経営情報学会　2018年春季全国研究発表大会

人工知能技術を応用した特許文書分析が生み出す新たな技術戦略の検討

株式会社アナリティクスデザインラボ
代表取締役　野守耕爾

2018年3月8日

人工知能技術を応用したデータ分析の研究開発とビジネスコンサルティングの経験を活かし、2017年6月にデータ活用コンサルティングの新会社を設立しました

株式会社アナリティクスデザインラボ

企業におけるデータ活用を支援するコンサルティング会社です。

Analytics Design Lab

データというスタートから課題の解決というゴールまでをいかにつなげばよいのか、どのようなデータ処理、分析手法、考察、アクションを検討していけばよいのか、というデータ分析を活用するプロセスを企業の抱える課題や思惑・事情などに応じてしっかりとデザインし、それを実行することで企業の課題解決を支援します。

設立	2017年6月1日
事業内容	● 企業におけるデータ活用のコンサルティング ● データ分析技術の研究開発
資本金	5,000,000円
所在地	東京都中野区東中野1-58-8-204

野守　耕爾

■ 2012年3月
早稲田大学大学院 創造理工学研究科
経営システム工学専攻　博士課程修了
博士（工学）

- 人間行動の計算モデルの開発を研究

■ 2012年4月～（技術研修生としては2008年～）
独立行政法人産業技術総合研究所
デジタルヒューマン工学研究センター　入所

- センシング技術を応用した子どもの行動計測と人工知能技術を応用した行動の確率モデルの開発を研究

■ 2012年12月～
デロイトトーマツグループ 有限責任監査法人トーマツ
デロイトアナリティクス　入所

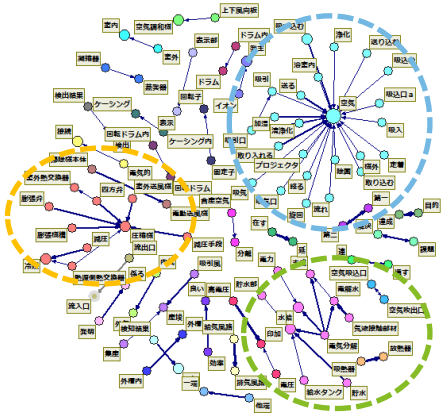
- データサイエンティストとしてビッグデータを活用したビジネスコンサルティング及び分析技術の研究開発に従事

■ 2017年6月～
株式会社アナリティクスデザインラボ 設立

人工知能技術を応用した新たな特許分析アプローチ

単語をベースに、あるいは手動でグルーピングしたカテゴリをベースに、全体の出現状況、経年変化、出願人の特徴、課題と解決手段の対応関係などを把握する分析がよく行われます

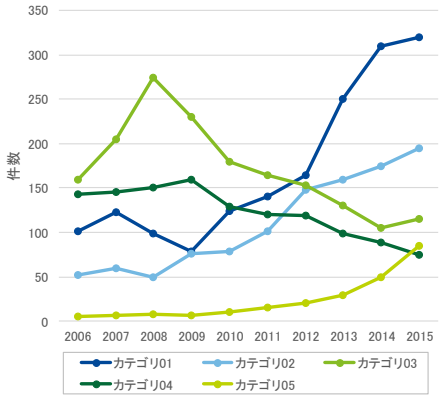
共起ネットワークによる全体像把握



- 単語の共起関係をネットワークで可視化する
- ネットワークのかたまりを見ながら、全体でどのような話題が形成されているのか考察する

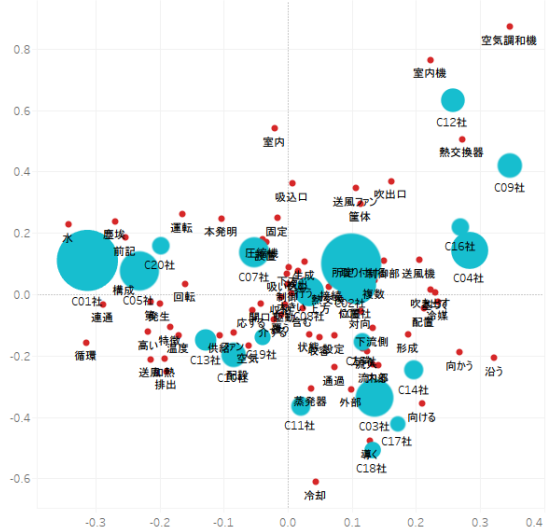
手動設定したカテゴリのトレンド把握

例）掃除機カテゴリのリスト
掃除機
集塵
集塵容器
吸引力
サイクロン
塵埃->分離
塵埃->吸い込む
塵埃->収容
塵埃->遠心分離



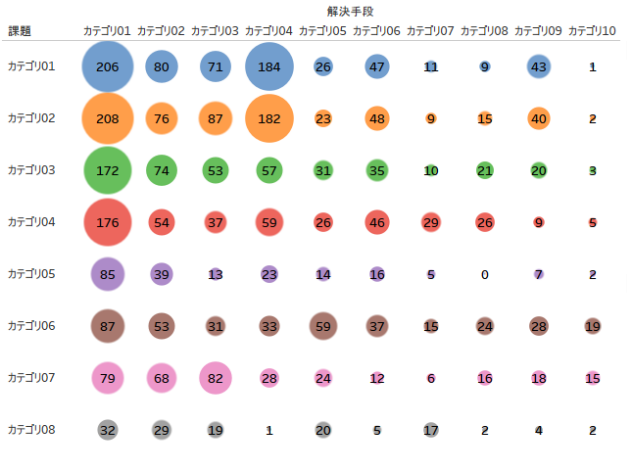
- 抽出した単語を手動でいくつかのカテゴリにグルーピングする
- 各カテゴリの出願年ごとの出現頻度をグラフ化し、トレンドを把握する

コレスポンデンス分析による出願人の特徴把握



- 単語の出現データから共通して現れる特徴的な軸を2つ抽出する
- その2軸による平面上に単語と出願人を同時にマッピングする
- 出願人の周辺に配置された単語群から各出願人の特徴を考察する

課題と解決手段のクロス集計による関係把握



- 「要約」の【課題】と【解決手段】それぞれに対して出現単語のカテゴリを設定する
- 課題と解決手段のカテゴリのクロス集計をして、用途と技術の関連性を考察する

これまでの特許分析の課題と解決技術

複数の人工知能技術を組み合わせることで、特許データを単語ベースではなく、客観的に抽出されるトピックベースで解釈し、そのトピックの統計的な関連性を分析できます

単語ベースの分析では
複雑で考察しにくい

カテゴリの設定が主観的で
作業負荷も大きい

課題と解決手段の統計的な
関係を分析していない

単語を賢くクラスタリングする
人工知能技術

要因関係をモデリングする
人工知能技術

PLSA
確率的潜在意味解析

文脈を考慮した潜在的なトピック
（単語の集合）を抽出する

ベイジアンネットワーク

多様な要因間の確率統計的な
因果関係をモデル化する

※特許登録済（特許第6085888号）

膨大なテキストデータをトピックに変換して解釈を容易にし、テキスト情報内に潜む要因関係をモデル化して、ビジネスアクションに有用な特徴を把握可能にします

Nomolytics: Narrative Orchestration Modeling Analytics

テキストマイニング

- 文章を単語に分解し、その出現頻度を集計する
- 各文章における出現単語情報のデータ（共起行列）を作成する

PLSA
確率的潜在意味解析

- 単語が出現する文脈を学習し、背後に潜むトピックを抽出する
- 全テキストデータをトピックで説明する（重みを計算する）

ベイジアンネットワーク

- トピックを含むテキスト情報内の変数の関係構造をモデル化する
- 各変数が他の変数に与える影響を確率シミュレーションする

単語抽出 × *トピック抽出* × *モデリング*

膨大なテキストデータを人間が理解しやすい形に整理できる

テキストの内容における複雑な要因関係を構造化できる

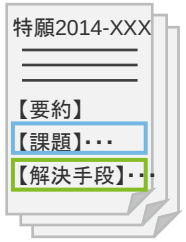
条件を変化させたときの結果の挙動をシミュレーションできる

ある事象の発生確率をコントロールする条件を発見できる

特許要約の【課題】と【解決手段】から用途と技術のトピックを抽出し、トピックのトレンド分析や出願人の特徴分析、また用途と技術の関係分析による新規用途探索を行います

A. 用途と技術のトピック抽出

データの抽出



- 特許文書の要約文の「課題」と「解決手段」のテキストデータを抽出する
- 「課題」からは用途トピックを、「解決手段」からは技術トピックを抽出する

テキストマイニング

テキストマイニングを実行して単語と係り受け表現を抽出する

単語	品詞	頻度
空気調和機	名詞	3,106
空気	名詞	2,846
容易	名詞	2,790
抑制	名詞	2,687
・・・	・・・	…

係り受け表現	頻度
空気調和機-提供	1,575
効率-良い	1,325
掃除機-提供	545
容易-構成	539
・・・	…

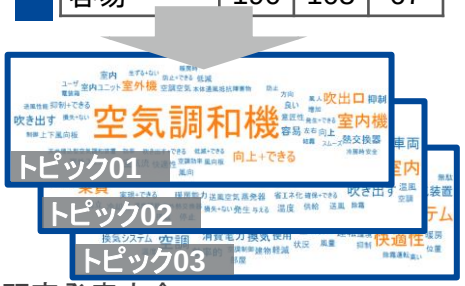
用途トピックの抽出

技術トピックの抽出

PLSA

「単語×係り受け」の共起行列を作成し、これにPLSAを適用してトピックを抽出する

単語＼係り受け	空気調和機-提供	効率-良い	掃除機-提供
空気調和機	1,578	100	1
空気	85	144	45
容易	190	105	67



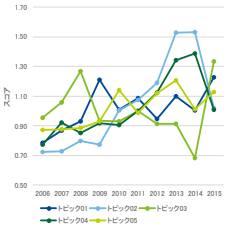
B. トピックの特徴集計

全特許データに各トピックのスコア（該当度）を計算する

ID	出願年	出願人	用途トピック1	用途トピック2	用途トピック**	技術トピック1	技術トピック2	技術トピック**
1	2014	A社	2.1	0.6	…	1.5	5.0	…
2	2013	B社	0.3	3.4	…	4.6	0.9	…
3	2011	C社	4.8	2.2	…	2.7	1.1	…
n	・・・	・・・	…	…	…	…	…	…

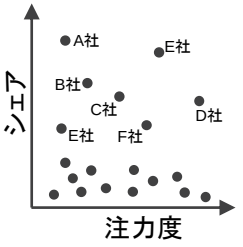
出願年集計

トピックスコアを出願年で集計してトピックのトレンドを把握する



出願人集計

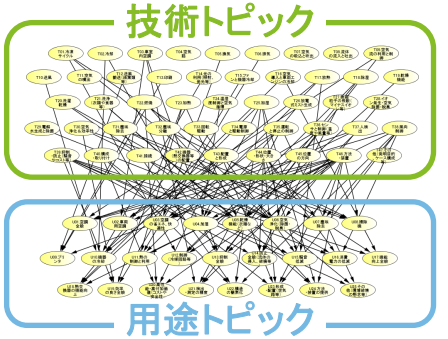
トピックスコアを出願人で集計して、各トピックにおける出願人の特徴を把握する

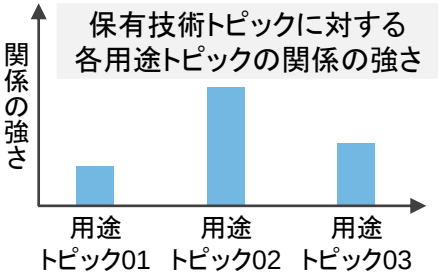


C. 用途と技術の関係分析

用途トピックと技術トピックの統計的な関係性をベイジアンネットワークでモデル化する

ベイジアンネットワーク





保有技術と関係のある用途トピックのうち、まだ想定していない用途を探索し、それに関連する元の特許文書を確認することで具体的な新規用途を検討する

Nomolyticsを適用した特許分析事例

「風」「空気」に関する10年分の特許データ30,039件を分析します

データの抽出条件と抽出結果

■ 対象
- ➢ 公開特許公報

■ キーワード
- ➢ 要約と請求項に「風」と「空気」を含む

■ 出願年
- ➢ 2006年～2015年

■ 抽出方法
- ➢ PatentSQUAREを使用

■ 抽出結果
- ➢ 30,039件






分析データの加工

■ 要約文の【課題】と【解決手段】に記載されている文章をそれぞれ抽出する
- ➢ このような書式で記載されていないものは要約文をそのまま使用する

■ 出願人情報は名寄せをし、グループ会社などは統一する

【要約】【課題】ユーザーの快適性を維持しつつ、省エネ運転を行うことができる空気調和機を提供すること。【解決手段】本発明の空気調和機は、室内温度を検出する室内温度検出手段と、人体の活動量を検出する人体検出手段と、基準室内設定温度を設定するリモコン装置30とを備え、室内温度が基準室内設定温度となるように空調制御を行う空気調和機であって、人体検出手段で検出する活動量が所定の活動量以内であるときは、室内温度が、基準室内設定温度を補正した補正室内設定温度となるように空調を行い、補正室内設定温度よりも低い状態を継続すると、圧縮機を停止させ、圧縮機の復帰は、基準室内設定温度に基づいて行う。

トピック抽出のアプローチ

テキストマイニングで単語と係り受け表現を抽出し、単語×係り受けで構成される共起行列にPLSAを適用することで単語と係り受けの出現の背後にある潜在トピックを抽出します

テキストマイニングの実行 → 共起行列の作成 → PLSAの実行 → トピックの抽出

テキストマイニングの実行

【課題】と【解決手段】の文章に含まれる単語と係り受けを抽出する

単語	品詞	頻度
空気調和機	名詞	3,106
空気	名詞	2,846
容易	名詞	2,790
抑制	名詞	2,687
良い	形容詞	2,481
向上	名詞	2,328
防止	名詞	2,047
発生	名詞	2,005
・・・	・・・	…

係り受け表現	頻度
空気調和機⇒提供	1,575
効率⇒良い	1,325
車両用空調装置⇒提供	578
掃除機-提供	545
容易-構成	539
画像形成装置-提供	334
抑制-提供	296
向上-図る	279
・・・	…

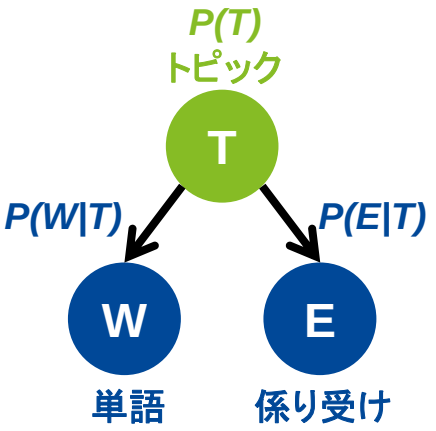
共起行列の作成

抽出した単語と係り受け表現に基づいて、「単語×係り受け表現」の共起行列（文章単位で同時に出現する頻度のクロス集計表）を作成する

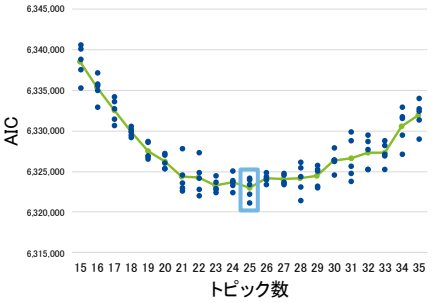
単語 \ 係り受け表現	空気調和機⇓提供	効率⇓良い	車両用空調装置⇓提供	掃除機⇓提供	…
空気調和機	1578	100	4	1	
空気	85	144	45	50	
容易	100	105	51	67	
抑制	142	95	64	63	
・・・					

PLSAの実行

共起行列にPLSAを適用する



トピック数を幅を持たせて設定し、各トピック数に対してPLSAを初期値を変えて5回ずつ実行して情報量基準AICを計算し、AIC最小の解を採用する



トピックの抽出

各トピックについて以下の3つの確率が計算される

① P(T)
トピックの存在確率

② P(W|T)
トピックにおける単語の所属確率

③ P(E|T)
トピックにおける係り受けの所属確率

トピックにおけるP(W|T)とP(E|T)からトピックの意味を解釈する

T04
P(T04)=2.6%

P(W|T)	単語
5.5%	加湿装置
3.7%	水
3.3%	供給
2.4%	加湿
2.3%	カビ
2.1%	加湿器
2.1%	発生
2.0%	繁殖
1.9%	ミスト
1.7%	加湿性能
1.5%	ミスト発生装置
1.4%	細菌
1.3%	室内
1.3%	抑制+できる
1.1%	浴室
…	・・・

P(E|T)	係り受け
6.8%	加湿装置-提供
3.1%	加湿器-提供
2.9%	ミスト発生装置-提供
1.9%	水-供給
1.7%	細菌-繁殖
1.5%	加湿-行う
1.4%	加湿機能付空気清浄機-提供
1.3%	ミスト-噴霧
1.3%	繁殖-抑制
1.2%	十分-量
1.2%	カビ-発生
1.2%	効率-良い
1.2%	空気調和機-提供
1.1%	加湿-加湿装置
1.1%	空気-加湿
…	・・・

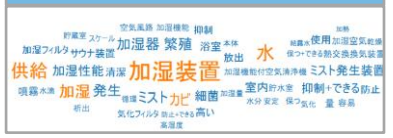
用途トピック25個の一覧

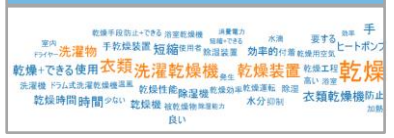
【課題】の文章からは、空調や加湿、空気清浄、掃除機、プリンタ、機器冷却、騒音や消費電力の低減、構造の簡素化などの用途が25個抽出されました

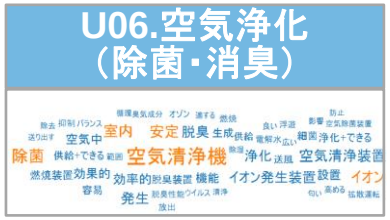
U01.空調全般

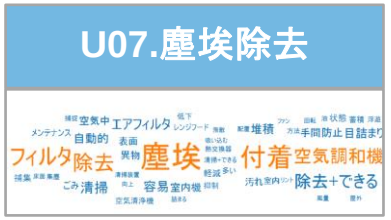

U02.車両用空調

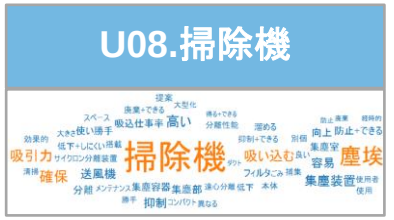

U03.空調の省エネ、快適性

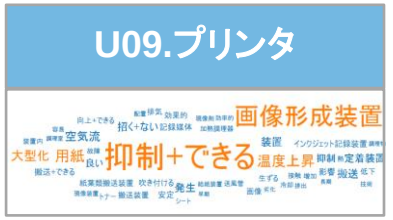

U04加湿


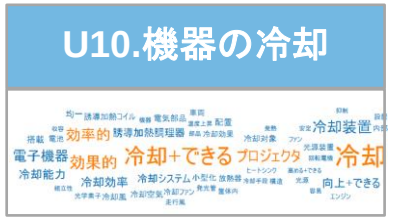
U05.乾燥機能（衣類など）


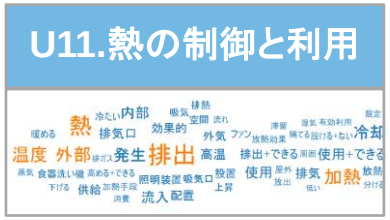
U06.空気浄化（除菌・消臭）


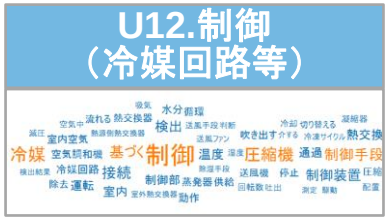
U07.塵埃除去


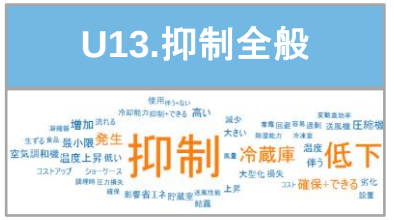
U08.掃除機


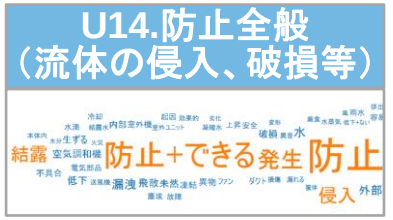
U09.プリンタ


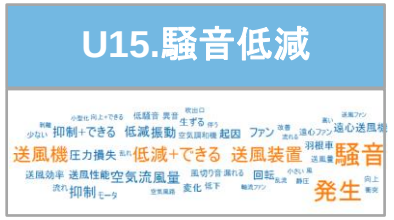
U10.機器の冷却


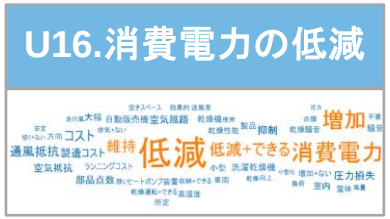
U11.熱の制御と利用


U12.制御（冷媒回路等）


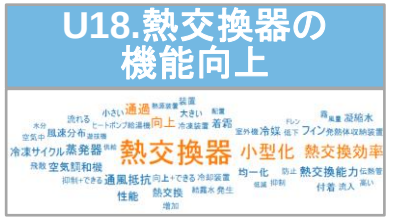
U13.抑制全般


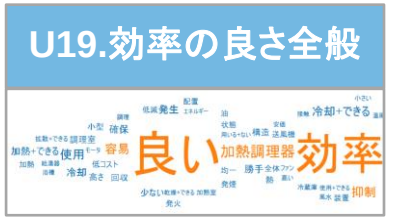
U14.防止全般（流体の侵入、破損等）


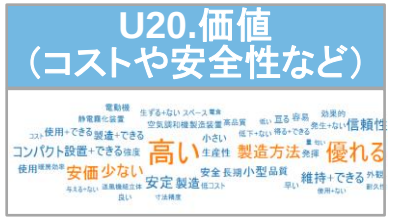
U15.騒音低減


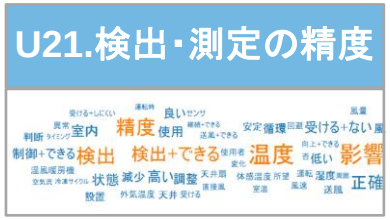
U16.消費電力の低減


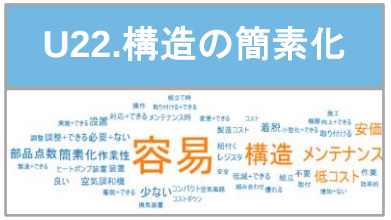
U17.機能向上全般

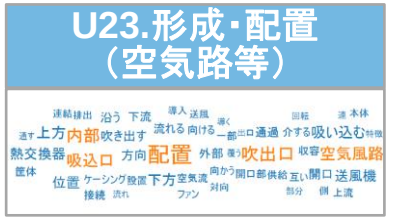

U18.熱交換器の機能向上


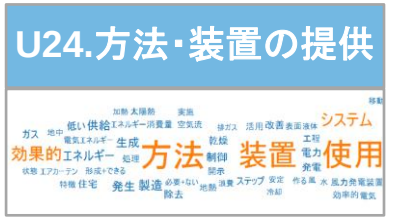
U19.効率の良さ全般


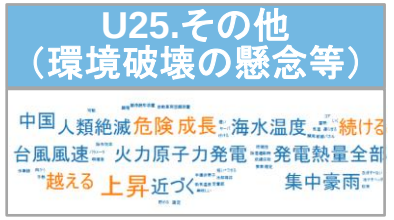
U20.価値（コストや安全性など）


U21.検出・測定の精度


U22.構造の簡素化


U23.形成・配置（空気路等）


U24.方法・装置の提供


U25.その他（環境破壊の懸念等）


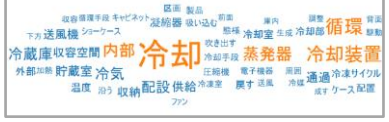
※文字の大きさはトピックに対する関係の強さを表現している
（上位5つの単語を赤色で表示している）

技術トピック47個の一覧①

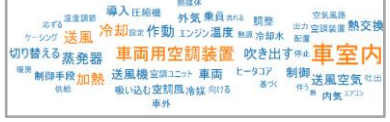
【解決手段】の文章からは、空気の冷却や空気路、換気、放熱、除湿、乾燥、加湿、イオン生成、空気清浄、塵埃分離、センサと制御、構成や配置などの技術が47個抽出されました

T01.冷凍サイクル

T02.冷却



T03.車室内空調



T04.空気路

T05.換気

T06.排気

T07.空気の吸込と吹出

T08.流体の流入と吐出

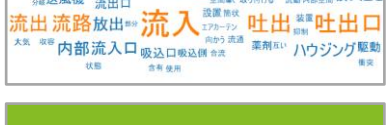
T09.空気流の利用と制御

T10.送風

T11.空気の噴出

T12.送風搬送（紙葉類等）

T13.印刷



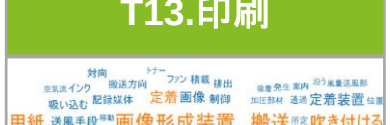
T14.光の利用（照射、発光等）

T15.ファンと機器冷却

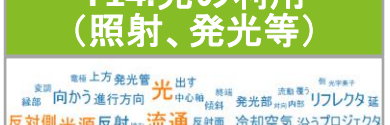
T16.空気導入と車両エンジンの冷却

T17.放熱

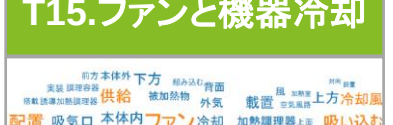
T18.除湿



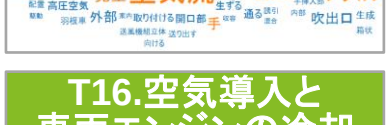
T19.乾燥機能



T20.洗濯乾燥



T21.洗浄（衣類や食器等）



T22.燃焼

T23.加熱

T24.温湿度制御と空気循環

T25.加湿

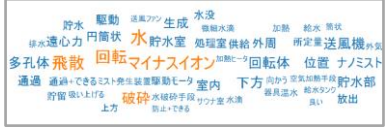
※文字の大きさはトピックに対する関係の強さを表現している
（上位5つの単語を赤色で表示している）

技術トピック47個の一覧②

【解決手段】の文章からは、空気の冷却や空気路、換気、放熱、除湿、乾燥、加湿、イオン生成、空気清浄、塵埃分離、センサと制御、構成や配置などの技術が47個抽出されました

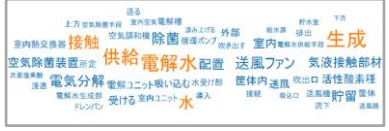
T26.放電式ミスト生成

T27.微細粒子の飛散（マイナスイオン等）

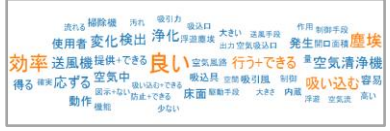


T28.イオン発生・空気除菌・脱臭

T29.電解水生成と除菌



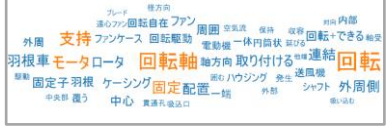
T30.空気清浄＆効率性



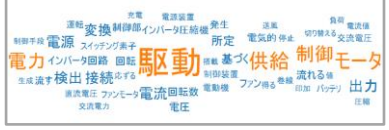
T31.塵埃除去

T32.塵埃分離

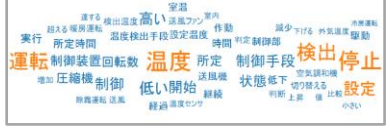
T33.回転駆動



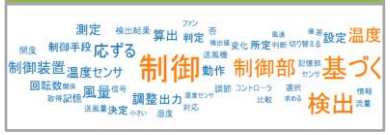
T34.電源と駆動制御



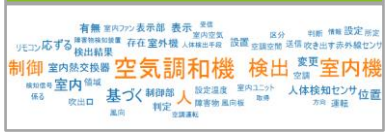
T35.運転と停止の制御



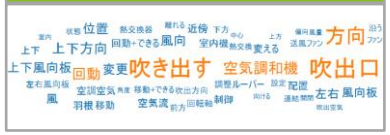
T36.センサと制御（温度や風量等）



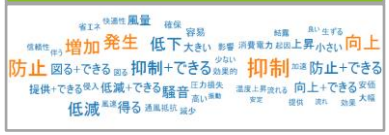
T37.人検出



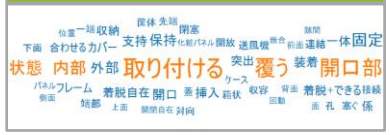
T38.風向制御



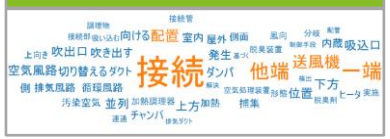
T39.抑制・防止（騒音やコスト等）



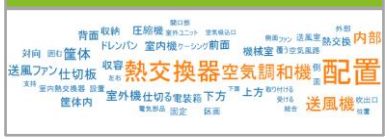
T40.構成・取り付け



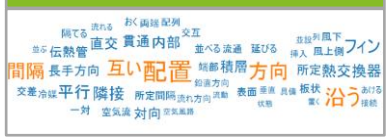
T41.接続



T42.機器（熱交換等）の配置

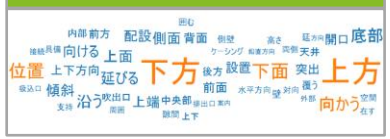


T43.配置と形成

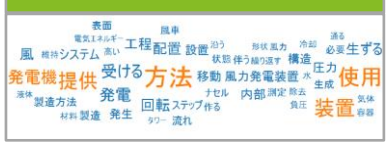


T44.位置・形状・大きさ

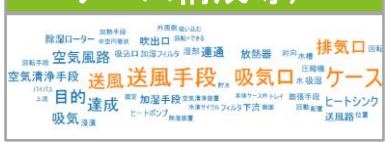
T45.位置の方向



T46.方法・装置



T47.その他（発明目的、ケース構成等）

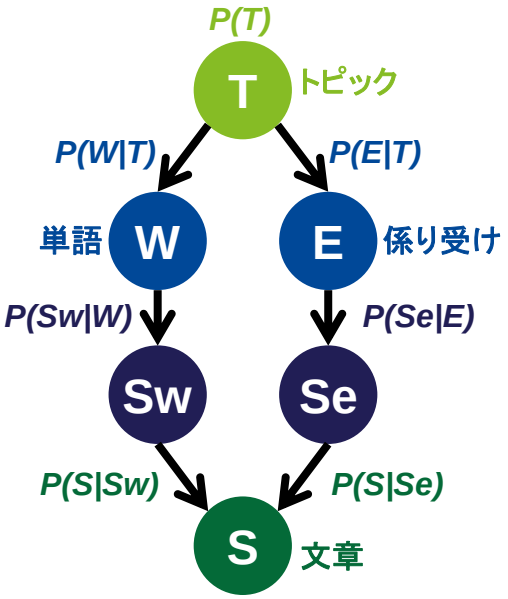


※文字の大きさはトピックに対する関係の強さを表現している
（上位5つの単語を赤色で表示している）

文章単位に各トピックのスコア(該当度)を計算し、それを特許ID単位に集約し、最終的には閾値を設定して{0:該当無,1:該当有}のデータに変換します

文章単位のスコア	$\frac{P(S\|T)}{P(S)}$

- リフト値（事後確率÷事前確率）
- トピックを条件とすることで文章の発生確率が何倍になるのかを示す



文章を単語で定義される文章Swと係り受けで定義される文章Seを設定し、それぞれトピックとの関係を計算し、最終的にそれらを一つに統合する

単語W_iで定義される文章Sw_h

$$Sw_h = \{W_1, W_2, \cdots, W_i\}$$

トピックT_kを条件とした文章Sw_hの出現確率

$$P(Sw_h|T_k) = \sum_i P(Sw_h|W_i)P(W_i|T_k)$$

単語W_iが出現する中で文章Sw_hが出現する確率
（W_iの出現文章数の逆数）

$$P(Sw_h|W_i) = 1/n(W_i)$$

係り受けE_jで定義される文章Se_h

$$Se_h = \{E_1, E_2, \cdots, E_j\}$$

トピックT_kを条件とした文章Se_hの出現確率

$$P(Se_h|T_k) = \sum_j P(Se_h|E_j)P(E_j|T_k)$$

係り受けE_jが出現する中で文章Se_hが出現する確率
（E_jの出現文章数の逆数）

$$P(Se_h|E_j) = 1/n(E_j)$$

トピックT_kを条件とした文章S_hの出現確率
※$P(S_h|Sw_h)$と$P(S_h|Se_h)$はともに1/2とする

$$P(S_h|T_k) = P(S_h|Sw_h)P(Sw_h|T_k) + P(S_h|Se_h)P(Se_h|T_k)$$

文章S_hの出現確率

$$P(S_h) = \sum_k P(S_h|T_k)P(T_k)$$

トピックスコア算出プロセス

①文章ごとにスコアを計算

特許ID	文章ID	T01	T02	T03	・・・	T47
1	1	3.1	0.9	2.0		1.1
1	2	1.4	0.2	5.5		2.4
2	1	0.8	5.8	1.3		0.9
2	2	1.2	3.2	1.7		1.0
2	3	0.6	1.8	2.6		1.6
・・・						

②特許IDごとに文章スコアを集約

※最大値を採用する

特許ID	T01	T02	T03	・・・	T47
1	3.1	0.9	5.5		2.4
2	1.2	5.8	2.6		1.6
・・・					

③閾値を設定してフラグに変換する

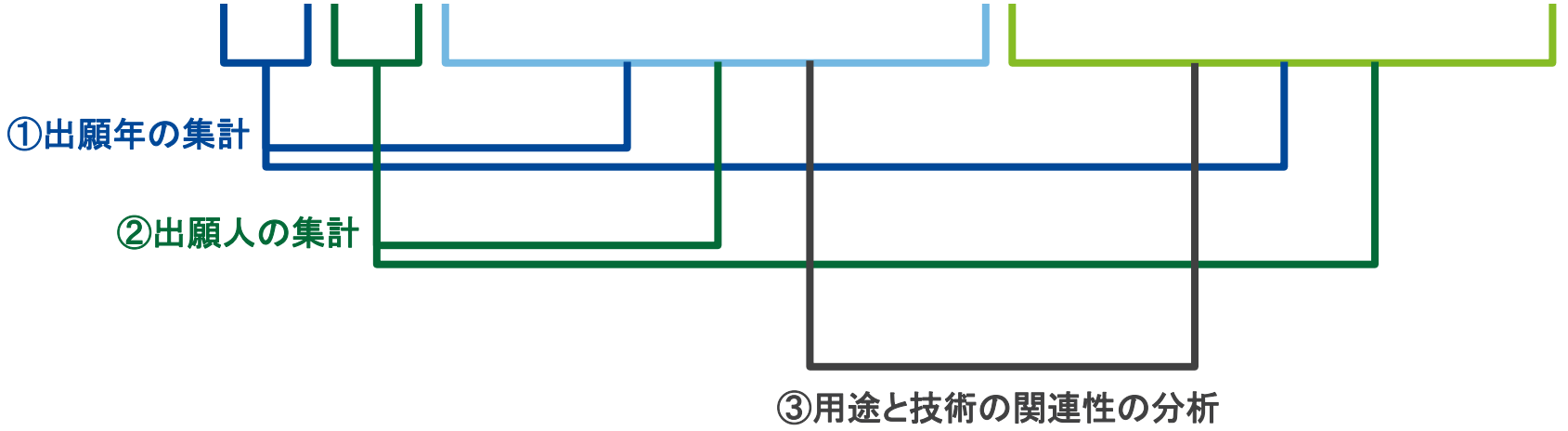
※閾値は3に設定する

特許ID	T01	T02	T03	・・・	T47
1	1	0	1		0
2	0	1	0		0
・・・					

全特許データに対して各トピックのスコア(該当有無)を計算することで、トピックをベースとした様々な集計・分析を実行することができます

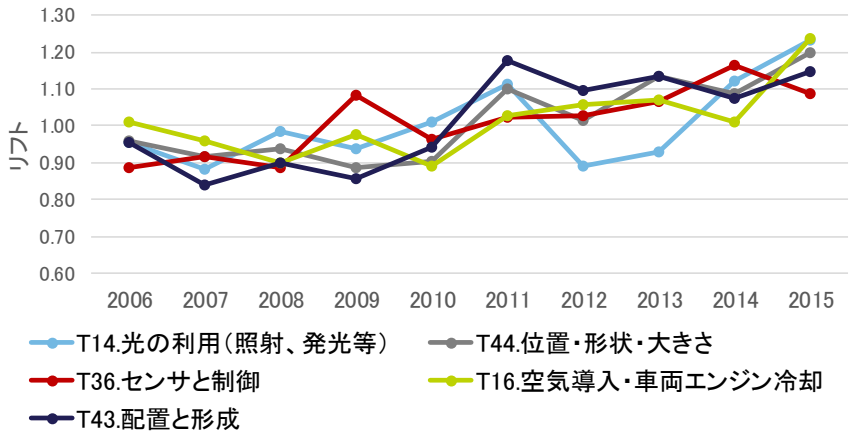
トピックのスコア(フラグ情報)を紐づけた特許データ

特許ID	出願番号	出願年	出願人	用途トピック U01	用途トピック U02	・・・	用途トピック U25	技術トピック T01	技術トピック T02	・・・	技術トピック T47
1	特願2006-XXXX	2006	A社	1	1		0	1	0		0
2	特願2009-XXXX	2009	B社	0	1		1	0	1		0
3	特願2012-XXXX	2012	C社	0	1		1	1	0		0
4	特願2013-XXXX	2013	D社	1	0		0	1	0		1
・・・	・・・	・・・	・・・	・・・	・・・		・・・	・・・	・・・		・・・
30039	特願2015-XXXX	2015	X社	1	0		1	0	0		1

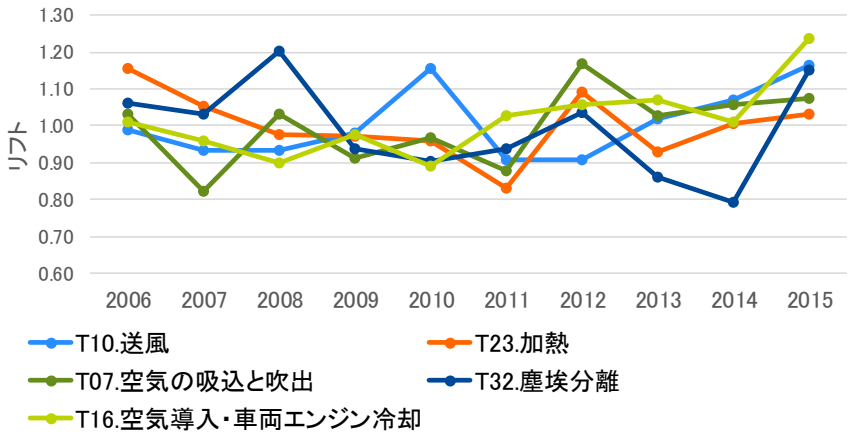


近年は塵埃分離や車両エンジンの冷却に関する技術が、長期的にはプロジェクタなどの光の利用に関する技術が上昇しています

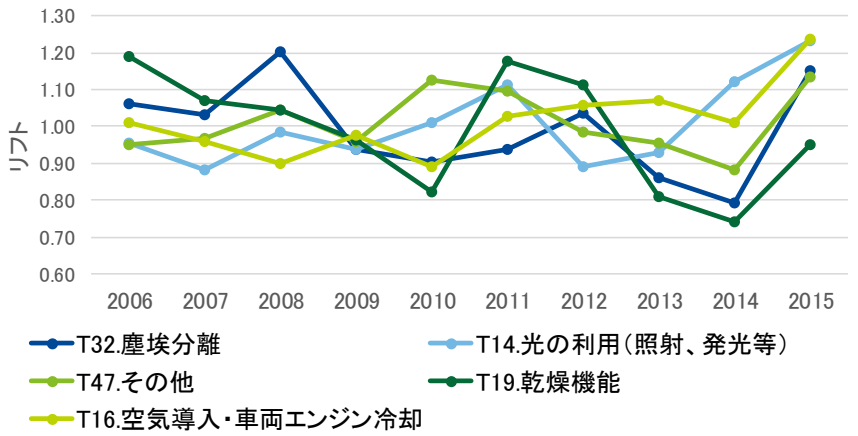
2006年からの上昇率 best5



2011年からの上昇率 best5



2013年からの上昇率 best5



集計の仕方

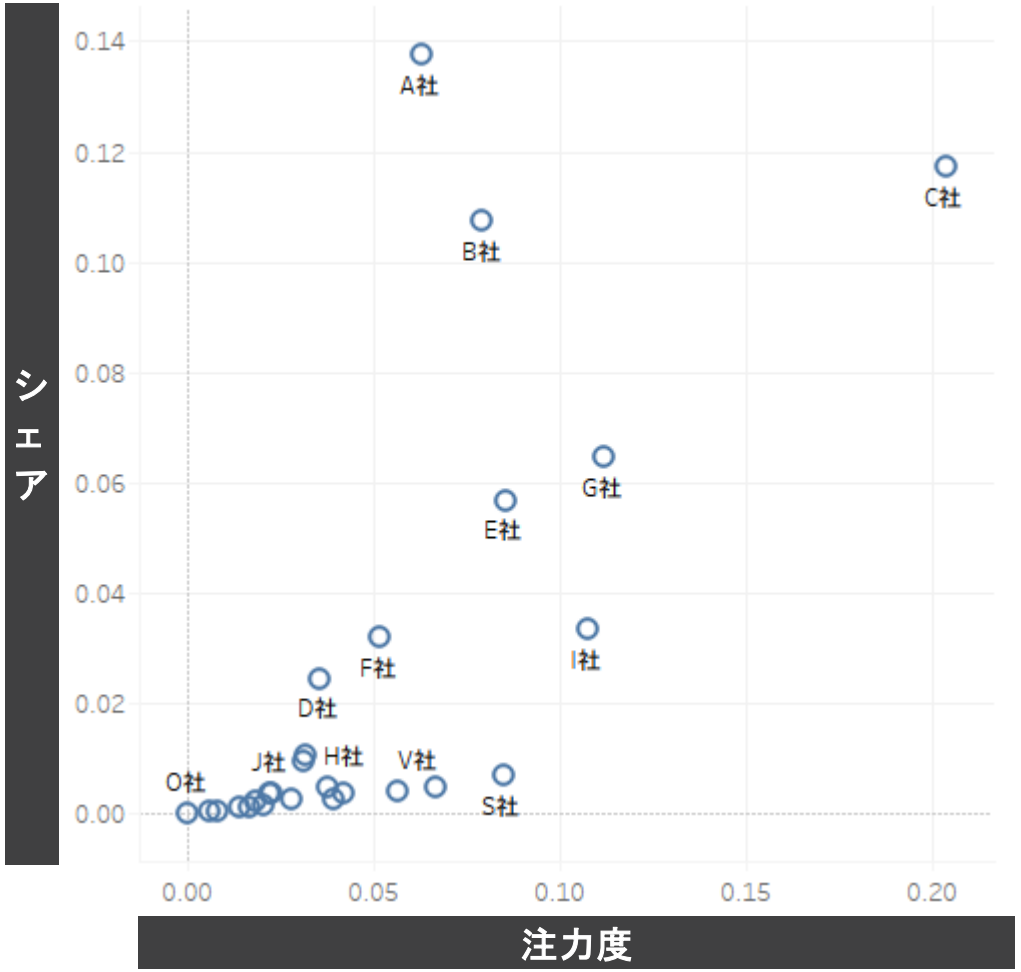
■ リフト値を出願年・トピックごとに集計

$$\frac{P(\text{出願年} \mid \text{トピックTx=1})}{P(\text{出願年})}$$

■ その出願年の出願件数割合を平均（=1）として標準化した値

塵埃分離に関する技術は、１社の注力度が高いものの、他にもある程度のシェア・注力度を保有する企業が何社か存在するため、今後連携などの動きも考えられる領域と思われます

注力度とシェアの散布図



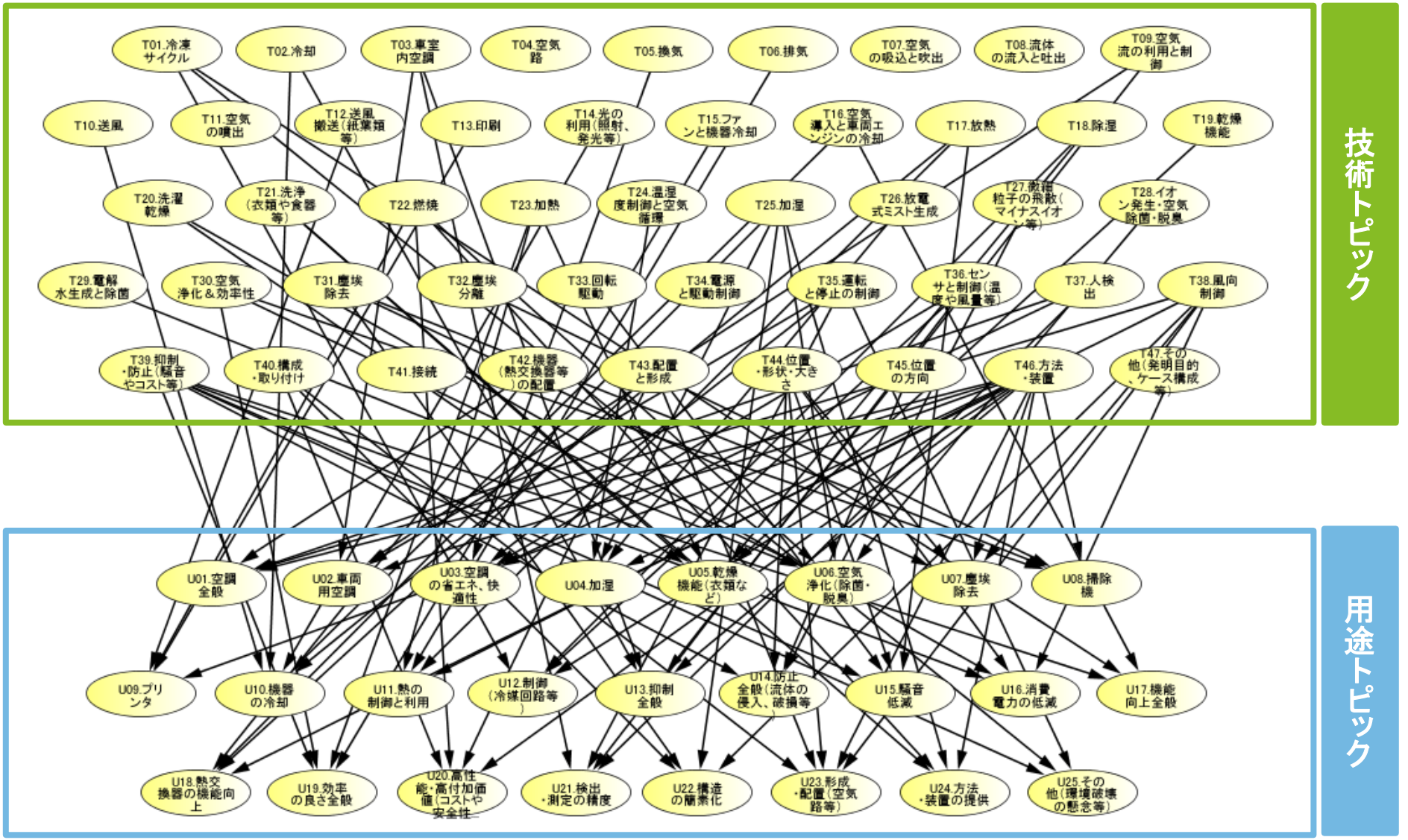
考察と戦略の検討

- C社は、高めのシェアを獲得しつつ、他社と比べて注力度がとても高く、高い技術力を保有していると考えられ、今後はよりシェアを伸ばすことで高シェア高注力度のポジションを確立することができると考えられる
- A社とB社は、シェアは高いがまだC社に注力度で劣っているので、例えば規模は中程度だが注力度は比較的高く、技術力があると思われるE社、G社、I社などと連携することで、C社の上のポジションを狙うことができる可能性がある

注力度とシェア

- **注力度**：$P(\text{トピック}T = 1 \mid \text{出願人}X = 1)$
  - 出願人Xの出願特許の中で、どれくらいの割合がそのトピックTに該当するものか、つまり出願人がどれくらいそのトピックに注力しているのかを示している
- **シェア**：$P(\text{出願人}X = 1 \mid \text{トピック}T = 1)$
  - トピックTが該当する特許の中で、どれくらいの割合がその出願人Xの出願によるものか、つまりトピックのなかでどれくらいその出願人が占めているのかを示している

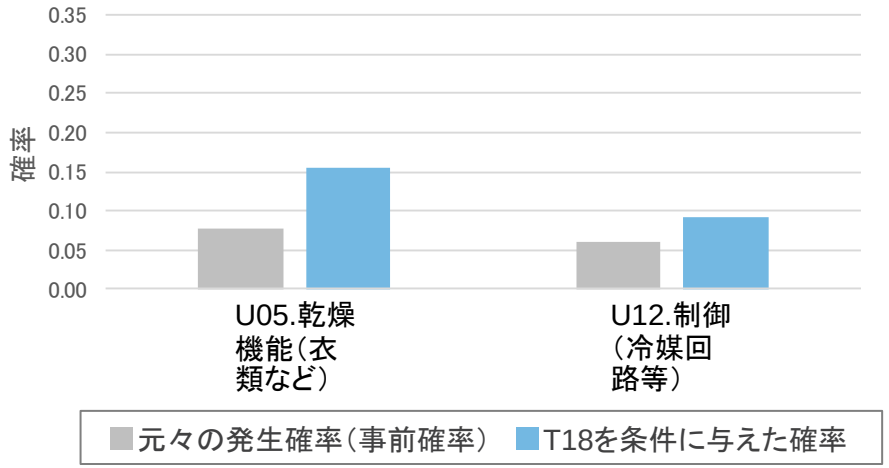
用途トピックと技術トピックの{0,1}データにベイジアンネットワークを適用して、技術⇒用途の確率的因果関係をモデル化します



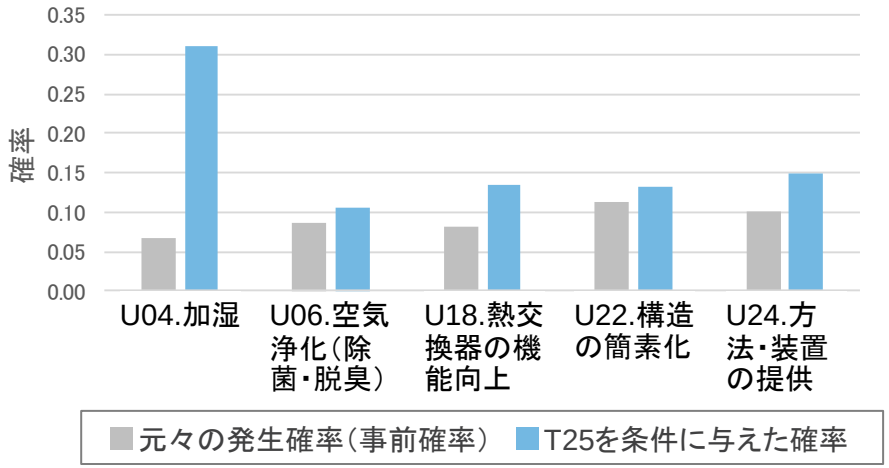
技術と関係のある用途の発見

技術トピックを条件に与えたとき、それと確率的因果関係を持つと判定された各用途トピックの確率がどのように変化するのかシミュレーションして、その関連性の強さを確認します

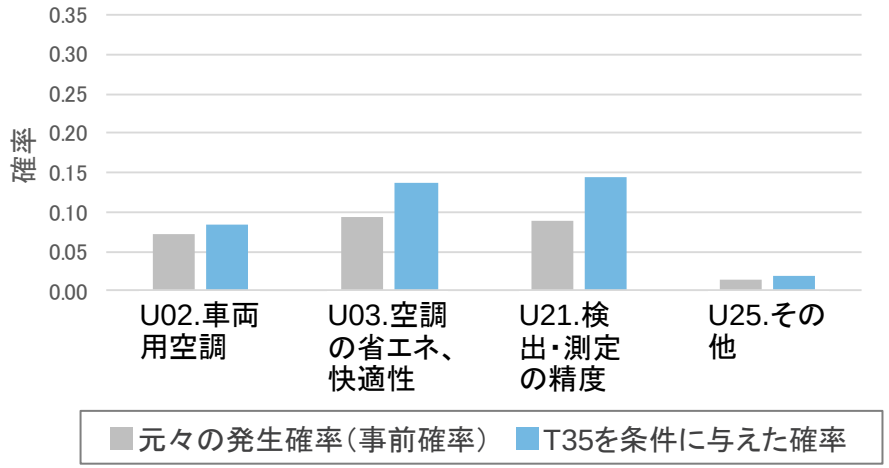
「T18.除湿」を条件に与えた結果



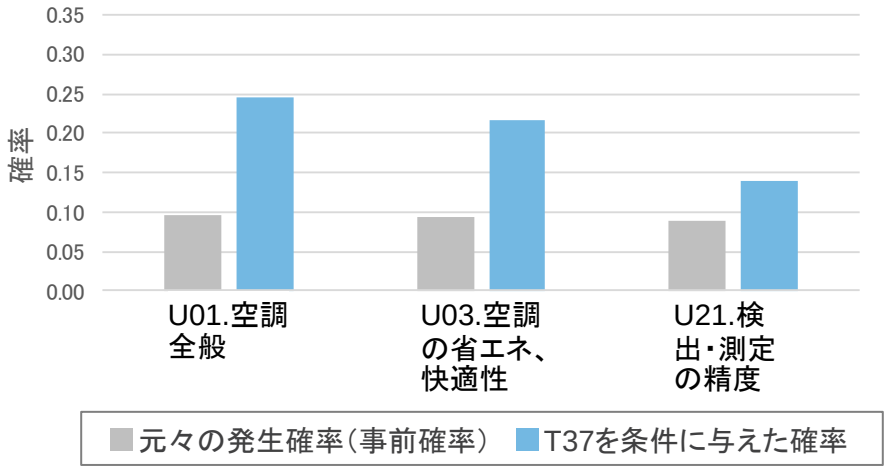
「 T25.加湿」を条件に与えた結果



「T35.運転と停止の制御」を条件に与えた結果



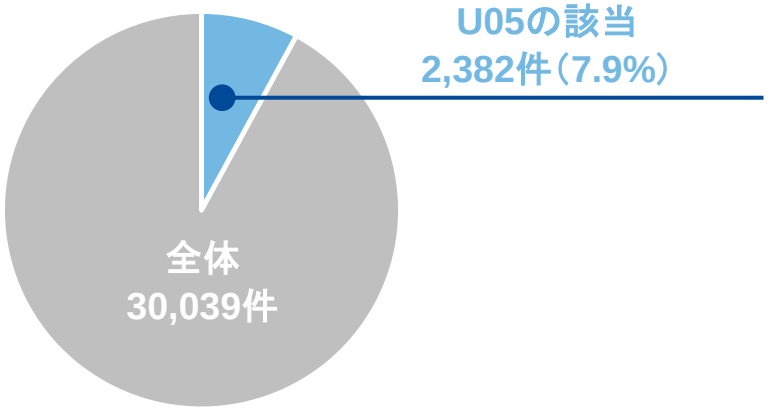
「 T37.人検出」を条件に与えた結果



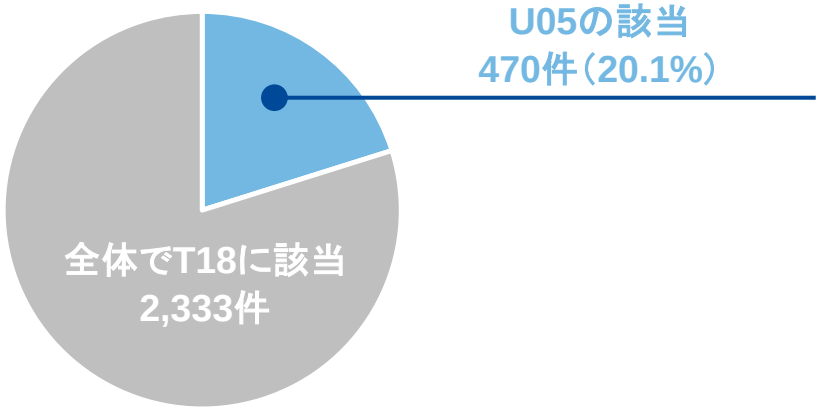
技術の新規用途探索例：T18.除湿⇒U05.乾燥機能

「U05.乾燥機能(衣類など)」の用途は、「T18.除湿」の技術の応用先として高い関連性がありますが、出願人Xの保有するT18ではそれがほとんどありません

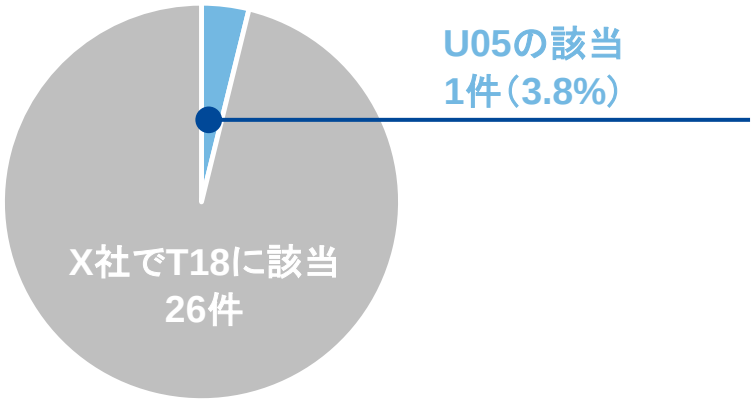
全体でのU05の該当割合



全体でのT18におけるU05の割合



出願人XのT18におけるU05の割合



考察

- ベイジアンネットワークのモデルでは、「T18.除湿」に対する「U05.乾燥機能（衣類など）」の関係が見られた
- 全体では、U05の該当は7.9%だが、T18を条件としたときでは、その該当割合が20.1%となり高い関連性が認められる
- しかし、出願人Xでは、T18に該当する特許のうち、U05に該当する特許は1件だけである
  ⇒X社の保有するT18はU05での用途も考えられる

用途技術の新規用途探索例：T18技術をU05用途で応用するアイデア検討

印刷機の中でインク液を吸収した用紙の湿気をムラなく取り除く乾燥処理技術は、洗濯乾燥機の中で洗濯物をムラなく効率的に乾燥させることにも応用できるかもしれません

T18がU05で応用されている例

発明の名称
ドラム式洗濯乾燥機
課題
洗濯物を短い時間でムラ無く乾燥させ、乾燥工程の時間を短くすることができるドラム式洗濯乾燥機を提供する。
解決手段
送風機に吸い込まれた空気は、風路切替弁の切り替えにより、ドラム開口部に対向する前側吹出口へ流れたり、回転ドラムの後部に設けられた後側吹出口へ流れたりする。制御装置が風路切替弁の切り替えを制御することによって、恒率乾燥過程時、前側吹出口から乾燥用空気が吹き出し、かつ、減率乾燥過程時、後側吹出口から乾燥用空気が吹き出す。これにより、恒率乾燥過程において乾燥用空気が効果的に当たらなかった、回転ドラムの後端壁側の洗濯物に、乾燥用空気が減率乾燥過程で効果的に当たる。

出願人Xの保有するT18の例

発明の名称
インクジェット記録装置及び画像記録方法
課題
処理液の厚みムラを低減するとともに処理液による用紙のコックリングを低減することで、高品質かつ高速の画像記録を可能とするインクジェット記録装置及び画像記録方法を提供する。
解決手段
記録媒体に処理液を付与する処理液付与部の後段には、記録媒体表面に残存する溶媒を蒸発させるプレ加熱部が設けられている。プレ加熱部はIRプレヒータにより記録媒体表面を輻射加熱するとともに、吸引ファンにより記録媒体表面の湿り空気を置換する。液状の処理液が不均一にならないように乾燥処理を施すことで、均一な膜厚を持つ固体状の凝集処理層が形成される。その後、本加熱部による熱風噴射加熱により、コックリング量が所定量以下になるように本加熱処理が施される。

※対外説明用のため要約文は一部加工している

まとめ

※特許登録済（特許第6085888号）

膨大なテキストデータをトピックに変換して解釈を容易にし、テキスト情報内に潜む要因関係をモデル化して、ビジネスアクションに有用な特徴を把握可能にします

Nomolytics: Narrative Orchestration Modeling Analytics

テキストマイニング

- 文章を単語に分解し、その出現頻度を集計する
- 各文章における出現単語情報のデータ（共起行列）を作成する

PLSA
確率的潜在意味解析

- 単語が出現する文脈を学習し、背後に潜むトピックを抽出する
- 全テキストデータをトピックで説明する（重みを計算する）

ベイジアンネットワーク

- トピックを含むテキスト情報内の変数の関係構造をモデル化する
- 各変数が他の変数に与える影響を確率シミュレーションする

単語抽出 × *トピック抽出* × *モデリング*

特許文書に適用することで

特許文書に潜む特徴（トレンドや出願人の動向）をトピックをベースに分かりやすく理解できる

技術と用途の統計的な関係を把握することで、技術の新しい用途のアイデアを創出できる

Nomolyticsは様々な業務のテキストデータに適用することができます

口コミ

- 顧客の関心トピックのターゲット別把握
- 顧客目線での製品や競合の比較分析
- 満足度向上の要因の把握
- 価値観を理解したマーケティング検討

アンケート

- 自由記述の内容をトピック化
- 自由記述トピックを変数として扱うことで定型設問回答と一緒に分析可能
- 話題を生む要因の把握

コールセンター履歴

- 問い合わせ内容をトピック化
- 製品別・顧客別の問い合わせ特徴把握
- 問い合わせトピック等の条件から解約確率をシミュレーション

特許文書

- 課題と技術のトピックのトレンド把握
- 競合他社の技術動向把握
- 課題と技術のトピックの関係モデル化による保有技術の新規用途探索

営業日報

- 営業活動内容のトピック化
- 営業活動トピック等の条件から成約確率をシミュレーション
- 成約要因を把握した効果的な営業教育

有価証券報告書

- 各企業の事業内容をトピック化
- 事業トピックとそのトレンド把握
- 各種IR指標と事業トピックの関係分析
- 定性情報からの企業分析、業界分析

エントリーシート

- 志望動機やPR文のトピック抽出
- 記述内容からの学生の分類・振り分け
- 記述内容と入社後成果の関係分析
- 効率的な人材発掘

診療記録

- 診療記録、看護記録のトピック化
- 生活習慣と病状の関係分析
- 治療内容とその経過の関係分析
- 定性情報を用いた効果的な診療支援

問題発生レポート

- 不具合やヒヤリハット等のトピック抽出
- 作業環境等の条件から問題の発生確率をシミュレーション
- 効果的な製品や作業環境の改善支援

補足資料

PLSAは、データをいくつかの潜在変数で説明するクラスタリング手法です

PLSAの概要

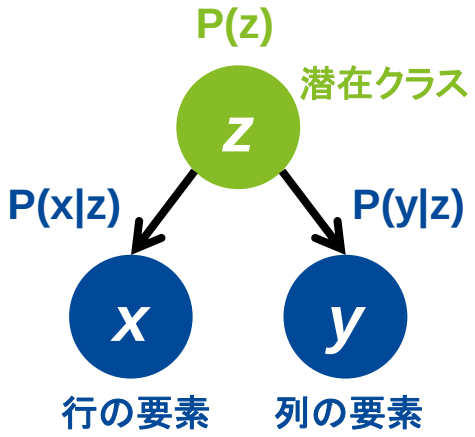
- 行列データの行の要素xと列の要素yの背後にある共通特徴となる潜在クラスzを抽出する手法である
- 元々は文書分類のための手法として開発されている(Hofman, 1999)
- 各文書の出現単語を記録した文書（行）×単語（列）という高次元（列数の多い）共起行列データに適用することで複数の潜在トピックを抽出し、文書（行）×トピック（列）という低次元データに変換して文書を分類する

文書ID	単語1	単語2	単語3	…	単語5,014	単語5,015
1	0	0	1		1	0
2	1	0	1		0	1
…						

文書ID	トピック1	トピック2	…	トピック11
1	0.09%	0.03%		0.04%
2	0.01%	0.12%		0.06%
…				

例えば数千列ある高次元のデータでも十数個の潜在トピックで説明することができる

PLSAのグラフィカルモデル



- P(z), P(x|z), P(y|z)の3つの確率が計算される
- 潜在クラスzの数はあらかじめ設定する

※条件付確率P(A | B)
事象Bが起こる条件下で事象Aの起こる確率

xとyの共起確率を潜在クラスzを使って表現する	$P(x,y)=\sum_z P(z)P(x\|z)P(y\|z)$

PLSAのメリット

行の要素と列の要素を同時にクラスタリングできる

潜在クラスは行の要素と列の要素の2つの軸の変動量に基づいて抽出され、結果も2つの軸の情報から潜在クラスの意味を解釈することができる

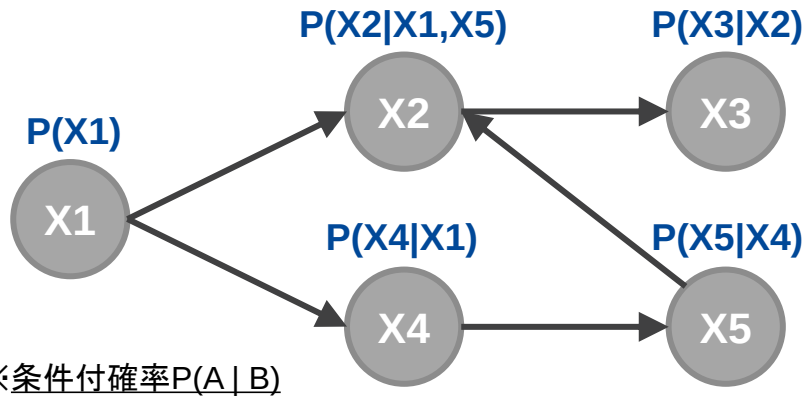
ソフトクラスタリングできる

全ての変数が全てのクラスに所属し、その各所属度合いが確率で計算されるため、複数の意味を持つ変数がある場合でも自然と表現できる

ベイジアンネットワークは、変数間の確率的な因果関係を探索するモデリング手法です

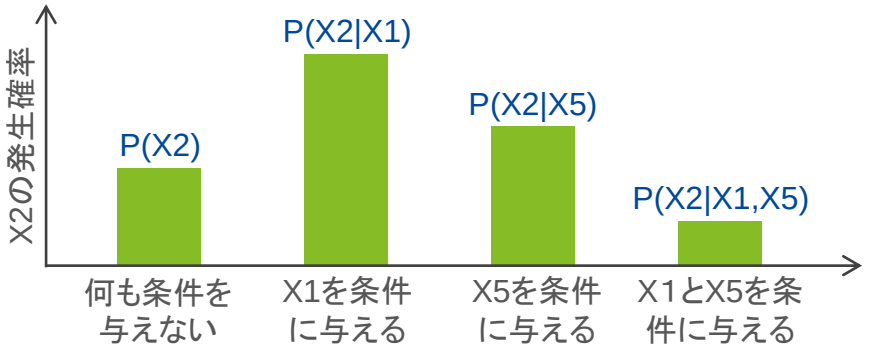
ベイジアンネットワークの概要

- 複数の変数の確率的な因果関係をネットワーク構造で表わし、ある変数の状態を条件として与えたときの他の変数の条件付確率を推論することができる
- 目的変数と説明変数の区別はなく、様々な方向から変数の確率シミュレーションができる
- 全ての変数は質的変数（カテゴリカル変数）となるため、量的変数の場合は閾値を設けてカテゴリに分割する
- 確率論の非線形処理によるモデル化のため、非線形の関係や交互作用が生じる現象でも記述できる



※条件付確率P(A | B)
事象Bが起こる条件の下で事象Aの起こる確率

確率的因果関係と交互作用



- X2の発生確率は、何も条件を与えない時（事前確率）と比べて、X1やX5を条件に与えると確率が上昇する
  ⇒X1やX5はX2の発生に関して”確率的な”因果関係がある
- しかし、X1とX5の両方を条件に与えると、元々の事前確率よりも確率が下がってしまう
  ⇒X1とX5はX2に対して交互作用がある（X1とX5は相性が悪い）

ベイジアンネットワークのメリット

現象を理解して柔軟にシミュレーションできる

目的変数、説明変数の区別なく変数の関係をモデル化するので、現象の構造を理解でき、推論変数と条件変数を自由に指定して確率推論できる

効果を発揮する有用な条件を発見できる

ある条件のときにだけ効果が現れるといった交互作用がある場合でも、確率的に意味のある関係としてモデル化することができる

複雑な観測情報を分かりやすくかつ忠実に把握するため、PLSAを選択します

階層型クラスター分析

- 要素間の距離を計算し、距離の近い要素同士を結合してクラスタを構成していく
- 結合の過程が樹形図で表され、結果を見てからクラスタ数を決められる（ボトムアップ的なクラスター分析）
- データ数が多くなると計算が膨大となる

非階層型クラスター分析（k-means法など）

- あらかじめクラスタ数を決め、そのクラスタ数に全要素を一回でグルーピングする
- 各クラスタ（の重心）に対して要素の距離を計算し、距離の近い要素で集められたクラスタとなるように分類結果を調整する
- 階層型クラスター分析よりも計算量が抑えられる

特異値分解 LSA (Latent Semantic Analysis)

- (m×n)の行列を、(m×k),(k×k),(k×n)に分解する
- m個のデータとn個の変数を、k個の潜在クラスで表現する（クラス数はあらかじめ設定する）
- 大きな値をとりやすいクラスが残る傾向にあるため、各要素は事前に重み付けする必要がある

PLSA (Probabilistic Latent Semantic Analysis)

- LSAを確率的に処理
- LSAのような事前の重み付けは必要がない
- P(x,y)の確率を、P(x|z),P(y|z),P(z)に分解する
- 行要素xと列要素yを、潜在クラスzで表現する（クラス数はあらかじめ設定する）
- 結果は観測データのみから定義され、新規データはクラスで表現できない（過学習）

LDA (Latent Dirichlet Allocation)

- PLSAの拡張手法
- PLSA（他左3つの手法も含め）の過学習の問題に対して、LDAではディレクレ分布を仮定し新規データのクラスを推定できる
- 新規データに対応するため、抽出されるクラスは観測データを忠実に再現するものではなく、クラスの抽象度が高い傾向がある

ハードクラスタリング

- 一つの要素は必ず一つのクラスタに所属する
- 基本的に要素間の距離に基づいて分類を行う
- 列要素の距離に基づいて行要素を分類するか、行要素の距離に基づいて列要素を分類し、行と列どちらか一方を分類する
- 要素数が多くなると要素間の距離が離れていき妥当な結果が得られにくい（次元の呪い）

ソフトクラスタリング（潜在クラス分析、トピックモデル、次元圧縮）

- 一つの要素は全てのクラスに所属し、その所属の重みを計算するため、データが複数の特徴をまたがる場合でも表現できる
- 行の要素と列の要素の背後にある共通する特徴をクラスとして抽出するため、行と列の両方をクラスタリングでき、クラスの持つ情報が多い
- 要素間の距離の近さで分類するのではなく、高次元データの情報をできるだけ保存した形で低次元に変換する次元圧縮手法であるため、要素数が多い複雑なデータにも対応できる

テキストで記された現象に潜む要因関係を理解するため、ベイジアンネットワークを選択します

ニューラルネットワーク（ディープラーニング）

- 入力（説明変数）と出力（目的変数）の関係（非線形）をモデル化する
- 入力と出力の間に中間層（隠れ層）を設定し、入力情報に重みをつけて出力精度を高める処理を中間層で行う
- 柔軟性が高く複雑な関係もモデル化でき予測精度も高まるが、処理が複雑すぎてモデルの中身がブラックボックス化してしまう

回帰分析・判別分析（数量化Ⅰ類・Ⅱ類）

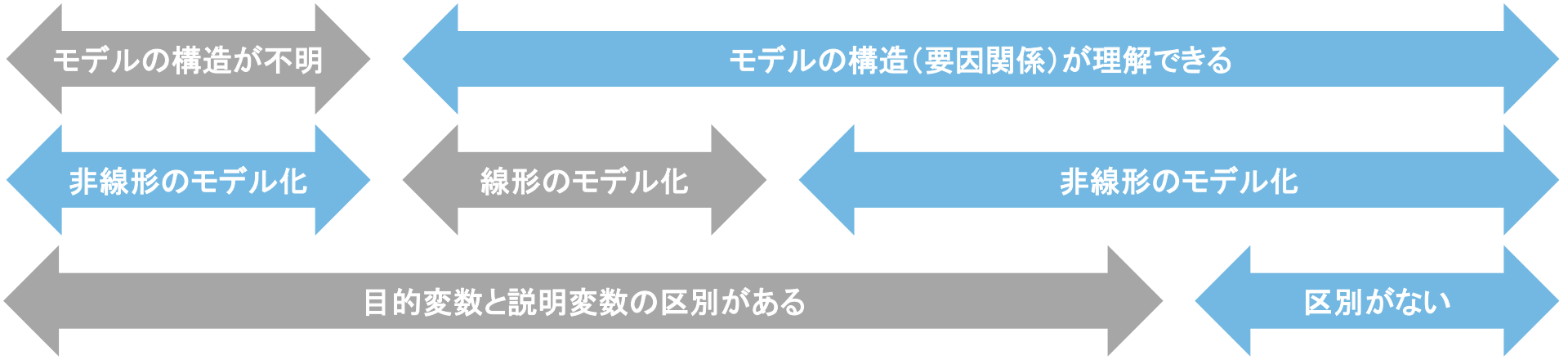
- 目的変数を説明変数の1次結合で定式化する
- 目的変数と説明変数の間に線形関係があるという仮定に基づいている
- 各説明変数の影響は独立しており、複合的な交互作用の影響は表現できない
- 説明変数間で相関が高い場合は解が不安定となり（多重共線性）、変数が多い場合この解消検討の負荷が大きい

決定木

- 目的変数の特徴がよく現れるルールを説明変数とその閾値による分岐で構成する
- ルールがツリー構造で可視化されるため目的変数と各説明変数の関係が分かりやすい
- 目的変数と説明変数の非線形な関係もモデル化でき、複合条件によって効果が変化する交互作用を表現しやすい

ベイジアンネットワーク

- 複数の変数の確率的な因果関係をネットワーク構造でモデル化する
- 目的変数と説明変数の区別がないため、それぞれの変数が互いにどのような関係をもってそのデータの現象を構成しているのか理解できる
- 変数間の関係は条件付確率で計算され、複合条件によって効果が変化する交互作用も表現できる



資料に関するお問い合わせやコンサルティングの
ご相談は以下までお願いします。

analytics.office@analyticsdlab.co.jp

会社ホームページもご参考にしてください。
過去の講演・論文資料や技術解説も掲載しています。

http://www.analyticsdlab.co.jp/

株式会社アナリティクスデザインラボ

Analytics Design Lab