第5章 個別施設の ATHDB の分析

個別施設のATHDBの分析を行う.図5.1には時間当たりの発生件数を示している.午前中の特に9時台~11時台、午後は16時台が最も事例が多いということがわかる.16時台は終業時間間近ということもあり、「見落としをした」「気付かなかった」といった人為的要因による事例が多く発生しているため、施設での注意を行っていく必要がある.午前中の発生件数が多い時間帯については、仕事内容に大きな違いがあるのか等、今後詳しく検討していく.

自動分析ツールを使えば、さらに条件を詳しく絞ったグラフを簡単に作成でき、その数は膨大である。そこで今後は本研究においては単純な事例件数ではなく、特に事例発生件数に特殊な傾向がみられる場合のさらに詳しい分析や、ATHDB-all と絡めた分析をしていくべきだと考えられる。

ATHDB-all を活用した、個別施設における事故等の推論法の検討を行った。推論法については、昨年度までにクラスター分析、重回帰分析、テキストマイニングによる分析をATHDB-allを対象に行ってきた。本年度はこれを特定の個別施設の事故等の推論法として検討する。

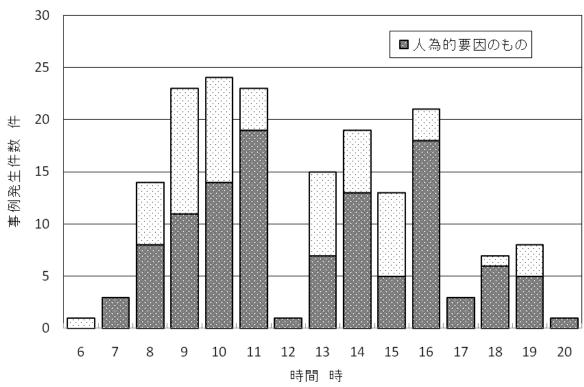


図5.1 施設 A における時間別の事例発生件数

5. 2 ベイズの定理による分析

ベイズの定理として代表的な、ナイーブベイズについて調査した.

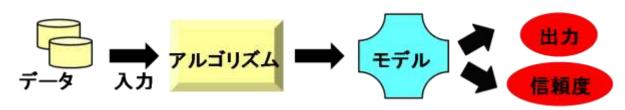


図5.2 ナイーブベイズの概念図

ナイーブベイズはレコード数に基づいて結果を導き出す確率の計算を繰り返すもので、事後

事前確率×条件付き確率/スケーリング定数 (5.1) ※スケーリング定数:変化 (E)と事柄 (H)とは独立していることを表す定数

で表される、その概念は図5、2に示した通りである、

このナイーブベイズを簡単に利用できるツールとして、Microsoft SQL server を利用できる Microsoft SQL server データマイニングアドインを試用して、ATHDB-all について分析を試 みた. 今回、ATH 区分の予測を目的として、その属性となりうる 施設種類、工程、設備、装置機器、作業者、作業内容、原因 $1\sim4$ 、被災者、人身被害の型 の 9 つの項目を入力した.

ラベル予測を「事故」として出力したところ、実際には「トラブル」or「ヒヤリハット」の事例だが、事故と予測される確率が 60%以上の事例が 20 件抽出された. この結果から、事故として扱われていなくても、危険性の高い事例の判別や、さらにはそれらの事例を詳細に見ることで、なぜ事故に発展せずにすんだのか、といった分析が可能であると考えられる.

今後は、事故になりうる要素の組み合わせの予測や、事故につながる可能性の高い要素の抽出など、その他の活用方法について検討を行う。 また、今回は新たな推論手法として、ATHDB-all を対象に推論を行ったため、個別施設の ATHDB への応用は検討段階である。 ATHDB-all を活用して個別施設の ATHDB のヒヤリハット事例について「事故」のラベル予測を行うことで、危険性の高い事例がわかり、またその個別施設でなぜ事故に発展せずにすんだのか知ることで具体的な事故に対するリスク回避手段がわかる可能性もある。

また、今回は Microsoft SQL server データマイニングアドインを利用したが、ネット環境が 必須であるなど不便な点もあるため、その他のソフトや自作のプログラムでの分析なども含め、 ベイズの定理の活用について検討を行う.

5. 3 5 ヒューマンエラーに着目したテキストマイニングによる分析

5. 3. 1 テキストマイニングの概要

ATHDB-all をテキストマイニングで分析するために、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 というソフトを用いる. KH Coder を用いてATHDB-all を分析する手順を図 5.3 に示す。まず分析対象の ATHDB-all をテキスト形式に変換する。これを分析対象ファイルとして KH Coder に入力し、データ中から語を自動抽出する。自動抽出語は目的に合わせて KH Coder の様々な機能を用いて処理を行う。今回は抽出語リストの作成、抽出語の検索、共起ネットワークの作成、関連語の探索機能を用いた。

ATHDB-allのテキストデータ データ中から 語を自動抽出 処理の内容 多く出現していた 語と語の結びつ テキストの部分ご データを取り出す 語の確認 きを探る との特徴を探る 抽出語リスト 階層的クラス 抽出語×文脈 対応分析 ベクトル表作成 作成 ター分析 共起ネット ヮ-多次元尺度 文書×抽出語 抽出語検索 関連語探索 の表作成 構成法

図5.3 KH Coder を用いた ATHDB-all の分析手順

このように ATHDB-all の各項目間 (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)相関関係に注目し,テキストマイニングによって分析することで,通常の分析では見えない単語のつながりを可視化する.

5. 4 ヒューマンエラーの分析

全国版のATHDBにて、原因1としてヒューマンエラーとなっている事例が最も多く、全体の21.6%を占める。よってヒューマンエラーを防止することは非常に有効的だと考えられる。

ATHDB-all ではヒューマンエラーは原因として書かれているが、ヒューマンエラーは前のプロセスからの結果であり、結果と考えて、その前のプロセスを検討する必要がある。そこで、ヒューマンエラーを分析・対策するには、その施設における全作業内容のフローの整理や、事例収集項目の検討として、ヒューマンエラーとなる原因を定義し項目として設けるなどの対応を行う必要がある。

現在は、個別施設 A、B ともに原因に「ヒューマンエラー」という選択項目がなく、さらに 細かい分類に細分化されている. 今後さらに高度なヒューマンエラーの分析を行う場合は、よ り具体的なヒューマンエラーの定義を行うとともに個別施設の ATHDB の原因からヒューマンエラーの事例を抽出できるように検討する.

今回は ATHDB-all からヒューマンエラーの事例を抜き出し、それを個別施設 B の ATHDB 全体と照らし合わせることで推論を行った。図 5.4 に ATHDB-all における事故・トラブル・ヒヤリハット事例発生件数に対するヒューマンエラーの割合を示す。

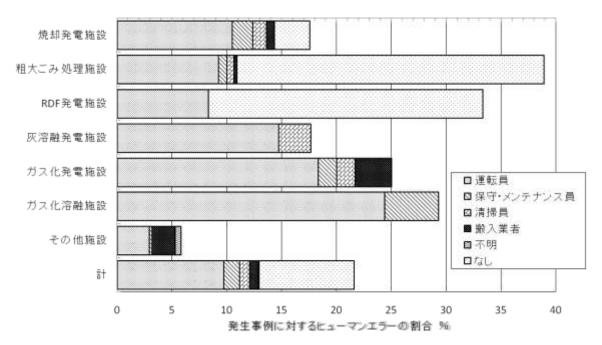


図5.4 発生事例に対するヒューマンエラーの割合

このうち焼却発電施設の事例全体の 10.5%を占める運転員のヒューマンエラー事例と, 粗大ごみ処理施設の事例全体の 38.9%を占めるヒューマンエラー事例についてテキストマイニングを使った推論法で詳しく分析する.

5. 5 共起ネットワークによる個別施設の事故等の推論

5. 5. 1 焼却発電施設・運転員・ヒューマンエラーの事例

まず、ATHDB-all のみを対象としたテキストマイニングによる推論を行う. ATHDB-all から抽出した、焼却発電施設・運転員・ヒューマンエラーという条件を持った事例 528 件からテキストマイニングを使って作成した共起ネットワーク図を図 5.5 に示す. 図は赤が濃いほど中心性が高く、青が濃いほど中心性が低くなっている.

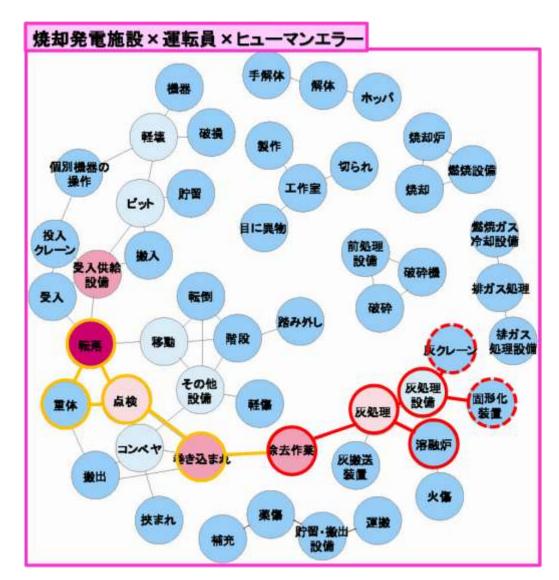


図5.5 焼却発電施設・運転員・ヒューマンエラーの事例の共起ネットワーク

中心性が高い「除去作業」を出発点に単語のつながりを追っていくと,「除去作業」 \rightarrow 「灰処理」 \rightarrow 「固形化装置」,「除去作業」 \rightarrow 「灰処理」 \rightarrow 「灰クレーン」と線が結ばれているにも関わらず,こういったシナリオは全国版の事例 DB 内では存在していないため,新たに「運転員の灰処理工程における固形化装置や灰クレーンでの除去作業でヒューマンエラーを原因とする事故・トラブル・ヒヤリハットが発生する可能性がある」という新しいシナリオとして推論することができる.

このようにテキストマイニングにより共起ネットワークを作成して分析することで、ATHDBには現れていない新たなシナリオを推論し、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と考えられる.

また、「除去作業」 \rightarrow 「巻き込まれ」、「除去作業」 \rightarrow 「転落」、「点検」 \rightarrow 「巻き込まれ」、「点検」 \rightarrow 「転落」というシナリオはいずれも重体とつながっており、この組み合わせの事例は重大な人身事故につながりやすいことがわかる.

5. 5. 2 ATHDB-all の粗大ごみ処理施設の事例を活用した施設 B の事故等の推論 同様にして粗大ごみ処理施設・ヒューマンエラーという条件を持った事例 307 件からテキス

トマイニングを使って作成した共起ネットワーク図を図 5.6 に示す。今回は粗大ごみ処理施設である施設 B の事故等の推論を目的とし、施設 B のヒヤリハット事例に存在する言葉をピックアップした。

「搬入」・「搬出」・「移動」・「破砕」・「点検」・「受入」・「選別」・「破砕機」・「ピット」・「プラットホーム」・「ギロチン」・「コンベヤ」・「駐車場」 が挙げられる.

これらの言葉から単語のつながりを追っていくと,「選別」 \rightarrow 「コンベヤ」,「搬出」 \rightarrow 「コンベヤ」「除去作業」 \rightarrow 「コンベヤ」は「巻き込まれ」による重傷や重体などの重大に人身事故に繋がりやすいことがわかる.また, 「搬入」 \rightarrow 「ピット」,「搬入」 \rightarrow 「プラットホーム」,「受入」 \rightarrow 「ピット」,「受入」「プラットホーム」 は「火災」や「落下物による人身事故」に繋がりやすいことがわかる. これらの推論は施設 \mathbf{B} のヒヤリハット事例を用いて行っているため,全てにおいて新たなシナリオを推論し,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と考えられる. 粗大ごみ処理施設の例は一例であり,これまで蓄積してきたATHDB-all を活用することでさまざまな種類の個別施設における事故の推測が可能になる.また,この推論手法を用いることで,個別施設の事例が少ない場合でもシナリオを推測できる.

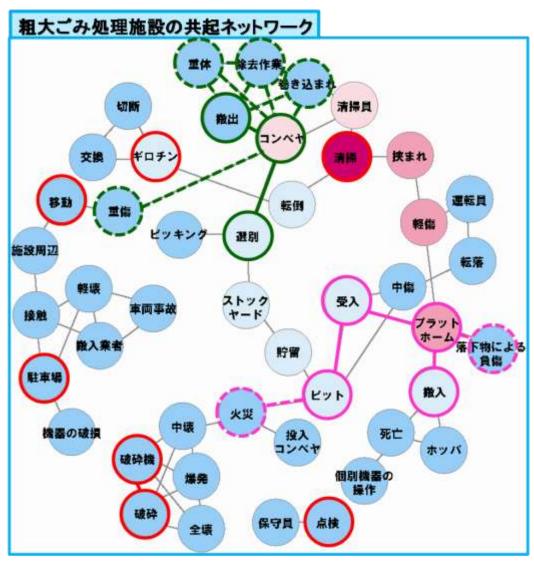


図 5.6 粗大ごみ処理施設・ヒューマンエラーの事例の共起ネットワーク