

生活習慣病改善のパーソナライズ化を目的とした ベイジアンネットワークモデルの提案

和歌山大学 システム工学部
井口拓己

1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

生活習慣病とは？

原因

生活習慣：食事・運動・飲酒・喫煙・睡眠...

三大疾患

がん・心疾患・脳卒中
(日本の上位死因)

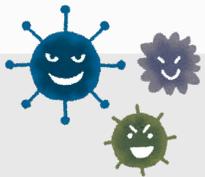
七大疾患

三大疾患に加え
高血圧・糖尿病・腎疾患・肝疾患

その他

肥満・脂質異常
など...

生活習慣病



「がん・心疾患・脳卒中・高血圧・糖尿病」
の総患者は1,785万人，死亡者は71万人^[1]



本研究の背景(1/2)



生活習慣病の主な治療方法 = 生活習慣の改善

(生活習慣：食事・運動・睡眠・飲酒・喫煙など多数...)



改善点が多くて面倒^[2]
全部はできない...

タバコが好きだから
禁煙は絶対に無理！

禁酒ならできるかも...



本研究の背景(2/2)



生活習慣病の主な治療方法 = 生活習慣の改善



人には
改善できる習慣と妥協できない習慣^[3]
があるのでは？



参考文献[3]では患者本人が「できそう」や「やってみたい」と思えることでないと、実践は難しいと記載されている。

本研究の目的(1/2)

実際の生活習慣改善の指導



医師による指導

従来 of 指導

「〇〇は禁止」「△△は減らす」
のように医師から指示・命令型の指導

現在の指導（特定保健指導）

患者が主体的に取り組めるように、
個人に合わせた生活習慣改善の指導

- ▶ 超高齢社会で今後患者数が増加し、
さらにコスト（時間や手間）がかかる
- ▶ 人手による多様な提案は困難

本研究の最終目標

個人に合わせた改善策を自動的に提案できる手法の実現

- ▶ 行動変容（生活習慣改善）の促進を支援

本研究の目的(2/2)

目的

好みやライフスタイルを考慮して
個人に合わせた改善策を自動的に提案できる手法の実現

使用データ



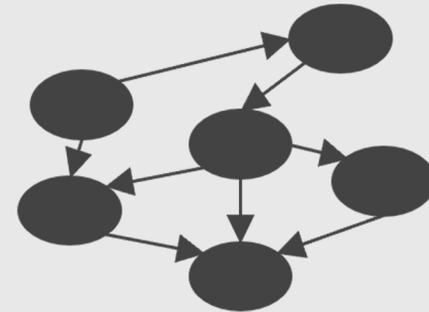
問診票



健康診断結果



手法



ベイジアンネットワーク

個人の生活習慣と診断結果をベイジアンネットワークに与えることで
生活習慣と生活習慣病の**因果関係が組み込まれたモデル**を作成可能

- ▶ 個人に合わせた改善策を提案できるのではないか？

1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

関連研究

医療×ベイジアンネットワーク

生活習慣病を対象

清ら^[4]：

メタボを脱出する改善策を提示するための分析

鈴木ら^[5]：

糖尿病患者への効果的な支援を目的とした分析

生活習慣病以外を対象

Fahmiら^[6]：

関節リウマチの診断精度向上を目的

本研究では

- 生活習慣病に含まれる**複数の病気***のモデルを作成
- 単なる分析や病気の予測ではなく**改善策の提案**を行う

*複数の病気：高血圧症・脂質異常症・糖尿病

1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

使用データ概要と研究手法

2つの医療機関で収集，1220人（男性：871人，女性：349人）

問診票



- 生活習慣に関するデータ
 - ▶ 食事，運動，睡眠，喫煙，飲酒など...

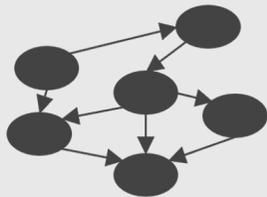
健康診断結果



- 基本項目（身長・体重など）
- 血液検査，生活習慣病の判定結果



ベイジアンネットワーク



- 生活習慣病に関するモデルを作成
- 確率推論から生活習慣の改善を提案

ベイジアンネットワークの概要

特徴と利点

- 「人間の知見」と「データ」による因果分析
- マーケティングなど様々な分野で利用・研究
- 情報（エビデンス）を基に答えを確率で推論



本研究での採用理由

- **医学の知見とデータ**（問診票・健康診断）のモデルを作成可能
- 様々な条件での推論により**個人に適した改善**を提案可能？

使用データの前処理

問診票



- 複数の質問項目のうち12項目を使用
- あらかじめ回答選択肢を用意
 - ▶ **BNに適するように分類**

健康診断結果



- 各病気の判定結果とBMI
 - ▶ 判定結果は異常あり/なしの2値
 - ▶ BMIは離散化し「肥満度」とする

使用データの各病気の分布

健康診断結果データ

	異常あり	異常なし	計
血圧	250人	970人	1220人
脂質	635人	585人	1220人
糖代謝	1000人	220人	1220人

病気によって異常あり/なしの分布に偏りがあるデータ

使用データの各項目と状態

項目	項目の状態
睡眠の質	(熟眠) (熟眠ではない)
朝食	(毎日食べる) (時々食べない) (全く食べない)
間食頻度	(ほとんど毎日) (たまに食べる) (食べない)
間食時間	(朝食・昼食後) (夕食後・就寝前) (食べない)
タバコ	(吸ったことがない) (喫煙者) (禁煙者)
飲酒頻度	(ほとんど毎日) (たまに飲む) (飲まない)
ウォーキング	(週1回未満) (週1~4回) (週5回以上)
ウォーキング以外の運動	(週1回未満) (週1~4回) (週5回以上)
歩数	(3000歩未満) (3000~8000歩) (8000歩以上)
治療中の病気	(あり) (なし)
最近1か月のストレス	(重度) (普通) (軽度)
1年間の体重変化	(増えた) (減った) (変わらない)
肥満度	(肥満) (普通体重) (低体重)
判定 脂質	(異常あり) (異常なし)
判定 血圧	(異常あり) (異常なし)
判定 糖代謝	(異常あり) (異常なし)

問診票

健康診断

1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

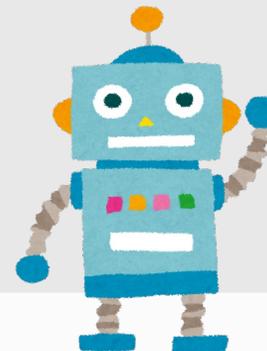
知識ベース型

人間の知見を組み込んだモデル



データ学習型

データのみを用いて作成したモデル

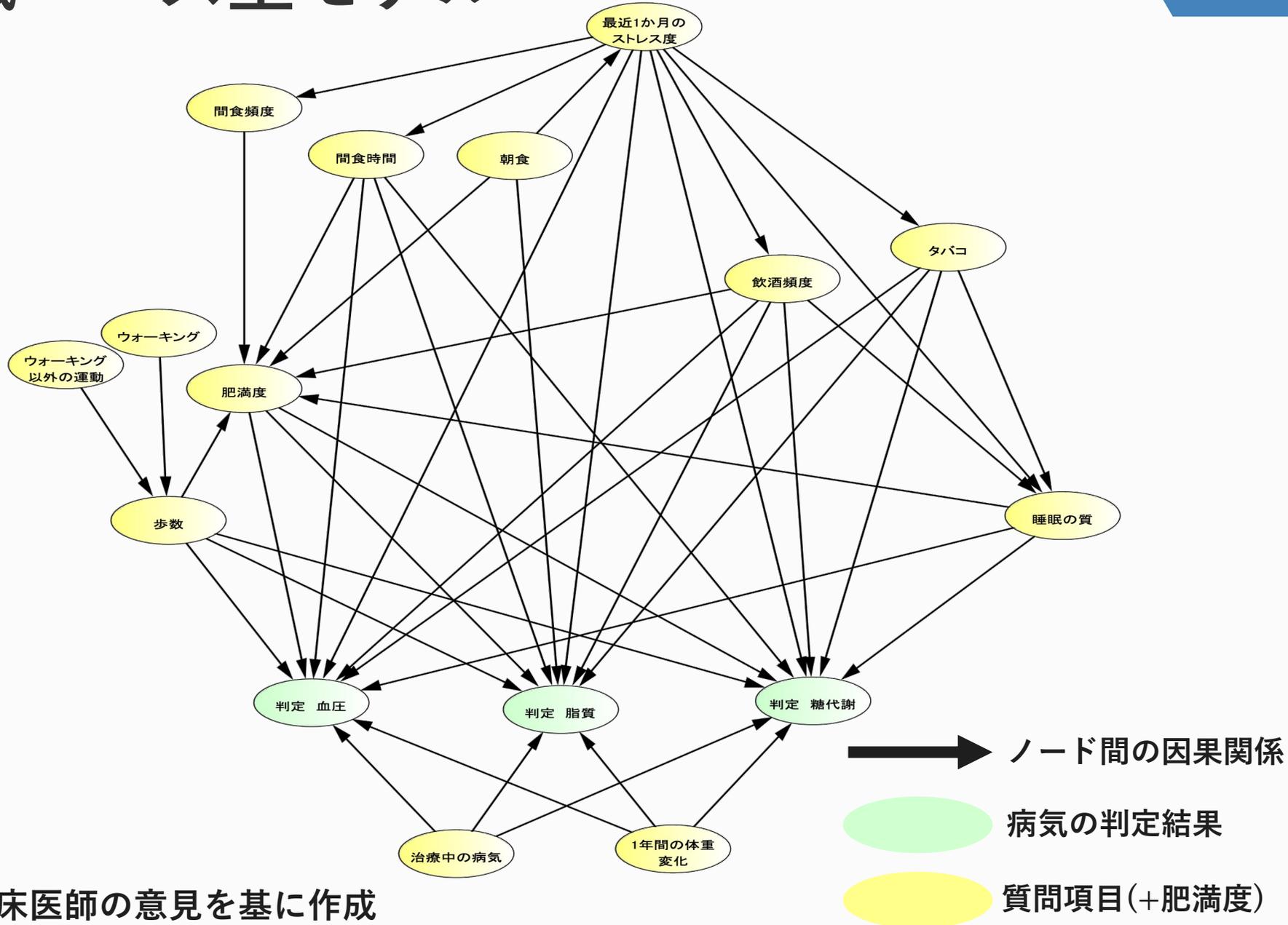


VS

どちらのモデルの精度が良いかを確認

▶ 精度の高いモデルを採用

知識ベース型モデル



*モデルは臨床医師の意見を基に作成

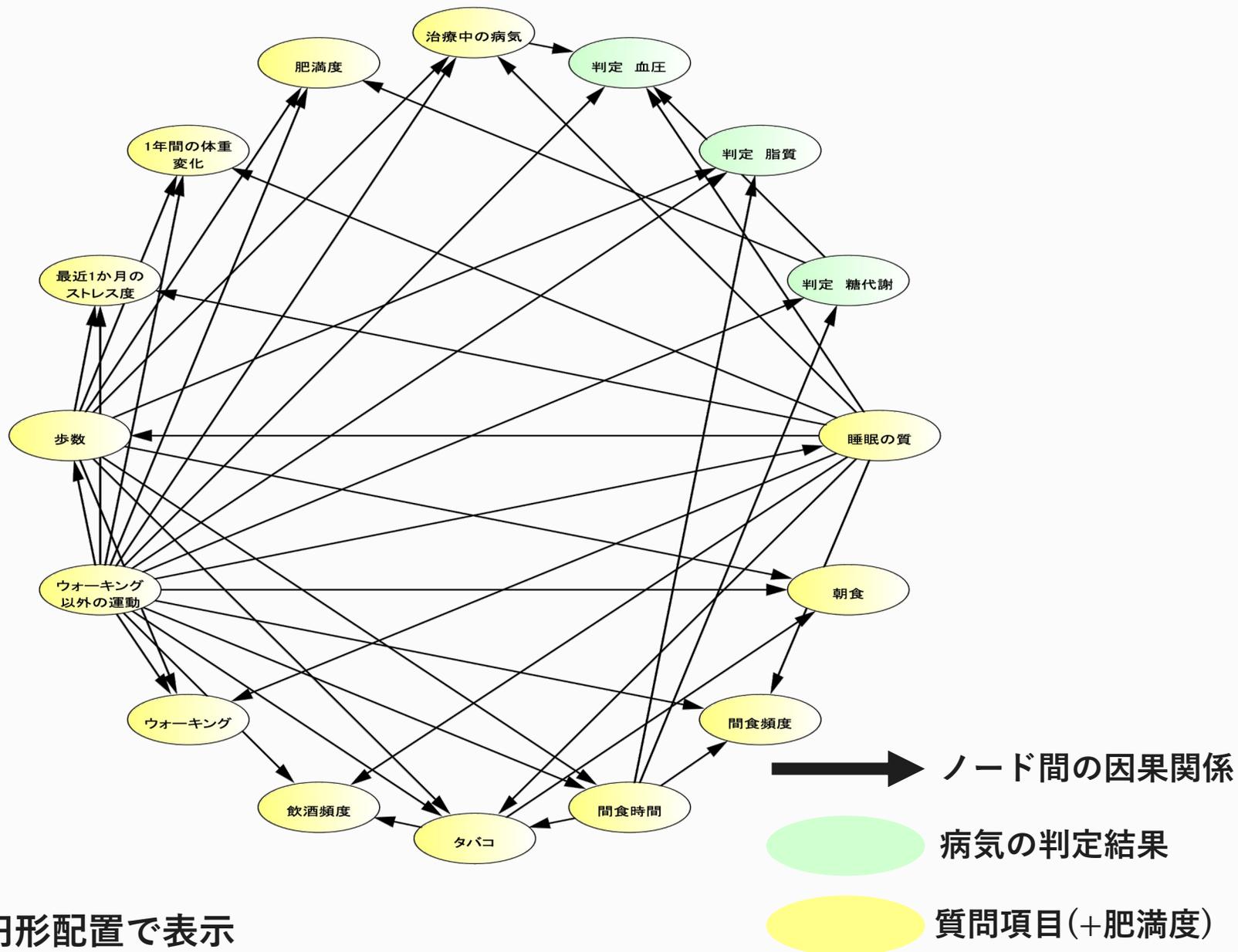
知識ベース型モデルの評価

4分割交差検証による評価* (学習 : テスト = 915 : 305)

判定結果		適合率	再現率	F値
血圧	異常あり	0.942	0.905	0.923
	異常なし	0.976	0.986	0.981
脂質	異常あり	0.928	0.905	0.916
	異常なし	0.856	0.912	0.898
糖代謝	異常あり	0.930	0.897	0.913
	異常なし	0.976	0.984	0.980

*事後確率50%を閾値として評価

適合率・再現率ともに約90%を超える精度



*視認性を考慮して円形配置で表示

データ学習型モデルの評価

4分割交差検証による評価* (学習 : テスト = 915 : 305)

*事後確率50%を閾値として評価

判定結果		適合率	再現率	F値
血圧	異常あり	0.000	0.000	0.000
	異常なし	0.795	1.000	0.886
脂質	異常あり	0.601	0.843	0.702
	異常なし	0.612	0.305	0.407
糖代謝	異常あり	0.375	0.025	0.047
	異常なし	0.811	1.000	0.891

一部の病気においては高い精度であるが、全体的に低い結果

考察

生活習慣病の主な危険因子であるノード（肥満度やタバコなど）が各病気のノードと繋がっていないことが原因

知識ベース型の採用

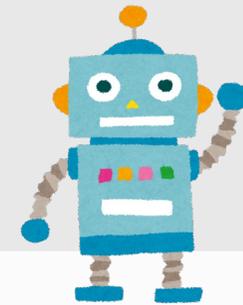
知識ベース型

人間の知見を組み込んだモデル



データ学習型

データのみを用いて作成したモデル



評価の結果、精度が高い**知識ベース型**を本研究では採用
(先行研究^[6]においても知識ベース型の方が高い精度を示した)

1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

仮想の生活習慣による確率推論

仮想人物



仮想の生活習慣（エビデンス）

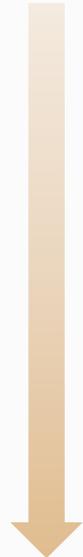
- 喫煙者
- 毎日飲酒
- 肥満
- 重度のストレス
などなど...

仮想の生活習慣をエビデンスとして確率推論を実施
▶ 生活習慣病の確率を算出

確率推論で用いるエビデンス(1/2)

	各ノードの状態
①	タバコ：喫煙者 飲酒頻度：ほとんど毎日 肥満度：肥満
②	タバコ：喫煙者 飲酒頻度：たまに飲む 肥満度：普通体重
③	タバコ：喫煙者 飲酒頻度：飲まない 肥満度：普通体重

生活習慣
改善前



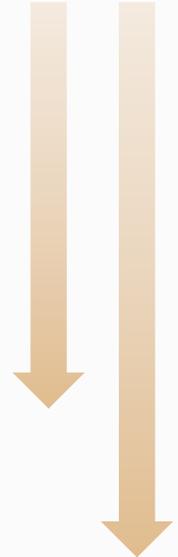
改善後

すべてのエビデンスにおいて喫煙者であるが、
少しずつ飲酒頻度・肥満度の改善を想定

確率推論で用いるエビデンス(2/2)

	各ノードの状態
④	ウォーキング：週 1 回未満 ウォーキング以外の運動：週 1 回未満 肥満度：肥満
⑤	ウォーキング：週 1~4 回 ウォーキング以外の運動：週 1 回未満 肥満度：普通体重
⑥	ウォーキング：週 1 回未満 ウォーキング以外の運動：週 1~4 回 肥満度：普通体重

生活習慣
改善前



改善後

④は運動習慣が全く無く，⑤はウォーキングを，
⑥は他の運動を週数回行っていると想定

*④→⑤，④→⑥と改善することを想定

確率推論の結果(1/2)

喫煙・飲酒・肥満度を考慮したエビデンス

	エビデンス	血圧 異常あり	脂質 異常あり	糖代謝 異常あり
①	タバコ：喫煙者 飲酒頻度：ほとんど毎日 肥満度：肥満	51.5%	52.4%	50.0%
②	タバコ：喫煙者 飲酒頻度：たまに飲む 肥満度：普通体重	↓ 44.6%	↓ 50.5%	↓ 45.9%
③	タバコ：喫煙者 飲酒頻度：飲まない 肥満度：普通体重	↓ 41.7%	↓ 50.8%	↓ 42.1%

喫煙習慣はそのままでも飲酒頻度・肥満度の改善で
各病気の確率が少しずつ減少することが算出

確率推論の結果(2/2)

運動習慣・肥満度を考慮したエビデンス

	エビデンス	血圧 異常あり	脂質 異常あり	糖代謝 異常あり
④	ウォーキング：週1回未満 ウォーキング以外の運動：週1回未満 肥満度：肥満	47.9%	51.7%	47.8%
⑤	ウォーキング：週1~4回 ウォーキング以外の運動：週1回未満 肥満度：普通体重	↓ 39.7%	↓ 50.9%	↓ 40.8%
⑥	ウォーキング：週1回未満 ウォーキング以外の運動：週1~4回 肥満度：普通体重	39.5%	50.1%	40.2%

運動習慣がない人でもウォーキングもしくは他の運動で、各病気の確率が少し減少することが算出

確率推論結果のまとめ

生活習慣 (=エビデンス)

- 喫煙者
- 毎日飲酒
- 肥満
- 重度のストレス

BN



病気の確率 (=推論結果)

血圧 : ○○%
 脂質 : △△%
 糖代謝 : □□%



健康な生活習慣



病気の確率 : 低



不健康な生活習慣



病気の確率 : 高



ベイジアンネットワークで**医学的知見**を再現可能

1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

確率推論による生活習慣病の確率

これまでの結果から...

生活習慣

- 喫煙者
 - 毎日飲酒
 - 肥満
- などなど...



病気の確率

血圧：○○%
脂質：△△%
糖代謝：□□%

ベイジアンネットワークにより様々な生活習慣における生活習慣病の確率をシュミレーションのように算出可能

確率推論によって算出された結果から
個人に合わせた生活習慣の改善を考察・提案

生活習慣改善の提案(1/2)

喫煙と飲酒の習慣がある人に向けた提案



ほとんど毎日飲酒

血圧：51.5%
脂質：52.4%
糖代謝：50.0%



たまに飲む

血圧：44.6%(↓)
脂質：50.5%(↓)
糖代謝：45.9%(↓)



飲まない

血圧：41.7%(↓)
脂質：50.8%(≒)
糖代謝：42.1%(↓)

「禁煙ができない人に、他の習慣の改善（禁酒）」を提案

▶ 「禁酒ならできる」という生活習慣の好みを考慮

生活習慣改善の提案(2/2)

運動習慣がない人に向けた提案



運動しない

血圧：47.9%

脂質：51.7%

糖代謝：47.8%



ウォーキング週1~4回

血圧：39.7%(↓)

脂質：50.9%(↓)

糖代謝：40.8%(↓)

...

..



他の運動週1~4回

血圧：39.5%(↓)

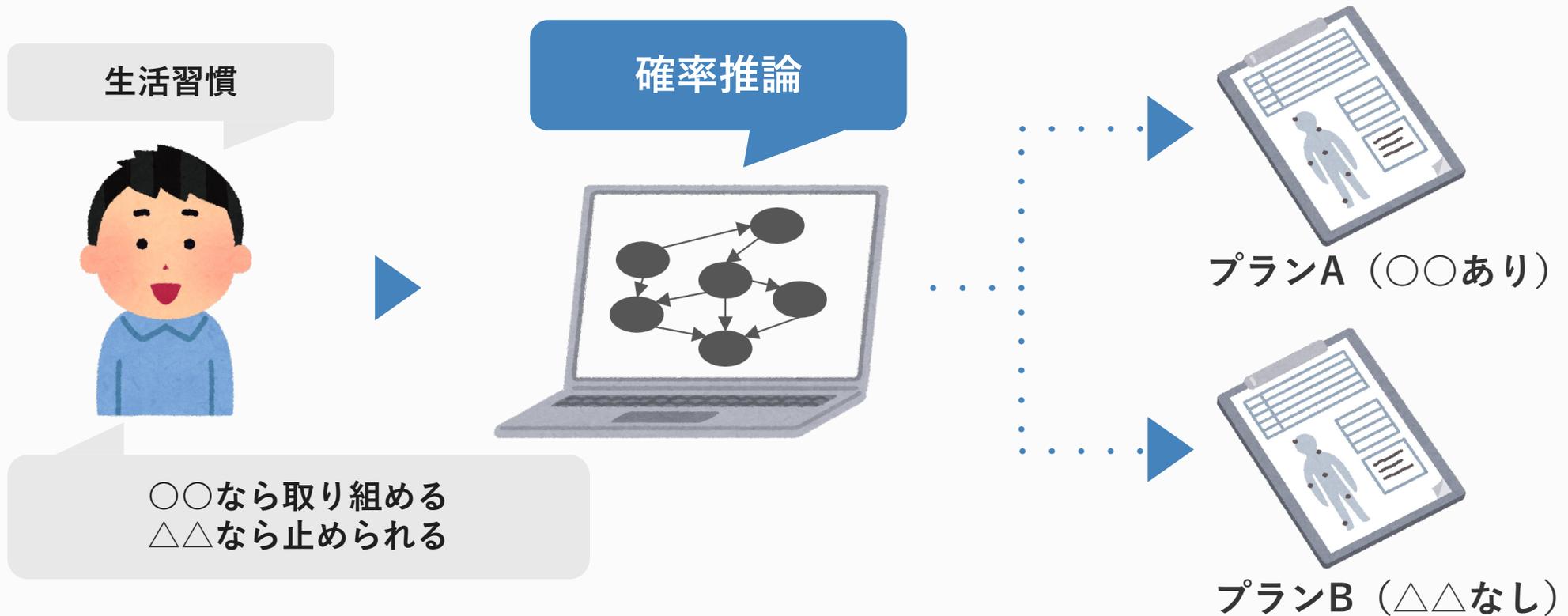
脂質：50.1%(↓)

糖代謝：40.2%(↓)

「ウォーキング/他の運動のうち好きな方を週数回行う」提案

▶ (高齢者など) 運動は難しいが散歩なら取り組める

個人に合わせた改善策の提案



ベイジアンネットワークを用いることで...

好みや取り組みやすさを考慮して
個人に合わせた生活習慣の改善を提案可能と考察



1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

まとめ

目的

個人に合わせた生活習慣の改善を提案

結果

個人の好みや取り組みやすさを考慮した
生活習慣改善の提案が可能

今後の方針

- 臨床医師と判断し、**改善策の妥当性**を評価
- **遺伝的要因**等を組み込んだ改善策の提案

1. はじめに
2. 関連研究
3. 研究概要
4. モデル作成
5. 生活習慣による確率推論
6. 個人に合わせた生活習慣改善の提案
7. まとめ
8. 参考文献

参考文献

1. 厚生労働省, 「令和3年版厚生労働白書 資料編 2 保険医療」, <https://www.mhlw.go.jp/wp/hakusyo/kousei/20-2/dl/02.pdf>
2. 農林水産省, 「3 調査結果の詳細 (4. 生活習慣病の予防や改善に関する食意識や実践について)」 <https://www.maff.go.jp/j/syokuiku/ishiki/h30/3-4.html>
3. 特許庁技術懇話会, <http://www.tokugikon.jp/gikonshi/251kenko.pdf>
4. 清奈帆美: メタボリックシンドロームに対する効果的な保健指導のための健康診断分析モデル, 慶応義塾大学大学院システムデザイン・マネジメント研究科 修士学位論文 2014 年度システムエンジニアリング学第 168号 (2014).
5. 鈴木哲平, 田村菜穂美, 榎本尚司, 永井亘, 小笠原克彦: 生活習慣の改善意思に影響を与える要因および地域性の可視化-ベイジアンネットワークを用いた自治体の特定健診データ分析-, 医療情報学, Vol.39, No.2, pp.85-98(2019).
6. Ali Fahmi, Amy MacBrayne, Evangelia Kyrimi, ScottMclachlan, Frances Humby, William Marsh, CostantinoPitzalis: Causal Bayesian Networks for Medical Diagnosis: A Case Study in Rheumatoid Arthritis, EasyChairPreprint, No.4625 (2020).

補足資料

個人情報情報の扱いについて

- 和歌山大学倫理審査委員会の承認済
 - 承認番号：令04-00-02J

- 利用の同意を得た人のデータのみ使用
 - 匿名加工済のデータ

使用ソフトウェア(1/2)

■ BayoLinkS (ver.9.0)

- ベイジアンネットワークの構築, 確率推論

■ MSIP (ver.1.7.0)

- モデル検証

- 4分割交差検証を (疑似的に) 記述できる

使用ソフトウェア(2/2)

■ 使用アルゴリズムなど

□ 左：知識ベース型，右：データ学習型

構造学習

クロス集計の正規化：MAP

欠損値除去：ペアワイズ除去

アルゴリズム：loopyBP

確率推論

反復の上限：100回

解の要求精度：4

構造学習ウィザード ×

構造学習

アルゴリズム Greedy Search — 欲張り法 ▼

評価基準 AIC — 赤池の情報量 ▼

探索の終了条件に追加する項目 クロス集計の平均値 が閾値以下になったら探索を終了する ▼

閾値 ▼

[詳細設定](#)

その他

欠損値処理 ペアワイズ法 ▼

正規化 MAP ▼

閾値 ▼

⇐ 前へ
⇒ 終了
✕ キャンセル

[INFO] 構造学習のパラメータを設定します

BN以外の手法との違い

- BNでは**目的変数を複数設定可能**
 - 本研究では生活習慣病に含まれる複数の病気を対象
- **人間の知見**をモデルに組み込み可能
- 本研究の目的は単なる分析や病気の予測ではない
 - 個人に合わせた改善策の提案が目標

本研究では**ベイジアンネットワーク**が最適と考える