

第4章 事故等の推論手法の検討

本章では、ATHDB-all を統計的に分析することで、データベース内には存在しない事例やシナリオを予測するための推論手法について述べる。本年度検討した手法は、重回帰分析、クラスター分析およびテキストマイニングを用いる3手法である。このような事故等の推論手法を開発することによって、データベースには存在しない事例やシナリオを分析し活用することができるため、過去に発生していない事故を未然に防止することができる等、本手法による分析結果をさまざまな安全対応策に発展させることができると考えている。

4. 1 重回帰分析による推論手法の検討

重回帰分析による推論手法では、項目間の重なり数を説明変数に、事例件数を従属変数に取り重回帰分析を行うことによって、データベースには存在しない事例を定量的に予測することができる。

4. 1. 1 重回帰分析による推論手法の概要

例えば、焼却発電施設の受入供給設備における火災事故のように、施設種類、設備、事故の型が同一の事例に対して、その他の項目 A,B,C の間にどのような関係があるのかということに着目した。図 5.1 のように、施設種類、設備、事故の型が同じ事例において同じ A と B を持つ事例数を Slm とし、同じ A, B, C を持つ事例の件数を $Slmn$ のように定義している。

例えば、焼却発電施設の受入供給設備における火災事故において、原因 1 がヒューマンエラーであり原因 2 が可燃性物質の存在である事例の件数が 30 件であった場合、 Slm は 30 件となる。

同様に、原因 1 がヒューマンエラー、原因 2 が可燃性物質の存在、人身被害の型が火傷である事例の件数が 15 件であった場合、 $Slmn$ は 15 件となる。

このように求めた、各項目間の件数に下記に示す式 (5.1) のような関係性があるのではないかと仮説を立て、 Slm , Smn , $Slmn$ の値を説明変数に、 $Slmn$ の値を従属変数として $Slmn > 0$ となる全ての事例における Slm , Smn , $Slmn$ および $Slmn$ の値を SPSS によって重回帰分析を行った。

$$Slmn = \alpha Slm + \beta Smn + \gamma Slmn + t \quad (5. 1)$$

こうして算出した式を、事故の発生を推論する式として用い分析を行うことにより、ATHDB において発生していない事例の発生件数について予測を行った。

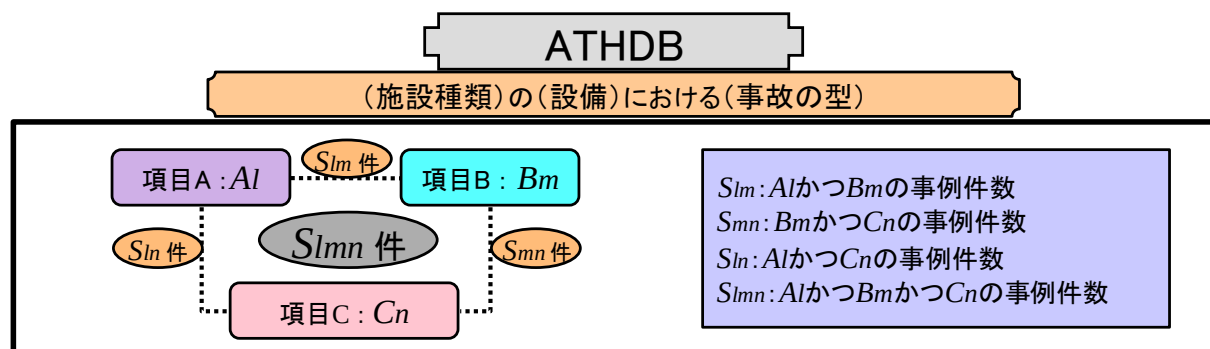


図4. 1 重回帰分析による推論手法の概要

4. 1. 2 推論結果

焼却発電施設の受入供給設備における火災事故について推論法の検討を行った。

ATHDB-all から施設種類が焼却発電施設、対象設備が受入供給設備、事故の型が火災である事例の抽出を行った。抽出できた事例は 66 件、18 シナリオであり、表 4. 1 の通りである。

表 4. 1 焼却発電施設の受入供給設備における火災事故の件数

原因 1	原因 2	人身被害の型	Slm	Smn	Sln	Slmn
ヒューマンエラー	なし	なし	15	18	29	15
ヒューマンエラー	可燃性ガスの存在・発生	なし	8	14	29	8
ヒューマンエラー	可燃性物質の存在・発生	なし	6	15	29	5
ヒューマンエラー	可燃性物質の存在・発生	火傷	6	3	1	1
ヒューマンエラー	蓄熱	なし	1	8	29	1
なし	可燃性ガスの存在・発生	なし	6	14	19	6
なし	可燃性物質の存在・発生	なし	10	15	19	6
なし	可燃性物質の存在・発生	火傷	10	3	3	2
なし	蓄熱	なし	8	8	19	7
なし	蓄熱	火傷	8	1	3	1
設計ミス	なし	火傷	3	3	2	2
設計ミス	なし	その他作業中における負傷	3	1	1	1
設計ミス	可燃性物質の存在・発生	なし	4	15	4	4
安全未確認	なし	なし	4	18	2	2
安全未確認	なし	火傷	4	3	1	1
誤作動	なし	なし	1	18	1	1

表 4. 1 より例えば、3 行目（ヒューマンエラー－可燃性ガスの存在・発生－なし）の場合、原因 1 がヒューマンエラーであり、原因 2 が可燃性ガスの存在・発生である事例件数 Slm は 8 件となり、原因 1 がヒューマンエラーであり、原因 2 が可燃性ガスの存在・発生、さらに人身被害がなしである事例件数が 8 件であることがわかる。

このように、実際に各項目間の件数を求め、Slm, Smn, Sln の値を説明変数に、Slmn の値を従属変数として SPSS を用いて重回帰分析を行った。

その結果得られた重回帰式を下記に示す。（式（4.2））

$$Slmn = 0.559 \times Slm + 0.183 \times Smn + 0.108 \times Sln - 2.574 \quad (4.2)$$

式（5.2）における重決定係数 R2 値は 0.832 であり、比較的高い値を示したため、算出した値を係数に持つ式を焼却発電施設の受入供給設備における火災事故の予測式とし、新たに事故の推論を行った。

例えば、ヒューマンエラー－なし－火傷（原因 1－原因 2－人身被害の型）のシナリオをもつ事例は ATHDB-all においては 0 件である。このような、事例について式（4.2）を用いることにより、潜在的な発生件数の推論を行った。この結果、 $Slmn = (0.559 \times 15 + 0.183 \times 3 + 0.108 \times 1 - 2.574) = 7.070$ 件となった。その他の事例についても式（4.2）を用いて計算を行なったところ新たに 24 シナリオを推論することができた。

推論した結果は図 4. 2 のようになっており、ATHDB-all の件数と比較すると、多くの項目で同様の傾向を示している一方で、ATHDB-all における件数よりも推論値が高く算出されている事例があることがわかる。このように、重回帰分析を用いた推論を行うことによって、通常

の分析では把握することができない潜在的なリスクを定量的に算出することが可能である。

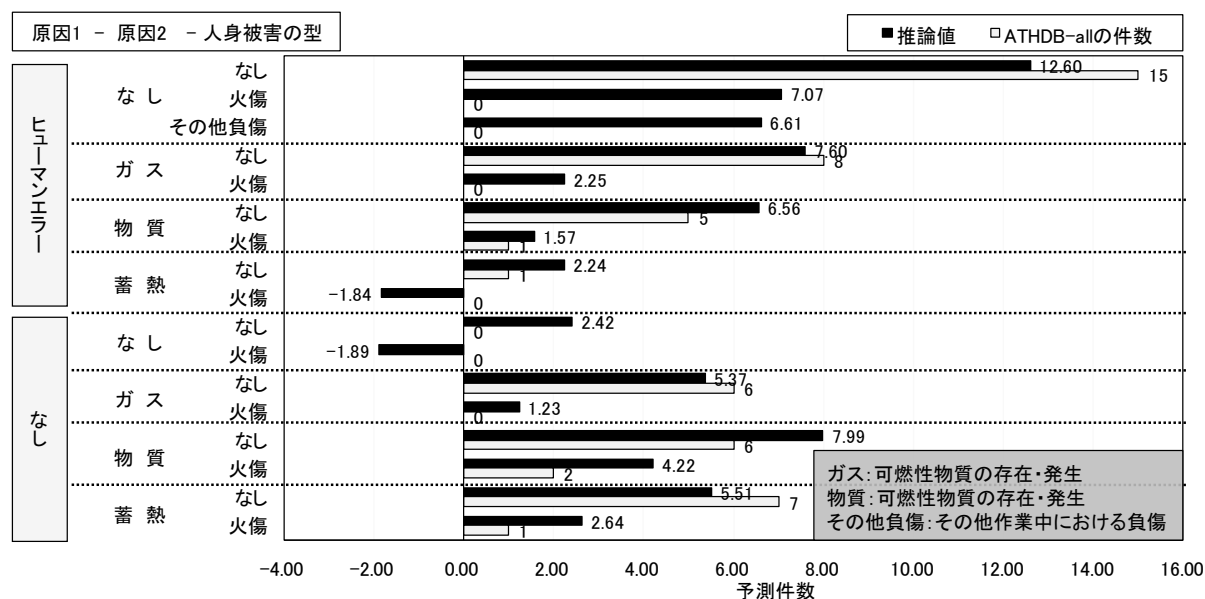


図4.2 焼却発電施設の受入供給設備における火災事故の推論結果

同様に、ATHDB-all において発生件数の多かった事例についても分析を行った。

焼却発電施設におけるピットでの転落事故においては、ATHDB-all から 47 件、7 シナリオの事例が抽出でき、それらの重回帰分析を行った結果、式 (4.3) を得た。

$$Slmn = 0.0424 \times Slm + 0.239 \times Smn + 0.376 \times Sln - 8.48 \quad (4.3)$$

式 (4.3) における重決定係数 R^2 値は 0.903 と高い値となった。このようにして求めた式より、新たに 17 シナリオの推論をすることができた。

焼却発電施設の燃焼設備における人身事故においては、ATHDB-all から 133 件、50 シナリオの事例が抽出でき、それらの重回帰分析を行った結果、式 (4.4) を得た。

$$Slmn = 0.002 \times Slm + 0.002 \times Smn + 0.997 \times Sln - 0.930 \quad (4.4)$$

式 (4.4) における重決定係数 R^2 値は 0.999 と非常に高い値となった。この事例では、原因 1 と事故の型の関連性が非常に高いことが特徴的である。このようにして求めた式より、新たに 147 シナリオの推論をすることができた。

粗大ゴミ処理施設の破砕機における火災事故においては、全国版の DB から 54 件、16 シナリオの事例が抽出でき、それらの重回帰分析を行った結果、式 (4.5) を得た。

$$Slmn = 0.896 \times Slm + 0.037 \times Smn + 0.044 \times Sln - 0.779 \quad (4.5)$$

式 (4.5) における重決定係数 R^2 値は 0.999 と非常に高い値となった。この事例では、原因 1 と原因 2 の関連性が非常に高いことが特徴的である。このようにして求めた式より、新たに 30 シナリオの推論をすることができた。

粗大ゴミ処理施設の破砕機における爆発事故においては、全国版の DB から 314 件、17 シナ

リオの事例が抽出でき、それらの重回帰分析を行った結果、式（4.6）を得た。

$$Slmn = 0.501 \times SIm + 0.262 \times Smn + 0.263 \times SIn - 42.161 \quad (4.6)$$

式（4.6）における重決定係数 R^2 値は 0.895 と高い値となった。このようにして求めた式より、新たに 38 シナリオの推論をすることができた。

4. 1. 3 新たに推論できた事例

新たに推論できた事例のうち、4 件以上であったシナリオをまとめた。その中でも、焼却発電施設におけるピットへの転落事故において、安全未確認が原因となり機器の故障が発生する件数が、15.8 と最も高い数値を示した。得られた値を表 4. 2 に示す。

表4. 2 新たに推論できた事例

焼却発電施設の受入供給設備における火災事故			
原因 1	原因 2	人身被害の型	推論値
ヒューマンエラー	なし	その他負傷	6.609
ヒューマンエラー	なし	火傷	7.070
焼却発電施設のピットにおける転落事故			
原因 1	原因 2	施設被害の型	推論値
安全未確認	なし	機器の故障	15.774
焼却発電施設の燃焼設備における人身事故			
原因 1	原因 2	人身被害の型	推論値
安全未確認	可燃性ガスの存在・発生	その他負傷	7.048
粗大ゴミ処理施設の破砕機における火災事故			
原因 1	原因 2	人身被害の型	推論値
なし	可燃性ガスの存在・発生	その他作業中における負傷	4.594
なし	可燃性物質の存在・発生	その他作業中における負傷	7.285
ヒューマンエラー	可燃性物質の存在・発生	その他作業中における負傷	6.389
ヒューマンエラー	可燃性ガスの存在・発生	その他作業中における負傷	10.869

4. 2 クラスター分析による推論法の検討

クラスター分析による推論手法では、各設備における事例発生割合についてクラスター分析を行い、その割合が類似した設備を抽出することにより、類似事例同士で発生していない類似事例を推論することができる。

4. 2. 1 クラスター分析による推論手法の概要

ATHDB-all の各施設における設備ごとの施設被害の型、人身被害の型、原因別の事例発生割合をクラスター分析することにより、事例発生状況が類似した設備を分類し抽出する手法を検討した。クラスター分析は、対象間の相関性を定量的に示すことができる分析法であり、相関性をユークリッド距離で示すことができる。ATHDB-all にて事例発生件数が 10 件以上の設備を分析対象とし、分析には統計解析ソフト SPSS を用いた。

4. 2. 2 推論結果

まず、施設被害の型（火災、爆発、機器の故障、機器の破損）の発生割合についてクラスター分析を行った。分析によって出力されたデンドログラム（樹形図）を図4. 3に示す。デンドログラムにおいて、クラスタ数（距離レベル）より小さい位置（図のより左側）で線が結びついているものほど対象間に相関性があるといえる。そこで今回は、クラスタ数が5以下で結びついている設備を同群とみなすこととした。これより、焼却発電施設の排処理設備、粗大ごみ処理施設のその他の設備および焼却発電施設の燃焼ガス冷設備がA群、焼却発電施設の貯留・搬出設備、その他の設備、選別設備、灰処理設備、排ガス処理設備、搬送設備、燃焼設備、通風設備、粗大ごみ処理施設の搬送設備および前処理設備がB群、粗大ごみ処理施設の選別設備、受入供給設備、ガス化発電施設の受入供給設備、焼却発電施設の受入供給設備、前処理設備がC群と分類することができた。なお、焼却発電施設の電気・計装設備および粗大ごみ処理施設の破碎設備においては類似群がなかった。分類した各群の特徴を示す。A群は機器の故障の発生割合が多く、B群は同様の割合で施設被害が発生しており、C群では火災の発生割合が多いという特徴があった。

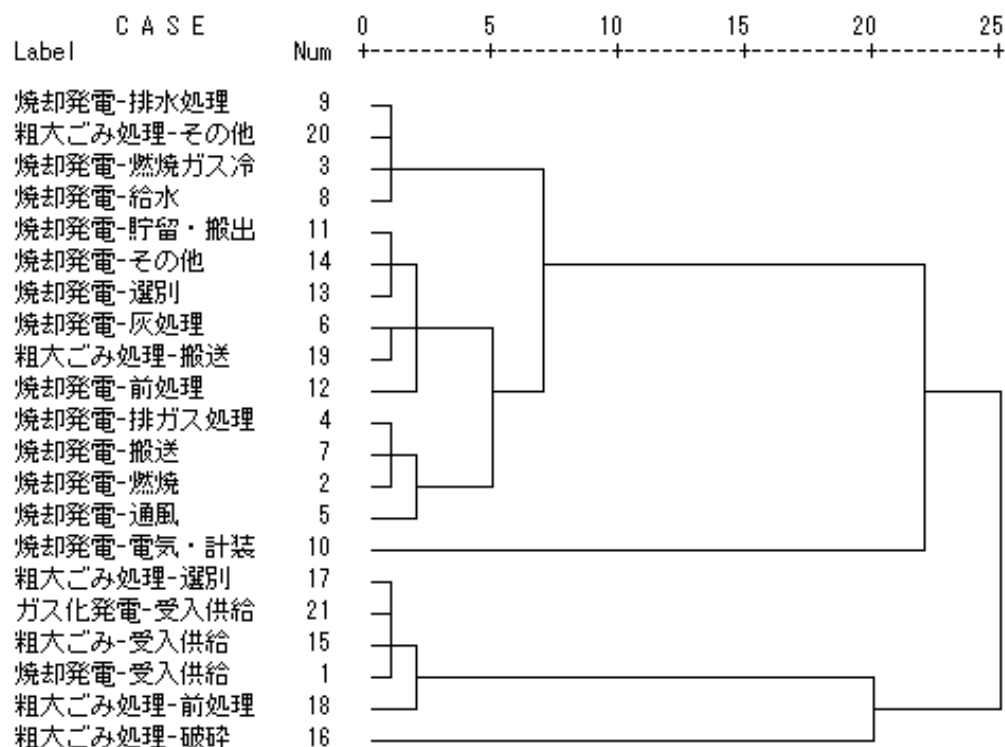


図4. 3 施設被害の型の発生割合のクラスター分析結果（デンドログラム）

同様に、人身被害の型（挟まれ、巻き込まれ、轢かれ、切られ、刺され、薬傷、火傷、接触、転落、店頭、踏み外し、落下による負傷、感電、車両横転、その他作業中における負傷）の発生割合についてクラスター分析を行ったところ、焼却発電施設の燃焼設備、燃焼ガス冷却設備、排ガス処理施設、灰処理設備がA群、焼却発電施設の通風設備、搬送設備、前処理設備、選別設備、粗大ごみ処理施設の破碎設備がB群、焼却発電施設の受入供給設備、粗大ごみ処理施設の受入供給設備がC群に分類された。なお、焼却発電施設の排水処理設備、給水設備、貯留・搬出設備、電気・計装設備、その他の設備、粗大ごみ処理施設の搬送設備、選別設備、前処理設備、その他の設備は類似群がなかった。分類した各群の特徴を示す。A群は火傷の発生割合が多く、B群は巻き込まれの発生割合が多く、C群は転落の発生割合が多いという特徴があつ

た。

原因 1（可燃性物質の存在・発生，可燃性ガスの存在・発生，有毒・有害ガスの漏洩，異物混入，粉塵の発生，蓄熱）の発生割合についてクラスター分析を行った結果を示す。焼却発電施設の電気・計装設備，貯留・搬出設備，通風設備，給水設備，排ガス処理設備，灰処理設備，搬送設備，燃焼ガス冷却設備，受入供給設備，選別設備，前処理設備，燃焼設備，その他の設備，粗大ごみ処理施設の前処理設備，その他の設備，ガス化発電施設の受入供給設備が A 群，粗大ごみ処理施設の選別設備，搬送設備が B 群に分類された。なお，焼却発電施設の排水処理設備，粗大ごみ処理施設の受入供給設備，破碎設備は類似群がなかった。A 群は，原因 1 の発生割合が少なく，B 群は異物混入の発生割合が多いという特徴があった。

原因 2（ヒューマンエラー，安全未確認，経験不足，整備不良，マニュアル，作業道具不整備，誤作動，作業環境不整備，設計ミス，経年劣化，構造物の不整備，回転部との接触，通電部との接触，配線（絶縁）不良，故障，停電，断水，天災，急発進，その他）の発生割合についてクラスター分析を行った結果を示す。焼却発電施設の受入供給設備，その他の設備，搬送設備，前処理設備，排水処理設備，貯留・搬出設備，粗大ごみ処理施設の受入供給設備，その他の設備，破碎設備が A 群，粗大ごみ処理施設の前処理設備，ガス化発電施設の受入供給設備が B 群，粗大ごみ処理施設の選別設備，搬送設備が C 群，焼却発電施設の燃焼設備，灰処理設備，排ガス処理設備が D 群に分類された。なお，焼却発電施設の給水設備，燃焼ガス冷却設備，電気・計装設備は類似群がなかった。A 群はヒューマンエラーと安全未確認の発生割合が多く，B 群はヒューマンエラー，安全未確認および設計ミスの発生割合が多く，C 群は安全未確認の次に設計ミスの発生割合が多く，D 群はヒューマンエラー，安全未確認および整備不良の発生割合が多いという特徴があった。

以上のように ATHDB-all の各施設における設備ごとの施設被害の型，人身被害の型，原因別の事例発生割合をクラスター分析することにより事例発生状況が類似した設備を分類した結果を表 5. 3 に示す。また，3 項目以上群が一致した設備は次の通りである。

4 項目一致・・・	焼却発電施設の燃焼設備，排ガス処理設備，灰処理設備
3 項目一致・・・	焼却発電施設の搬送設備，通風設備
	焼却発電施設の搬送設備，前処理設備
	焼却発電施設の貯留・搬出設備，その他設備
	焼却発電施設の受入供給設備，粗大ごみ処理施設の受入供給設備

表4.3 クラスター分析による分類の結果

設備	分類項目			
	施設被害の型	人身被害の型	原因 1	原因 2
焼却発電施設-燃焼ガス冷却設備	A	A	A	-
粗大ごみ処理施設-その他設備	A	-	A	A
焼却発電施設-給水設備	A	-	A	-
焼却発電施設-排水処理設備	A	-	-	A
焼却発電施設-燃焼設備	B	A	A	D
焼却発電施設-排ガス処理設備	B	A	A	D
焼却発電施設-灰処理設備	B	A	A	D
焼却発電施設-搬送設備	B	B	A	A
焼却発電施設-通風設備	B	B	A	C
焼却発電施設-選別設備	B	B	B	B
焼却発電施設-貯留・搬出設備	B	-	A	A
焼却発電施設-その他設備	B	-	A	A
粗大ごみ処理施設-前処理設備	B	-	A	B
粗大ごみ処理施設-搬送設備	B	-	B	C
焼却発電施設-前処理設備	C	B	A	A
焼却発電施設-受入供給設備	C	C	A	A
粗大ごみ処理施設-受入供給設備	C	C	-	A
ガス化発電施設-受入供給設備	C	-	A	B
粗大ごみ処理施設-選別設備	C	-	A	C
粗大ごみ処理施設-破砕設備	-	B	-	A

項目数の一致が多い設備は、同様の割合で事例が発生していると予測できることから、以上の結果を活用し、新たな事例を予測した。

4 項目一致した、焼却発電施設における排ガス処理設備、燃焼設備および灰処理設備においては、互いに同様の事例が発生していると予測できる。これら3設備において、取り付け不良や配線（絶縁）不良が原因となる「機器の故障」については、排ガス処理設備では ATHDB-all において存在しているにも関わらず、燃焼設備や灰処理設備では0件であることから、これらの2設備でも発生している予測でき、新たな事例として推論することができる。同様に、排ガス処理設備の経年劣化および構造物の不整備による機器の故障および火傷や、燃焼設備における作業環境不整備および構造物の不整備による火傷も新たな事例として推論できる。（図4.4）

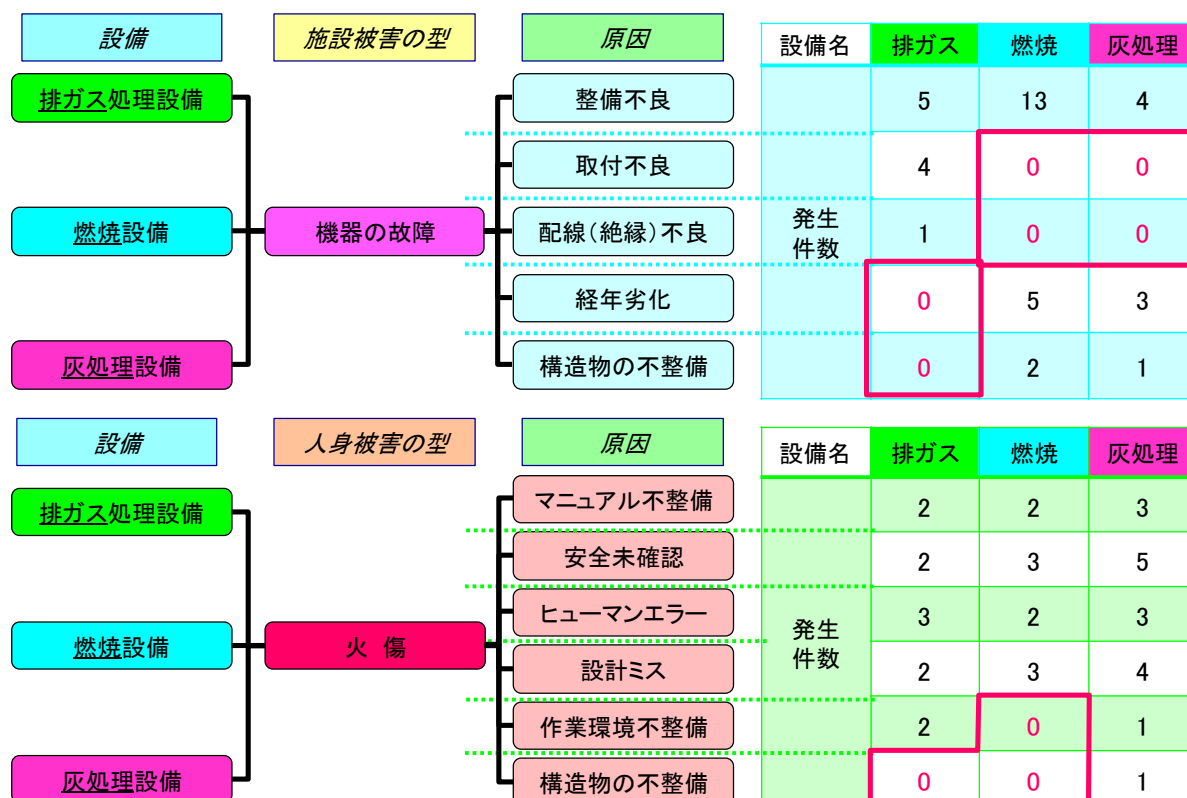


図4. 4 クラスター分析による推論結果

4. 3 テキストマイニングによる推論法の検討

テキストマイニングによる推論手法では、出現パターンの似通った語を線で結んだ共起ネットワークを作成することにより、通常の分析では見えない単語のつながりを可視化し、新たなシナリオを予測することができる。

4. 3. 1 テキストマイニングによる推論法の開発方針

ATHDB-allの各項目間の相関関係をテキストマイニングによって分析し共起ネットワークを作成する。ATHDB-allは、新聞記事、質問紙調査における自由回答項目、インタビュー記録など、社会調査によって得られる様々な日本語テキスト型データを計量的に分析するために製作されたKH Coderによってテキストマイニングした。テキストマイニングは次の手順で行う。

ATHDB-allにおいて抽出する単語を決定する。今回は、ATHの区分、装置・機器、運転状況、工程、作業者、作業内容、原因1、原因2、被災者、人身被害の型、施設被害の型、人身事故のレベルを分析対象とした。決定した分析対象の項目のみを抽出し、テキストデータに変換する。抽出したテキストデータをKH Coderに読み込ませ共起ネットワークを作成する。その際に、分析対象となる全ての単語を強制抽出する単語として予め登録しておく。

4. 3. 2 個別施設のテキストマイニングによって推論した事例の抽出

実際にATHDB-allの粗大ごみ処理施設に関してテキストマイニングによって分析し、共起ネットワークを作成した。作成した共起ネットワークを図4. 5に示す。

媒介中心性による
色分けを行った。

中心性	色
高い	濃いピンク
↑	ピンク
↓	薄いピンク
低い	水色

- ATHDB-allで発生しているシナリオ
- ⊙ ATHDB-allで発生していないシナリオ
- 黄色い箱 ATHDB-allのシナリオ件数

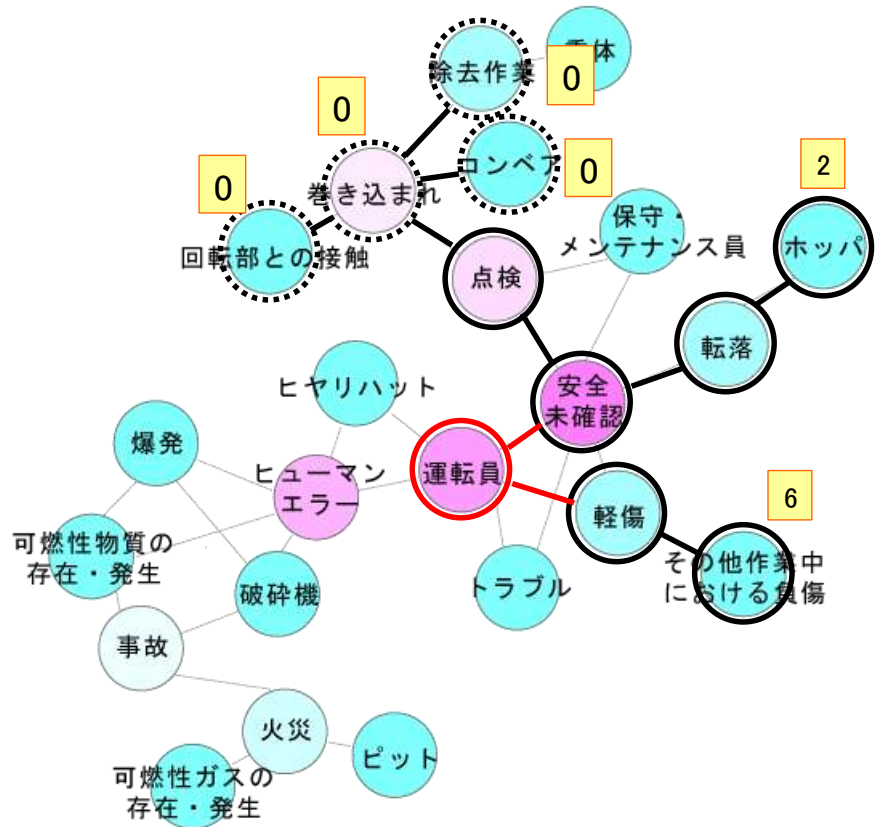


図4. 6 粗大ごみ処理施設における共起ネットワークの拡大図

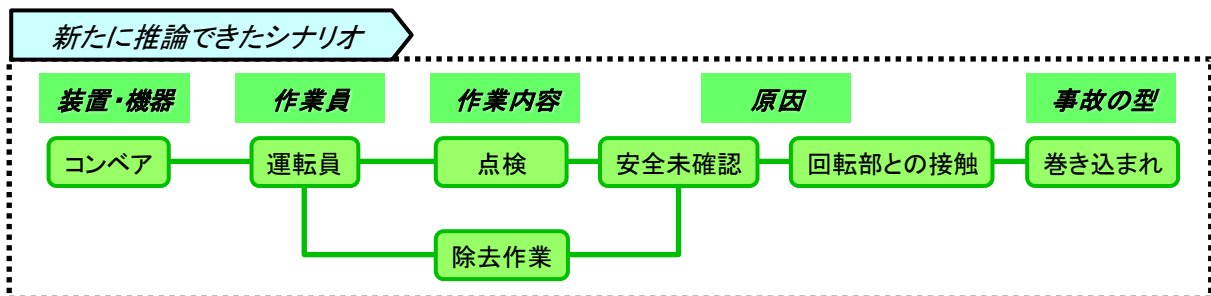


図4. 7 テキストマイニングにより新たに推論できたシナリオ