

生命保険料決定と公正なデータサイエンス*

吉 田 靖

概 要

要約

生命保険料の決定に際しては、保険数理に基づき合理的かつ妥当なものであることと、特定の者に対して不当な差別的取扱いをするものでないことが求められている。このような重要な問題でありながら、少なくとも日本国内の生命保険の教科書的な文献では、不当な差別的取扱いについて解説している例は少ない。一方、AIや機械学習の導入による死亡率推計の精度向上に加え被保険者のスマートデバイスからの情報によるリスク細分化が進展している中で、「統計的差別」と「不当な差別的取扱い」との境界が曖昧になりつつある。さらにデータサイエンスの学部レベルの教育プログラムにおいても、データ倫理を取り扱うことは必須となっている。本稿は、これらのギャップを埋めるべく、生命保険の数理モデルを単なる技術的問題として扱うのではなく、社会的制度としての観点からも評価を行い、公正なデータサイエンスによる生命保険料のあり方を議論する基礎となることを目的としている。

1 はじめに

近年、人工知能（AI）や機械学習の社会的利用は急速に普及しつつある。保険業も、インシュアテックということばに表されているようにその例外ではなく、Bauer et al. [4] は、機械学習による保険の不正検知など広く学術論文を紹介している。保険分野の中でも、特に生命保険料の決定に関しては古くから計量的手法が用いられ、現在ではニューラルネットワークや機械学習によるモデルも多く提案されている。また、契約後の健康診断情報やスマートフォンなどのセンサー情報に基づいて、保険料が動的に変化する保険商品も登場し、医療においてはヒトゲノム解析の進展により遺伝子情報の利用が広がっている。

その一方で、欧州では従来は合理的な差別として認められていた保険契約における性差別を禁止する EU Test-Achats 判決¹⁾ が下されるなど、データサイエンス技術の開発・利用において法的・倫理的な公平性の配慮がより重要になっている。ここには機械学習モデルによる料率決定がいかにか統計的に高精度であっても、その基礎となる変数選択や予測構造が法的・倫理的に公平であるとは限らないという問題が存在する。機械学習モデルが予測する死

亡率の「差異」が、社会的に許容される「差別」か、それとも「不当な差別的取扱い」に該当するのかは、法的には憲法から保険法・保険業法・個人情報保護法までにわたる論点である。本稿は保険契約者の属性に基づく保険料算定の基礎である死亡率の推計の問題について、推計モデルの学術的な現状を紹介すると共に、経済学的な生命保険の意義を解説した後に法的・倫理的な面の課題を検討する。

前述のように数理的に正しいことが社会的に正義であるとは限らないため、保険という社会制度の下では、予測の合理性と規範的正当性の両立が求められる。データサイエンス技術の進展によって可視化された差異を、どこまで「公正な差別」として許容しうるか、その理解をどのように広めてゆくのか——それが公正なデータサイエンスの拡充を目指す本稿の中心的な問いである。

本稿の構成は次のとおりである。つづく第2章では、今後の議論のために、二大原則といわれる収支相等の原則および給付反対給付均等の原則の制度的・アクチュアリアルな意義と平準純保険料方式の数理解造を再確認する。第3章では、Lee-Carter モデル以降の死亡率予測研究の発展を概観し、ニューラルネットワークを用いた近年の手法である Richman and Wüthrich [12] などを紹介する。第4章では、Arrow [1], Mossin [9], Yaari [15] および Rothschild and Stiglitz [13] らを基礎とする生命保険の経済学的理論を整理し、効率性と公平性のトレードオフ構造を示す。第5章では、EU Test-Achats 判決による性別による保険料差別禁止に注目し、「統計的に正しいこと」と「法的・倫理的に正当であること」が必ずしも一致しないことを議論する。最後に第6章で、生命保険料決定の課題として、説明可能性 (explainability) とアルゴリズム的公平性 (algorithmic fairness) を取り上げ、Barocas and Selbst [3], Barocas et al. [2] および Charpentier [5] の議論を参照しつつ、公平なデータサイエンスを検討する。

2 保険料決定の基礎

保険料の決定に関し、一般に保険の二大原則と呼ばれる収支相等の原則と給付反対給付均等の原則があるとされている²⁾。「収支相等の原則」の定義は公益社団法人日本アクチュアリー会（以下、アクチュアリー会という）のウェブサイト「アクチュアリー用語集」³⁾によれば「保険の種類ごとや保険を引き受けている集団ごとに「保険料・掛金・運用益等による収入総額」が「保険金・年金・経費等による支出総額」と一致するように、保険料・掛金を算定する原則」と示されている。「給付反対給付均等の原則」については「アクチュアリー用語集」に記載はないが、一般社団法人生命保険協会（以下、生命保険協会）ウェブサイト「生命保険の基礎知識」⁴⁾では、「リスクの高さに応じて保険料を算出することで保険契約者の負担は公平となります。この原則を「給付反対給付均等の原則」といいます。」と

あり、リスクに応じた保険料が公平であるとしている。これとは別に民法上の双務契約の考えに基づくもので保険料の算定に限らないとする主張もある。

法令上は、保険業法⁵⁾ 第 3 条第 1 項により、「保険業は、内閣総理大臣の免許を受けた者でなければ、行うことができず、第 4 条第 2 項第 4 号に免許申請書には「保険料及び責任準備金の算出方法書」の添付が必要とされている。その算出方法書に関しては、第 5 条第 1 項第 4 号に基準として「イ 保険料及び責任準備金の算出方法が、保険数理に基づき、合理的かつ妥当なものであること。ロ 保険料に関し、特定の者に対して不当な差別的取扱いをするものでないこと。」と規定されている。さらに、第 116 条第 2 項では「長期の保険契約で内閣府令で定めるものに係る責任準備金の積立方式及び予定死亡率その他の責任準備金の計算の基礎となるべき係数の水準については、内閣総理大臣が必要な定めをすることができる」と規定され、これに基づき、大蔵省告示第 48 号（平成 8 年 2 月 29 日）では、責任準備金の積立方式は平準純保険料式とすることや、予定死亡率はアクチュアリー会が作成した生保標準生命表⁶⁾ の死亡率と定められている。

また、保険契約者に対しては保険法第 37 条で「保険契約者又は被保険者になる者は、生命保険契約の締結に際し、保険事故（被保険者の死亡又は一定の時点における生存をいう。以下この章において同じ。）の発生の可能性（以下この章において「危険」という。）に関する重要な事項のうち保険者になる者が告知を求めたもの（第 55 条第 1 項及び第 56 条第 1 項において「告知事項」という。）について、事実の告知をしなければならない。」と規定され、この告知義務制度は、情報の非対称性を是正するものとして機能していると考えられる。この告知事項に関して、金融庁「保険会社向けの総合的な監督指針（IV. 保険商品審査上の留意点等）IV—1—5 告知項目⁷⁾」では「保険契約者又は被保険者に求める告知項目は、保険会社が危険選択を行う上で必要なものに限定されているか。また、「趣味」など判断基準があいまいな用語は適当でないことに留意するものとする。」とのみされていて、具体的な制限を課していない。

ここで、前述の大蔵省告示第 48 号（平成 8 年 2 月 29 日）により、責任準備金の積立方式は平準純保険料式とすることと、予定死亡率はアクチュアリー会が作成した生保標準生命表の死亡率と定められていることによる保険料の決定方式について一般的な解説をしておく。

まず、生命保険における「平準」とは、時間の経過とともに変化するリスクや支払額を平均化し、契約期間を通じて保険料一定化させることを指す。通常、生命保険では被保険者の死亡リスク（死亡率）は年齢とともに上昇する。したがって、そのままリスクを保険料に反映すれば、年ごとに保険料が増加することとなり、高齢になるほど保険料が高額になり、保険料の支払いが困難になることも考えられる。これを避けるため、契約期間を通じて一定額の保険料を支払う方式が採用されている。この場合、契約初期に支払われる保険料のうち、その期間のリスクに対して過剰な部分を責任準備金として積み立て、契約後期のリスク増大

に伴う不足分を責任準備金から取り崩して補う仕組みとなる。

単純な定期保険⁸⁾を例に、平準保険料の数理構造を次に示す。保険数理⁹⁾上、採用した生命表の示す死亡率を予定死亡率、利息の計算に使用する利率を予定利率、保険制度の運営に必要な経費の保険金額あるいは保険料に対する比率を予定事業費率、という。これら3つの率が将来変動することに備えて、予定死亡率はやや高め、予定利率はやや低め、予定事業費率はやや高めに設定され、予定死亡率と予定利率から計算される保険料を純保険料、予定事業費率から計算される保険料を付加保険料という。純保険料と付加保険料を合計したものが契約者が払い込む営業保険料である。

いま、被保険者の年齢を x 、保険期間を n 年、保険金額を S 、利率を i とすると、各年の純保険料は死亡率 q_{x+t-1} に比例して変化し、これを契約期間全体で平準化した一定の純保険料 P は次式で表される。

$$P = \frac{S \sum_{t=1}^n v^t q_{x+t-1} {}_{t-1}p_x}{\sum_{t=1}^n v^{t-1} {}_{t-1}p_x}. \quad (1)$$

ここで、 $v=1/(1+i)$ は割引率、 ${}_{t-1}p_x$ は x 歳から $x+t-1$ 歳まで生存する確率である。

このように契約時の年齢により保険料は異なり、さらに「標準生命表 2018」は男女で異なるものになっている。ただし、日本アクチュアリー会 [18] にあるように「標準生命表は、健全性確保の観点から保険業法において積立が求められる責任準備金の計算の基礎であり、保険料計算の基礎である予定死亡率とは性格が異なりますので、価格については各保険会社の経営判断によって決定され」ている。また、作成に際して、各種の補正を行っているが、基本的には生命保険会社 29 社の 2008, 2009, 2011 観察年度¹⁰⁾ の実績を基礎データとし、国民生命表により 2018 年までの時点修正を行っているが、有診査で年齢別・男女別のみのデータに基づいている。

実際の生命保険料（営業保険料）についてはウェブサイトで、性別と生年月日を入力して見積もることが可能な例が多いが、純保険料と付加保険料を公表している例は少なく、ライフネット生命のウェブサイト¹¹⁾によれば、2024 年 10 月現在で、同社の定期死亡保険「かぞくへの保険」（保険期間 10 年）で保険金額 1,000 万円、40 歳の場合、男性は純保険料 1,365 円（月額、以下同じ）、付加保険料 560 円、女性は純保険料 1,463 円、付加保険料 474 円、50 歳の場合、男性は純保険料 3,233 円、付加保険料 984 円、女性は純保険料 1,985 円、付加保険料 701 円などとなっている。このように性別や年齢により保険料は大きく異なる。

3 死亡率予測モデルの進展

Lee and Carter [7] による Lee-Carter モデルは、死亡率の時間的変化を単純かつ柔軟に

捉えるために考案された代表的な人口統計モデルであり、現在では様々な改良が加えられて生命保険数理、長寿ボンドのプライシングや人口予測の分野で広く利用されている。モデルの基本的アイデアは、年齢 x と暦年 t に依存する対数死亡率 $m_{x,t}$ を、「年齢効果」、「時系列要因」、「感応度」の 3 要素に分解して表現することである。

Lee-Carter モデルの中心的な式は式 (2) のとおりである。

$$\ln m_{x,t} = a_x + b_x k_t + \varepsilon_{x,t}. \quad (2)$$

ここで各項の意味は以下のとおりである。

$m_{x,t}$: 年齢 x における暦年 t の死亡率。

a_x : 年齢 x に固有の平均的な対数死亡率 (年齢効果)。

b_x : 年齢 x における死亡率の変化に対する感応度。

k_t : 時点 t における全体的な死亡水準の変動を示す時系列要因。

$\varepsilon_{x,t}$: 残差項 (独立同分布を仮定)。

このモデルは、対数死亡率を時系列要因 k_t と各年齢の感応度 b_x の積で表現することにより、死亡率の年齢構造を保持しつつ全体的な水準変化を表現する構造となっている。

式 (2) において、 a_x, b_x, k_t は未知パラメータである。通常、以下の手順で推定が行われる。まず、観測された対数死亡率 $m_{x,t}$ の平均を年齢方向にとり、 a_x とする。

$$a_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln m_{x,t}. \quad (3)$$

次に、 a_x を除いた残差部分

$$\ln m_{x,t} - a_x \quad (4)$$

に対して特異値分解 (SVD) を行い、第 1 主成分を b_x, k_t に対応させる。

さらにモデルの同定 (識別) を行うために、式 (5) の制約条件を課す。

$$\sum_x b_x = 1, \quad \sum_t k_t = 0. \quad (5)$$

これにより、死亡率行列の主要な変動を 1 次元の時系列 k_t と感応度 b_x によって説明することができる。

推定された k_t は時系列的に滑らかなトレンドを示すため、一般に ARIMA モデルなどで外挿される。将来の死亡率は、推定された a_x, b_x と時系列モデルにより外挿された \hat{k}_t を用いて式 (6) で予測される。

$$\ln \bar{m}_{x,t} = a_x + b_x \bar{k}_t. \quad (6)$$

このように Lee-Carter モデルの特徴は、構造が比較的単純でパラメータ数が少なく、死亡率全体の動向を少数の要因で把握できる点にある。

その後、Lee-Carter モデルに対して様々な改良が提案されている。たとえば、Renshaw and Haberman [11] は Lee-Carter モデルにコホート効果 (cohort effect) を導入し、死亡率の世代間の違いを説明するための枠組みを提案している。また、Li and Lee [8] は複数集団の死亡率を同時にモデル化する multi-population mortality model を提案し、死亡率トレンドの共通性を活用することで、個別地域の死亡率予測の精度を高めることができることを示している。

近年では、機械学習 (machine learning) および深層学習 (deep learning) 技術を死亡率モデリングに応用する研究が急速に進展し、Richman and Wüthrich [12] はニューラルネットワークを用いて Lee-Carter モデルを複数集団へ拡張し、最適なモデル構造を自動選択する方法を提案している。彼らはこのモデルを Human Mortality Database (HMD) のすべての国における 1950 年以降の死亡率に適合させ、予測性能に極めて競争力があることを確認している。さらに、Perla et al. [10] は比較的単純な浅層畳み込みネットワークモデルを用いて Lee-Carter モデルを一般化し、深層ネットワークモデルは浅層畳み込みネットワークモデルよりも予測性能の向上にはつながらないことを示している。

このように、ニューラルネットワークを用いた死亡率モデリングは、従来の線形モデルの枠組みを自然に拡張するものである。

4 生命保険の経済学的基礎

個人が生命保険を契約する理由は、経済学的には期待効用理論に基づいて説明される。生命保険契約は、死亡という不確実事象に対するリスク回避的な資源配分の一形態であり、死亡時と生存時の富の分布を調整することで、個人または家族全体の効用を最大化する行動として理解される。Arrow [1] は医療市場の論文ではあるが、リスクと保険需要の一般原理を示し、Mossin [9] は付加保険料の存在により部分保険が選択されることを示しており、どちらも期待効用理論により保険需要を説明する基本的な文献である。さらに Yaari [14] は生命保険の特性をモデルに組み込んでおり、以下にこれに沿った説明を紹介する。ただし、変数記号は今日主として用いられているものを使用する。

時刻 t における生存関数を $S(t)$ とすると、時刻 t に死亡する確率密度は $f(t) = -S'(t)$ で、保険金額を $I(t)$ 、付加保険料率を λ とすると保険料は $(1+\lambda)f(t)I(t)$ となる。時刻 t における被保険者の資産を $w(t)$ とすると、時刻 t に死亡するとき、遺族の受取額は $w(t)$

$+I(t)$ となる。

このとき、時刻 t における被保険者の消費を $c(t)$ 、被保険者の効用関数を $U(c(t))$ 、遺族の受取による効用関数を $V(w(t)+I(t))$ とし、どちらの効用関数もリスク回避的で限界効用逓減を仮定する。さらに主観的割引率を δ とすると、被保険者の行動は式 (7) で定式化される。

$$\max_{c(t), I(t)} \int_0^{\infty} e^{-\delta t} [U(c(t))S(t) + V(w(t)+I(t))f(t)] dt \quad (7)$$

制約条件となる資産の変動は、利子率を r とすると式 (8) の微分方程式となる。

$$\dot{w}(t) = rw(t) - c(t) - (1+\lambda)f(t)I(t) \quad (8)$$

この最適化の結果、1 階の条件は式 (9) となり、これにより最適な保険金額を求めることができる。

$$U'(c(t)) = (1+\lambda)V'(w(t)+I(t)) \quad (9)$$

より現実的には、保険会社は式 (1) における死亡率を完全には観察できないため、Rothschild and Stiglitz [13] が指摘するように情報の非対称性が存在する。この状況で保険料が平均的リスクを基準として設定される場合、低リスク者が市場から退出し、高リスク者のみが残る逆選択 (adverse selection) が発生する。これを防ぐために保険者はリスク区分を細分化し、個人属性に応じた料率を設定する。これは数理的には取支相等原則を維持する合理的行動であるが、「特定の者に対する不当な差別的取扱い」としての問題が発生する可能性を孕む。したがって、経済学的効率性を追求するほど、公平性との間に緊張関係が生じる構造が保険契約にはある¹²⁾。

この構造は、データサイエンスが導入された現代において、より複雑な形で再現される。AI モデルは、数百万件の過去データから潜在的なリスク要因を抽出し、個々の契約者に対して精密なリスクスコアを算出することができる。このとき、モデルの目的関数は統計的誤差 (loss function) の最小化に基づくため、経済学的に言えば効率性の極大化を志向している。しかし、AI が予測する死亡率が社会的属性や遺伝情報と強く関連している場合、それは統計的には最適でも、法的・倫理的には不当な不均衡を生じうる。したがって、予測モデルによる効率性の向上が、必ずしも社会的公平性の実現を意味しない点に留意する必要がある。死亡率の予測問題は、単なる統計的推定ではなく、この社会的公平性をどう考慮するかという制度設計問題として理解されるべきである。すなわち、保険料決定の正当性は、技術的最適化の問題ではなく、「社会がどのような効率性・公平性の組合せを正当と認めるか」という規範選択の問題である。特に、遺伝情報を料率に反映させることは、「遺伝差別 (genetic discrimination)」の問題を引き起こすおそれがあり、倫理的にも法的にも極めて慎重

な取扱いが求められる。日本では生命保険協会 [16] にあるように、現在の取扱としては「遺伝学的検査結果の収集・利用は行って」いないものの、「医療の進歩や社会的な議論の成熟等、環境や情勢の変化に応じ、特に今後ゲノム医療が普及し遺伝情報について消費者の正確な理解が進むことに伴い、新たな課題が認識された場合等には、監督官庁の指導と医療・医学等の関係者の意見を参考とし見直しを行うことを含め適時適切に対応して参ります。」としている。

そのような中、遺伝子に関する研究は急速に進展して、健康や寿命との強い関連を示す例もあり、研究にとどまらず、採取した検体から 200 以上の項目にわたるレポートを行っているビジネスもある。ほんの一例ではあるが Willcox et al. [14] では長寿あるいは健康的加齢との関係を示す遺伝子について報告しており、この遺伝子を持っているかどうかなど、関心が高いと思われる結果をレポートに含めているものもある。ただし、これらは医師による診断ではない。

さらに、データ倫理 (data ethics) と個人情報保護の問題がある。前述のようにリスク細分化が進んだ死亡率予測モデルは多種多様な個人データを入力変数として用いるが、その中には、健康診断結果、ライフログ、遺伝情報など、個人情報保護法に定める個人情報や要配慮個人情報が含まれる可能性がある。これらを保険料決定に利用することは、個人情報保護法上の適法性・必要性・相当性の観点からも慎重に検討されるべきである。

5 EU における性別保険料の禁止判決

本節では公平性の議論に資するため、EU における性別保険料の禁止判決について簡潔に紹介する。

2004 年に施行された EU 男女平等指令 (Directive 2004/113/EC) は、財・サービスの供給における性別による差別を原則として禁止していたものの、生命保険や年金などの分野では、統計的に性別がリスクに影響する場合に限り、加盟国が性差による保険料区分を一時的に認める「例外条項」が設けられていた。しかし、ベルギーの消費者団体 Test-Achats が性別による保険料差別は EU 基本権憲章に反するとして提訴したところ、European Court of Justice [6] にあるように欧州司法裁判所は、性別は保険料を決める正当な理由にはならないとして統計的に差があることを根拠に無期限の例外条項を認めるのは、基本権憲章に定められた男女平等原則に反すると判断した。これにより、2012 年 12 月 21 日以降に締結されるすべての新規保険契約について、性別に基づく保険料・給付の差を設けることは禁止された。この判決に対し、保険業界はリスクに見合わない価格設定になると批判したが、EU は人権と平等の原則を優先し、個人を性別という集団の統計に基づいて扱うことは不当な差別と位置づけ、個人単位のリスク評価が重視されるべきとして今日に至っている。

6 おわりに：データサイエンスによる料率設計と倫理的課題

近年のデータサイエンスの発展により、生命保険料の決定過程は大きく変容している。従来の料率算出は、予定死亡率・予定利率・予定事業費率といった基礎率を用いたモデルに依拠していたが、今日では、機械学習モデルによって被保険者の健康情報、ウェアラブル端末のデータなど、多次元の変数を用いた動的なリスク推定が可能となっている。これらのモデルは、従来型の一般化線形モデル (GLM) を拡張し、非線形相互作用を自動的に学習する Gradient Boosting, Random Forest, Neural Network などの手法が用いられる。特にディープラーニングを活用した健康リスクスコアの算定は、生命保険料の個別化 (personalized pricing) を現実のものとしている。

しかし、このような AI による料率設計は、法的・倫理的な観点から多くの課題を提起している。その第一として、説明可能性 (explainability) の問題がある。機械学習モデルは高い予測精度を有する一方で、その意思決定過程がブラックボックス化しやすい。たとえば、ニューラルネットワークが算出したリスクスコアがどの要因に起因するかを人間が直感的に理解することは困難である。このため、契約者に対して「なぜこの保険料になったのか」を説明することが難しく、これは契約上の説明義務・適合性義務に関わる問題であり、消費者契約法および保険法上の「契約者保護」の理念に抵触し得る。

こうした課題に対処するため、説明可能 AI (XAI) やアルゴリズム的公平性を保険数理に導入する試みが進んでいる。代表的な XAI 手法である SHAP (Shapley Additive Explanations) や LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) は、各変数が予測結果に与える寄与度を可視化し、AI の意思決定過程を人間が理解可能な形に変換する。

さらに、こうした問題を理論的に分析するために注目されるのが、Barocas and Selbst [3] および Barocas et al. [2] による Algorithmic Fairness の議論である。彼らは、アルゴリズムによる意思決定が社会的に不当な格差を生じさせることを防ぐため、複数の数理的公平性指標 (demographic parity, equal opportunity, calibration) を提示している。

まず、Barocas and Selbst [3] は、ビッグデータによる自動化が既存の社会的不平等を再生産する可能性を「Big Data's Disparate Impact」として指摘した。彼らは、差別が意図的でなくとも、モデルの特徴量やデータ収集過程に構造的バイアスが含まれる場合、結果的に属性集団間で不当な不利益を生じると論じている。次に Barocas et al. [2] では、この問題を定式化するために次の3つの公平性概念を提示している。すなわち、(1) demographic parity：属性群間で予測結果の分布が等しいこと、(2) separation：誤差の分布が等しいこと、(3) calibration：予測確率と実際結果の対応関係が群間で等しいことの3点である。そしてこれらは相互に両立し得ないことを示し、どれを採用するか自体が規範的選択を伴うので、モデル設計者はどの公平性を優先するかを倫理的・社会的判断として明示すべきとしている。

一方、Charpentier [5] は AI や機械学習を用いた保険料算定が急速に普及する中で、「どのような差別が正当化され、どのような区別が不当なのか」という問題について実務的かつ包括的に整理した代表的文献である。Charpentier [5] は、保険における *fair discrimination* (公正な差別) という逆説的概念を中心に、統計的・倫理的・法的・アクチュアリアな次の4つの点を論じている。すなわち、(1) GLM や GAM からニューラルネットワークまでの保険数理における予測モデリング技術を概観したうえで、保険料算定における「区別」と「差別」の境界、(2) 個人情報保護法制 (GDPR など) と保険データ利用の倫理的側面を分析し、欠落変数バイアスやシンプソンのパラドックス等の統計的偏りが公平性判断に及ぼす影響、(3) グループ公正 (demographic parity, equalized odds, calibration) と個人公正 (similarity, counterfactual fairness, optimal transport) を数理的に定義して比較、(4) 不公正を是正するための前処理・学習中処理・後処理技術を整理し、GermanCredit, FrenchMotor などのデータで実証することである。したがって、保険数学、データサイエンス、倫理学、および法政策の各分野を橋渡しし、AI 時代のアクチュアリーが直面する「統計的差別と社会的公平性」のジレンマに理論的基盤を与えている。特に、保険数理の根幹であるリスク細分化をめぐる倫理的判断を *discrimination versus fairness* の軸で再構成しており、リスク細分化と差別禁止原則の両立可能性を検討するうえで、同書の議論は理論的基盤を与えるものになり得る。

さらに、AI 料率の利用には「二次的不公平」のリスクがある。すなわち、初期学習データにバイアスが含まれている場合、AI がその偏りを強化し、新しいデータを再び不均衡な構造で学習してしまう「バイアスの自己増殖」が起こり得る。これを防ぐには、モデルの定期的な再訓練と公平性評価を制度的に義務づける仕組みが必要である。

このように、データサイエンスの導入は保険料決定の精度を高める一方で、法的・倫理的課題を増幅させるという二面性を持つ。保険業法が要求する「合理的かつ妥当な算出方法」(第5条第1項第4号イ)は、AI 時代においては単なる数理的合理性だけでなく、「説明可能で社会的に受容可能な合理性」へと拡張される必要がある。

以上のように本稿では、網羅的ではないが、重要と思われ、かつ教科書的な文献を紹介してきた。生命保険会社が健康増進型保険と呼んでいる保険商品では健康状態による保険料の差異が自分の健康状態を管理するインセンティブになる可能性もあるが、これらに関する研究は少なく、特に実証的な研究による検証が望まれる。

また、日本では生命表そのものは必ずしも広く一般には浸透していないかもしれないが、男女で平均寿命が異なることが長年にわたり日常で話題になっており、数値的にも明確になっている歴史がある。一方、ゲノム情報と健康や寿命との関係を示す研究は大量に存在し、かつ増加も著しいが、その成果はいまだ一般的になったとはいえない。個人のゲノム情報も本人が望めば3万円程度の費用である程度の把握ができるようになったとはいえ、大半の

人々はまだ利用していない。これらの問題が解消されることが、「説明可能で社会的に受容可能な合理性」の議論に寄与すると思われる。また、料率に影響しないまでも、営業姿勢に影響する可能性はあり、これは外部からは見えにくいものとなる。個別の会社においては従来より教育に取り組んでいる例もあるが、業界としてデータサイエンスの拡大を踏まえた教育をさらに強化すべきであろう。

謝辞

本稿は、統計数理研究所一般研究 1 (2023-ISMCRP-1006) および東京経済大学 2024 年度個人研究助成費 (研究番号: 24-31) による研究成果の一部である。

注

- * 本稿は統計数理研究所の「講義録：社会の中の統計科学」(国友直人編集)の中にディスカッションペーパーとして掲載された論文に加筆修正したものである。
- 1) European Court of Justice [6]
 - 2) 日本の法令では「収支相等」および「給付反対給付均等」という語は用いられていない。保険学的には、二大原則の法的位置づけに関しては議論があるが、詳細は堀井 [21]、船津 [20] などに記載がある。
 - 3) <https://www.actuaries.jp/actuary/glossary.html>
 - 4) <https://www.seiho.or.jp/data/billboard/introduction/content03/>
 - 5) 保険業法は、「保険業の公共性にかんがみ、保険業を行う者の業務の健全かつ適切な運営及び保険募集の公正を確保することにより、保険契約者等の保護を図り、もって国民生活の安定及び国民経済の健全な発展に資することを目的」と規定されている。
 - 6) <https://www.actuaries.jp/lib/standard-life-table/index2018.html>
 - 7) https://www.fsa.go.jp/common/law/guide/ins/04.html#04_01
 - 8) 一定の保険期間を契約時に定め、その期間に死亡した場合に保険金を受け取れる生命保険
 - 9) たとえば二見 [19]
 - 10) 東日本大震災の影響を除くため 2010 観察年度は除かれている。
 - 11) https://www.lifenet-seimei.co.jp/shared/pdf/insurance_table_202410.pdf
 - 12) ただし、大倉 [17] は「ハイリスクタイプ消費者とローリスクタイプ消費者との事故発生確率の差が小さいとき、あるいはハイリスクタイプ消費者の人数が相対的に少ないとき、規制等によってリスク細分化を禁止することが、パレートの意味において望ましいことを」経済学的に証明している。

参考文献

- [1] Arrow, K. J. (1963). "Uncertainty and the welfare economics of medical care." *American Economic Review*, 53 (5), 941-973.
- [2] Barocas, S., Hardt, M., and Narayanan, A. (2023). *Fairness and Machine Learning: Limitations*

- and Opportunities*. MIT Press. <https://fairmlbook.org/>.
- [3] Barocas, S., and Selbst, A. D. (2016). “Big data’s disparate impact.” *California Law Review*, 104 (3), 671–732.
 - [4] Bauer, D., Schmit, J., and Sydnor, J. (2024). “The economics of emerging insurance technologies: Theory and early evidence.” *Journal of Risk and Insurance*, 91, 809–812. <https://doi.org/10.1111/jori.12495>.
 - [5] Charpentier, A. (2024). *Insurance, Biases, Discrimination and Fairness*. Springer Actuarial Series, Springer, Cham. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-49783-4>.
 - [6] European Court of Justice (2011). Case C-236/09, *Association Belge des Consommateurs Test-Achats ASBL and Others v Conseil des ministres*, Judgment of 1 March 2011.
 - [7] Lee, R. D., and Carter, L. R. (1992). “Modeling and forecasting U. S. mortality.” *Journal of the American Statistical Association*, 87 (419), 659–671.
 - [8] Li, N., and Lee, R. D. (2005). “Coherent mortality forecasts for a group of populations: An extension of the Lee–Carter method.” *Demography*, 42 (3), 575–594.
 - [9] Mossin, J. (1968). “Aspects of rational insurance purchasing.” *Journal of Political Economy*, 76 (4), 553–568.
 - [10] Perla, F., Richman, R., Scognamiglio, S., and Wüthrich, M. V. (2021). “Time-series forecasting of mortality rates using deep learning.” *Scandinavian Actuarial Journal*, 2021 (7), 572–598. <https://doi.org/10.1080/03461238.2020.1867232>.
 - [11] Renshaw, A. E., and Haberman, S. (2006). “A cohort-based extension to the Lee–Carter model for mortality reduction factors.” *Insurance: Mathematics and Economics*, 38 (3), 556–570.
 - [12] Richman, R., and Wüthrich, M. V. (2021). “A neural network extension of the Lee–Carter model to multiple populations.” *Annals of Actuarial Science*, 15 (2), 346–366.
 - [13] Rothschild, M., and Stiglitz, J. E. (1976). “Equilibrium in competitive insurance markets: An essay on the economics of imperfect information.” *Quarterly Journal of Economics*, 90 (4), 629–649.
 - [14] Willcox, B. J., Donlon, T. A., He, Q., Chen, R., Grove, J. S., Yano, K., Masaki, K. H., Willcox, D. C., Rodriguez, B., and Curb, J. D. (2008). “FOXO3A genotype is strongly associated with human longevity.” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105 (37), 13987–13992.
 - [15] Yaari, M. E. (1965). “Uncertain lifetime, life insurance, and the theory of the consumer.” *Review of Economic Studies*, 32 (2), 137–150.
 - [16] 一般社団法人生命保険協会 (2022) 「生命保険の引受・支払実務における遺伝情報の取扱につきまして」。<https://www.seiho.or.jp/info/news/2022/20220527.pdf>.
 - [17] 大倉 真人 (2002) 「リスク細分型保険は本当に望ましいか？」『経営と経済』 82 (3), 79–94。https://nagasaki-u.repo.nii.ac.jp/record/27662/files/Keizai82_3_79.pdf.
 - [18] 公益社団法人日本アクチュアリー会 (2018) 「標準生命表 2018 の作成過程」。<https://www.actuaries.jp/lib/standard-life-table/pdf/seimeihyo2018-katei.pdf>.
 - [19] 二見 隆 (1992) 『生命保険数学』。<https://www.actuaries.jp/examin/textbook/>.
 - [20] 船津 浩司 (2014) 「給付反対給付均等原則の法的再定位」『生命保険論集』 189, 99–126。https://www.jili.or.jp/files/workshop/search/D_189_4.pdf.

- [21] 堀井 拓也 (2016) 「保険法 2 条 1 号の『保険契約』に関する一考察」『保険学雑誌』 634, 1-34。 https://doi.org/10.5609/jsis.2016.634_1.