

厚生労働科学研究費補助金（地球規模保健課題解決推進のための行政施策に関する研究事業）
総合研究報告書

カーボンニュートラル社会におけるヘルスケアシステムの設計と転換策の提案のための研究

研究代表者 南 齋 規介 国立研究開発法人国立環境研究所 資源循環領域 領域長

研究要旨

医療・介護・保健衛生のヘルスケア需要が固定資本形成を含むサプライチェーンを通じて誘発する GHG 排出量（カーボンフットプリント）を 2011 年、2015 年および 2020 年産業連関表を用いて定量化し、カーボンフットプリントの発生構造を解析した。また、新たに標的型サプライチェーン分解分析法を開発し、ヘルスケアの医療のカーボンフットプリントを英国保健サービス（NHS）の事例を参考に定めた 30 個の脱炭素化オプション別に分解した。市区町村別のヘルスケア関連およびその他の消費に伴うサプライチェーン全体での将来の GHG 排出量推計を実施した。

日本の各都道府県における CT および MRI の運用効率性を横断的および時系列的に定量評価した。具体的には、非効率な運用の改善に基づくライフサイクル CO₂削減ポテンシャルを定量的に推計した。その結果、不要な機器運用に起因する CO₂排出量は医療分野全体の約 7%に相当することが明らかとなった。加えて、2050 年に日本がカーボンニュートラルを達成する経路として、電力の脱炭素化と次世代自動車に対する物質効率化、住宅・非住宅建築物の長寿命化、循環利用率の向上を仮定すると、2050 年までにヘルスケアに求められる資源利用の効率は最大で 8 倍程度向上する必要があると示唆された。

要支援・要介護認定者がいる世帯において、要介護者のいない世帯との消費財（介護用品、光熱費、交通費など）との差異に注目し、施設および自宅介護と GHG 排出量との関係を分析した。一方、電力を中心に国のエネルギー基本計画に沿ったエネルギー移行が起きた場合に、介護需要に伴うサプライチェーン全体の GHG 排出量が今後どの程度削減されるかを推計した。さらに、介護需要を維持していくために必要な直接・間接労働力についても定量化し、現状のサプライチェーン構造下では商業や農業等の介護現場以外でも労働力が新たに必要になる可能性が示唆された。したがって、介護におけるカーボンニュートラル化には、被介護者のウェルビーイングや少子高齢化で切迫する人材不足も鑑みて、介護需要そのものを抑制しつつ低炭素な介護予防策の推進が不可欠であると考えられる。

研究分担者氏名・所属研究機関名及

び所属研究機関における職名

・重富陽介・立命館大学・理工学部・

准教授

・金本圭一郎・東北大学・環境科学研究

科・准教授

A. 研究目的

日本は超高齢化社会を背景とした医療、保健、介護等のヘルスケア需要の増加が見込まれる一方で、ヘルスケア自身の環境的持続可能性を高めることが求められる。日

本のヘルスケア需要はそのサプライチェーンを通じて年間 6250 万トン（2011 年値）の温室効果ガス（GHG）の排出を誘発し、総 GHG 排出量の約 5%を占める。

確実な需要増加を見込むヘルスケアの脱炭素化は不可欠であるが、日本が宣言した「2050 年カーボンニュートラル」と整合的に実現するには、30 年余りの期間でこれを急速に展開する必要がある。ヘルスケアの脱炭素化対策には需要側（例、患者や要介護者の減少）と供給側（例、再生可能エネルギー導入、機器等の長期使用）のオプションが考えられるが、どのオプションにど

の程度の GHG 削減効果があるかは未解明であり、脱炭素化に向けた需要側と供給側の対策の最適な組み合わせと導入量の究明ができない。このヘルスケアの脱炭素オプションに関する科学的知見の欠如は、保健行政や医療機関等による戦略的な脱炭素計画の立案と実践を阻害し、ヘルスケアがカーボンニュートラル社会に適合できないリスクを生む。

今日、世界のヘルスケア需要による GHG 排出量は 24 億トンと推計され、英国、米国、豪州、中国などの国別推計もサプライチェーンモデルを用いて行われている。一方、MRI や CT を含む医療検査機器の使用に伴う GHG 排出量も算定され、ヘルスケアと GHG 排出との関係が巨視的・微視的の両視点から明らかになりつつある。しかし、ヘルスケアとカーボンニュートラル社会との整合性については国内外で未検討である。そこで本研究では、日本のヘルスケアのサプライチェーンに脱炭素化オプションを組み込む GHG 排出算定モデルを独自に開発し、ヘルスケアのカーボンニュートラル化を達成するための需要側と供給側対策の排出削減効果とその導入量を定量化することを目的とする。

B. 研究方法

[1]ヘルスケアサービスに伴う GHG 排出量の推計と脱炭素化オプション別への分解 固定資本サプライチェーンを含む産業連環モデル

本研究ではヘルスケアサービスが要するサプライチェーンを生産プロセスだけでなく固定資本形成を含めて包括的に捉えるため、固定資本内生化型の環境産業連環モデルを開発した。このモデルは、ヘルスケアサービスが直接形成する固定資本だけでなく、サプライチェーンを通じて間接的に形成に関与する固定資本によるカーボンフットプリントへの影響を計測することができる。

本モデルでは式(1)のように商品の総国内生産量 $x = (x_i)$ は国産品に対する中間需要 $Z = (z_{ij})$ と最終需要 $f = (f_i)$ の和と均衡する。ここで i は全ての要素を 1 とする集計ベ

クトルを示す。行列 Z は式(2)のように 4 つのブロック行列から構成される。 z^{pp} は商品生産における商品の取引額、 z^{pc} は固定資本形成における商品の取引額、 z^{cp} は商品生産における固定資本形成の取引額、 0 は要素が全ての 0 の行列を示す。

$$x = Zi + f \quad (1)$$

$$Z = \begin{pmatrix} z^{pp} & z^{pc} \\ z^{cp} & 0 \end{pmatrix} \quad (2)$$

ここで、投入係数行列 $A = Z\hat{x}^{-1}$ ($\hat{\cdot}$ はベクトルを対角成分、他の要素をゼロとする行列を示す) と定義すると、 $Zi = A\hat{x}i = Ax$ となり、これを式(1)に代入すると式(3)を得ることができる。式(3)をベクトル x について解き、式(4)のように GHG 排出原単位ベクトル $d^* = (d_j^*)$ を乗じて、最終需要 f に起因するサプライチェーンを通じた GHG 排出量 e を決定する。 I は単位行列、 L はレオンティフ逆行列である。

$$x = Ax + f \quad (3)$$

$$e = d^*x = d^*(I - A)^{-1}f = d^*Lf \quad (4)$$

本研究では、式(1)の取引額 x, Z, f の単位は百万円とし、日本の最新の 2020 年産業連関表、2015 年、2011 年表を用いて設定した。具体的には、輸入率を要素とするベクトル $m = (m_i)$ を設定し、 $Z = (\widehat{I - m})Z^*$ および $f = (\widehat{I - m})f^d + f^{ex}$ によって輸入品を除いた。ここで Z^*, f^d, f^{ex} はそれぞれ国産品と輸入品を含む中間需要行列、国内最終需要、輸出需要を示す。なお、 Z の部門数は 507 部門であり、商品部門 p は 390 部門、固定資本形成部門 c は 117 部門から構成される。最終需要 f にはヘルスケアサービスに該当する 6 部門に需要額を計上し、他部門は 0 を付与した。

ベクトル d は部門別の直接 GHG 排出量 (tCO₂eq) を国内生産額 d で除して算定した。直接 GHG 排出は日本の国家 GHG インベントリの 2025 年 UNCCC 報告版に記載の 2020 年、2015 年、2011 年値を利用して算定した。算定方法は 2011 年表を作成した方法を援用した。GHG は CO₂, CH₄, N₂O, Hydrofluorocarbon (HFCs), perfluorocarbons (PFCs), SF₆, NF₃ を含む

英国 NHS の先行研究を参照した 30 個の脱炭素化オプションの設定と医療カーボンフットプリントの分解

ヘルスケアの中でも医療サービスに注目し医療サービスのカーボンフットプリントを脱炭素化オプション別に分解した。脱炭素化オプションは英国 NHS（国民保健サービス）の先行事例を参照し、以下の 30 項目を設定した。

- 1 施設（電気）の最適化
- 2 施設（ガス）の最適化
- 3 施設（熱）の最適化
- 4 施設（水）の最適化
- 5 施設（廃棄物処理）の最適化
- 6 施設（石油燃料）の最適化
- 7 自家発電と熱の再生可能エネルギー化
- 8 全国的な電力脱炭素化
- 9 ゼロエミッション救急車
- 10 車両・職員車両の電動化
- 11 使い捨てプラスチック削減
- 12 金属器具の再処理
- 13 医療機器の再利用・再生
- 14 紙の使用削減
- 15 食品廃棄物削減
- 16 脱炭素技術革新（鉄鋼）
- 17 脱炭素技術革新（セメント）
- 18 脱炭素技術革新（非鉄金属）
- 19 脱炭素技術革新（石油・石炭）
- 20 脱炭素技術革新（ガラス）
- 21 バイオベースポリマーへの転換
- 22 植物由来中心の食転換
- 23 脱炭素化建設
- 24 貨物輸送の電動化
- 25 非医薬品の NHS 基準達成
- 26 医薬品の NHS 基準達成
- 27 麻酔薬削減に向けた長期計画
- 28 吸入器（MDI）削減に向けた長期計画
- 29 固定資本（医療）
- 30 固定資本（保健・介護）

医療サービスのカーボンフットプリントに対する上記 30 の各オプション寄与を特定するため、開発した標的型サプライチェーン分解分析法を適用した。なお、オプション以外の寄与は「その他」とした。

カーボンフットプリントの標的型サプライチェーン分解分析法

(1) オプションに対応する要素の設定

各脱炭素化オプションの導入がサプライチェーンにどの部分に該当するかを投入係数行列 A と GHG 排出原単位ベクトル d^* の要素毎 (a_{ij}, d_j^*) に規定した。説明の簡略化のため、ここでは脱炭素化オプションを 30 ではなく 2 つとし、サプライチェーンをオプションに該当する要素とそれ以外に分離する。

今、行列 A は 3×3 、ベクトル d^* は 1×3 要素を持つ場合を考える。オプション 1 に対応する要素を $(a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{23}, d_1^*)$ 、オプション 2 に対応する要素を $(a_{13}, a_{22}, a_{31}, d_2^*)$ 、その他に対応する要素を (a_{32}, a_{33}, d_3^*) と定義すると、行列 A とベクトル d^* は、式(5)と式

(6)のように、オプションとその他の要素以外を 0 とする行列 A_1, A_2, A_3 とベクトル d_1, d_2, d_3 に分離することができる。

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} \\ a_{13} & a_{23} & a_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & 0 \\ a_{12} & 0 & 0 \\ 0 & a_{23} & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 & a_{31} \\ 0 & a_{22} & 0 \\ a_{13} & 0 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a_{32} \\ 0 & 0 & a_{33} \end{pmatrix}$$

$$= A_1 + A_2 + A_3 \quad (5)$$

$$d^* = (d_1^* \quad d_2^* \quad d_3^*)$$

$$= (0 \quad d_2^* \quad 0) + (0 \quad 0 \quad d_3^*) + (d_1^* \quad 0 \quad 0)$$

$$= d_1 + d_2 + d_3 \quad (6)$$

(2) オプション別への分解方法

定義した 2 つの脱炭素化オプションとヘルスケアのサプライチェーンを通じた GHG 排出量 e （カーボンフットプリント）との関係を定量化するため、標的型サプライチェーン分解分析法（Targeted Decomposition Analysis: TDA）を開発した。T-SDA は明確なターゲットを任意にサプライチェーンに設定し、ターゲットのサプライチェーン全体に対する影響を定量的に測定できる。

ここでは、オプション 1 (A_1, d_1) と 2 (A_2, d_2) をターゲットとし、その他 (A_3, d_3) を便宜的にオプション 3 として定式化

する。式(5)のように行列を分割すると、 $I - A$ は式(7)となる。

$$I - A = I - A_1 - A_2 - A_3 \quad (7)$$

Hewings の手法を用いると、 A_1 の波及効果を示す逆行列 L_1 を式(8)のように定義し、これを式(7)の両辺に乘じると式(9)を得る。式(9)の右辺の $I - L_1 A_2$ に注目し、逆行列 L_2 を式(10)のように定義し、式(9)に両辺に乘じると式(11)となる。次に、逆行列 L_3 を式(12)のように定義し、同様の変換を行うと逆行列 L を式(15)のように分解できる。

$$L_1 = (I - A_1)^{-1} \quad (8)$$

$$L_1(I - A) = L_1[(I - A_1) - A_2 - A_3] \\ = I - L_1 A_2 - L_1 A_3 \quad (9)$$

$$L_2 = (I - L_1 A_2)^{-1} \quad (10)$$

$$L_2 L_1(I - A) = L_2[(I - L_1 A_2) - L_1 A_3] \\ = I - L_2 L_1 A_3 \quad (11)$$

$$L_3 = (I - L_2 L_1 A_3)^{-1} \quad (12)$$

$$L_3 L_2 L_1(I - A) = L_3(I - L_2 L_1 A_3) \\ = I \quad (13)$$

$$L_3 L_2 L_1 = (I - A)^{-1} = L \quad (14)$$

$$L = L_3 L_2 L_1 \quad (15)$$

式(4)と式(15)からカーボンフットプリント e は式(16)のように分解できる。さらに、式(16)の各項を式(17), (18), (19)によって L_1 , L_2 , L_3 の効果 $P_{d_j}^{(i)}$ (i, j はオプション 1,2,3) に分離し、式(20)を得る。

$$e = d^* L f \\ = (d_1 + d_2 + d_3) L_3 L_2 L_1 f = d_1 L_3 L_2 L_1 f + \\ d_2 L_3 L_2 L_1 f + d_3 L_3 L_2 L_1 f \quad (16)$$

$$d_1 L_3 L_2 L_1 f = \\ d_1 f + d_1 (L_1 f - f) + d_1 (L_2 L_1 f - L_1 f) \\ + d_1 (L_3 L_2 L_1 f - L_2 L_1 f) \\ = P_{d_1}^{(1)} + P_{d_1}^{(2)} + P_{d_1}^{(3)} \quad (17)$$

$$d_2 L_3 L_2 L_1 f = d_2 f + d_2 (L_1 f - f) \\ + d_2 (L_2 L_1 f - L_1 f) \\ + d_2 (L_3 L_2 L_1 f - L_2 L_1 f) \\ = P_{d_2}^{(1)} + P_{d_2}^{(2)} + P_{d_2}^{(3)} \quad (18)$$

$$d_3 L_3 L_2 L_1 f = d_3 f + d_3 (L_1 f - f) \\ + d_3 (L_2 L_1 f - L_1 f) \\ + d_3 (L_3 L_2 L_1 f - L_2 L_1 f) \\ = P_{d_3}^{(1)} + P_{d_3}^{(2)} + P_{d_3}^{(3)} \quad (19)$$

$$e = P_{d_1}^{(1)} + P_{d_1}^{(2)} + P_{d_1}^{(3)} + P_{d_2}^{(1)} + P_{d_2}^{(2)} + P_{d_2}^{(3)} + \\ P_{d_3}^{(1)} + P_{d_3}^{(2)} + P_{d_3}^{(3)} \quad (20)$$

ここで、考慮すべきはオプション 1 の要素は式(5)(6)において A_2 , d_2 または A_3 , d_3 として任意に分離することが可能な点である。つまりサプライチェーンをターゲットとその他を含めて n 個に分離する場合、 $n!$ の組み合わせが存在する。そのため、この例では $3! = 6$ 通りとなるため、SDA の full decomposition method と同様に 6通りの平均値を $P_{d_j}^{(i)}$ とする。

いま、オプション 1, 2, 3 が式(5)の A_k に分離された時の L_k を $L_k^{(1)}$, $L_k^{(2)}$, $L_k^{(3)}$ とすると、オプション 1 の影響である $P_{d_1}^{(1)}$, $P_{d_2}^{(1)}$, $P_{d_3}^{(1)}$ は式(21)–(23)により計算される。

$$P_{d_1}^{(1)} = d_1 f + 1/6 \{ 2d_1 (L_1^{(1)} f - f) \} + 1/6 \{ d_1 (L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f) + d_1 (L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f) \} + 1/6 \{ d_1 (L_3^{(1)} L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_2^{(2)} L_1^{(3)} f) + d_1 (L_3^{(1)} L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_2^{(3)} L_1^{(2)} f) \} \quad (21)$$

$$P_{d_2}^{(1)} = 1/6 \{ 2d_2 (L_1^{(1)} f - f) \} + 1/6 \{ d_2 (L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f) + d_2 (L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f) \} + 1/6 \{ d_2 (L_3^{(1)} L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_2^{(2)} L_1^{(3)} f) + d_2 (L_3^{(1)} L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_2^{(3)} L_1^{(2)} f) \} \quad (22)$$

$$P_{d_3}^{(1)} = 1/6 \{ 2d_3 (L_1^{(1)} f - f) \} + 1/6 \{ d_3 (L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f) + d_3 (L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f) \} + 1/6 \{ d_3 (L_3^{(1)} L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_2^{(2)} L_1^{(3)} f) + d_3 (L_3^{(1)} L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_2^{(3)} L_1^{(2)} f) \} \quad (23)$$

同様に、オプション 2 の影響 $P_{d_1}^{(2)}$, $P_{d_2}^{(2)}$, $P_{d_3}^{(2)}$ は式(24)–(26)から計算される。

$$P_{d_1}^{(2)} = 1/6 \{ 2d_1 (L_1^{(2)} f - f) \} + 1/6 \{ d_1 (L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f) + d_1 (L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f) \} + 1/6 \{ d_1 (L_3^{(2)} L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_2^{(1)} L_1^{(3)} f) + d_1 (L_3^{(2)} L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_2^{(3)} L_1^{(1)} f) \} \quad (24)$$

$$P_{d_2}^{(2)} = d_2 f + 1/6 \{ 2d_2 (L_1^{(2)} f - f) \} + 1/6 \{ d_2 (L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f) + d_2 (L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f) \} + 1/6 \{ d_2 (L_3^{(2)} L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_2^{(1)} L_1^{(3)} f) + d_2 (L_3^{(2)} L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_2^{(3)} L_1^{(1)} f) \} \quad (25)$$

$$P_{d_3}^{(2)} = 1/6 \left\{ 2d_3 \left(L_1^{(2)} f - f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_3 \left(L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) + d_3 \left(L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_3 \left(L_3^{(2)} L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_2^{(1)} L_1^{(3)} f \right) + d_3 \left(L_3^{(2)} L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_2^{(3)} L_1^{(1)} f \right) \right\} \quad (26)$$

また、オプション3（その他）の影響 $P_{d_1}^{(3)}$, $P_{d_2}^{(3)}$, $P_{d_3}^{(3)}$ は式(27)–(29)から計算できる。

$$P_{d_1}^{(3)} = 1/6 \left\{ 2d_1 \left(L_1^{(3)} f - f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_1 \left(L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) + d_1 \left(L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_1 \left(L_3^{(3)} L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_2^{(1)} L_1^{(2)} f \right) + d_1 \left(L_3^{(3)} L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_2^{(2)} L_1^{(1)} f \right) \right\} \quad (27)$$

$$P_{d_2}^{(3)} = 1/6 \left\{ 2d_2 \left(L_1^{(3)} f - f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_2 \left(L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) + d_2 \left(L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_2 \left(L_3^{(3)} L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_2^{(1)} L_1^{(2)} f \right) + d_2 \left(L_3^{(3)} L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_2^{(2)} L_1^{(1)} f \right) \right\} \quad (28)$$

$$P_{d_3}^{(3)} = d_3 f + 1/6 \left\{ 2d_3 \left(L_1^{(3)} f - f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_3 \left(L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) + d_3 \left(L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_3 \left(L_3^{(3)} L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_2^{(1)} L_1^{(2)} f \right) + d_3 \left(L_3^{(3)} L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_2^{(2)} L_1^{(1)} f \right) \right\} \quad (29)$$

(3)「その他」による効果のオプションへの帰属

式(20)の分解は、ターゲットと「その他」のサプライチェーンにおける波及効果を分離するため、能動的にサプライチェーンに介入する脱炭素オプションの影響が「その他」には及ばないと仮定している。しかし、能動的なオプションがサプライチェーン全体に与える影響を推計するため、「その他」は受動的サプライチェーンと考え、オプション1,2の効果である $L_k^{(1)}$, $L_k^{(2)}$ に続く $L_k^{(3)}$ の効果は、それぞれ式(30)と式(31)に従い、オプション1と2の効果

($P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 1)}$, $P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 2)}$)へ帰属した。

$$P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 1)} = 1/6 \left\{ d_1 \left(L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) + d_2 \left(L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) + d_3 \left(L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) \right\}$$

$$+ 1/6 \left\{ d_1 \left(L_3^{(3)} L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_2^{(1)} L_1^{(2)} f \right) + d_2 \left(L_3^{(3)} L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_2^{(1)} L_1^{(2)} f \right) + d_3 \left(L_3^{(3)} L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_2^{(1)} L_1^{(2)} f \right) \right\} \quad (30)$$

$$P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 2)} = 1/6 \left\{ d_1 \left(L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f \right) + d_2 \left(L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f \right) + d_3 \left(L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f \right) \right\} + 1/6 \left\{ d_1 \left(L_3^{(3)} L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_2^{(2)} L_1^{(1)} f \right) + d_2 \left(L_3^{(3)} L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_2^{(2)} L_1^{(1)} f \right) + d_3 \left(L_3^{(3)} L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_2^{(2)} L_1^{(1)} f \right) \right\} \quad (31)$$

(4) 排出強度とサプライチェーンの同時効果の分離

ターゲットであるオプション1とオプション2の効果として分離した式(22)の $P_{d_2}^{(1)}$ と式(24)の $P_{d_1}^{(2)}$ には異なるオプションを複合した効果を含む。本研究ではこの複合的效果を直接 GHG 排出原単位 d とサプライチェーン L の効果に分離し、 d と L に対応するオプションへ配分した。

ここで、例として、式(22)の $2d_2 \left(L_1^{(1)} f - f \right)$ の効果 ($P_{1,d_2 L_1^{(1)}}$) をオプション1の効果 $P_{1,d_2 L_1^{(1)}}^{(1)}$ とオプション2の効果 $P_{1,d_2 L_1^{(1)}}^{(2)}$ に分解する。

$$P_{1,d_2 L_1^{(1)}} = P_{1,d_2 L_1^{(1)}}^{(1)} + P_{1,d_2 L_1^{(1)}}^{(2)} \quad (32)$$

具体的には、効果は d_1 が d_2 に変化した影響 ($\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2}$) と L_2 が L_1 に変化した影響を考慮して分離する。まず、 $2d_2 \left(L_1^{(1)} f - f \right)$ を式(33)のように分離し、 $P_{d_1 L_1^{(1)}}$ を基準として d による変化 $\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2}$ が生じると考える。

一方、 $2d_2 \left(L_1^{(1)} f - f \right)$ を式(34)のように、 $P_{d_2 L_1^{(2)}}$ を基準として L による変化 $\Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}}$ が生じると考える。

$$P_{1,d_2 L_1^{(1)}} = 2d_2 \left(L_1^{(1)} f - f \right) = 2d_1 \left(L_1^{(1)} f - f \right) + 2(d_2 - d_1) \left(L_1^{(1)} f - f \right) = P_{1,d_1 L_1^{(1)}} + \Delta p_{d_1 \rightarrow d_2} \quad (33)$$

$$P_{1,d_2L_1^{(1)}} = 2d_2 \left(L_1^{(1)} f - f \right) = 2d_2 \left(L_1^{(2)} f - f \right) + 2d_2 \left\{ \left(L_1^{(1)} f - f \right) - \left(L_1^{(2)} f - f \right) \right\} = P_{1,d_2L_1^{(2)}} + \Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}} \quad (34)$$

次に、求めた $\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2}$ と $\Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}}$ の大ききさで式(35)と式(36)のように $P_{1,d_2L_1^{(1)}}$ を比例配分し、 $P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(1)}$ と $P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(2)}$ の値を定める。

$$P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(1)} = P_{1,d_2L_1^{(1)}} \times \frac{\Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}}}{\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2} + \Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}}} \quad (35)$$

$$P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(2)} = P_{1,d_2L_1^{(1)}} \times \frac{\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2}}{\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2} + \Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}}} \quad (36)$$

ただし $P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(1)} \geq 0, P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(2)} \geq 0$ を担保するため、 $\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2} < 0$ の場合は、 $\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2} = 0$ 、 $\Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}} < 0$ の場合は、 $\Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}} = 0$ に置換する。なお、 $\Delta p_{d_1 \rightarrow d_2}$ と $\Delta p_{L_1^{(2)} \rightarrow L_1^{(1)}}$ が共に 0 となる場合は配分は生じない。

上記の分離を同様に式(22)の他の分解項に適用し、式(37)-(40)のようにオプション 1 と 2 の効果にそれぞれ分離する。更に式(24)の分解項にも式(41)-(45)のように効果を分離する。

$$P_{1,d_2L_2^{(1)}} = d_2 \left(L_2^{(1)} L_1^{(2)} f - L_1^{(2)} f \right) = P_{1,d_2L_2^{(2)}}^{(1)} + P_{1,d_2L_2^{(2)}}^{(2)} \quad (37)$$

$$P_{2,d_2L_2^{(1)}} = d_2 \left(L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f \right) = P_{2,d_2L_2^{(2)}}^{(1)} + P_{2,d_2L_2^{(2)}}^{(2)} \quad (38)$$

$$P_{1,d_2L_3^{(1)}} = d_2 \left(L_3^{(1)} L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_2^{(2)} L_1^{(3)} f \right) = P_{1,d_2L_3^{(2)}}^{(1)} + P_{1,d_2L_3^{(2)}}^{(2)} \quad (39)$$

$$P_{2,d_2L_3^{(1)}} = d_2 \left(L_3^{(1)} L_2^{(3)} L_1^{(2)} f - L_2^{(3)} L_1^{(2)} f \right) = P_{2,d_2L_3^{(2)}}^{(1)} + P_{2,d_2L_3^{(2)}}^{(2)} \quad (40)$$

$$P_{1,d_1L_1^{(2)}} = 2d_1 \left(L_1^{(2)} f - f \right) = P_{1,d_1L_1^{(2)}}^{(1)} + P_{1,d_1L_1^{(2)}}^{(2)} \quad (41)$$

$$P_{1,d_1L_2^{(2)}} = d_1 \left(L_2^{(2)} L_1^{(1)} f - L_1^{(1)} f \right) = P_{1,d_1L_2^{(2)}}^{(1)} + P_{1,d_1L_2^{(2)}}^{(2)} \quad (42)$$

$$P_{2,d_1L_2^{(2)}} = d_1 \left(L_2^{(2)} L_1^{(3)} f - L_1^{(3)} f \right) = P_{2,d_1L_2^{(2)}}^{(1)} + P_{2,d_1L_2^{(2)}}^{(2)} \quad (43)$$

$$P_{1,d_1L_3^{(2)}} = d_1 \left(L_3^{(2)} L_2^{(1)} L_1^{(3)} f - L_2^{(1)} L_1^{(3)} f \right) = P_{1,d_1L_3^{(2)}}^{(1)} + P_{1,d_1L_3^{(2)}}^{(2)} \quad (44)$$

$$P_{2,d_1L_3^{(2)}} = d_1 \left(L_3^{(2)} L_2^{(3)} L_1^{(1)} f - L_2^{(3)} L_1^{(1)} f \right) = P_{2,d_1L_3^{(2)}}^{(1)} + P_{2,d_1L_3^{(2)}}^{(2)} \quad (45)$$

上記の分離した効果の中で、オプション 1 へ帰属する効果を式(46)と式(47)に従い、 $P_{d_1L_{123}^{(2)}}^{(1)}$ と $P_{d_2L_{123}^{(1)}}^{(1)}$ を集計する。同様に、オプション 2 へ帰属する効果を式(48)と式(49)に基づき $P_{d_1L_{123}^{(2)}}^{(2)}$ 、 $P_{d_2L_{123}^{(1)}}^{(2)}$ を集計する。

$$P_{d_1L_{123}^{(2)}}^{(1)} = 1/6 \left(P_{1,d_1L_1^{(2)}}^{(1)} + P_{1,d_1L_2^{(2)}}^{(1)} + P_{2,d_1L_2^{(2)}}^{(1)} + P_{1,d_1L_3^{(2)}}^{(1)} + P_{2,d_1L_3^{(2)}}^{(1)} \right) \quad (46)$$

$$P_{d_1L_{123}^{(2)}}^{(2)} = 1/6 \left(P_{1,d_1L_1^{(2)}}^{(2)} + P_{1,d_1L_2^{(2)}}^{(2)} + P_{2,d_1L_2^{(2)}}^{(2)} + P_{1,d_1L_3^{(2)}}^{(2)} + P_{2,d_1L_3^{(2)}}^{(2)} \right) \quad (47)$$

$$P_{d_2L_{123}^{(1)}}^{(1)} = 1/6 \left(P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(1)} + P_{1,d_2L_2^{(1)}}^{(1)} + P_{2,d_2L_2^{(1)}}^{(1)} + P_{1,d_2L_3^{(1)}}^{(1)} + P_{2,d_2L_3^{(1)}}^{(1)} \right) \quad (48)$$

$$P_{d_2L_{123}^{(1)}}^{(2)} = 1/6 \left(P_{1,d_2L_1^{(1)}}^{(2)} + P_{1,d_2L_2^{(1)}}^{(2)} + P_{2,d_2L_2^{(1)}}^{(2)} + P_{1,d_2L_3^{(1)}}^{(2)} + P_{2,d_2L_3^{(1)}}^{(2)} \right) \quad (49)$$

最終的に、分解したカーボンフットプリントのオプション 1 と 2、その他のオプション 3 の帰属量は $P_{d_{123}}^{(1)}$ 、 $P_{d_{123}}^{(2)}$ 、 $P_{d_{123}}^{(3)}$ は以下となる。

$$P_{d_{123}}^{(1)} = P_{d_1}^{(1)} + P_{d_2}^{(1)} + P_{d_3}^{(1)} + P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 1)} + P_{d_{123}}^{(1)} - P_{d_2L_{123}^{(1)}}^{(2)} \quad (50)$$

$$P_{d_{123}}^{(2)} = P_{d_1}^{(2)} + P_{d_2}^{(2)} + P_{d_3}^{(2)} + P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 2)} + P_{d_2 L_{123}}^{(2)} - P_{d_1 L_{123}}^{(1)} \quad (51)$$

$$P_{d_{123}}^{(3)} = P_{d_1}^{(3)} + P_{d_2}^{(3)} + P_{d_3}^{(3)} - P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 1)} - P_{d_{123}}^{(3 \rightarrow 2)} \quad (52)$$

(5) オプション行列の位置設定のランダム化による平均効果の算定

式(5)のように分離したオプションの行列の位置を任意に設定できるため、30 個のオプションとその他の場合に分離する本研究では 31! の順序の組み合わせが存在する。Full 構造分解分析と同様に全通りの組み合わせを計算して、平均値を求めることが望ましいが、計算負荷が極めて大きい。一方、極分解構造分解分析のように任意の組み合わせを一つだけ定め、その順序の正反対の順序を作り、その 2 組の場合の値をし、その平均値を取る方法がある。しかし、31! の種類の 2 組では代表制に乏しい。そのため、両者の中間的な位置付けとなる手法論を採用した。具体的には、31! の組み合わせの中からランダムに 100 種類選択し、それと正反対の順序となる組み合わせを 100 種作成し、それらを合わせた 200 種類の組み合わせを対象にした。各場合の分解計算を実施し、得られた値の平均値を求めた。

[2] 自治体別のヘルスケア関連需要に伴うカーボンフットプリントの算定

ヘルスケア関連の需要は、日本全体で均一ではなく、市区町村によって実態は大きく異なる可能性が高い。そこで、市区町村別の家計消費データを整理し、世帯特性とヘルスケア需要の種類と消費額との関係を分析した。具体的には、全国消費実態調査 (NSFIE) の世帯の消費データと居住地データと世界多地域間産業連関モデル等から、市区町村別のヘルスケア関連の GHG 排出量の推計を実施した。さらに、市区町村別の人口の推移から、GHG 排出量の推移を推計した。

消費項目 j の家庭 h 、市区町村 k の GHG 排出量 F は、排出係数 (f)、サプライチャー

ンの構造情報 (L)、消費額 (y) を下記のように推計した。

$$F_{jh}^k = f_{ij} L_{ij} y_{jh}^{k, NSFIE} \quad (53)$$

ここから、世帯人数 m 、人口 P 、年 t を用いて、市区町村別のヘルスケア関連の GHG 排出量を下記のように推計した。

$$F_j^{kt} = \frac{\sum_h^n F_{jh}^k}{\sum_h^n m_h} P^{kt} \quad (54)$$

ここで、 n は世帯数である。この式は、まず、全国消費実態調査のサンプル世帯から一人あたりのヘルスケア関連の GHG 排出量を推計する。そのうえで、それを世帯人数で割って、市区町村別の一人あたりの GHG 排出量を推計する。最後に、それと市区町村別の将来および現在の人口をかけ合わせて、市区町村別のヘルスケア関連の GHG 排出量を推計した。市区町村別の将来人口データは、国立社会保障・人口問題研究所の日本の地域別将来推計人口を用いて、2050 年までの全体の GHG 排出量およびヘルスケア関連の GHG 排出量を推計した。

さらに年代別などの結果を新たに推計した。ただし、家計消費データは個人単位ではなく、世帯単位のため、年齢が分かれている各個人のカーボンフットプリントは、世帯のカーボンフットプリントを世帯規模で割ったものとした。ただし、単身世帯のみに絞ったものも別途推定した。また、ヘルスケア関連の消費項目としては、コンタクトレンズ、出産入院料、歯科治療代、健康保持用摂取品、保健用消耗品、医科診療代、医薬品、介護サービス、整骨治療代、他の入院料、他の保険サービス、他の保健医療用品・器具、大人用紙おむつ、眼鏡を対象に計算した。

[3] 医療機器の運用効率に着目した CO₂ 削減可能量の算定

日本は他国と比較して CT および MRI といった診断用画像機器の保有台数が多い一方で、1 台当たりの検査件数は相対的に少なく、運用効率の低さが指摘されている。こ

これらの機器は高エネルギー消費型設備であるため、非効率な運用は不要な環境負荷を増大させる可能性がある。そこで本研究では、データ包絡分析 (Data Envelopment Analysis: DEA) を用いて、日本の 47 都道府県における CT および MRI の運用効率性を推計する。さらに、得られた効率性スコアに基づき、非効率な運用によって誘発されるライフサイクル CO₂排出量を推計するとともに、効率性の改善による環境負荷削減ポテンシャルを定量的に評価する。加えて、マalmquist 指数を用いて 2014 年から 2020 年までの 7 年間ににおける運用効率性の時系列変化を分析し、効率性の変動に伴う CO₂排出量の増減を推計する。

日本の医療機器の運用効率性分析

DEA は、効率的な意思決定主体 (Decision Making Unit: DMU) を特定するための数理計画法である。本研究では、各都道府県における CT および MRI の運用効率性を測定するために DEA を用いた。DEA では、観測された投入・産出の組み合わせに基づいて生産フロンティアを構築し、各 DMU の効率性はこのフロンティアからの距離によって相対的に評価される。

DEA には主に 2 つのモデルが存在する。1 つは規模に関して収穫一定 (constant returns to scale: CRS) を仮定する CRS モデルであり、もう 1 つは規模に関して収穫可変 (variable returns to scale: VRS) を仮定する VRS モデルである。本研究では、診断用画像機器の運用における規模の経済性の有無が先行研究において明確でないことから、より一般的な枠組みである CRS モデルを採用した。

また、DEA モデルには投入指向型と産出指向型の 2 種類が存在する。本研究では投入指向型モデルを採用した。CT および MRI の運用効率性を推定するにあたり、投入要素として医療機器の設置台数、診療放射線技師数、放射線科医数の 3 要素を、産出要素として医療機器による検査件数を設定した。一般に、画像検査の必要性は医師の臨床判断に基づくため、効率性向上のために検査件数を削減することは適切ではない。

したがって、効率性改善は不要な投入の削減によって達成されるべきである。

本研究では特に、診療放射線技師および放射線科医という労働投入に着目した。診療放射線技師は CT や MRI 検査に加え、X 線撮影、超音波検査、核医学、放射線治療など多様な業務を担っている。一方、放射線科医は主に画像診断や放射線治療に関与している。このような状況において、運用効率性の観点のみからこれらの人員を削減することは現実的ではない。そのため、本研究では、診療放射線技師および放射線科医を外生的に固定された投入とみなし、内生的に調整可能な投入として機器台数を扱う投入指向型 DEA-CRS モデルを採用した。

上記の外生的固定投入を考慮した投入指向型 DEA-CRS モデルは、以下の数理計画問題として定式化される。

$$\text{Min. } \theta_m \quad (55)$$

Subject to

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N \lambda_n x_{fn} &\leq \theta_m x_{fm}^D; d = 1, 2, \dots, F \\ \sum_{n=1}^N \lambda_n x_{gn} &\leq x_{gm}^{ND}; g = 1, 2, \dots, G \\ \sum_{n=1}^N \lambda_n y_{jn} &\geq y_{jm}; j = 1, 2, \dots, J \\ \lambda_n &\geq 0; n = 1, 2, \dots, N. \end{aligned}$$

ここで、 x_{fm}^D と x_{gm}^{ND} 、 y_{jm} 、それぞれ m 番目の DMU における裁量的投入、非裁量的投入、および産出を表す。裁量的投入は最適化問題において内生的に調整される一方、非裁量的投入は外生的に固定される。 D および ND はそれぞれ裁量的投入および非裁量的投入を示し、 F 、 G 、 J はそれぞれの要素数を表す。 N は DMU の数、 λ_n は各 DMU に対する強度変数である。 θ_m は m 番目の DMU の効率性スコア (0 から 1 の範囲) を示し、1 未満の場合は、その DMU の投入を最大で $100 \times (1 - \theta_m) \%$ 削減可能であることを意味する。

以上を踏まえ、本研究では、日本の各都道府県を DMU とし、診療放射線技師数および放射線科医数を外生的固定投入、CT または MRI の機器台数を内生的投入、検査件数を産出とする投入指向型 DEA-CRS モデルを適用した。これにより、CT と MRI それぞれについて効率性評価を行った（図 1）。

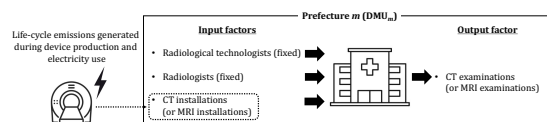


図 1: 外生的固定投入を用いた投入指向型 DEA-CRS モデル

さらに、本研究では外生的固定投入を考慮した投入指向型 DEA-CRS モデルを採用したが、スラックを明示的に考慮する非放射型モデル（例：SBM モデル）などの代替手法も存在する。しかし、DEA-CRS モデルは、非効率な DMU に対してすべての投入要素を比例的に削減することを仮定しており、投入要素間の相互依存性が強い場合に適している。本研究においては、機器台数と診療放射線技師数は密接に関連しており、各機器の運用には対応する技師の配置が必要である。このため、スラックを個別に調整する非放射型モデルは、実際の運用制約を十分に反映しない可能性がある。以上の理由から、本研究では DEA-CRS モデルを、解釈可能性および実務的妥当性の観点から適切な手法として採用した。

要因分析（トービット回帰分析）

本研究では、医療機器の運用効率性の決定要因を明らかにするため、従属変数が一定の範囲内に制約される Tobit 回帰分析を実施した。具体的には、2020 年における各都道府県の CT および MRI の運用効率性を従属変数とし、以下の 7 つの説明変数により効率性が規定されると仮定した。

(1) 高齢化率 (AGING)

高齢化率は、2020 年における各都道府県の総人口に占める 65 歳以上人口の割合を示す。高齢化率が高い地域では、CT や MRI 検査に対する需要が高い可能性がある。そのた

め、DEA による効率性分析においては、高齢化率は産出要素（例：装置あたり検査件数）だけでなく、投入要素（例：装置設置台数や従事者数）にも影響を与えと考えられる。

(2) 所得 (INCOME)

所得は、2020 年における各都道府県の総所得を人口で除することで一人当たり所得として算出した。都道府県所得は県民経済計算に基づき、雇用者報酬（賃金・退職給付等）、財産所得（利子・地代等）、企業所得（企業や個人事業主の営業利益等）を含む。CT や MRI 検査は他の医療行為と比較して費用が高いため、所得水準の高い地域ほど高額な検査を受ける傾向があると考えられる。

(3) 国民医療費 (NHE)

国民医療費は、2020 年に各都道府県において医療機関で傷病の治療に要した費用を示す。この中には CT および MRI 検査に要する費用も含まれる。そのため、国民医療費が高い地域ほど、これら医療機器による検査件数が多い可能性がある。

(4) 公立病院比率 (HR)

公立病院比率は、2020 年における各都道府県の全病院数に占める公立病院の割合を示す。公立病院は民間病院と比較して国や地方自治体の政策を反映しやすい傾向がある。そのため、公立病院比率が効率性に影響を与える場合、効率性の低い地域に対しては資源の効率的利用を促す政策的対応が必要となる。

(5) 診療放射線技師所得 (IRT)

診療放射線技師所得は、2020 年における各都道府県の診療放射線技師の平均所得を示す。技師の所得水準は、その地域における技師数の確保に影響を与える可能性がある。

(6) 放射線科医所得 (IRA)

放射線科医所得は、2020 年における各都道府県の医師の平均所得を示す。医師の所得水準は、当該地域における放射線科医数に影響を与える可能性がある。

(7) 人口 (POP)

人口は、2020 年における各都道府県の総人口を示す。人口規模が大きい地域ほど、医療機器に対する需要が高いと考えられる。

Tobit 回帰モデルは以下のように定式化される。

$$\tau_k = \begin{cases} 1, \tau_k^* \geq 1 \\ \tau_k^* = \beta' \mathbf{x}_k + \varepsilon_k, 0 < \tau_k^* < 1 \\ 0, \tau_k^* \leq 0 \end{cases} \quad (56)$$

ここで、 τ_k は都道府県 k におけるCTまたはMRIの運用効率性、 β は内生的に推定されるパラメータベクトル、 $\mathbf{x}_k$ は説明変数（高齢化率、所得、国民医療費、公立病院比率、診療放射線技師所得、放射線科医所得、人口）からなるベクトル、 ε_k は誤差項であり、 $\varepsilon_k \sim N(0, \sigma^2)$ に従うと仮定する。パラメータ β は最尤推定法により推定した。

非効率の運用より誘発されたライフサイクル CO₂排出量の推計

不要な医療機器の稼働は CO₂排出量の増加を招くが、適切な効率性改善政策によりこれらの排出は削減可能である。本研究では、製品ライフサイクルの観点から不要な機器を最小化することで、ライフサイクル CO₂ (LC-CO₂) 削減ポテンシャルを推計した。

ライフサイクル CO₂排出量を推計する際には、分析対象とするライフサイクル段階を規定するシステム境界の設定が極めて重要である。本研究では、原材料の採取、製造、および使用段階（10 年間の減価償却期間における電力消費）を対象とする「cradle-to-gate」アプローチを採用した。一方で、廃棄段階については、医療機器の廃棄・リサイクルに関するコストデータが限定的であるため分析対象から除外した。なお、廃棄段階における CO₂排出量を推計するには、廃棄およびリサイクルに関する詳細なデータ収集が必要である。本アプローチにより、医療機器のライフサイクル排出量の中でも大きな割合を占めるとされる製造段階および使用段階に着目した分析が可能となる。

まず、原材料採取および製造段階における CO₂排出量（すなわち、機器製造に伴う直接・間接の体化 CO₂排出量）については、国立環境研究所による公表データに基づく

医療用機械器具部門の CO₂排出原単位に、医療機器の価格を乗じることで推計した。

さらに、使用段階における電力消費に伴う CO₂排出量（電力供給に伴う直接・間接排出）については、機器の年間電力消費量に、事業用電力の平均単価（総務省, 2020a）および電力供給部門の CO₂排出原単位を乗じることで、10 年間の排出量として推計した。

最後に、機器 1 台あたりの製造段階および使用段階における直接・間接 CO₂排出量の合計に、当該機器の投入削減ポテンシャルを乗じることで、CO₂削減ポテンシャルを算出した。

効率性変化の分析（マルムクイスト指数分解法）

本研究では、2014 年から 2020 年までの 7 年間における CT および MRI の運用効率性の変化を、マルムクイスト指数（Malmquist index）を用いて分析した。式（55）で示した外生的固定投入を考慮した投入指向型 DEA-CRS モデルに基づき、時点 t における都道府県 m の効率性スコアは、時点 t の生産フロンティアに対する相対的位置として、以下の最適化問題により定義される。

$$\theta_m^t(x_{fm}^{D,t}, x_{gm}^{ND,t}, y_{jm}^t) = \text{Min. } \theta_m \quad (57)$$

Subject to

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N \lambda_n x_{fn}^t &\leq \theta_m x_{fm}^{D,t}; f = 1, 2, \dots, F \\ \sum_{n=1}^N \lambda_n x_{gn}^t &\leq x_{gm}^{ND,t}; g = 1, 2, \dots, G \\ \sum_{n=1}^N \lambda_n y_{jn}^t &\geq y_{jm}^t; j = 1, 2, \dots, J \end{aligned}$$

$$\lambda_n \geq 0; n = 1, 2, \dots, N.$$

同様に、時点 $t+1$ の観測値を時点 t のフロンティアで評価する混合期の効率性スコアは、以下の最適化問題により求められる。

$$\theta_m^t(x_{fm}^{D,t+1}, x_{gm}^{ND,t+1}, y_{jm}^{t+1}) = \text{Min. } \theta_m \quad (58)$$

Subject to

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N \lambda_n x_{fn}^t &\leq \theta_m x_{fm}^{D,t+1}; f = 1, 2, \dots, F \\ \sum_{n=1}^N \lambda_n x_{gn}^t &\leq x_{gm}^{ND,t+1}; f = 1, 2, \dots, G \\ \sum_{n=1}^N \lambda_n y_{jn}^t &\geq y_{jm}^{t+1}; j = 1, 2, \dots, J \\ \lambda_n &\geq 0; n = 1, 2, \dots, N. \end{aligned}$$

さらに、時点 t の観測値を時点 $t+1$ のフロンティアで評価する混合期の効率性スコア $\theta_m^{t+1}(x_{fm}^{D,t}, x_{gm}^{ND,t}, y_{jm}^t)$ も同様に算出する。これらを用いて、マルムクイスト指数は次式のように定義される。

$$MI[t, t+1] = \left[\frac{\theta_m^t(x_{fm}^{D,t+1}, x_{gm}^{ND,t+1}, y_{jm}^{t+1})}{\theta_m^t(x_{fm}^{D,t}, x_{gm}^{ND,t}, y_{jm}^t)} \cdot \frac{\theta_m^{t+1}(x_{fm}^{D,t+1}, x_{gm}^{ND,t+1}, y_{jm}^{t+1})}{\theta_m^{t+1}(x_{fm}^{D,t}, x_{gm}^{ND,t}, y_{jm}^t)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (59)$$

マルムクイスト指数 $MI[t, t+1]$ は、時点 t から $t+1$ にかけての運用効率性の変化を示す指標であり、 $MI[t, t+1] > 1$ の場合は効率性の向上、 $MI[t, t+1] < 1$ の場合は効率性の低下または停滞を意味する。

さらに、このマルムクイスト指数は、以下のように技術効率の変化とフロンティアのシフトに分解することができる。

$$\begin{aligned} MI[t, t+1] &= \underbrace{\frac{\theta_m^{t+1}(x_{fm}^{D,t+1}, x_{gm}^{ND,t+1}, y_{jm}^{t+1})}{\theta_m^t(x_{fm}^{D,t}, x_{gm}^{ND,t}, y_{jm}^t)}}_{\text{First term}} \\ &\quad \underbrace{\left[\frac{\theta_m^t(x_{fm}^{D,t}, x_{gm}^{ND,t}, y_{jm}^t)}{\theta_m^{t+1}(x_{fm}^{D,t}, x_{gm}^{ND,t}, y_{jm}^t)} \cdot \frac{\theta_m^t(x_{fm}^{D,t+1}, x_{gm}^{ND,t+1}, y_{jm}^{t+1})}{\theta_m^{t+1}(x_{fm}^{D,t+1}, x_{gm}^{ND,t+1}, y_{jm}^{t+1})} \right]^{\frac{1}{2}}}_{\text{Second term}} \quad (60) \end{aligned}$$

式(60)の第1項は相対的な効率性の変化を表し、時点 t から $t+1$ にかけての技術効率の変化の大きさを示す。一方、第2項は技術変化を表し、生産フロンティア自体のシフ

ト、すなわち技術進歩または退歩を示す指標である。技術変化の値が1を上回る場合は技術進歩、1に等しい場合は変化なし、1未満の場合は技術退歩を意味する。

[4]カーボンニュートラルに整合する物質フロー転換がもたらすヘルスケアへの影響分析

本研究では、Hata et al. (2020)が構築した固定資本内包型産業連関モデルおよび国内に投入される天然資源・循環資源・輸入製品の物質フローデータを利用し、最終消費に誘発される総物質消費量(MF: material footprint)を次のように定義する

$$MF = \mathbf{qR}(\mathbf{I} - \mathbf{A}^d)^{-1}\mathbf{y}^d + \mathbf{O} \quad (61)$$

ここで、 $\mathbf{q}$ は輸入資源及び輸入製品の国外波及効果、 $\mathbf{R}$ は単位生産あたりの直接資源消費量、 $\mathbf{A}$ は固定資本形成を内生化した非競争輸入型の投入係数、 $\mathbf{y}$ は最終需要、 $\mathbf{O}$ は最終需要に対する資源の直接投入量を表す。なお、 $\mathbf{R}$ は44種の天然資源(輸入・国内)から構成される。輸入天然資源及び輸入製品の国外波及効果はGLORIAデータベースを用いて定義する。

また、本モデルおよび単位生産あたりの炭素排出量 $\mathbf{d}$ および最終需要の直接排出 $\mathbf{G}$ を用いて、カーボンフットプリント(CF)は $CF = \mathbf{d}(\mathbf{I} - \mathbf{A}^d)^{-1}\mathbf{y}^d + \mathbf{G}$ と表現できる。 $\mathbf{d}$ および $\mathbf{G}$ は3EIDより取得する。

本研究では、Hata et al. (2025)の二次計画法モデルを基礎として、MF/capita削減目標の下で家計消費構造の変化を最小化する動学最適化モデルを構築した。モデルは2015年から2050年まで5年刻みで計算し、各期において前期からの世代別・部門別一人当たり家計消費の変化率を最小化する。これにより、現在の家計消費構造からの乖離をできるだけ抑えながら、物質フロー制約と社会経済的制約を満たす消費経路を探索した。なお、目的関数に含まれるのは世代別家計消費である。家計消費に連動すると考えられる政府支出の一部は家計消費に合算した一方で、家計消費と直接連動しないその他の最終需要はMF算定および

総 MF/capita 制約には含めたが、家計消費変化の最小化対象には含めない。

$$\min \sum_{\sigma} \sum_i \left(\frac{c_{i,\sigma,t} - c_{i,\sigma,t-1}}{c_{i,\sigma,t-1}} \right)^2 + P_t \quad (62)$$

ここで、 P_t はダミー部門、輸出変動制約の緩和、生産能力制約の緩和に対するペナルティ項を表す。この目的関数に対して、将来の労働力供給を満たす雇用制約、過去の変動幅に基づく輸出変動制約、最低限の食料需要を維持する食料需要制約、基準年の生産能力を超えないための生産能力制約、世代間で MF 削減率が過度に偏らないようにする世代間公平性制約を設定した。世代間公平性制約では、部門別の一人当たり家計消費に誘発される全資源合計 MF について、前期からの変化率がすべての世代で等しくなるように制約した。厳しい物質削減目標の下では、これらの制約を同時に満たすことが困難になる場合があるため、Hata et al. (2025) と同様に、ダミー部門、輸出変動ダミー、生産能力超過ダミーを導入した。これらのダミー変数には目的関数内で大きなペナルティを課し、物質削減目標を満たしつつ、社会経済的制約からの逸脱を最小化するようにした。

物質削減目標の厳格化が GHG 排出量および消費構造に与える影響を評価するため、3つの物質フロー削減シナリオを設定した。すべてのシナリオに共通して、将来人口・世帯構成、電力部門の脱炭素化、および物質効率化戦略を外生条件として導入した。の電力部門の脱炭素化については、日本の 2030 年および 2050 年の将来エネルギーミックスに基づき、電力部門の GHG 排出原単位を設定した。その他の年については、2030 年および 2050 年の値を用いて線形補間した。物質効率化戦略はすべてのシナリオに共通して導入し、Hata et al. (2025) と同様に、次世代自動車に対する物質効率化戦略、住宅・非住宅建築物の長寿命化、循環利用率の向上を組み込んだ。

ベースラインシナリオとして、MR over 0.5%シナリオを設定した。このシナリオでは、第五次循環型社会形成推進基本計画に

おける MF/capita 目標から年率換算した削減率に基づき、MF/capita を少なくとも年率 0.5%削減する制約を課した。これは、日本の現行物質フロー目標の延長に相当するシナリオとして位置づけられる。次に、より野心的な物質削減目標として、MR over 2%シナリオを設定した。このシナリオでは、MF/capita を少なくとも年率 2%削減する制約を課した。2%という削減率は、Hata et al. (2025) において、2050 年 CN 達成には現行の物質管理目標を大きく上回る物質削減が必要であることが示されたことを踏まえ、現行目標よりも厳格な削減水準として設定した。さらに、MR over 2% with NDC シナリオでは、MR over 2%シナリオの条件に加えて、日本の NDC および 2050 年 CN 目標と整合する国内 GHG 排出制約を追加した。排出制約は、日本の NDC で目標が設定される 2030 年、2035 年、2040 年、および 2050 年に適用した。2050 年については、森林吸収および CCS の導入可能量を考慮したネットゼロ達成を CN 目標として扱い、国内 GHG 排出量の上限を設定した。

[5]介護サービス需要に由来するカーボンフットプリントのサプライチェーン波及構造の同定と将来推計

要支援・要介護認定者がいる世帯（以下、要介護世帯とする）において、要介護者のいない世帯との消費財（介護用品、光熱費、交通費など）との差異に注目し、施設および自宅介護と GHG 排出量との関係を分析した。前者の消費財の差異については、全国家計構造調査に記載があり、要介護・要支援認定者の人数別（要支援者が 1 人いる世帯、要支援者が 1-2 人と要介護者が 1 人いる世帯、要支援者のみが 2 人以上いる世帯、要介護者のみが 1 人いる世帯、要介護者のみが 2 人以上いる世帯、要支援・要介護者がいない世帯）に、一世帯あたりの平均月間消費支出額を取得可能である。

これを国内産業連関表に整合する環境産業連関モデル (3EID) の部門に整合するように変換し、同モデルに接続することで、各世帯属性における一世帯あたり GHG 排出

構造を同定した。また、このとき、介護サービス由来の GHG 排出量については、介護給付費等実態統計における要介護度別の介護費用の違いに基づく感度を推計した。さらに、現在の要介護世帯の存在数の分布を介護給付費等実態統計による要介護・要支援認定者と全国家計構造調査のサンプル世帯数から推計し、求まった世帯属性別世帯数を乗じることで、国内の家計消費由来のサプライチェーンで生じる GHG 排出構造を、要介護・要支援世帯の有無の観点から考察することを可能とした。

次に、解析した介護サービス需要由来の CF に対する抑制策をより深く検討するために、環境産業連関分析における構造経路分析を利用した。これは、ある最終需要が誘引した環境フットプリントが、そのサプライチェーンの中でどのように波及して生じたかについて解析する手法である。これにより、介護需要によって直接・間接的に生じる GHG 排出量を抑制する上で見直しが重要なサプライチェーン（産業部門）を見出した。

さらに、2050 年までの人口動態の推移に伴う介護需要の増加によって生じうる、介護サービス由来の GHG 排出量の推計を国立社会保障・人口問題研究所（以下、社人研）が公表する将来人口動態推計をもとに行った。推計には、現時点で取得できる最新年の 2019 年における 65 歳以上の年齢別要支援・要介護者割合が 2050 年まで一定と仮定し、同割合の値と 2050 年までの 5 年おきの 65 歳以上人口に乗じることで、各年の要支援・要介護者を推計した。また、要支援・要介護レベルの分布についても、2019 年から変化しない場合を想定した。一方で、将来人口については、社人研が出生率と死亡率に応じたシナリオ別の数値を公表していることから、死亡率の中位を基本としつつ、高位と低位をそれぞれ上限と下限として GHG 排出量の不確実性を求めた。

最後に介護サービス以外の GHG 排出量については、2019 年の世帯数と社人研が公表する 2050 年までの世帯数から変化率を用いて推計した。したがって、ここでの GHG 排出量の推計値は、技術やサプライチェー

ン構造が変化せず、人口動態とそれに応じた各要介護度の介護者の増減によって生じる GHG 排出量への影響である点に留意する必要がある。

[6]介護由来のカーボンフットプリント削減と労働力確保に向けた検討

前段の介護需要由来 CF の構造経路分析の結果を踏まえ、今年度は電力のグリーン化に着眼した分析を行った。また、高齢化によって同時に増えゆく介護需要を満たす上で必要となる労働力構造についても検討するために、以下の手法を実施した。

本研究では、鷲津・中野 (2021、2022) が開発した次世代エネルギーシステム分析用産業連関表 (Input-Output Next Generation Energy System: IONGES) と国勢調査における産業部門別労働者の情報の接続を図った。IONGES は 2015 年の国内 IO 表をベースに、総務省が公表する国内 IO 表には表記されていない低炭素技術に関する部門拡張を施した単地域 IO モデルである。IONGES には「組込表」と「想定表」が存在する。前者では基準とする 2015 年の低炭素技術のサプライチェーン、後者では第 6 次エネルギー基本計画において想定される 2030 年の同技術のサプライチェーンが、それぞれ表現されている（低炭素技術以外のサプライチェーンについては、2015 年国内 IO 表と同一）。以降、本研究では、前者と後者のモデルを、それぞれ 2015IONGES と 2030IONGES と呼称する。さらにここでは後述する将来シナリオ推計のために、先行研究 (Nansai et al. 2008; Hata et al. 2022) の手法に基づいて各 IONGES に対して固定資本形成部門の内生化を図った。

次に、それらの 2 つの固定資本形成内生化 IONGES (2015FC-IONGES および 2030FC-IONGES) をもとに導出した内包型 CO₂ 排出原単位に、前年度に推計した将来介護需要に乗じることで、エネルギー基本計画に沿ったエネルギー移行が起きなかった場合 (BaU シナリオ) と起きた場合 (エネルギー移行シナリオ) の同需要由来 CF の比較を可能とした。また、上記の固定資本形成内生化 IONGES に部門別労働力を接続することで、

シナリオ別内包型労働力（ここでは雇用者数）原単位の内訳を推計した。これにより、将来の介護需要を満たすために介護現場とそのサプライチェーンにおいて必要となる直接・間接的労働力（労働力フットプリント: LF）について見積もった。

最後に、将来の介護サービスにおける最終需要については、Kira et al. (2025) において要支援・要介護度別に推計した各介護需要の合計における変化率を、各 IONGES の介護部門における最終需要計に適用して推計した。

C. 研究結果

[1]ヘルスケアサービスに伴う GHG 排出量の推計と脱炭素化オプション別への分解

日本のヘルスケアサービスに関するカーボンフットプリント

2015 年の日本のヘルスケア関連部門のサプライチェーンを通じた国内の GHG 排出量（カーボンフットプリント）は約 73MtCO₂eq（Mt=10⁶t）と推計された。これは 2015 年の国内総排出量の約 5.5% に相当する。

ヘルスケアのセクター別に詳細に見ると、医療全体が 57MtCO₂eq と大きく、その内訳は、入院診療（20MtCO₂eq）、通院診療（20MtCO₂eq）、調剤（11MtCO₂eq）、歯科診療（4.2MtCO₂eq）、その他サービス（1.1MtCO₂eq）の順で寄与が大きく、家計の医薬品購入も 1.1MtCO₂eq の寄与がある。保健衛生からは 13MtCO₂eq を排出し、公的サービスから、9MtCO₂eq、民間サービスから 6.2MtCO₂eq の排出と推計された（図 2 参照）。一方、介護サービスは施設サービスが 5.5MtCO₂eq、訪問サービスが 8.8MtCO₂eq の排出があり、合計で 14MtCO₂eq となった。

同様のモデルを用いて 2011 年のヘルスケアのカーボンフットプリントを算定した場合、約 70MtCO₂eq と推計され、2011 年から 2015 年にかけて若干増加したことを確認した。日本の総排出量(1342MtCO₂eq)に対する割合は 5.2%である。保健衛生（民間）、介護（訪問サービス）によるカーボン

フットプリントの増加率がそれぞれ 1.58 倍および 1.24 倍と顕著であった。

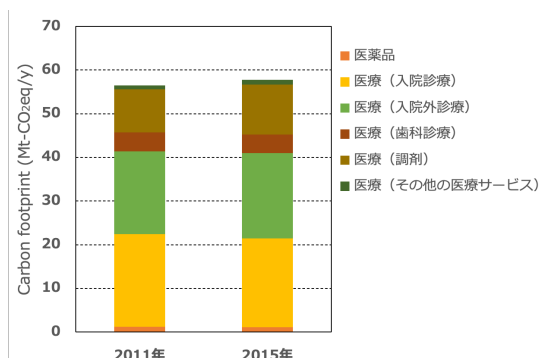


図 2: 日本の医療サービス需要に伴うサプライチェーンを通じた GHG 排出量の 2011 年値と 2015 年値の比較

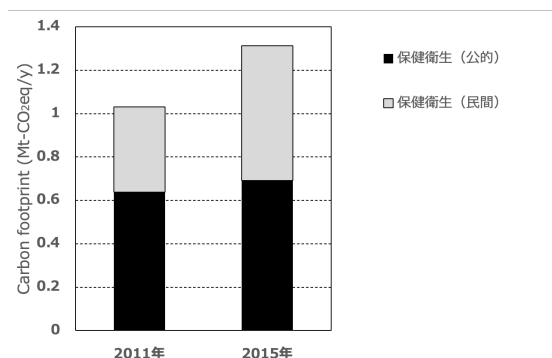


図 3: 日本の保健衛生サービス需要に伴うサプライチェーンを通じた GHG 排出量の 2011 年値と 2015 年値の比較

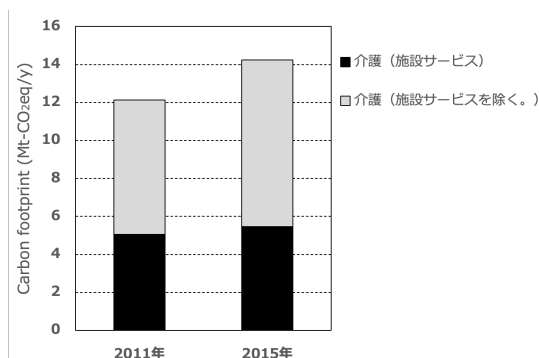


図 4: 日本の介護療サービス需要に伴うサプライチェーンを通じた GHG 排出量の 2011 年値と 2015 年値の比較

ヘルスケアサービスに関するカーボンフットプリントの変化要因

2011 年から 2015 年に掛けて医療サービスのカーボンフットプリントは 56MtCO₂eq から 57MtCO₂eq へとほとんど変化はない。カーボンフットプリントを医療サービスの購入物別に分解すると医薬品、事業用電力、固定資本形成（医療・保健）、医療機関での直接排出で 7 割弱を占める（図 5 参照）。この構成は両年で共通している。直接排出は 6MtCO₂eq と 1 割程度、事業用電力が 2015 年は 10MtCO₂eq であることから、サプライチェーン排出量の区分として知られる GHG プロトコルのスコープ別に見るとスコープ 3 の占める割合が顕著である。

保健衛生サービスのカーボンフットプリントの構成は、最大の寄与がある事業用電力よりも上位 10 番目の購入物の寄与より小さい購入物（その他として区分）の総計の方が大きいことが特徴的である（図 6 参照）。固定資本形成（医療・保健）への支出による寄与は 3 番目に大きい、医療サービスと比較すると全体のカーボンフットプリントに対する割合は 7%程度で限定的であった。

同様に介護サービスのカーボンフットプリントを分解すると、直接排出量と事業用電力が卓越しており、スコープ 1 と 2 には排出要因が集中している。固定資本形成（介護）への支出による影響は 3 番目に大きく、その値は 4 番目以降の購入物より顕著に大きく、スコープ 3 の中で最も注視に値する。

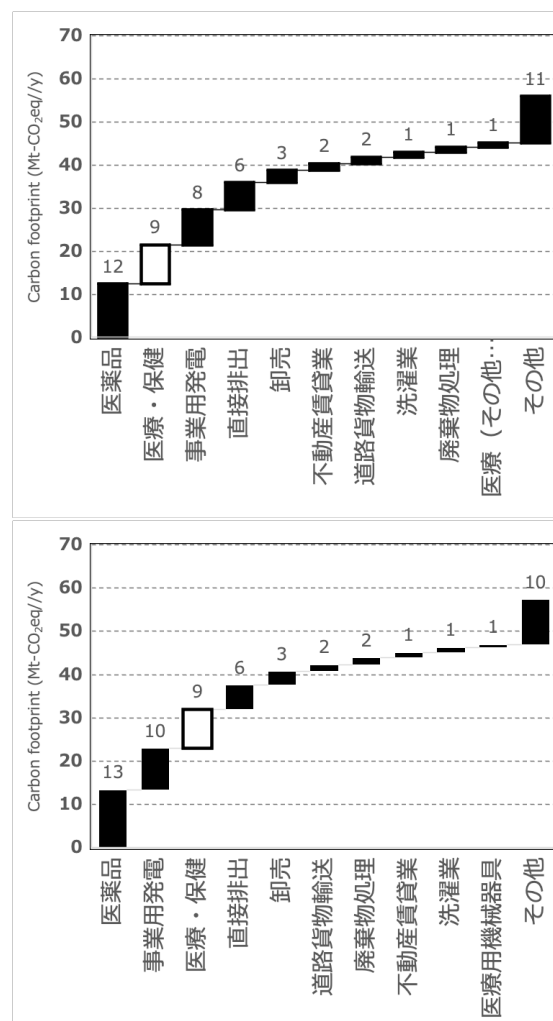
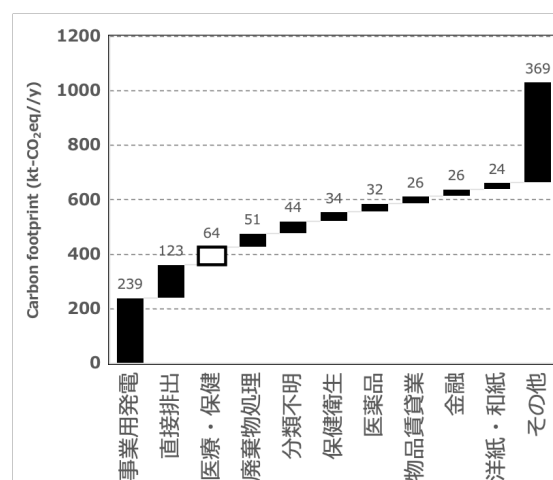


図 5: 日本の医療サービスのカーボンフットプリントへの寄与が大きい上位 10 位の購入品（上図 2011 年値、下図 2015 年値）；白抜きのは固定資本形成への支出による排出を示す。



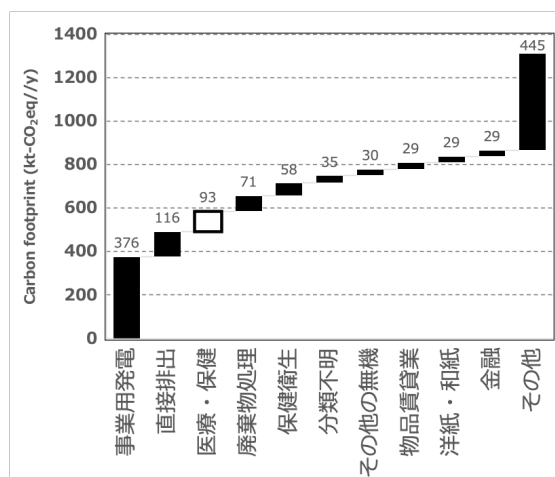


図 6: 日本の保健衛生サービスのカーボンフットプリントへの寄与が大きい上位 10 位の購入品（上図 2011 年値、下図 2015 年値）；白抜きのバーは固定資本形成への支出による排出を示す。

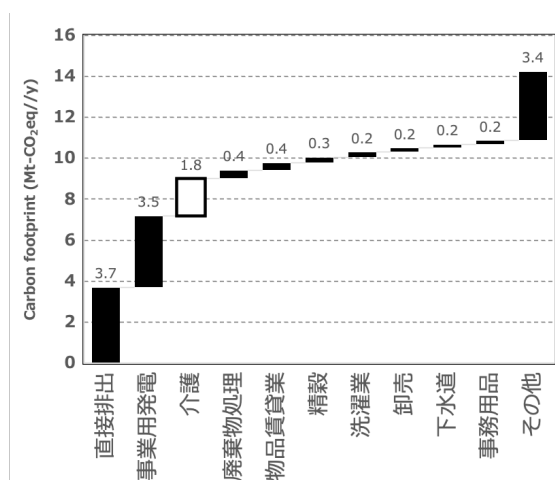
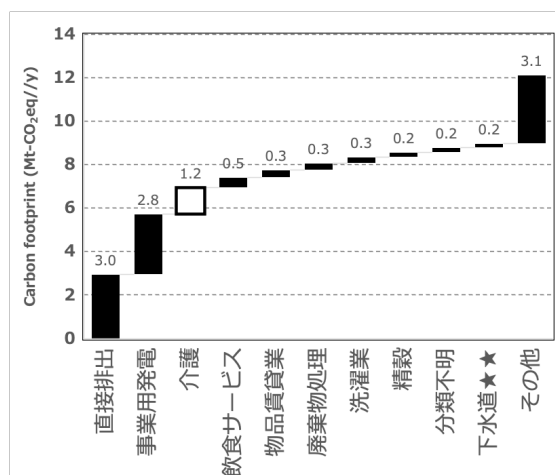


図 7: 日本の介護サービスのカーボンフットプリントへの寄与が大きい上位 10 位の購入品（上図 2011 年値、下図 2015 年値）；白抜きのバーは固定資本形成への支出による排出を示す。

2020 年のヘルスケアサービスに伴う GHG 排出量の推計と脱炭素化オプション別への分解

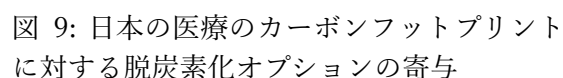
2020 年の日本のヘルスケア全体の固定資本形成を含む国内サプライチェーンを通じた GHG 排出量は 80MtCO₂e と推計された。これは 2020 年の日本全体の GHG 排出量 (MtCO₂e) の 6.9%に相当し、2020 年の人口 (1 億 2614 万人) 一人当たりで見ると約 0.6tCO₂e/cap である。図 8 に示す排出の内訳を見ると、病院、一般診療所、歯科、調剤部門を含む医療サービスによる寄与が最も大きく、全体の 75% (60MtCO₂e) を占める。病院に起因する排出量が 24%と医療を占め、次に続く一般診療所と調剤は同程度の 11%の寄与を持つ。しかし、家計が薬局で購入する医薬品 (OTC) や輸出される医薬品による排出 (4MtCO₂e) を含めると、医薬品全体による排出量は、一般診療所による排出量を超える。

医療が直接間接的に必要とする固定資本形成は 21MtCO₂e の排出を生み出し、医療サービスに起因する排出を消費財のみを含む 39MtCO₂e から 60MtCO₂e へと約 1.5 倍に押し上げる。医療の内訳となる病院、一般診療所、歯科診療、調剤を比較すると、病院は 1.53 倍、一般診療所と調剤は共に 1.48 倍、歯科診療は 1.88 倍と消費財のみの排出と比べて増加し、歯科診療の固定資本形成を含めた GHG 排出量の把握と管理の意義は大きい。

介護サービスは全体の 17%を占める 14MtCO₂e を生じ、高齢化社会を背景にヘルスケアに関わる排出要因として無視できない要因である。訪問型の施設サービスを除く介護の方が施設サービスによる介護よりも消費財による排出量は大きい。固定資本形成に伴う排出はそれぞれ 1.3MtCO₂e と 2.5MtCO₂e であり、施設サービスの排出が 2 倍程度ある。医療と同様に、施設サー

[illegible]

医療サービスによるカーボンフットプリントを 30 個の脱炭素オプションの寄与に分解すると、オプションの寄与は全体の 98% の排出を占めた。特に寄与の大きいオプションとして「26: 医薬品の NHS 基準達成」、「8: 全国的な電力脱炭素化」、「1: 施設（電気）の最適化」、「29: 固定資本（医療）」が挙げられる。続いて「10: 車両・職員車両の電動化」、「5: 施設（廃棄物処理）の最適化」、「15: 食品廃棄物残渣」、「24: 貨物輸送の電動化」、「24: 脱炭素技術革新（鉄鋼）」、「28: 吸入器（MDI）削減に向けた長期計画」が上位 10 個に入るが、寄与の大きさに顕著な違いはない。



地方自治体レベルで見たヘルスケア関連支出のカーボンフットプリント

市区町村別のヘルスケア関連の GHG 排出量の分析の結果、大人用おむつなど一部の項目で高齢化率などと正の相関が見られた。一方で、コンタクトレンズなどとは負の相関が見られた。今後の高齢化が進む未来から、どのようなヘルスケア関連の消費項目による GHG 排出量の増加が見込まれるのかが明らかになった。

図 10: 市区町村別の大人用おむつの消費関連の GHG 排出量と人口密度や高齢化率との関係

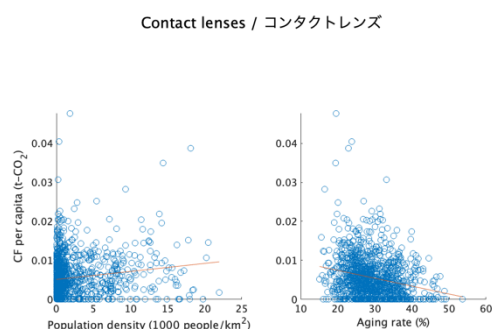


図 11: 市区町村別のコンタクトレンズの消費関連の GHG 排出量と人口密度や高齢化率との関係

将来の地方自治体レベルで見たヘルスケア関連支出のカーボンフットプリント

市区町村別のヘルスケア関連の GHG 排出量の分析の結果、都市部では人口の増加によって GHG 排出量はある程度増加する一方で、過疎地域では大きく減少することが明らかになった。例えば、北海道札幌市中央区の将来の GHG 排出量の推移を図 12 に示す。また、同じく北海道小樽市の将来の GHG 排出量の推移を図 13 に示す。小樽市であっても、人口の減少によって、大きく GHG 排出量が減少する可能性が高いことが明らかになった。

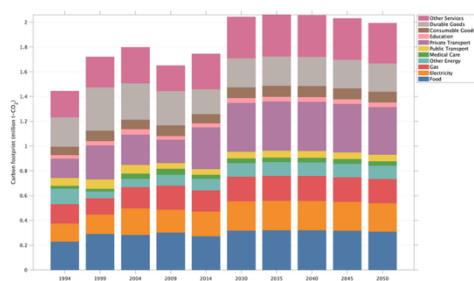


図 12: 北海道札幌市中央区の GHG 排出量の推移

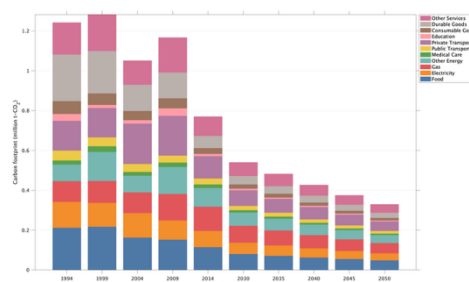


図 13: 北海道小樽市の GHG 排出量の推移

年代別のヘルスケア由来のカーボンフットプリント

2014 年の年代別の平均的なヘルスケア由来のカーボンフットプリントを推定した。その結果、年齢があがると、ヘルスケア由来のカーボンフットプリントが緩やかに上昇することが分かった (図 14)。ただし、これは、世帯の他の構成員を含むものであるため、単身世帯に限ると、90 代のヘルスケア由来のカーボンフットプリントが大きく上昇することが明らかになった (図 15)。

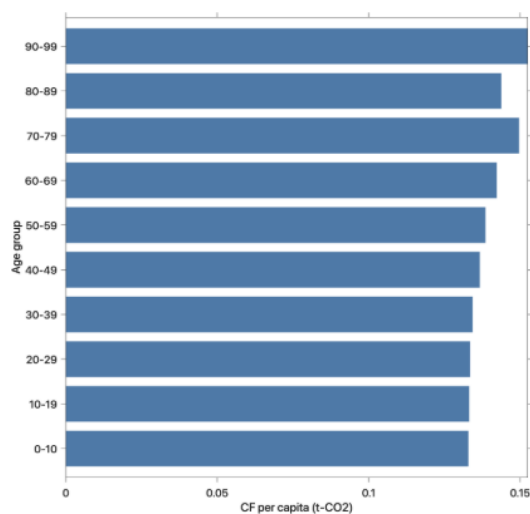


図 14: 2014 年の年代別ヘルスケア由来のカーボンフットプリント

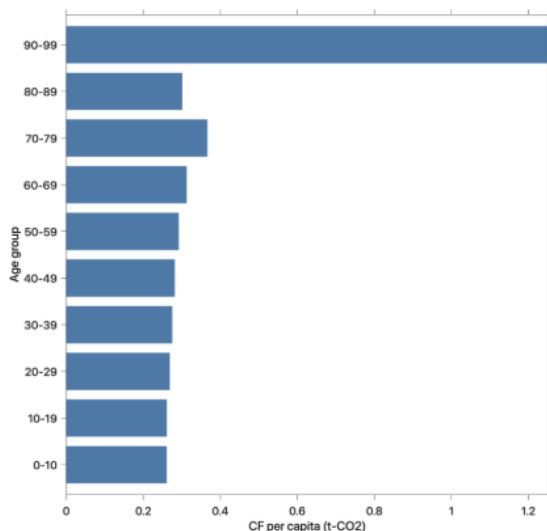


図 15: 2014 年の単身世帯のヘルスケア由来のカーボンフットプリント

[3] 医療機器の運用効率に着目した CO₂削減可能量の算定

都道府県別 CT および MRI の運用効率性

図 16 は、2020 年における日本の 47 都道府県の CT および MRI の運用効率性を示した地図である。本図において、色が濃いほど効率性が高いことを示す。

2020 年における CT の平均運用効率性は 0.72 であり、全国平均で約 28%の改善余地が存在することが示された。また、千葉、東京、神奈川、長野、岐阜、奈良の 6 都県において CT の運用が効率的であった一方、残りの 41 都道府県（約 87%）では非効率な運用が確認された。2020 年において最も効率性が低かったのは宮崎県であり、運用効率性は 0.42 であった。

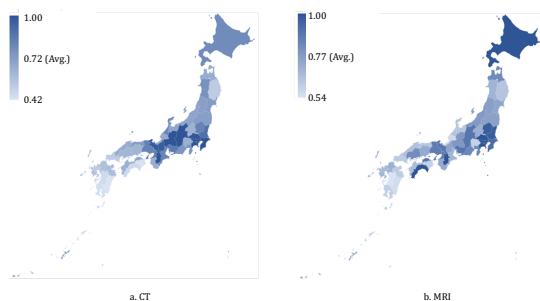


図 16: 2020 年における各都道府県における CT と MRI の運用効率性

MRI については、2020 年の平均運用効率性は 0.77 であり、全国平均で約 23%の改善余

地が示された。また、北海道、埼玉、東京、神奈川、奈良、高知の 6 都道県において効率的な運用が確認された一方、残りの 41 都道府県（約 87%）では非効率な運用が見られた。2020 年において最も効率性が低かったのは熊本県であり、人口密度順位 27 位の中規模地域で、運用効率性は 0.54 であった。これに対し、人口密度が高い大都市である東京（1 位）および神奈川（3 位）は、2020 年において CT および MRI のいずれにおいても効率性スコア 1.00 を示した。

運用効率性の決定要因

表 1 に Tobit 回帰分析の結果を示す。分析の結果、各都道府県の人口は CT および MRI の運用効率性に対して正で統計的に有意な影響を与えることが明らかとなった。一方で、高齢化率、都道府県所得、公立病院比率、診療放射線技師および医師の所得といったその他の要因は、CT および MRI の効率性に対して統計的に有意な影響を示さなかった。ただし、国民医療費については、CT の効率性に対して負で統計的に有意な影響が確認された。

本 Tobit 分析における最も重要な知見は、人口規模の小さい都道府県において CT および MRI の運用効率性が低下する傾向にある点である。日本では高齢化の進展が今後も継続すると見込まれる一方で、総人口は減少すると予測されている。その結果、多くの地域で人口減少が進行し、とりわけ地方部においてその傾向が加速すると考えられる。

このような人口動態を踏まえると、CT および MRI の設置台数を今後も増加させ続けることは、人口減少が見込まれる地域において機器の運用効率性を著しく低下させる可能性がある。したがって、医療機器の導入および配置を検討する際には、将来の人口動態を十分に考慮することが不可欠である。

表 1: トービット回帰分析の結果

Independent variable	CT	MRI
β_0 (CONSTANT)	1.45***	0.83*

	(3.20)	(1.93)
β_1 (AGING)	0.17 (0.15)	1.38 (1.26)
β_2 (INCOME)	-0.20 (-0.24)	-0.36 (-0.44)
β_3 (NHE)	-2.50*** (-2.86)	-1.25 (-1.49)
β_4 (HR)	0.28 (0.98)	-0.26 (-0.93)
β_5 (IRT)	0.12 (0.35)	0.40 (1.19)
β_6 (IRA)	-0.39 (-0.33)	-1.30 (-1.18)
β_7 (POP)	0.40*** (3.14)	0.42*** (3.51)

注：独立変数の t 値を括弧内に示す。また、***と*はそれぞれ 1%水準および 10%水準で統計的に有意であることを示す。

医療分野の脱炭素化に向けた CO₂削減ポテンシャル

製造段階における直接・間接の体化 CO₂排出量と、使用段階における 10 年間の電力消費に伴う CO₂排出量の双方を考慮した結果、2020 年における全国のライフサイクル CO₂削減ポテンシャル (LC-CO₂ RP) は、CT で約 134 万 t-CO₂ (人口 100 万人当たり 10,889 t-CO₂)、MRI で約 149 万 t-CO₂ (人口 100 万人当たり 12,064 t-CO₂) と推計された (図 17)。CT と MRI を合わせた削減ポテンシャルは、合計で約 283 万 t-CO₂に達する。

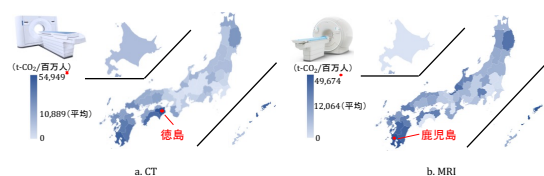


図 17. 非効率性改善に伴うライフサイクル CO₂排出量の削減ポテンシャル

ここで、医療分野の脱炭素化に対する影響を評価するため、LC-CO₂ RP が医療分野全体の CO₂排出量に占める割合を算出した。医療サービスの最終需要によって誘発される直接・間接の CO₂排出量は 4,150 万 t とさ

れており、不要な CT および MRI 機器に起因する LC-CO₂削減ポテンシャルは、2020 年時点でその約 7%に相当することが明らかとなった。

日本医師会が示す医療分野における CO₂排出削減目標は、単位当たり年間 1.6%の削減である。非効率な医療機器の運用を是正することによる LC-CO₂排出削減は、この目標達成に大きく寄与する可能性がある。

時系列における運用効率性の変化

本研究結果では、全国におけるマルムクイスト指数 (MI) の幾何平均は、CT で 0.94、MRI で 0.95 であり、7 年間でそれぞれ約 6%および約 5%の効率性低下が生じたことが示された。MI の分解要素である効率性変化と技術変化をみると、効率性変化の全国幾何平均は、CT で 0.96、MRI で 1.04 であった。これは、同期間において CT の相対的運用効率性は約 4%低下した一方、MRI は約 4%改善したことを意味する。これに対し、技術変化の幾何平均は、CT で 0.98、MRI で 0.92 であり、フロンティアを形成する都道府県の効率性はそれぞれ約 2%および約 9%低下したことが示された。さらに、MI が 1 未満となった都道府県は、CT で 30 (全体の約 64%)、MRI で 33 (約 70%) にのぼり、多くの地域で効率性の低下が確認された (図 18)。

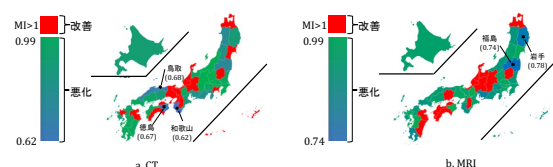


図 18: 2014 年から 2020 年までの各都道府県における CT および MRI のマルムクイスト指数 (MI)

日本では、高齢化の進展に伴う医療需要の増加と並行して、CT および MRI の設置台数が増加してきた。今後も高齢化の進行により機器数の増加が見込まれる一方、人口当たりの機器数の増加は、装置 1 台当たりの検査件数の減少を招く可能性がある。本研究の結果は、2014 年から 2020 年にかけて CT および MRI の運用効率性がそれぞ

れ約 6%および約 5%低下していることを示しており、今後も機器数の増加が続く場合には、1 台当たりの稼働率の低下が進み、不要な機器の増加やそれに伴う CO₂排出量の増加を招く可能性がある。本研究に基づくライフサイクル CO₂削減ポテンシャル (LC-CO₂ RP) は、2014 年で約 270 万 t-CO₂、2020 年で約 280 万 t-CO₂と推定され、約 6%の増加が示された。

以上の結果から、新規医療機器の導入には慎重な判断が求められる。特に、Tobit 回帰分析の結果が示すように、人口規模が小さく、今後人口減少が見込まれる地域においては、新規機器の導入が運用効率性をさらに低下させる可能性がある。そのため、これらの地域では新規導入を抑制し、既存機器の有効活用を優先する政策が重要である。

[4]カーボンニュートラルに整合する物質フロー転換がもたらすヘルスケアへの影響分析

脱炭素目標と整合的な医療・ヘルスケア部門における資源利用水準を分析した。まず、図 19 では、医療・ヘルスケア部門における 1 人当たりマテリアルフットプリント (MF/capita) について、2020 年時点の水準と 2050 年時点のシナリオ別水準を比較した。

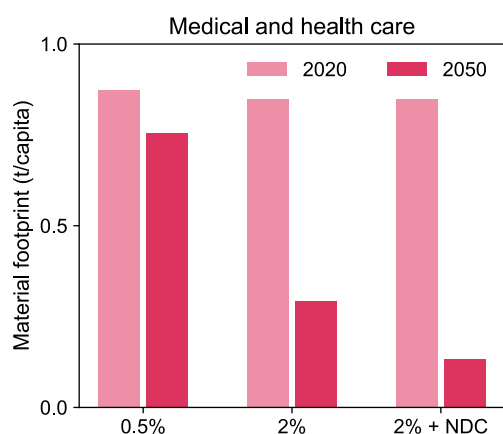


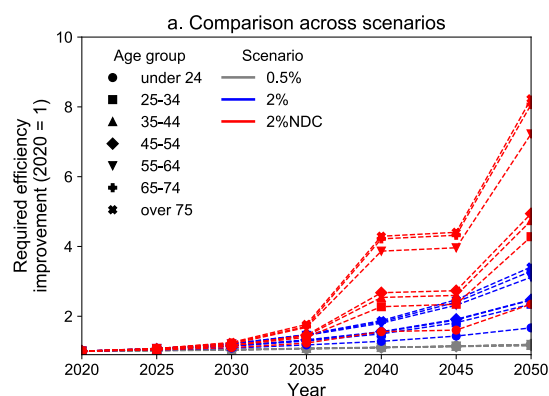
図 19: シナリオ別の 2020 年と 2050 年における医療部門の一人あたり MF

ベースラインに相当する MR over 0.5%シナリオでは、2050 年においても医療・ヘルスケア部門の MF/capita は大きく低下しな

いことが示された。一方で、この水準は脱炭素目標 (NDC) と整合的な水準には十分に達しておらず、MR over 2%シナリオ、さらに NDC を考慮したシナリオにおいて、より大きな資源利用削減が必要となることが示された。なお、本分析ではエネルギー部門の脱炭素化を既にシナリオに織り込んでいるため、ここで示される削減要求は、エネルギー転換のみでは十分ではなく、医療・ヘルスケア部門における資源利用そのものの効率改善が追加的に求められることを意味している。

ただし、この結果は、医療提供に必要な資源を単純に削減し、医療・介護サービスの量や質を低下させる必要があることを意味するものではない。むしろ、脱炭素目標と整合的な社会を実現するためには、医療・ヘルスケア部門においても、同じ医療・介護機能をより少ない資源投入で提供するための資源効率改善が不可欠であることを示している。単純な指標として解釈すれば、NDC と整合的な水準を達成するためには、医療・ヘルスケア部門全体で約 4 倍の効率改善が必要となることが示唆された。

次に、図 20 では、2020 年を基準として、各年における資源効率改善要求度を年齢階級別に算定し、2020 年から 2050 年までの変化を示した。ここでの資源効率改善要求度は、2020 年時点の資源投入水準を基準とし、将来の脱炭素・資源制約下で同等のサービス機能を維持するために、どの程度の効率改善が必要となるかを表す指標である。



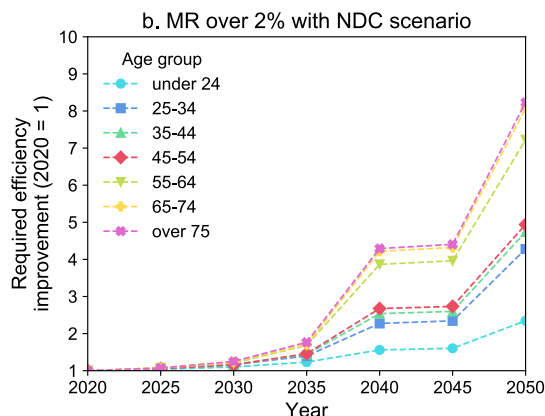


図 20: 2020 年を基準とした世代別の資源効率の改善要求度（a. シナリオ別、b. MR over 2% with NDC シナリオ）

図 20a に示すシナリオ間比較から、資源削減シナリオが厳しくなるにつれて、医療・ヘルスケア部門に求められる効率改善要求度が大きくなることが確認された。さらに、改善要求度の増加は全ての年齢階級に一樣に生じるのではなく、シナリオが厳しくなるほど、年齢階級間の差も拡大する傾向が見られた。特に MR over 2% with NDC シナリオ（図 20b）では、高齢世代、特に 55 歳以上の年齢階級において、若年世代に比べて著しく大きな効率改善が求められることが示された。これらの結果は、医療・ヘルスケア部門における資源効率改善が、部門全体の平均的な課題にとどまらず、年齢階級ごとに異なる影響を持つことを示している。すなわち、脱炭素目標と統合的な資源利用水準を達成する過程では、医療・介護サービスへの依存度が高い世代ほど、より大きな効率改善の影響を受ける可能性がある。

[5]要介護度別の介護需要由来 CF

初めに、要支援 1、2 および要介護 1-5 までの 1 人あたり平均介護需要由来 CF（年間）の結果を図 21 に示す。最も大きな同 CF は要介護度 5 で見られるようになり、最も小さい要支援度 1 のフットプリントと比較して 14 倍の差となった。その要因として、特に施設サービスの利用の違いによる影響が強く見られた。

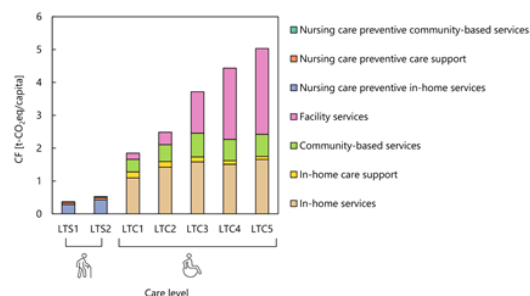


図 21: 要支援・要介護度の段階別に見た 1 人あたり平均介護由来 CF 構造の差異

次に、構造経路分析の結果について記す。図 22 に、介護施設需要由来の CF とそれ以外の介護サービス需要由来の CF における、第 5 次段階までの波及効果をそれぞれ示す。第 0 次は最終需要が生じる地点で発生する GHG を表し、第 1 次はその需要を満たすために必要となる中間財の投入時に発生する GHG を表す。すなわち、第 n 次は第 $n-1$ 次の需要を満たすために必要となる中間財の投入時に発生する GHG となる。解析の結果、介護施設需要由来の CF とそれ以外の介護サービス需要由来の CF のいずれも最大の発生源は電力となり、それぞれ CF 全体の 37、38%を占めた。

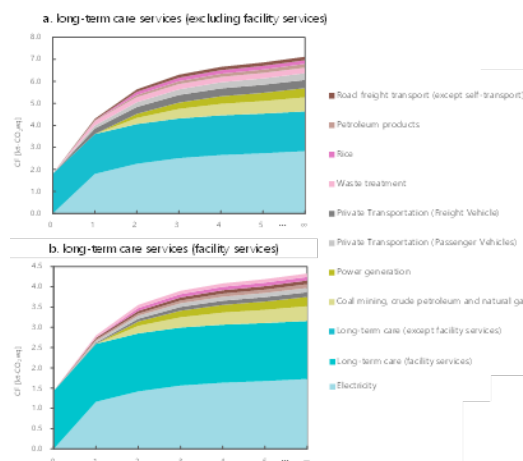
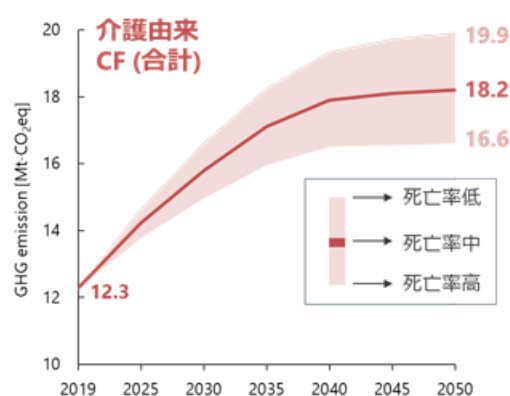


図 22 介護需要由来 CF (a: 介護施設除く、b: 介護施設)を構成するサプライチェーンにおける排出量上位 10 部門。横軸の layer はサプライチェーンの次数を表す。例えば、b における第 0 次は施設サービスにおける化石燃料の直接燃焼による排出量を指す。

2019年から2050年までの人口動態が介護CFに及ぼす影響の解析結果を図23に示す。急速に進む高齢人口の増加に伴い、2040年頃までCFも上昇していき、その後は逡増していくと考えられる。2050年には2019年から 5.9 ± 1.6 Mt-CO₂eqの増加となる見込みであり、医療の進展等による死亡率の低下が進めば約20 Mt-CO₂eqに至る可能性がある。要介護度ごとのCFの変化率については、要介護度が上がるにつれて不確実性も大きくなることが見込まれた。

(a) 総排出量



(b) 要介護度別・変化率

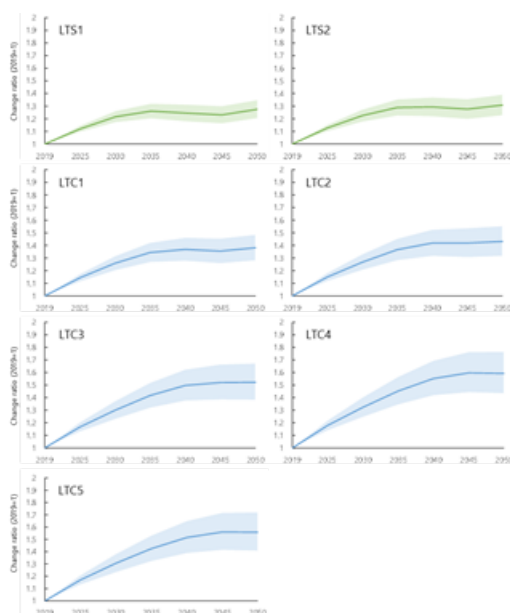


図23 2019年から2050年における要支援・要介護者人口の変化に着目した介護由来CFの推計値。(a)は総排出量の変化量、(b)はその内訳を変化率で表している。

要支援・要介護者のいる世帯の有無による家計カーボンフットプリント構造の差異

次に、要介護世帯の属性別の平均一人あたり年間CFを推計した結果を図24に表す。最大のCFを示した世帯は要介護者が2人以上いる世帯で、要介護者が1人いる世帯と要支援者が1-2人と要介護者1人がある世帯が僅差で続いた。また、すべての要介護世帯が非要介護世帯のCFを上回った。各世帯のCFの内訳に注目すると、要介護世帯は非要介護世帯と比較して「電気」や「食品」、「水道熱」、「医療」が大きく、「外出」や「交通」は小さい傾向が見られた。

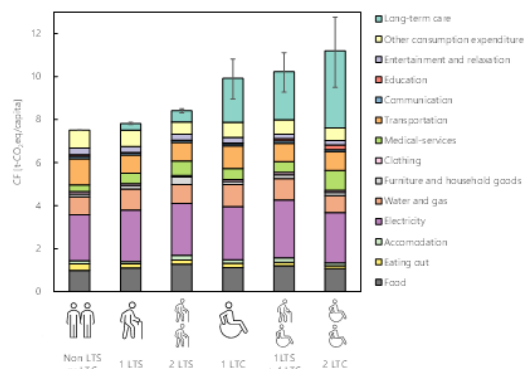


図24: 要介護・要支援世帯の属性別CFの違い。「介護」のエラーバーは、その世帯の中の認定者全員における介護度の違いによって生じる介護費用の差異に基づくCFを表しており、最小値は要支援1、最大値は同要介護5を表す。

さらに、図24の結果をもとに、各世帯の推計世帯数を乗じて総量を推計すると、588 Mt CO₂eqと見積もられた。このうち、全体の約8%を要介護世帯によるカーボンフットプリントが占める結果となった(図25)。

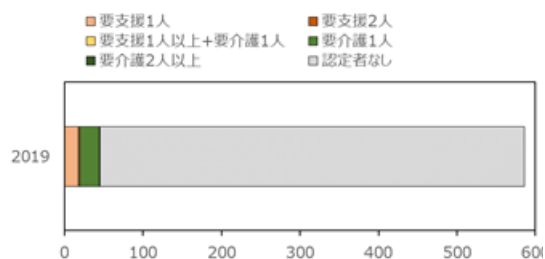


図 25: 全国家計構造調査による 2019 年の世帯属性別家計カーボンフットプリントの内訳

エネルギー基本計画に沿ったエネルギー移行における介護由来カーボンフットプリントへの影響

2015FC-IONGES と 2030FC-IONGES によるシナリオ別介護需要由来 CF を図 26 に示す。なお、IONGES の排出係数は CO₂ のみを対象としており、メタンや窒素ガス等の非 CO₂ は含まれていないため、前年度の結果と直接比較することはできない点に留意する必要がある。2015 年の介護需要由来 CF は 13.1 Mt-CO₂/年と見積もられ、そこから BaU シナリオでは 2030 年に 17.2 Mt-CO₂/年、2050 年に 19.9 Mt-CO₂/年と増加した。一方で、エネルギー移行シナリオでは、2030 年に 13.2 Mt-CO₂/年に留まり、2050 年でも 15.3 Mt-CO₂/年となって、BaU シナリオにおける 2030 年の CF を下回った。

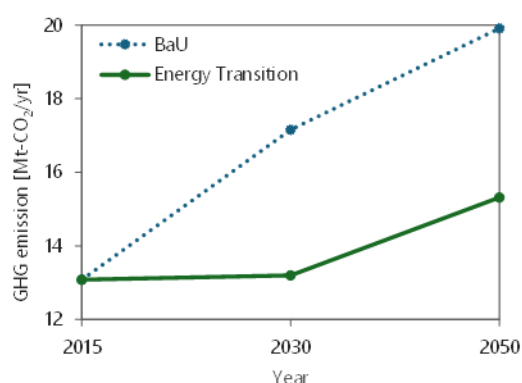


図 26: エネルギー移行の有無に着目した介護需要由来 CF の 2015 年から 2050 年までの推移 (BaU シナリオ・エネルギー移行シナリオ)

将来の介護需要によるサプライチェーン全体の労働力

次に、同モデルから推計した LF の結果について記述する。BaU における基準年の 2015 年の介護需要が誘発する LF は、244.6 万人/年と見積もられた。そのうち 205.0 万人/年が介護部門で生じる一方、間接的に 39.6 万人/年が別の部門で必要となると考えられる。その内訳は、分類不明の産業 (6.6

万人/年)、商業 (5.4 万人/年)、その他の建設業 (5.3 万人)、その他の対事業所サービス (4.4 万人/年)、農業 (2.0 万人/年)と続いた。さらに、BaU における 2050 年の LF は、2015 年から膨れ上がり、介護部門では 320.9 万人/年まで増加すると見積もられた (それ以外の部門では 63 万人/年)。なお、エネルギー移行シナリオにおいても、介護部門で直接要する労働力は BaU とほぼ同等であるが、サプライチェーン全体では約 4%減少した (2050 年で約 15 万人差)。

D. 考察

[1]ヘルスケアサービスに伴う GHG 排出量の推計と脱炭素化オプション別への分解

日本のヘルスケアサービスのカーボンフットプリントを固定資本形成による寄与を含めて算定し、2011 年と 2015 年の比較を行った。若干の増加であるが大きく排出量に変化はなかった。日本の全体的排出量の減少速度よりヘルスケアのカーボンフットプリントの減少速度は遅いことを認識すれば、明確な削減計画を立案することは重要な課題と言える。

医療サービスに伴うカーボンフットプリントが最も大きいことは経年で変わりはないが、増加率という点では介護サービス、保健衛生サービスが高い。これらサービスの単位需要あたりのカーボンフットプリントには大きな経年変化はないため、高齢化社会を背景とした需要増加による影響である。需要抑制が難しいことを前提とすれば、技術的な削減策を集積する必要がある。

主要なカーボンフットプリントを形成する購入物の種類やフットプリントの大きさについても 2011 年と 2015 年で顕著な違いはないことから、削減計画における力点は複数年を見据えておくことが可能と考えられる。全般的に医療、保健衛生、介護サービスによる電力消費は上位の排出要因であり、省エネへの取り組みは重要であるものの、電力会社の発電炭素強度 (tCO₂/kWh) の低下を如何に促進できるかがフットプリントの削減の鍵となる。スコープ 1 に該当

する直接排出量も寄与が上位であり、現場での対策を講じることも効果的であるが、スコープ3に該当する排出が多いため、購入物のサプライヤーに対する脱炭素化を協働する仕組みを同時に作ることも有効である。

2020 年はコロナ禍であったが排出量に極端な増加がなく、コロナ以外の医療需要が抑制されたことが考えられる。排出量には固定資本形成に関わるサプライチェーンからの排出を含めると含めない場合と比べて医療サービスでは1.5倍程度の排出量になることから、固定資本形成を含めて脱炭素化の計画を立案する必要性を示唆する。

ヘルスケアのサプライチェーンを通じた排出量を設定した脱炭素オプションが寄与する排出量に分解する手法を開発し、英国 NHS を参照した30個のオプション別に分解した。NHS の脱炭素オプションは日本のヘルスケアに対してもカーボンフットプリントの98%を捕捉しており、日本でも参考すべき対策群と言える。オプションの中でも、医薬品の脱炭素基準、脱炭素電力、施設の省エネ、固定資本の寿命延長は優先オプションと同定されたが、これらはサプライチェーン、全国的取り組み、医療現場対策（商品、資本）への関与を必要とするものであり、医療と広範なステイクホルダーとの協働が必須であることを指す。一方、上記の4つオプション以外は効果に大きな差はないため、実行可能性の高いオプションからの実施は適切である。

[2]自治体別のヘルスケア関連需要に伴うカーボンフットプリントの算定

自治体別の推計では、様々なヘルスケア関連の消費とそのGHG排出量、そして人口密度や高齢化率との関係を分析した。一部の項目では相関が見られたものの、予想した相関は十分に確認できなかった。

また、将来の自治体レベルでのヘルスケア由来カーボンフットプリントでは、都市部では人口の増加によってGHG排出量はある程度増加する一方で、過疎地域では大きく減少することが明らかになった。これは、将来は

都市部に絞った介入などが大きな効果を上げることが予想される。

そして、今後の高齢化に伴って、ヘルスケア由来のカーボンフットプリントが大幅に増加する可能性を示唆している。特に、90歳以降の人口増加に伴って、医療費、介護費、ヘルスケア関連のものの支出（大人用おむつ、車椅子など）が大幅に増加する可能性が高い。さらに、平均寿命の延伸が必ずしも健康寿命の延伸を伴わない場合、医療・介護依存期間の長期化を通じて、ヘルスケア関連排出がさらに増加する可能性がある。一方で、予防医療や健康寿命延伸政策は、将来的なヘルスケア需要そのものを抑制し、結果としてカーボンフットプリント削減にも寄与する可能性がある。

[3]医療機器の運用効率に着目したCO₂削減可能量の算定

これら医療機器の運用効率性のさらなる低下を防ぐため、本研究では医療機器の導入に関する規制の導入を提案する。特に、地域内における医療資源の適切な配分を担う権限を有する地方自治体を対象とし、人口規模が小さく将来的に人口減少が見込まれる都道府県において重点的に対応することが重要である。CT および MRI の運用効率性を改善する方法として、運用効率性の低い地域における不要な機器の削減が挙げられる。しかし、CT および MRI は臨床的に有用な機器であることから、単純な削減ではなく、医療ツーリズムの活用や医療機関間での共同利用の促進など、効率的な活用を図る方策が望ましい。

新規機器導入に関する規制

都道府県は、以下の条件を満たす場合に新規機器の導入を慎重に検討すべきである。

- 運用効率性が低い
- 年々効率性が低下している（MI<1）
- 人口規模が小さい
- 将来的に人口減少が見込まれる
- 検査供給量が需要を上回っている

ここで、第5の条件である「検査供給量」は、当該地域における現実の検査実施量を

指す。一方、「需要」は、全国の年齢・性別の受診率に基づいて推計される期待検査件数である。

例えば、2020 年において人口密度順位 40 位の和歌山県は、CT および MRI とともに MI が最も低く、2014 年から 2020 年にかけて効率性の大幅な低下が確認された。CT の効率性は 0.64 であり、約 36% の改善余地が存在する。また、MI は 0.62 であり、約 38% の効率性低下が示された。さらに、実際の検査件数と推計需要との差を需要で除した過剰供給率は 21% と推定され、過剰検査の可能性が示唆される。このような地域では新規導入を抑制し、既存機器の活用促進が求められる。

医療ツーリズムの活用

効率的な機器活用の一例として、運用効率が低い地域において外国人患者を対象とした医療ツーリズムを推進することが挙げられる。医療ツーリズムとは、医療サービスを受ける目的で他国へ渡航する行為を指す。グローバル化と医療技術の進展に伴い、この分野は急速に拡大している。日本は医療機器の充実度および医療サービスの質の高さから、有望な医療ツーリズムの受入国とされている。また、2020 年時点で最大約 43 万人の外国人医療需要が見込まれている。CT および MRI は診断だけでなく健康診断にも利用されるため、効率性の低い地域では医療ツーリズムの積極的な推進により機器利用を促進することが可能である。

医療機関間での共同利用

もう一つの方策として、医療機関間での機器共同利用が挙げられる。運用効率の低い地域においても、検査需要が高く予約が困難な医療機関と、機器が十分に活用されていない医療機関が共存している場合がある。このような場合、機器利用状況の情報共有を行い、検査件数の少ない医療機関へ患者を紹介するなどの連携を促進することで、地域全体としての機器利用効率の向上が期待される。

[4]カーボンニュートラルに整合する物質フロー転換がもたらすヘルスケアへの影響分析

本分析の結果は、NDC を含む脱炭素目標を達成しながら、今後も適切な医療・介護サービスを提供し続けるためには、医療・ヘルスケア部門における大幅な資源効率改善が必要であることを示している。医療部門の環境対策では、施設の省エネルギー化、再生可能エネルギーの導入、医薬品・医療機器のサプライチェーンにおける GHG 排出削減などが重視されてきた。しかし、本研究の結果は、エネルギーの脱炭素化を織り込んだ場合であっても、資源利用量そのものが重要な制約となり得ることを示唆している。

したがって、医療・ヘルスケア部門の環境対策では、GHG 排出削減に加えて、省資源化、材料代替、製品寿命の延長、再使用・再製造、廃棄物削減、調達構造の見直しなど、資源利用に直接関わる対策を統合的に検討する必要がある。特に、医療機器、医薬品、消耗品、施設・設備、介護関連サービスは、サプライチェーンを通じて多様な資源投入を必要とするため、医療の質や安全性を維持しつつ、同等の機能をより少ない資源投入で提供する仕組みが重要となる。

一方で、医療・ヘルスケア部門の資源効率改善は、単純な資源投入削減として実施すべきではない。医療・介護サービスは人々の健康と生活の質を支える基礎的サービスであり、特に高齢世代ほどその利用量が大きい。本分析でも、脱炭素・資源制約が厳しくなるほど、高齢世代により大きな効率改善要求が生じる傾向が示された。したがって、資源効率改善策は、医療サービスの利用抑制やアクセス制限ではなく、同等またはより高い健康アウトカムを少ない資源投入で達成するための制度的・技術的改善として位置づける必要がある。

[5]今後の介護需要増大を見据えた脱炭素化と労働力確保に向けて

本研究による介護サービスに関連する需要に着目した分析結果からは、日本の要介

護度と GHG 排出量 (CF) との関係が明らかとなった。要介護状態が重くなるほど、必要とされる介護サービスが増加傾向となり、サプライチェーン全体における排出量が無視できなくなると考えられる。ただし、要支援 1 と要支援 2 に対する CF は要介護 1 から 5 と比べると非常に小さい。また、要介護の段階の中でも、特に要介護 2 と要介護 3 の間に大きな差異が見られる。これらのことから、なるべく要介護度が 3 以上の要介護者の増加を抑制するための取り組みが、介護需要由来 CF を需要側から効果的に小さくするために重要であると考えられる。

次に、介護需要由来 CF の構造経路分析からは、介護に関わるどのサプライチェーンにおいて優先的に対策を採るべきかが明らかとなった。具体的には、介護サービスのサプライチェーンで消費される電力によって間接的に排出される GHG は、同サービスを需要する現地で直接排出される GHG 以上に大きいことを確認した。この傾向は、先行研究 (Nansai et al. 2020) で指摘されている医療サービス全体の CF と同様であり、介護においても低炭素電源の導入が重要であることを示唆している。換言すれば、再生可能エネルギーの促進等による排出係数の低減が有効であると考えられる。

そこで、2015 年から電源構成を含むサプライチェーンが変化せず介護需要のみが要支援・要介護者に応じて増加した場合に生じる CF と、2030 年時点で目標と設定されている電源構成および電動車や充電ステーション等の設備が導入されているサプライチェーン下における同 CF を、それぞれ推計した。したがって、その差分は、社会全体のグリーンエネルギー化が介護需要 CF に及ぼす影響と考えることができる。本分析の結果、第 6 次エネルギー基本計画におけるエネルギー移行が生じた場合、同じ介護需要であっても 2030 年時点で 4 Mt-CO₂ 近く、2050 年時点で 5 Mt-CO₂ 近く GHG (CO₂) 排出量を削減することが示唆された。しかし、その場合でも依然として 15 Mt-CO₂ の介護需要由来 CF が発生することになり、2050 年のカーボンニュートラル目標に向けては、さらなる脱炭素化に取り組む必要がある。

また、本研究では要介護世帯と非要介護世帯における介護サービスも含むすべての需要に由来する CF を比較し、一人あたり CF は要介護世帯のほうが大きいことを示した。この特徴は、介護需要由来 CF を除いても同様に見られており、注目に値する。すなわち、介護を必要とする身体的理由による行動制限は、予想されるように外食や公共交通に由来する CF の減少に繋がっているが、在宅時間の増加に伴う住宅エネルギーや水道、医療需要の高さがその減少を打ち消しており、結果として非要介護世帯の CF の水準と大差ないということである。したがって、前述した要介護度の抑制が仮にうまくいった場合でも、要介護者が健康になったことによる CF のリバウンドが生じる懸念は低いと考えられる。現時点で要介護世帯が家計 CF 全体に占める割合は 8%程度である。今後ますます高齢化が進むことで要介護者が増えていく場合、この割合も増加することが予想される。したがって、要介護世帯を増やさないための介護予防策を検討し、実施していくことが、国内 GHG 排出量の削減にも寄与していく可能性が高い。

最後に、高齢化に応じて増えることが見込まれる介護需要を支える労働力 (LF) については、2015 年からサプライチェーン全体で約 142 万人増やす必要が生じると見積もられた。このうち、介護現場では約 125 万人の増員が必要となるが、それ以外の部門においても約 17 万人の労働力が追加で必要となる。すなわち、例えば介護施設等における食事提供の増加に応じて、その原料に関わる農業需要の間接的な誘発による労働力といった、一見認識されづらい労働力の確保についても重要な検討課題であると考えられる。特に農業部門では 2050 年時点で 2015 年比 1.1 万人の労働力が追加で必要になると推計され、すでに高齢化が進んで後継者に悩む同部門に対する労働力不足に拍車をかけかねない。

以上の点から、エネルギー技術の改善だけに依存した介護分野の脱炭素戦略の効果は限定的であり、気候変動対策の面からも介護需要そのものを無理なく抑制していく必要性が浮き彫りとなった。特に、要介護

リスクの低下に起因する介護需要の抑制は、被介護者のウェルビーイングの維持改善だけでなく、介護者の負担や介護のサプライチェーン全体の労働力を軽減することにも貢献しうる。したがって今後は、「通いの場」等の介護予防策に着目して、その介護需要に対する影響の定量化を詳細に検討するとともに、その予防策の実施に要する財・サービスのインベントリを整理して両者の CF を同時に算定することで、それぞれを差し引いた正味の GHG 排出削減効果を明らかにしていくことが求められる。

最後に、介護需要由来の GHG 排出量算定における手法上の限界に触れる。介護 CF の算定に用いた内包型 GHG 排出原単位は、対象とした要介護者の要介護度によらず一定としている。したがって、施設サービスに加えて在宅サービス由来の CF も全体の内訳の中で割合が大きいが、要介護度ごとにこれらのサービス内容が大きく異なる場合は、同 CF 推計の誤差が大きい可能性が生じる。この点の検証については、今後のデータ解像度における課題である。

E. 結論

日本のヘルスケアサービスに関するカーボンフットプリントは 2011 年から 2015 年に掛けて大きな変化はなく、その主たる排出要因（ヘルスケアセクターの購入物）も同様であり、脱炭素化に向けた排出削減策を立案することは中長期的に有効と考えられる。ヘルスケアサービスのカーボンフットプリントは現在減少傾向にあるが、日本全体の GHG 排出に対する割合は増加しており、早急な脱炭素化計画と実行が求められる。2020 年のカーボンフットプリントも顕著な減少傾向は見られないこと、固定資本形成に関連する排出はフットプリントに対する影響が大きいことを示した。

英国 NHS の脱炭素オプションは日本のヘルスケアについても参考すべき対策群と言える。オプションの中でも、医薬品の脱炭素基準、脱炭素電力、施設の省エネ、固定資本の寿命延長は優先オプションと同定されたが、これらはサプライチェーン、全国的取り組み、医療現場対策（商品、資本）

への関与を必要とするものであり、医療と広範なステイクホルダーとの協働が必須である。

また、市区町村別のヘルスケア関連およびその他の消費に伴うサプライチェーン全体での将来排出推計を実施し、消費項目や市区町村と GHG 排出量との関係を明確にした。

日本の各都道府県における CT および MRI の運用効率性を横断的および時系列的に定量評価した。特に、非効率な運用の改善に基づくライフサイクル CO₂削減ポテンシャルを定量的に推計した。その結果、不要な機器運用に起因する CO₂排出量は医療分野全体の約 7%に相当することが明らかとなった。

2050 年に日本がカーボンニュートラルを達成する経路として、電力の脱炭素化と次世代自動車に対する物質効率化、住宅・非住宅建築物の長寿命化、循環利用率の向上を仮定すると、2050 年までにヘルスケアに求められる資源利用の効率は最大で 8 倍程度向上する必要があると示唆された。

介護におけるヘルスケアのカーボンニュートラルについては、エネルギーの脱炭素化を進展させるとともに、低炭素な介護予防策の検討と導入における介護需要抑制に由来する GHG 排出削減策の取組を進めていくことが重要であると考えられる。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表

Ushijima, D. et al., 2025. Significant CO₂ emission reduction potential in the healthcare sector: Evidence from Japan. *Journal of Environmental Management* 391, 126372.

Kira N., Shigetomi Y., Hata S., Nansai, K., 2025. Detailed carbon footprint of long-term care in an aging society. *Environmental Research Letters* 20(8), 084014.

2. 学会発表

畑 奨, 南齋 規介, 重富 陽介, 鬼頭 みなみ, 中島 謙一, カーボンニュートラルと整合する物質フロー転換がもたらす世代別の消費影響, 第 21 回日本 LCA 学会研究発表会 (2026)

笠原正幸, 重富陽介, 梶有貴, 池田俊也, 近藤克則: 要支援・要介護認定リスク評価尺度に基づく将来の介護需要に伴う サプライチェーン温室効果ガスの実証分析, 第21回日本 LCA 学会研究発表会, 武蔵野大学, 2026.

Narumi Kira, Yosuke Shigetomi, Detailing the structure of carbon footprint focusing on long-term care demand in Japan, The 31st International Input-Output Association Conference (2025)

Narumi Kira, Yosuke Shigetomi: Analyzing the carbon and economic impact of introducing preventive care policies in Japan, The 12th International Conference on Industrial Ecology (2025).

重富陽介 (2025) 日本の高齢化に伴う需要から見たプラネタリーヘルス研究の一考察, プラネタリーヘルス Cafe & Bar, オンライン

吉良成美, 重富陽介 (2025) 介護予防の促進が環境・経済に及ぼす影響の解析, 第 20 回日本 LCA 学会研究発表会, 広島,

吉良成美, 重富陽介 (2024) 要介護認定者の増加が将来のサプライチェーン温室効果ガス排出量・労働力需要に与える影響分析, 環境経済・政策学会 2024 年大会, 吹田.

吉良成美, 重富陽介 (2024) 要介護認定者のいる世帯の消費に着目したサプライチェーン温室効果ガス排出構造の解析, 第 83 回日本公衆衛生学会総会, 札幌市.

Narumi Kira, Yosuke Shigetomi (2024) How will the rise in demand for long-term care affect the future greenhouse gases and

workforce in an aging society?, EcoBalance2024, Sendai.

H. 知的財産権の出願・登録状況
(予定を含む。)

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし