8) Vaswani et al. Attention Is All You Need (2017).
 - (9) Rombach et al. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models (2022).
 - (10) Stable Diffusion launch announcement. Stability. AI. <https://stability.ai/blog/stable-diffusion-announcement>.
 - (11) Mahajan et al. Exploring the Limits of Weakly Supervised Pretraining (2018).
 - (12) Nakatani et al. Data Resource Profile of Shizuoka Kohcho Database (SKDB) Using Integrated Health- and Care-insurance Claims and Health Checkups: The Shizuoka Study. *Journal of Epidemiology* (2021).
 - (13) Hiramatsu et al. Examining proximity to death and health care expenditure by disease: a Bayesian-based descriptive statistical analysis from the National Health Insurance database in Japan. *Health Econ Rev* (2022).
 - (14) 岡本悦司「レポート「傷病分析の原理とコミュニティ」による妥当性の検証」*日本公衆衛生雑誌* (2009)
 - (15) 谷原真一「診療報酬明細書77における主傷病のみの統計情報の妥当性の検証」*日本衛生学雑誌* (2008)
 - (16) Okamoto E, Hata E. A new method of magnitude estimation for PDM (Proportional Distribution Method) using an optimization technique and validation by Monte Carlo simulation. *J Health Care Society*. (2005).
 - (17) Wagner et al. Using average cost methods to estimate encounter-level costs for medical-surgical stays in the VA. *Medical Care Research and Review* (2003).

■ 平松 雄一 (ひらまつ ゆういち)

東京大学理学部理学科物理学修士。東京大学未来ビジョン研究センター受託研究員、ナノ生命保険株式会社「ノー・タバコ・エン・ハンズ」Kaggle Competitions Master、日本アカデミー会準会員、「データサイエンス」に関する書籍複数(Kaggleで勝つ「データ分析の技術」など)。