

# 生活習慣病を対象とした個人向けの改善策提示を目的とした ベイジアンネットワークの利用とシステムの構築

和歌山大学 大学院 システム工学研究科 M1  
井口拓己

1. はじめに
2. 関連研究
3. 使用データと分析手法
4. モデルの精度評価
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 参考文献

# 生活習慣病

## 原因

食事や運動，飲酒，喫煙，睡眠など日々の生活習慣が深く関与

## 三大疾患

がん・心疾患・脳卒中  
(日本の上位死因)

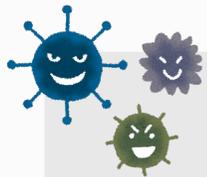
## 七大疾患

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<sup>[1]</sup>



# 本研究の背景



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<sup>[2]</sup>  
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



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…)



人には

改善できる習慣と妥協できない習慣<sup>[3]</sup>

があるのでは？



# 本研究の目的

実際の生活習慣改善の指導



医師による指導

従来の指導

「〇〇は禁止しましょう」「〇〇は減らしましょう」  
のように医師から**指示・命令型の指導**を実施

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

## 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



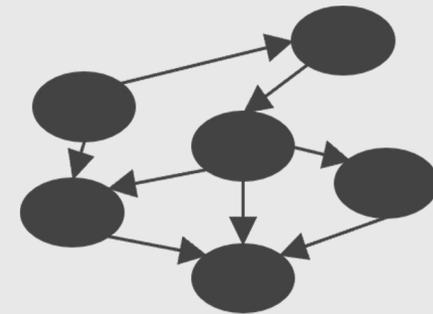
問診票



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と？

1. はじめに
2. **関連研究**
3. 使用データと分析手法
4. モデルの精度評価
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 参考文献

# 関連研究 (1/2)

予測・診断・治療を目的とした研究

著者名	研究内容
清[4]	メタボリックシンドロームを対象に、生活習慣改善につながるツールを開発
宮内[5]	メタボリックシンドロームを対象に、ベイジアンネットワークを用いた確率的なモデリングを行い、保健指導ツールとしての可能性を検討
鈴木ら[6]	2型糖尿病を対象に、生活習慣改善への効果的な支援を行うことと、その支援の効果指標を提案することを目的とした研究
佐々木ら[7]	糖尿病を対象に、新規発症の予測のためのモデルを構築し、そのモデルから地域健康政策への応用を目的とした研究
Fahmiら[8]	関節リウマチを対象に、診断の精度向上を目的とした研究
Shenら[9]	COVID-19を対象に、その危険因子の特定と分類を行い、意思決定支援を目的としたベイジアンネットワークモデルの提案
Hintonら[10]	放射線肺臓炎を対象に、生物学的・放射線生物学的パラメータの組み合わせによる予測精度向上を目的とした研究を行った
Dingら[11]	認知症を対象に、嗅覚識別と認知症発症との潜在的な関連性から高齢者集団における認知症のための、ベイジアンネットワークによる予測モデルを構築
Sihagら[12]	高齢者の転倒を対象に、その人にどのような転倒の危険因子が存在するかを予測するための研究

生活習慣病

生活習慣病以外

# 関連研究 (2/2)

因果関係の分析を目的とした研究

著者名	研究内容
吉見ら[13]	メタボリックシンドロームと生活習慣の関係を分析
Shakibaeiら[14]	脳心血管病の危険因子間の関係をベイズ構造型方程式モデリングで分析
Franksら[15]	肥満を対象とした既存文献のうち、因果推論を用いた研究を調査
Rembachら[16]	アルツハイマー病に関連する血液由来のタンパク質間の生物学的な繋がりを評価
Delucchiら[17]	未破裂脳動脈瘤を対象にベイジアンネットワークを用いた研究を行い、危険因子がどのように関連し、疾患に繋がるかについての理解を高める手法としての可能性を示した

生活習慣病

生活習慣病以外

本研究は生活習慣病を対象に、個人に合わせた生活習慣の改善策を提案することによって  
**患者の行動変容を目的**としている

# 本研究の位置づけ

## 従来の研究目的

予測・診断・治療 (P.9)

因果関係の分析 (P.10)

提案モデルや提案システムは利用者が医療従事者であることを前提  
医療従事者の診断などをサポートすることを目的

他にも医療分野×ベイジアンネットワークの研究は多数[18]

## 本研究の目的

個人に合わせた改善策の提案によって「**行動変容**（生活習慣の改善）」に繋げる

医療従事者だけではなく、生活習慣病の**患者本人も対象**とする

1. はじめに
2. 関連研究
3. **使用データと分析手法**
4. モデルの精度評価
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 参考文献

# ベイジアンネットワークの概要と採用理由

## 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**を提案可能か？

# 他分析手法との違い

## ロジスティック回帰分析

ベイジアンネットワークのように複数の疾患を同時に目的変数に設定できない。  
疾患ごとにモデルを構築し分析を行う必要あり。

各患者の生活習慣と健康診断を組み合わせるため複雑な因果関係が発生するため、人間の知見をモデルに組み込むことが可能である**ベイジアンネットワークが有効**である。

## 共分散構造分析

各変数間の関係性をモデル化でき、  
ベイジアンネットワークと同様に因果関係の分析が可能である。

しかし、ベイジアンネットワークのように**確率推論を行うことができない**。  
生活習慣病を**確率的に予測できない**ため、本研究の目的には適さない。

# 使用データにおける各病気の分布

男性：975人，女性：469人

	異常あり	異常なし	合計
高血圧症	298人(20.6%)	1,146人(79.4%)	1,444人
脂質異常症	781人(54.1%)	663人(45.9%)	1,444人
糖代謝異常	256人(17.7%)	1,188人(82.3%)	1,444人

疾患によって「異常あり」「異常なし」の分布に偏りが生じているデータ

# 使用データの各項目について

問診票	
項目	項目の状態
睡眠の質	(熟睡できる) (熟眠ではない)
タバコ	(非喫煙) (禁煙) (1-10本) (11-20本) (21本以上)
朝食	(毎日食べる) (時々食べる) (食べない)
間食頻度	(毎日食べる) (時々食べる) (ほとんど間食しない)
飲酒頻度	(毎日飲む) (時々飲む) (飲まない)
歩数	(3,000歩未満) (3,000歩以上5,000歩未満) (5,000歩以上8,000歩未満) (8,000歩以上)

健康診断結果	
項目	項目の状態
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)

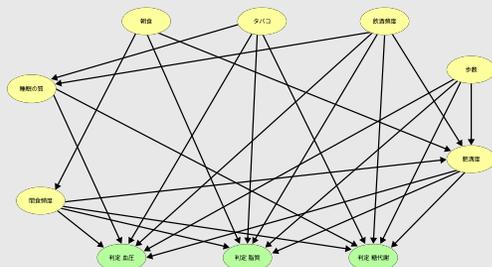
1. はじめに
2. 関連研究
3. 使用データと分析手法
4. **モデルの精度評価**
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 参考文献

# 知識ベース型モデル vs データ学習型モデル

ベイジアンネットワークの学習方法は2パターンある

知識ベース型

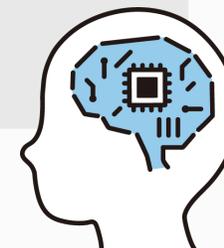
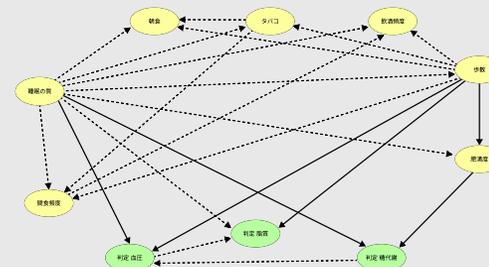
人間の知見を組み込んだモデル



VS

データ学習型

データのみを用いて学習したモデル



「知識ベース型モデル」と「データ学習型モデル」で精度を比較

# 精度評価の手順

手順1

問診票と健康診断結果の全データを用いてモデルの学習と確率推論を行う

手順2

生活習慣病の各疾患の判定結果（正解ラベル）と確率推論結果（予測値）を用いてROC曲線（Receiver Operating Characteristic Curve）を描く

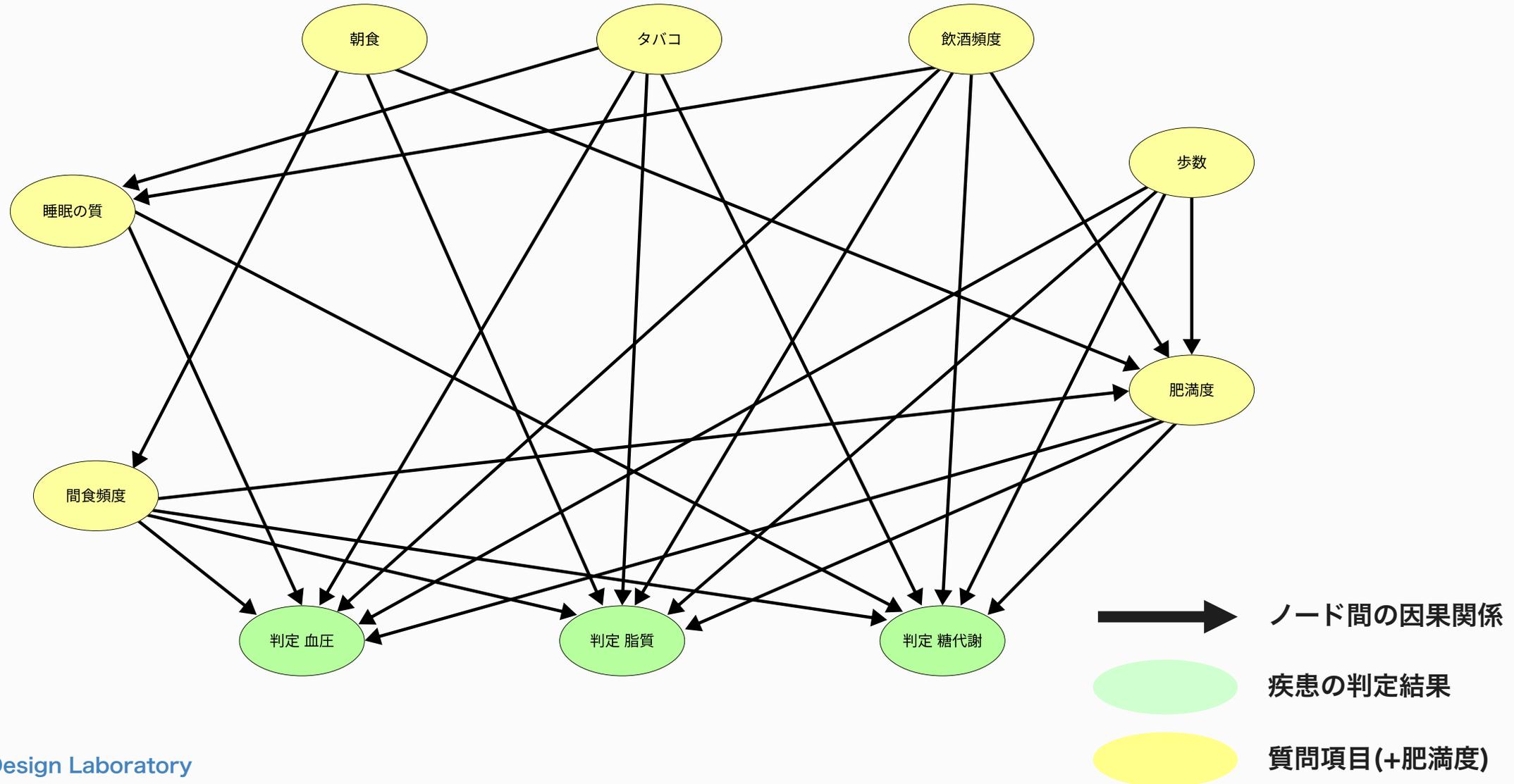
手順3

ROC曲線について感度（再現率）と特異度の和が最大となる点を、各疾患の「異常あり」「異常なし」を分類する閾値として採用する

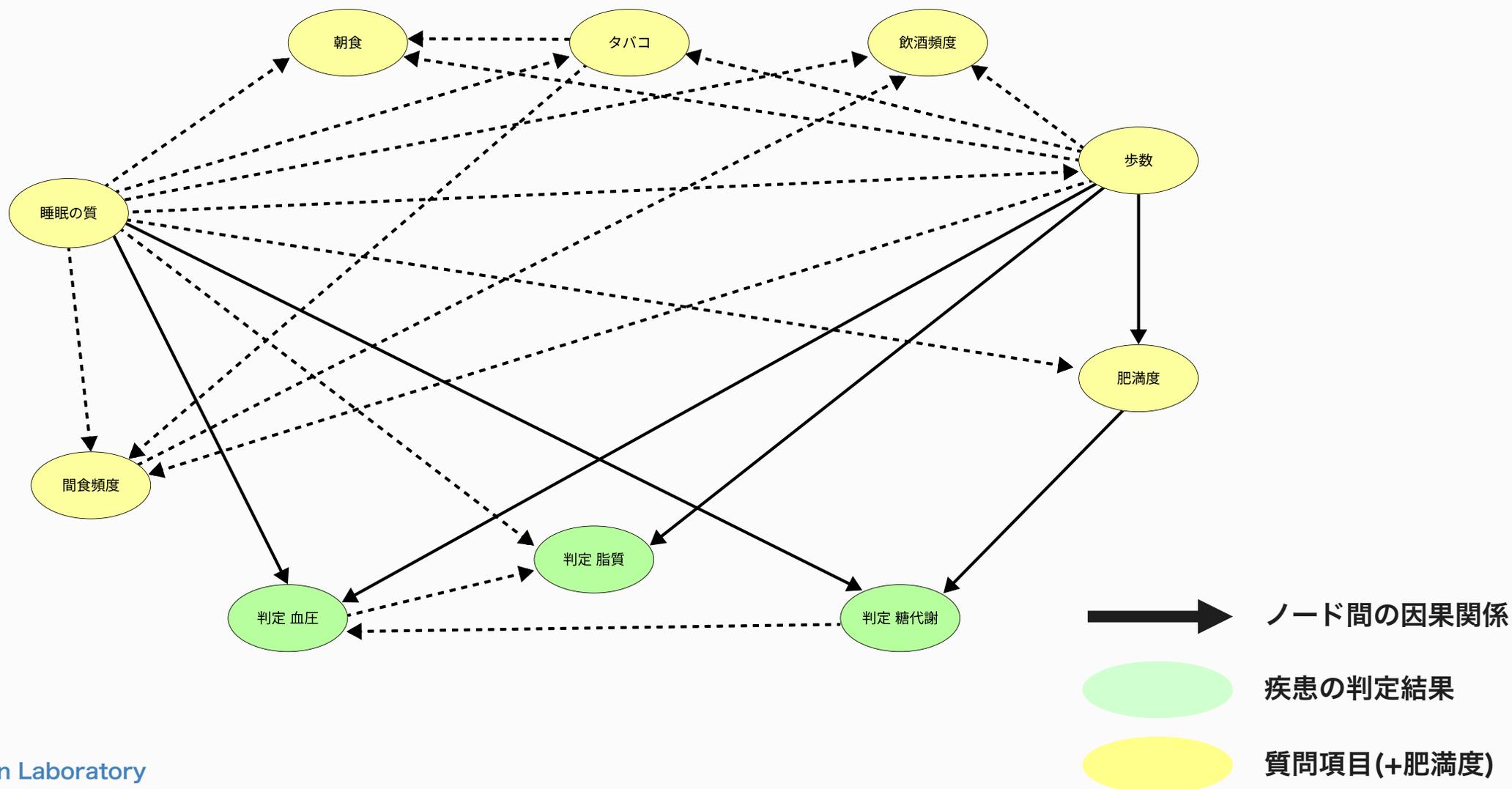
手順4

手順3で求めた閾値を用いて、全データについて4分割交差検証を行い、モデルの精度を求める

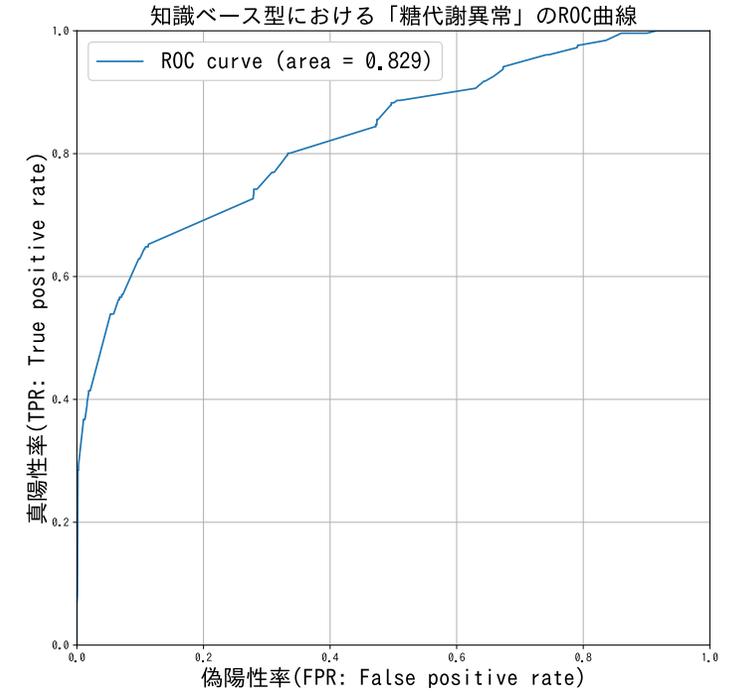
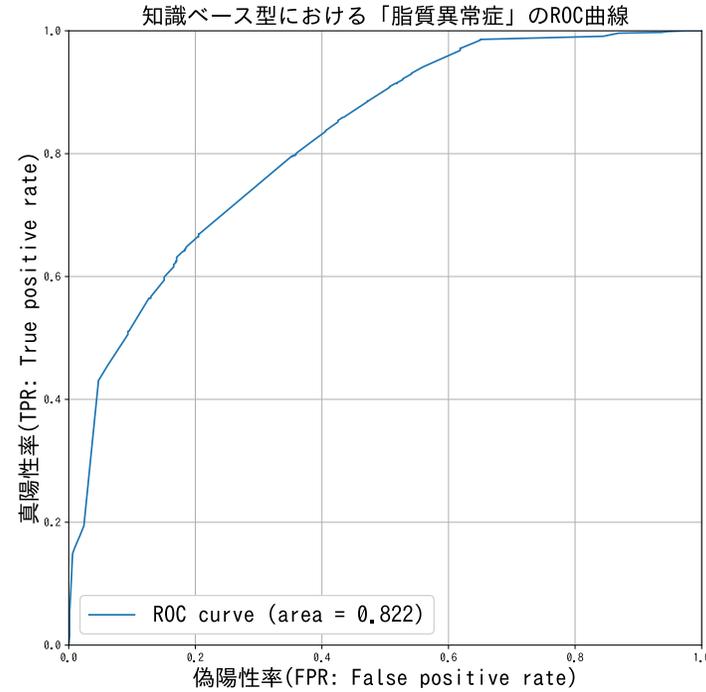
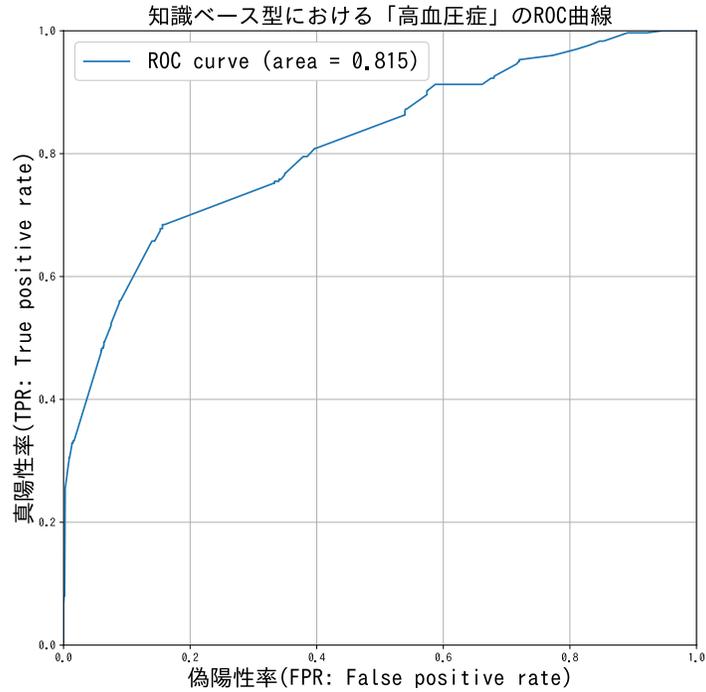
\*モデルは臨床医師の意見を基に作成



\*知識ベース型との差分を点線で表示

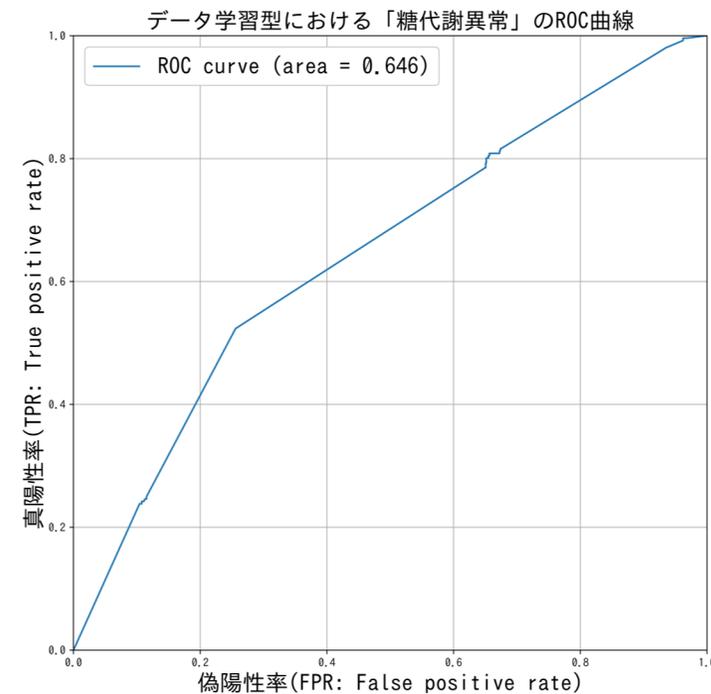
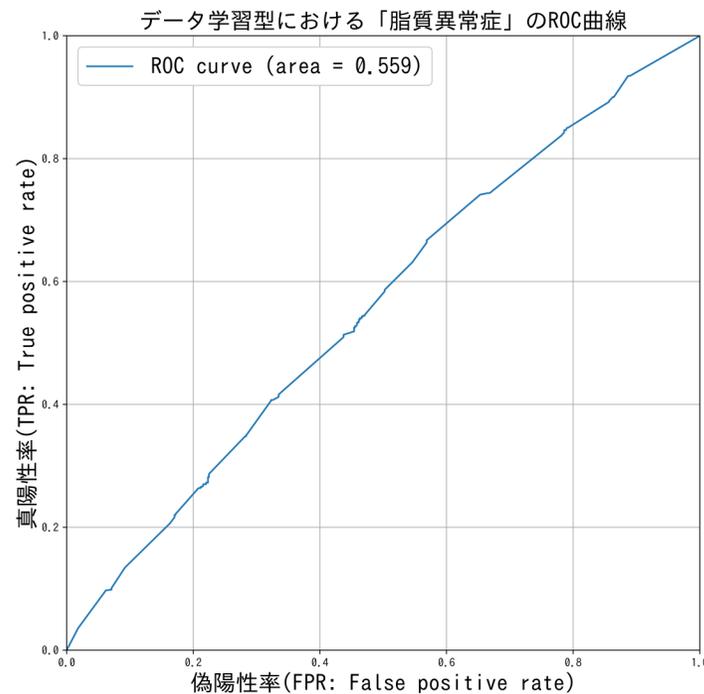
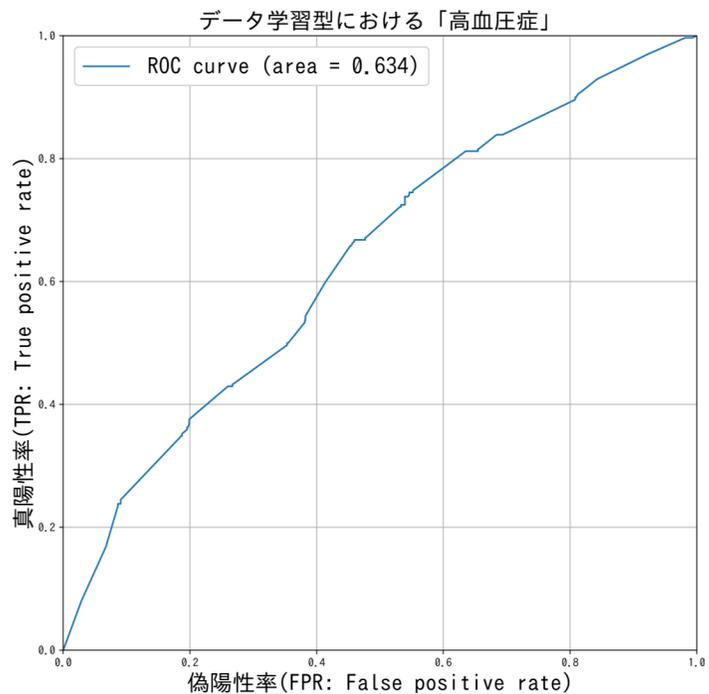


# 知識ベース型 ROC曲線



AUCは、高血圧症：0.815，脂質異常症：0.822，糖代謝異常：0.829で，1に近い値

# データ学習型 ROC曲線



AUCは、高血圧症：0.634，脂質異常症：0.559，糖代謝異常：0.646

# 各モデルにおけるROC曲線の結果まとめ

	モデル	AUC	Youden Index による閾値
高血圧症	データ学習型	0.634	0.216
	知識ベース型	<b>0.815</b>	0.356
脂質異常症	データ学習型	0.559	0.512
	知識ベース型	<b>0.822</b>	0.512
糖代謝異常	データ学習型	0.646	0.297
	知識ベース型	<b>0.829</b>	0.369

知識ベース型モデルの方がAUCは”1”に近く、より正確に分類を行っている。  
 また、交差検証に用いる閾値は「Youden Indexによる閾値」を使用し、  
 閾値より高ければ異常あり、低ければ異常なしとする（次のページ）。

# 各モデルにおける4分割交差検証の結果

異常あり/なしの閾値はYouden Indexを使用

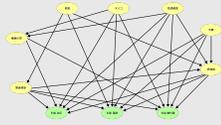
	疾患名	適合率	再現率	F値
データ学習型	高血圧症	0.283	0.536	0.369
	脂質異常症	0.566	0.440	0.473
	糖代謝異常	0.346	0.575	0.429
知識ベース型	高血圧症	0.583	0.707	0.638
	脂質異常症	0.772	0.663	0.713
	糖代謝異常	0.665	0.746	0.701

知識ベース型モデルのほうが高い精度を示した

# 知識ベース型モデルを採用

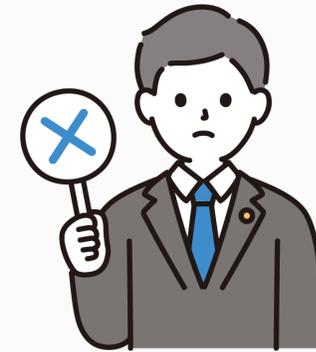
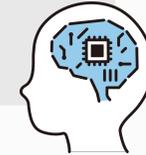
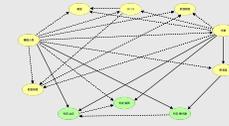
知識ベース型

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学習したモデル



精度評価の結果から、**知識ベース型モデル**を本研究では採用

1. はじめに
2. 関連研究
3. 使用データと分析手法
4. モデルの精度評価
5. **ベイジアンネットワークモデルによる確率推論**
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 参考文献

# 仮想のエビデンスによる確率推論

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
- 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

# タバコ・肥満度による確率推論

生活習慣の改善

エビデンス	高血圧症	脂質異常症	糖代謝異常
タバコ：1～10本 肥満度：普通体重	0.422	0.522	0.411
タバコ：禁煙 肥満度：普通体重	0.332	0.512	0.306
タバコ：非喫煙 肥満度：普通体重	0.209	0.493	0.191

喫煙本数を減らすことで、生活習慣病の確率が減少する

# 歩数・肥満度による確率推論

生活習慣の改善

エビデンス	高血圧症	脂質異常症	糖代謝異常
歩数：3,000～5,000歩未満 肥満度：肥満	0.423	0.551	0.404
歩数：5,000～8,000歩未満 肥満度：肥満	0.403	0.531	0.400
歩数：8,000歩以上 肥満度：普通体重	0.294	0.520	0.278

1日の歩数を増やすことで体重を減らすエビデンス  
歩数の増加と肥満度の改善で生活習慣病の確率が減少する

# 医学的知見の再現可能性

生活習慣（＝エビデンス）



問診票



健康診断結果

BN



病気の確率（＝推論結果）

高血圧症：??%  
脂質異常症：??%  
糖代謝異常：??%

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

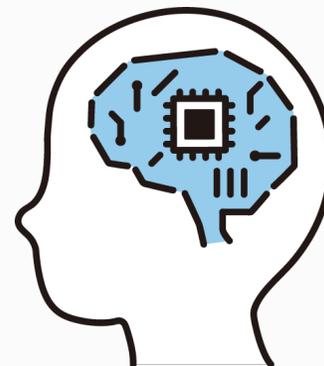
# 医学的知見の再現可能性

前述の結果から...

健康的な生活習慣では生活習慣病の確率は低い  
逆に、不健康な生活習慣では生活習慣病の確率は高い



臨床医師の知見



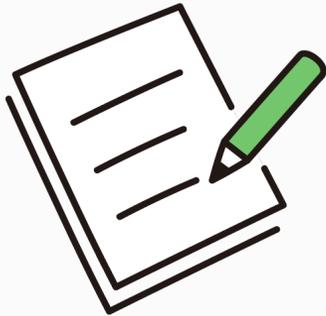
ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークを用いることで**医学的知見**を再現可能

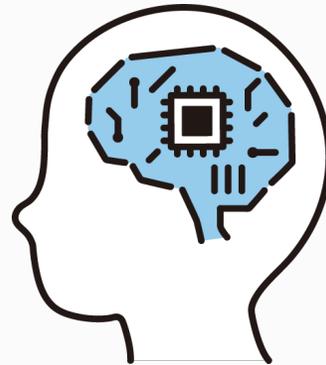
1. はじめに
2. 関連研究
3. 使用データと分析手法
4. モデルの精度評価
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. **確率推論による個人に合わせた改善策**
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 参考文献

# BNを用いて改善策を作成

生活習慣  
(エビデンス)



ベイジアンネットワーク



改善策の提案



生活習慣に対してベイジアンネットワークを用いることで改善策を提案する

# 間食・歩数・肥満度による確率推論

その人の**取り組みやすい改善策**から取り組んでもらうプラン

エビデンス	高血圧症	脂質異常症	糖代謝異常
間食頻度：毎日間食する 歩数：3,000歩未満 肥満度：肥満	0.423	0.577	0.456
間食頻度：毎日間食する 歩数：5,000～8,000歩 肥満度：肥満	0.400	0.579	0.366
間食頻度：時々間食する 歩数：3,000～5,000歩 肥満度：肥満	0.412	0.565	0.389
間食頻度：しない 歩数：5,000～8,000歩 肥満度：普通体重	0.220	0.516	0.199

生活習慣の改善

改善策A：歩数の増加のあと，間食頻度の減少  
改善策B：間食頻度の減少のあと，歩数の増加

▶ 複数の生活習慣の改善にも対応可能

# タバコ・飲酒・肥満度による確率推論

禁煙ができない人に**代わりの改善策**を提案する

生活習慣の改善

エビデンス	高血圧症	脂質異常症	糖代謝異常
タバコ：21本以上 飲酒頻度：毎日飲む 肥満度：肥満	0.510	0.524	0.510
タバコ：21本以上 飲酒頻度：時々飲む 肥満度：肥満	0.488	0.497	0.496
タバコ：21本以上 飲酒頻度：時々飲む 肥満度：普通体重	0.483	0.469	0.483

禁煙のかわりに飲酒頻度の減少とダイエットで生活習慣病を改善

# 睡眠の質・飲酒・歩数・肥満度による確率推論

飲酒頻度が多いことが原因で睡眠の質が悪い人を想定

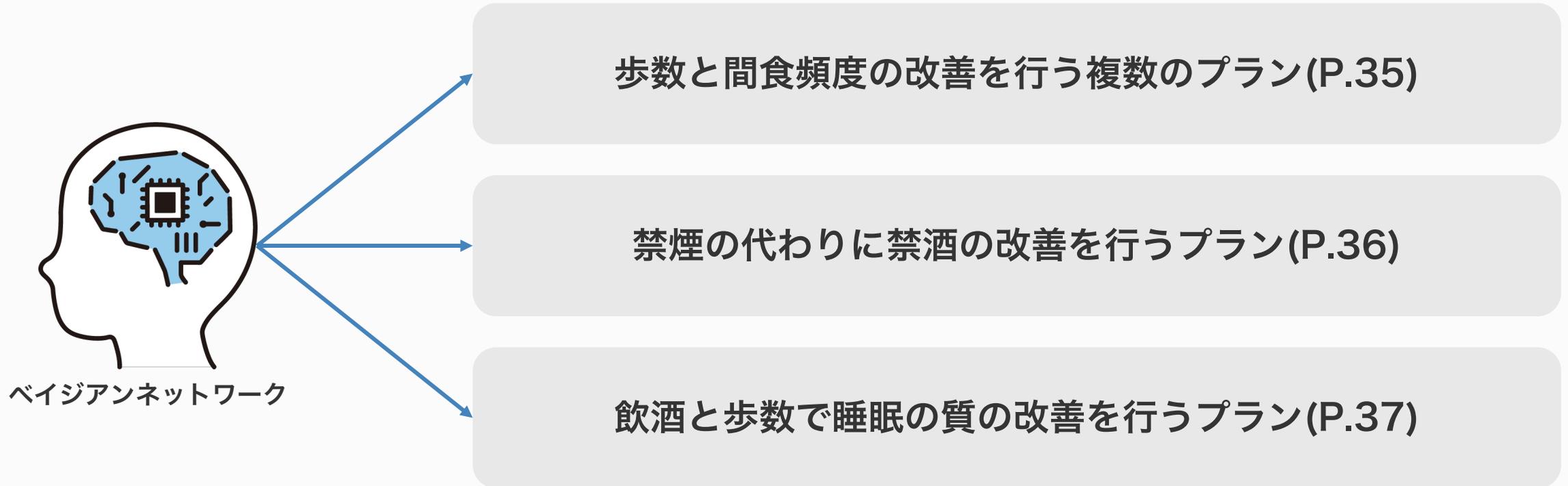
生活習慣の改善

エビデンス		高血圧症	脂質異常症	糖代謝異常
①	睡眠の質：熟眠ではない 飲酒頻度：毎日飲む 歩数：3,000歩未満 肥満度：肥満	0.465	0.527	0.503
②	睡眠の質：熟眠ではない 飲酒頻度：時々飲む 歩数：3,000～5,000歩 肥満度：肥満	0.312	0.475	0.400
③	睡眠の質：熟眠できる 飲酒頻度：時々飲む 歩数：8,000歩以上 肥満度：普通体重	0.257	0.492	0.224

歩数の増加と飲酒頻度の減少で睡眠の質の改善

脂質異常症の②→③において0.017ポイント増加したが、エビデンス①に比べ生活習慣を改善すると確率が下がるという結果は示しているため支障はないと考える

# 個人に合わせた改善策の提案



「取り組みやすさ」や「個人の好み」を考慮した改善策の提案ができる可能性がある

1. はじめに
2. 関連研究
3. 使用データと分析手法
4. モデルの精度評価
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 参考文献

# 改善策に対する受容性の予備的調査

ここまでの内容

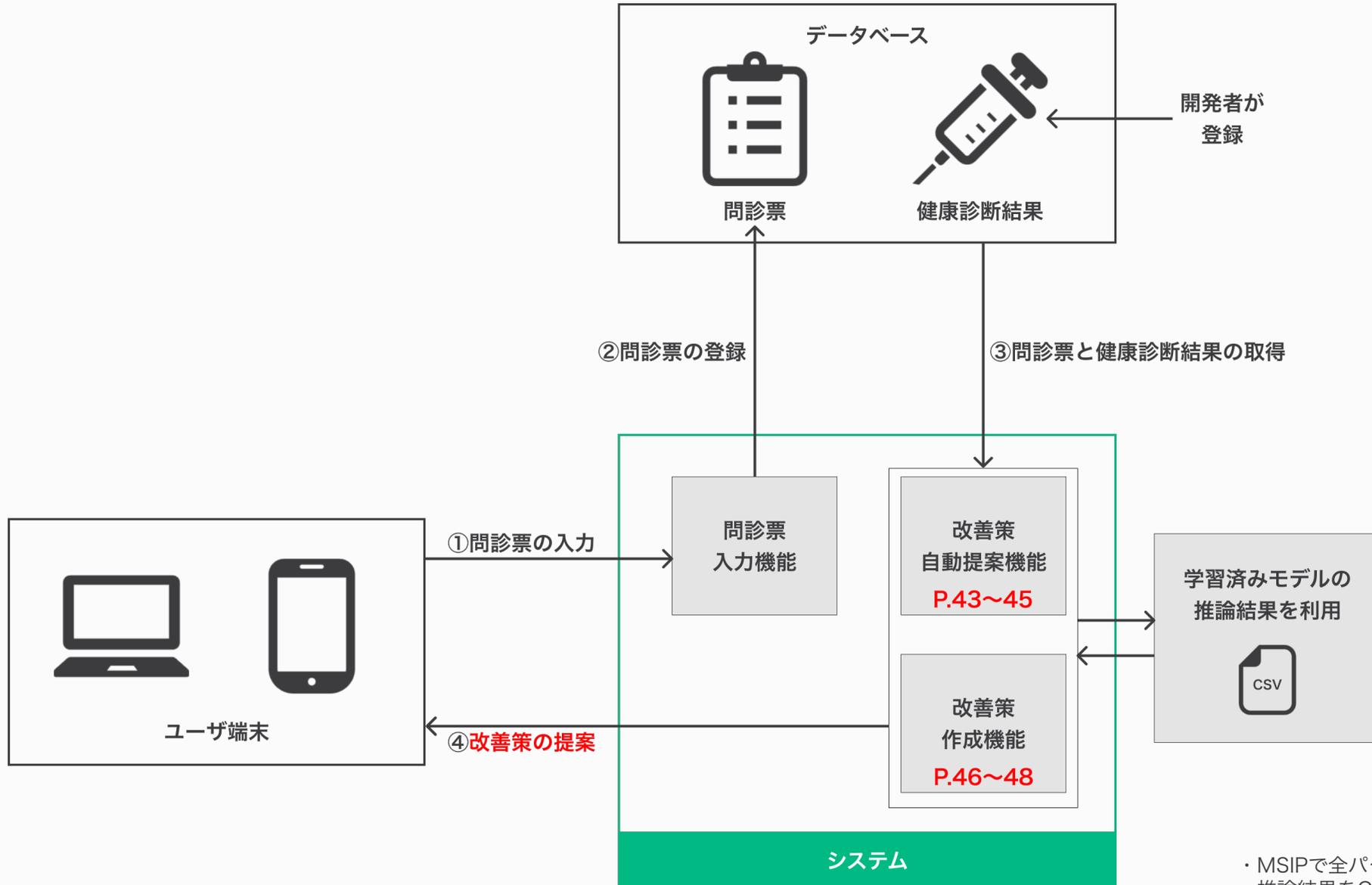
ベイジアンネットワークを用いて生活習慣病の確率を算出  
その結果から生活習慣の改善策を提案

この改善策を実際に提案するための  
システムとして**プロトタイプを開発**

提案する改善策の受容性を予備的に検証する。  
プロトタイプを試験的に用いて、  
数名の医療従事者に**ヒヤリング調査**を行う。



# システム構成



- ・ MSIPで全パターンのエビデンスにおける推論結果をCSVとして出力しておく
- ・ システムではCSVから推論結果を取得

# 改善策の提案機能は2種類

## ①システムによる改善策の自動提案機能 (P.43~45)

問診票の結果

運動 3000歩未満	肥満度 肥満	間食 時々間食する	朝食 毎日食べる
タバコ 11-20本	睡眠の質 熟睡できる	酒 時々飲む	

あなたの健康度

血压	★★★★★	1
脂質	★★★★★	1
糖代謝	★★★★★	2

あなたの生活習慣から以下の改善策を提案します

運動 8000歩以上	血压	★★★★★	3 Up!
	脂質	★★★★★	1 -
	糖代謝	★★★★★	3 Up!
タバコ 1-10本	血压	★★★★★	1 -
	脂質	★★★★★	3 Up!
	糖代謝	★★★★★	4 Up!

改善策を自分で作成する

## ②ユーザによる改善策の作成機能 (P.46~48)

生活習慣改善

肥満度 肥満	肥満度 普通体重
-----------	-------------

肥満度を改善した健康度

血压	★★★★★	4 Up!
脂質	★★★★★	3 Up!
糖代謝	★★★★★	4 Up!

あなたが改善したい生活習慣は？  
一つ選択してください

運動 3000歩未満	肥満度 肥満	間食 時々間食する	朝食 毎日食べる
タバコ 11-20本	睡眠の質 熟睡できる	酒 時々飲む	

どの程度の改善を目指しますか？  
一つ選択してください

まずは生活習慣を選択してください

改善策を作成する

# システムによる改善策の自動提案 (1/3)

The screenshot displays a web interface for a health assessment system. At the top, it shows the browser address bar with 'localhost:8080/result.php?next-page=診断結果を見る'. The main content is titled '問診票の結果' (Questionnaire Results) and includes several categories of lifestyle habits:

- 運動 (Exercise):** 3000歩未満 (Less than 3000 steps)
- 肥満度 (BMI):** 肥満 (Overweight)
- 間食 (Snacks):** 時々間食する (Eat snacks occasionally)
- 朝食 (Breakfast):** 毎日食べる (Eat every day)
- タバコ (Cigarettes):** 11-20本 (11-20 cigarettes)
- 睡眠の質 (Sleep quality):** 熟睡できる (Can sleep well)
- 酒 (Alcohol):** 時々飲む (Drink occasionally)

Below these habits, the system calculates the user's health degree ('あなたの健康度') based on three metrics:

- 血压 (Blood Pressure):** ★★★★★ 1
- 脂質 (Lipids):** ★★★★★ 1
- 糖代謝 (Carbohydrate Metabolism):** ★★★☆☆ 2

A downward arrow indicates the next section, 'あなたの生活習慣から以下の改善策を提案します' (We propose the following improvement strategies based on your lifestyle habits). Two strategies are shown:

- 運動 (Exercise):** 8000歩以上 (8000+ steps). This strategy would improve Blood Pressure (★★★★★ 3 Up!), Lipids (★★★★★ 1 -), and Carbohydrate Metabolism (★★★★★ 3 Up!).
- タバコ (Cigarettes):** 1-10本 (1-10 cigarettes). This strategy would improve Blood Pressure (★★★★★ 1 -), Lipids (★★★★★ 3 Up!), and Carbohydrate Metabolism (★★★★★ 4 Up!).

At the bottom, there is a button labeled '改善策を自分で作成する' (Create improvement strategy on your own).

現在の生活習慣とBNで算出した推論結果 (健康度) が表示される (P.44)

現在の生活習慣のうち、特に悪い生活習慣を改善した場合の健康度が表示される (P.45)

# システムによる改善策の自動提案 (2/3)

## 問診票の結果



## あなたの健康度

血压	★☆☆☆☆	1
脂質	★☆☆☆☆	1
糖代謝	★★☆☆☆	2

現在の生活習慣（6種類）が  
どのような状態が表示する

各疾患の健康度合いを  
5段階の★で表示する

# システムによる改善策の自動提案 (3/3)

現在の生活習慣のうち、  
特に悪い生活習慣

あなたの生活習慣から以下の改善策を提案します

運動  
8000歩以上

血压 ★★★★★ 3 Up!  
 脂質 ★☆☆☆☆ 1 →  
 糖代謝 ★★★★★ 3 Up!

タバコ  
1-10本

血压 ★☆☆☆☆ 1 →  
 脂質 ★★★★★ 3 Up!  
 糖代謝 ★★★★★ 4 Up!

悪い生活習慣を改善した場合の  
健康度が表示される

★が増加しない場合は「→」  
増加する場合は「Up!」と表示

改善策を自分で作成する

改善策の作成機能へ遷移するボタン

# ユーザによる改善策の作成 (1/3)



画面の遷移 (次のページから詳細説明)

# ユーザによる改善策の作成 (2/3)

改善したい生活習慣を選択する  
この例では「肥満度」を選択

生活習慣改善

あなたが改善したい生活習慣は？  
一つ選択してください

<b>運動</b> 3000歩未満 	<b>肥満度</b> 肥満 	<b>間食</b> 時々間食する 	<b>朝食</b> 毎日食べる 
<b>タバコ</b> 11-20本 	<b>睡眠の質</b> 熟睡できる 	<b>酒</b> 時々飲む 	

どの程度の改善を目指しますか？  
一つ選択してください

まずは生活習慣を選択してください▼

改善策を作成する

生活習慣改善

あなたが改善したい生活習慣は？  
一つ選択してください

<b>運動</b> 3000歩未満 	<b>肥満度</b> 肥満 	<b>間食</b> 時々間食する 	<b>朝食</b> 毎日食べる 
<b>タバコ</b> 11-20本 	<b>睡眠の質</b> 熟睡できる 	<b>酒</b> 時々飲む 	

どの程度の改善を目指しますか？  
一つ選択してください

普通体重▼

改善策を作成する

生活習慣の内容を選択する  
この例では「普通体重」

改善策を作成する

ユーザは改善したい「生活習慣」と「内容（頻度など）」を自分で選択できる

# ユーザによる改善策の作成 (3/3)

選択した生活習慣を  
改善した場合の健康度

生活習慣改善

肥満度 肥満 → 肥満度 普通体重

肥満度を改善した健康度

血压 ★★★★★ 4 Up!

脂質 ★★★★★ 3 Up!

糖代謝 ★★★★★ 4 Up!

あなたが改善したい生活習慣は?  
一つ選択してください

運動 3000歩未満

肥満度 肥満

間食 時々間食する

朝食 毎日食べる

タバコ 11-20本

睡眠の質 熟睡できる

酒 時々飲む

どの程度の改善を目指しますか?  
一つ選択してください

まずは生活習慣を選択してください

改善策を作成する

続いて他の生活習慣でも  
改善策を作成可能

選択した「生活習慣」を「内容」に改善した場合の健康度合いを表示  
連続して他の生活習慣で試すことが可能

# システムの使用動画

簡単な利用例



<https://youtube.com/shorts/wlqCJsnUVqU?feature=share>

# 改善策の受容性調査のコメント結果

	コメント
肯定	生活習慣を変えると星が増えるのは「なるほど」とわかった。
	改善したいと思う。
	よく見ると理解できた。
否定	生活習慣を変えたらいいと思うが、まだ変えていない。
	改善点や改善策の説明があるとわかりやすい。
	もっと文章があるとよかった。
	初めはよく分からなかった。よく見ると後でわかった。
	一見わかりづらいが、ゆっくり見たらわかった。

提案する改善策に対して受容性があると考えられるが、その提示方法等を工夫する必要がある

1. はじめに
2. 関連研究
3. 使用データと分析手法
4. モデルの精度評価
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. **まとめ**
9. 参考文献

# まとめ

本研究で得られた知見は以下の3つ

- (1) 知識ベース型モデルとデータ学習型モデルの精度をROC曲線と交差検証によって比較し、知識ベース型モデルの方が高い精度を示すことを明らかにした。
- (2) ベイジアンネットワークを用いることで、様々な生活習慣における確率推論から、生活習慣病の確率をシミュレーションのようにして算出可能である。そのシミュレーションの結果、医学的知見を再現可能であると考えられる。
- (3) 従来は「疾患に関する因果関係の分析」と「疾患のための予測・診断・治療」がベイジアンネットワークの主な利用目的であった。本研究では個人に合わせた改善策の提案による「行動変容」を目的に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策を提案可能であると考えられる。

# 本分析の限界について

データ数不足による限界

生活習慣病の確率を十分に高い精度で示すことができておらず、  
生活習慣を改善しても確率が減少しない場合がある点。  
(P.37における脂質異常症の②→③)

男女や年代の分布がアンバランスであることや、主要な生活習慣のみを対象とした  
分析となっており、ベイジアンネットワークが利用するデータに依存している点。

より細かな粒度で十分なデータ数を収集できれば、より高い精度で生活習慣病の確率を算出でき、  
改善策によって行動変容を促すことができると考えられる

1. はじめに
2. 関連研究
3. 使用データと分析手法
4. モデルの精度評価
5. ベイジアンネットワークモデルによる確率推論
6. 確率推論による個人に合わせた改善策
7. プロトタイプシステムの開発と改善策に対する受容性の予備的調査
8. まとめ
9. 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>> (参照2023-01-23)
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>> (参照2023-01-23)
3. 特許庁技術懇話会：「わかっちゃいるけどやめられない」をどうするか？～メタボ時代を乗り切るために～第2回, <<http://www.tokugikon.jp/gikonshi/251kenko.pdf>> (参照2023-01-23)
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. 宮内義明：メタボリックシンドロームマネジメントのための特定健診対応ベイジアンネットワークの構築, 兵庫県立大学大学院 応用情報科学研究科応用情報科学専攻博士論文 (2016)
6. 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).
7. 佐々木健佑, 久野譜也, 岡田幸彦：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, Vol. 64, No. 6, pp. 399--405 (2019).
8. Ali Fahmi, Amy MacBrayne, Evangelia Kyrimi, ScottMclachlan, Frances Humby, William Marsh, CostantinoPitzalis:Causal Bayesian Networks for Medical Diagnosis: A Case Study in Rheumatoid Arthritis,EasyChair Preprint, No. 4625, pp. 1--7 (2020).
9. Jiang Shen, Fusheng Liu, Man Xu, Lipeng Fu, Zhenhe Dong, Jiachao Wu:Decision support analysis for risk identification and control of patients affected by COVID-19 based on Bayesian Networks,Expert Systems With Applications, Vol. 196, No. 116547 (2022).
10. Tonaye Hinton, David Karnak, Ming Tang et al.:Improved prediction of radiation pneumonitis by combining biological and radiobiological parameters using a data-driven Bayesian network analysis,Translational Oncology, Vol. 21, No. 101428 (2022).

# 参考文献

11. Ding Ding, Xiaoni Liang, Zhenxu Xiao, Wanqing Wu, Qianhua Zhao, Yang Cao: Can dementia be predicted using olfactory identification test in the elderly? A Bayesian network analysis, *Brain and Behavior*, Vol. 10, No. 11 (2020).
12. Gulshan Sihag, V'eronique Delcroix, Emmanuelle Grislin-Le Strugeon et al.: Evaluation of risk factors for fall in elderly using Bayesian networks: A case study, *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*, Vol. 1, No. 100035 (2021).
13. 吉見将太, 黒川悦子, 橋本和夫: ベイジアンネットワークを用いた生活習慣分析, FIT2010(第9回情報科学技術フォーラム), G-020, pp. 573--576 (2010).
14. Najmeh Shakibaei, Razieh Hassannejad, Noushin Mohammadifard et al.: Pathways leading to prevention of fatal and non-fatal cardiovascular disease: An interaction model on 15 years populationbased cohort study, *Lipids in Health and Disease*, Vol. 19, pp. 1--12 (2020).
15. P. W. Franks, N. Atabaki-Pasdar: Causal inference in obesity research, *Journal of Internal Medicine*, Vol. 281, No. 3, pp. 222--232 (2017).
16. Alan Rembach, Francesco C. Stingo, Christine Peterson et al.: Bayesian Graphical Network Analyses Reveal Complex Biological Interactions Specific to Alzheimer's Disease, *Journal of Alzheimer's Disease*, Vol. 44, pp. 917--925 (2015).
17. Matteo Delucchi, Georg R. Spinner, Marco Scutari et al.: Bayesian network analysis reveals the interplay of intracranial aneurysm rupture risk factors, *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 147, No. 105740 (2022).
18. Scott McLachlan, Kudakwashe Dubeb, Graham A Hitmand, Norman E Fentona, Evangelia Kyrimia: Bayesian networks in healthcare: Distribution by medical condition, *Artificial Intelligence In Medicine*, Vol. 107, No. 101912 (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

## ■ BayoLinkS (ver.9.1)

- 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（擬似的に）記述できる
  - AUCやYouden Indexは別途Python等のプログラムで記述の必要あり

# 使用ソフトウェア

## ■ 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
確率推論	アルゴリズム：loopyBP
	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

その他

欠損値処理 ペアワイズ法

正規化 MAP

閾値

[INFO] 構造学習のパラメータを設定します