

人生100年時代のSmart Wellness City®の実現を支える

健幸政策SWC-AI®

自治体が抱えるデータヘルスの課題に5つの要素で強力にサポート

現状
分析

原因
把握

将来
予測

適切な
施策提案

施策
評価
(費用対効果)

蓄積したデータを住民のために活用
「真のデータヘルスEBPMへの転換」

(Evidence based policy making : 根拠に基づく施策立案)

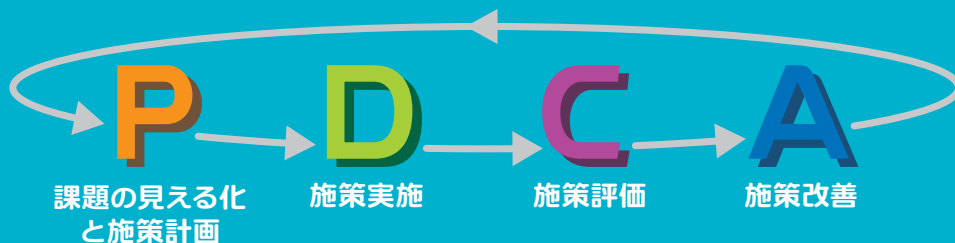
多くの自治体が抱えている問題

- ・人員削減の中での業務量過多
- ・健康教室の参加者はいつも同じ顔ぶれ
- ・健康指標の改善がみられない

- C**「施策評価」と**A**「施策改善」が実施できていない
- ・評価の仕方がわからない
 - ・費用対効果が明確にできず、前例踏襲主義から脱却できない

事業成果を説明できず、効果の高い事業を拡大・継続できない

「健幸政策SWC-AI®」がPDCAサイクルを正常化

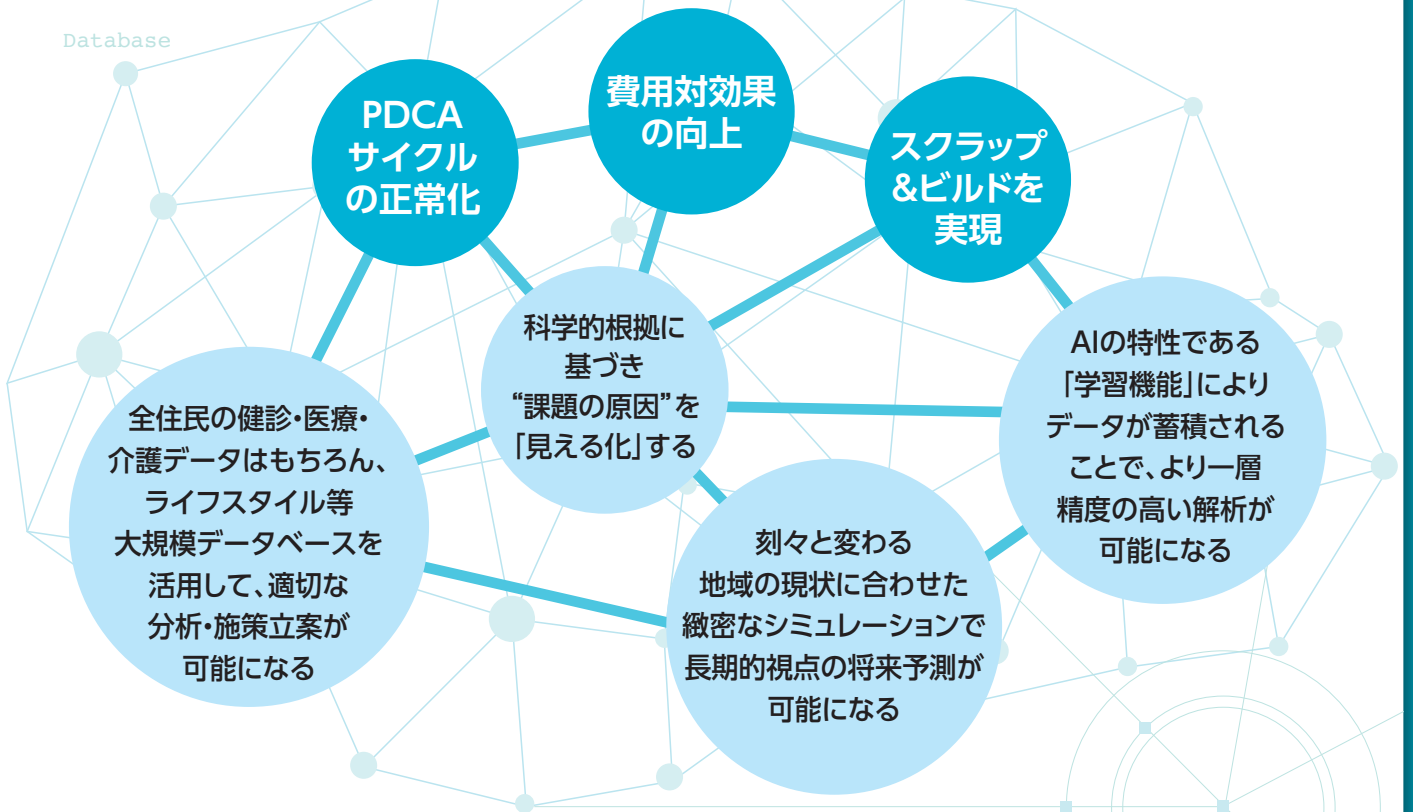


費用対効果と業務効率の高い施策への転換
施策のスクラップ&ビルドが可能に

Database

SWC-AI

自治体が抱える課題を「健幸政策SWC-AI[®]」が解決



「健幸政策SWC-AI[®]」は、健康都市評価指標を全て網羅した世界初のシステム

今回開発した評価指標は、現在様々に提案されている評価指標と比べても明らかなアドバンテージを持つ

NO.	評価指標群リスト	健康状態の決定因子モデルの階層													評価対象数	開発国	開発年代	項目数	日本語版有無		
		健康状態				生活習慣			社会地域のネットワーク	ソフト面 経済政策	生活環境 ハード面										
		精神的		身体的		身体活動	食生活	喫煙・飲酒			都市Ⅳ		居住地Ⅳ							建築Ⅳ	
		客観的指標	主観的指標	客観的指標	主観的指標						客観的調査	主観的調査	客観的調査	主観的調査							
1	健幸政策SWC-AI [®]	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	15	JP	2019		✓
2	KDB(国保データベース)			●	●	●	●	●									5	JP	2013		✓
3	LISA(生活満足度)		●	●													3	USA	1961	11	
4	PLI(新国民生活指標)			●						●	●						4	JP	1992	159	✓
5	HRQoL(SF-8/12/36)		●		●					●							3	USA	1993	36	✓
6	健康都市プロジェクト評価			●						●	●		●				4	JP	1993	136	✓
7	WHOQOL		●		●					●							3	WHO	1998	26	✓
8	QoLis			●						●			●				4	UK	1999	27	
9	Index of multiple Deprivation(重複剥奪指標)			●						●	●		●		●		5	UK	2000	37	
10	NEWS(日本版ANEWS)(近隣歩行環境質問票)					●							●				2	USA	2006	32	✓
11	HHSRS(住宅安全・健康性能評価システム)		●										●	●			3	UK	2006	29	✓
12	都市における健康の公平性評価・対応ツール			●						●	●		●				4	WHO	2008	38	✓
13	健康づくり支援環境評価質問紙					●	●	●				●			●		7	JP	2008	43	✓
14	IPAQ-E(国際標準化身体活動一環境尺度)					●							●				2	USA	2009	17	✓
15	運動習慣の促進要因・阻害要因尺度					●							●				2	JP	2009	20	✓
16	MWI(Measuring National Well-Being指標)	●	●	●	●					●	●		●	●			9	UK	2010	40	
17	CASBEE健康チェックリスト(戸建)		●												●		2	JP	2011	50	✓
18	都市構造の評価(コンパクトさ)			●		●				●	●		●		●		6	JP	2013	52	✓
19	JAGES HEART(健康格差の評価と対策ツール)		●	●	●			●	●								5	JP	2013	✓	✓

崔ら(2018)を一部改変して作成

健康施策を効果的かつ効率的なサイクルで推進 (⇒詳しくはP.3~P.5)

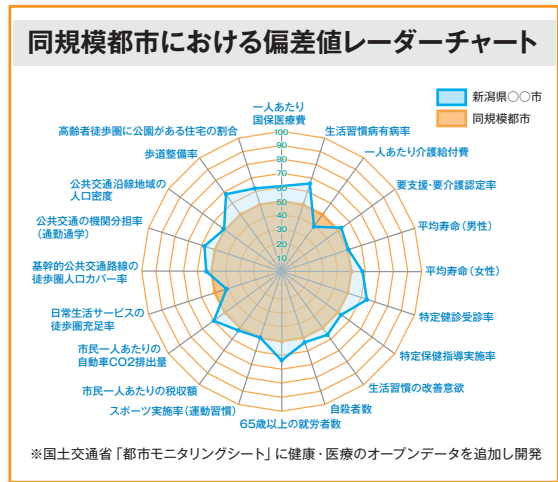
現状分析

全住民の健診、医療レセプト、介護レセプト、ライフスタイル、まちの環境等のデータから、健康寿命の延伸に影響を及ぼす指標を網羅した「健幸都市度」が提示される。

全国、同規模自治体と比較したランキング

日常生活サービスの徒歩圏充足率			
全体ランキング		同規模都市ランキング	
順位	自治体	%	偏差値
7	埼玉県〇〇市	83.5	64.8
8	静岡県〇〇市	83.3	64.7
9	福岡県〇〇市	81.3	63.5
10	埼玉県〇〇市	80.9	63.3
11	静岡県〇〇市	80.5	63.1
12	秋田県〇〇市	80.5	63.0
13	新潟県〇〇市	79.1	62.2
14	栃木県〇〇市	77.7	61.4
15	愛知県〇〇市	77.1	61.0
16	神奈川県〇〇市	75.6	60.2
17	沖縄県〇〇市	72.0	58.1
18	新潟県〇〇市	71.4	57.7
19	東京都〇〇区	70.1	56.9
20	兵庫県〇〇市	70.0	56.9

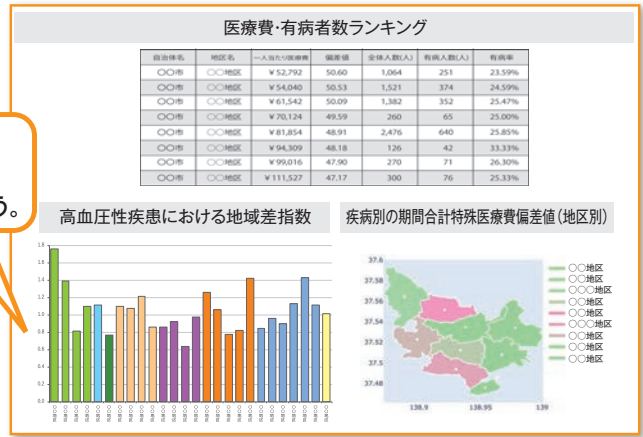
「健幸都市度」偏差値



万全のセキュリティ対策でデータを一元化
専用のデータ変換ツールを活用し、連結不可能な
匿名化された状態で管理・分析を行う。

医療費・介護費の合計年間推移の現状や、
疾病の医療費を地区別に比較を行う。

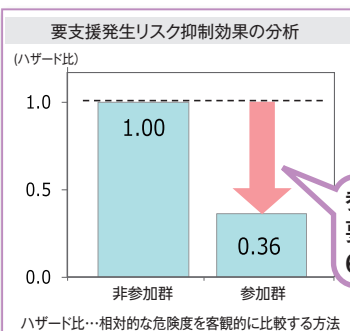
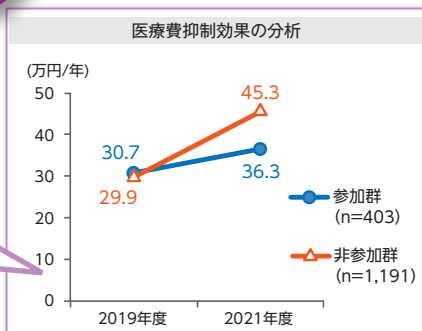
自治体内でも
地区別に比較すると
地域差指数が大きく違う。



施策評価 (費用対効果)

実施した施策の医療費・介護費の適正化効果や、健康度の改善度を評価する。費用対効果が明確になり、施策のスクラップ&ビルドが可能になる。

参加者は、
2年後に
1人あたり
年間医療費が
約9万円抑制
されている。



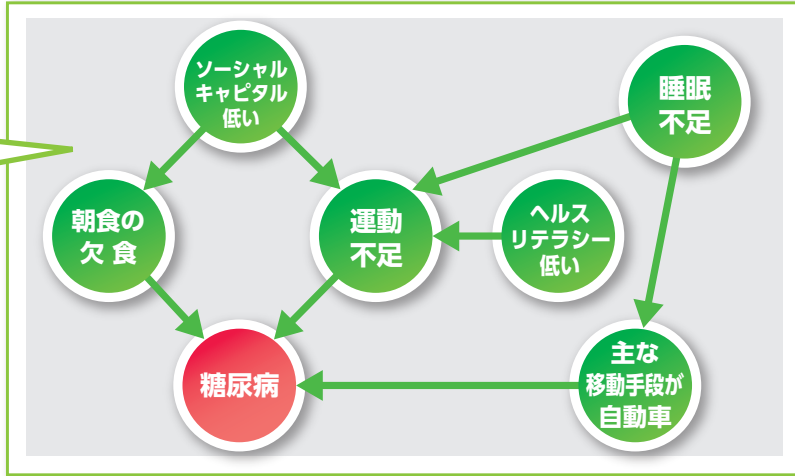
参加者は2年後の
要支援の発生リスクが
64%低い。

原因把握

自治体独自の医療・介護に至る原因（ライフスタイルや地区の特性）が見える化される。強い影響力を持つ原因が見え、施策として注力すべき事項が明確になる。エビデンスを提示することで説得力ある施策説明を行うことができる。

学習結果とそこから導き出される施策に対する納得感がアップ。

健康課題の原因を特定するため、統計的機械学習の一つである「ベイジアンネットワーク(Bayesian Network)」を活用。



健康施策を効果的かつ効率的なサイクルで推進 健幸政策SWC-AI[®]

適切な施策提案

自治体独自の課題の解決に、一番効果的と思われる費用対効果の高い施策を提示。さらに自治体の人口構成や人口規模、地域の特徴が類似した優良施策事例が提示される。

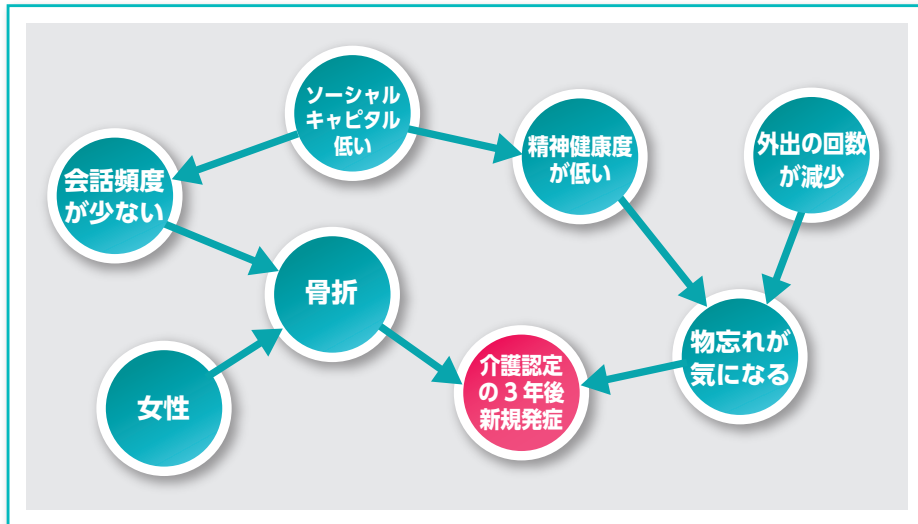
施策目的	ターゲット	優先すべき地区	施策内容
高血圧性疾患の有病者の減少	・65歳以上男性 ・高血圧該当者 ・フレイル傾向の者	〇〇地区	◆高血圧予防教室の開催 ・食事や運動に関する健康教育を実施する ◆地域特性をふまえた高血圧予防チラシの作成・配布 ・高血圧性疾患の地区別の疾患状況、その原因を示した上で、高血圧の重症化の問題とその対策を住民にわかりやすく周知する
ヘルスリテラシーの向上	・20歳以上 ・健康意識が高い住民	全地区	◆インフルエンサーの育成 ・健康情報を口コミで伝える仕組みを作り、家族・仲間に正しい健康情報を繰り返し伝えてもらう ◆企業との連携による就労層への情報提供 ・働き盛り世代の運動不足への対策として、市内企業を対象に健康経営を促すための協働イベント、企業間の情報共有の場の設定、人材育成支援を行う
運動習慣者の増加	・40歳以上 ・健康無関心層	〇〇地区	◆健幸ポイント事業の実施 ・歩数に応じた魅力的なインセンティブを付与する

効果の高い施策案がエビデンスに基づいて提案される。

国の政策方針に沿った事業を提案。

将来予測

将来どのような特徴を持つ人が医療や介護に至る可能性があるのか、また医療や介護に至らない健康維持者の要因は何かを明らかにする。短期のみではなく、中・長期の施策立案にも役立てられる。



「ベイジアンネットワーク(Bayesian Network)」により、将来の健康課題の予測が示される。

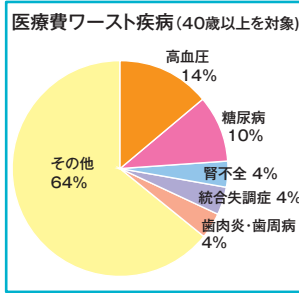
自治体の現状分析をふまえ、どんな取り組みをすればどの位の効果が期待できるか、国の政策方針に合わせた項目で「医療費適正化予測」が提示される。

取り組み領域	期待される効果額(万円)
特定健診受診率・特定保健指導受診率の向上	113
運動教室の実施(メタボリックシンドローム該当者及び予備軍の減少)	4,011
歯科疾患(病)検診実施率の向上	4,000
糖尿病患者の重症化予防	32,000
個人へのインセンティブの提供の実施	21,002
個人への分かりやすい情報提供の実施	10,744
重複服薬者の減少	23,000
後発医薬品の使用割合の向上	20,000
喫煙率の減少	47,021

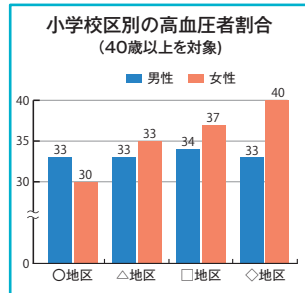
医療費・介護費・健康度へどれくらいのインパクトがあるかがわかる。

全国各地で健幸政策SWC-AI[®]による健康事業支援がスタート! (自治体広報誌等で紹介された活用事例)

医療費におけるワースト疾病を算出

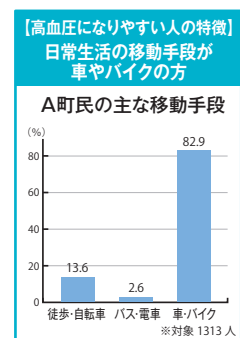
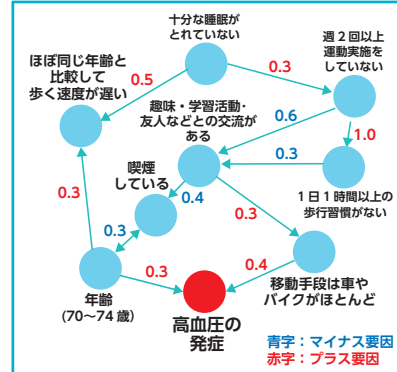


課題となる高血圧者割合の多い小学校区を選定



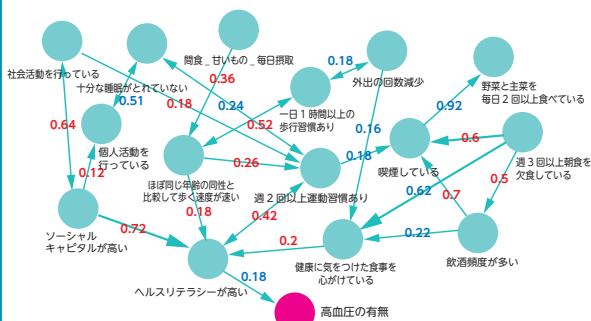
高血圧と糖尿病の医療費の割合が高い。また、ある小学校区地区の住民において高血圧の割合がとくに高いことがわかった。

高血圧になりやすい人のライフスタイルを分析



高血圧になりやすい人の特徴として、日常生活の移動手段が車やバイクである傾向が示された。

男性女性ともに医療費ワースト疾病の第1位である高血圧になりやすい人のライフスタイルを分析



高血圧有病者の特徴として「ヘルスリテラシーが低い人」であることが示された。また、ヘルスリテラシーが高いほどソーシャルキャピタルが高く、さらに「週に2回以上の運動習慣」「健康に気をつけた食事」を心掛けていることがわかった。

住民へ現状、原因、解決策を周知



自治体広報などで、課題解決のための生活習慣の提案まで行い、真に効果の上がる健康施策に。

自治体職員の皆様からの声

- ・健康問題に一番影響力の強い要因が「見える化」できるため、ターゲットを絞って施策を組める。
- ・健康課題が地域ごとで違う中、SWC-AIは適切な施策を提案してくれる。

研究実績

- 論文**
- 地域健康政策へのベイジアンネットワークの応用. 統計数理. 66 (2). 2018
 - ベイジアンネットワークによる地域健康予測. オペレーションズ・リサーチ. 64 (7). 2019
 - 「サービス工学×AI」と品質向上: 筑波大学の経験から. 品質. 49 (3). 2019
- 学会発表**
- Evidence-based health policyのための課題発見エンジンの研究開発. 第6回サービス学会. 2018
 - IT (AI)を使った保健指導 (招待講演). 第92回日本産業衛生学会. 2019
 - Applications of bayesian network models in predicting disease onset for health insurance service, NOLTA. 2019



健幸政策SWC-AI[®]や健康事業コンサルティングにご興味のある方はお気軽にご相談ください



株式会社 つくばウエルネスリサーチ

〒277-8519 千葉県柏市若柴178番地4 柏の葉キャンパス148街区2 KOIL505
TEL:04-7197-2360 FAX:04-7197-2361
e-mail:info@twr.jp URL:https://www.twr.jp



当社は個人情報の取り扱いを適切に行う企業としてプライバシーマークの使用を認められた認定事業者です。認定番号17001577 (04)

