八戸工業大学における原子力教育
― 教育実施効果の可視化 ―

佐藤　学[1]

要　旨

教育実施効果の可視化について近年の自然言語処理ツールを用いて試みた。八戸工業大学で実施している原子力教育に着目し、年次変化を受講生数の推移や「原子力体感研修」に参加した学生レポートの自由記述文の解析によって検討した。ワードクラウドで大きく表示されるワードは年次により異なり、自然記述文ワード数にも特徴が見られた。

キーワード：原子力体感研修．人材育成，アクティブラーニング，データサイエンス・AI 教育

Nuclear Energy Education at Hachinohe Institute of Technology
- Visualization of the effects of educational implementation -

Manabu SATOU

ABSTRACT

Recent natural language processing tools were used to visualize the educational effects of nuclear education at Hachinohe Institute of Technology. We focused on the "Nuclear Energy Experience Training" and analyzed the students' free writing reports to investigate any changes that occurred over the course. The words that appeared prominently in the word cloud varied by year, and the number of free-text words was also distinctive.

Key Words: Nuclear Energy Experience Training、Human resource development、active learning、Data science and AI education

[1] 工学部工学科・教授

1. はじめに

原子力発電による電力供給が我が国にとって必要不可欠であることは 1950 年代の原子力黎明期から明白であった。グリーントランスフォーメーション(GX、Green Transformation)など最近の社会情勢を顧みて改めて広く認知されていると思われる。しかしながら、2011 年の東日本大震災に引き続く原子力事故の影響は、原子力発電の社会的受容性に影響を強く及ぼしていることも否定できない。当時小学生であった現在の大学生において、原子力や放射線に関する誤った情報の拡散が、原子力や放射線に関する知識習得にも影響を及ぼしている可能性がある。八戸工業大学では平成 21 年度(2009 年度)には工学部に学科横断型の「原子力工学コース」を設置し、工学部全 5 学科の学生に向けて原子力基礎教育を始めた。令和 4 年度（2022 年度）では分野横断型の「原子力工学プログラム」として、工学部のうち機械工学コース、電気電子通信工学コース、システム情報工学コースの学生が対象となり縮小して開設している。平成 26 年度(2014 年度)文部科学省の大学教育再生加速プログラム(AP)事業の「テーマⅡ:学修成果の可視化」の採択を受けて、八戸工業大学の教育到達目標にも対応した 20 の修得因子を定めて達成度評価を行うなどして数量的な学修成果の可視化を進めた [1)]。アクティブラーニングと呼ばれる教える側と教わる側の双方向性が確保された教育実践によって学生個人の学修成果としての達成度が上昇することが示されている。しかしながら、例えば原子力や放射線に関する知識習得への意欲や関心と原子力発電に対する受容性についての数量的な可視化に直接適用することはできてない。原子力基礎教育を十数年にわたり担当するなかで学生の原子力や放射線に関する知識習得への意欲や関心と原子力発電に対する受容性に関連があると感じられることがある。

知識習得への意欲や関心と原子力発電に対する受容性を調べるにあたっては、選択式のアンケートを実施したり学科試験の点数をもって、関心や知識の程度を定量化したり可視化したりできる。しかし一方、調べる側が想定した範囲の選択肢や問題を使うことで得られる情報が限定的となることは避けられないと思われる。近年の人工知能(AI、Artificial intelligence)技術の進歩は著しく、様々な自然言語処理が実用的になってきている。対象となる学生が自由に記述した言葉や文章を AI 技術で処理することによって、関心や知識の程度を定量化したり可視化できたりする可能性がある。

2. 八戸工業大学における原子力基礎教育の状況

2.1 分野横断型「原子力工学プログラム」

青森県には原子力関連事業所が多数立地し，このような環境を生かした原子力基礎教育を実施している [2-7)]。学科横断型の「原子力工学コース」として開始した八戸工業大学における原子力基礎教育の状況についてまとめる。平成 21 年度（2009 年度）に 1 年次の科目として「原子力エネルギー」を開講した。翌平成 22 年度（2010 年度）に 2 年次の科目「放射線の利用」、平成 23 年度（2011 年度）に 3 年次「原子力体感研修」、そして平成 24 年度（2012 年度）に 4 年次「原子燃料サイクル・安全工学」を開講し「原子力工学コース」の新しい科目が全て開講した。令和 4 年度(2022 年度)には工学部が工学科 1 学科に改組されたことで、これまでの学科横断型の「原子力工学コース」は、分野横断型プログラムのひとつとして「原子力工学プログラム」と改められた。

「原子力エネルギー」と「放射線の利用」では、原子力利用の２本柱であるエネルギー利用と放射線利用に関する座学として、放射線の基礎・原子力発電・核融合開発・放射線利用・放射線管理に関する講義を行っている。学内の担当教員だけでなく、青森県内の発電所や研究所の専門家にも講義を頂き、より身近に臨場感を持って学びを深める機会を設けている。また霧箱による放射線の飛跡観察実験も実施している。実験実施には東北放射線科学センターや六ケ所げんねん企画株式会社の協力を頂いている。県内の事業者等だけでなく日本原子力産業協会や原子力発電環境整備機構（NUMO）の出前講義なども含めて世界や日本での原子力事業の位置付けにも学生が関心を持てるような機会提供を行なっている。

「原子力体感研修」は原子力関連事業所等が集中的に立地する青森県の特徴を活かし、現場での見学研修を中心とするものである。地域にある原子力関連事業所、すなわち、J-POWER 電源開発株式会社の大間原子力発電所建設所や東北電力株式会社の東通原子力発電所、日本原燃株式会社の原子燃料サイクル施設等での見学研修を行っている。

「原子燃料サイクル・安全工学」では日本原燃株式会社からの専門家による講義を行っている。原子力利用の２本柱に加えて、原子燃料サイクル事業のしくみから立地の経緯まで知る機会提供を行なっている。

なお分野横断型プログラムには「ロボット工学」プログラムや数理・データサイエンス•AI 教育プログラムなども令和 4 年度（2022 年度）設定されている。

2.2「原子力工学プログラム」科目の履修状況

「原子力工学プログラム」科目の履修状況をまとめる。八戸工業大学工学部の入学者数を反映した１年次の学生数はこの 10 年間で図 1 に示すように 250 名前後を推移している。
「原子力エネルギー」の受講者は工学部学生約 250 名のうち約 150 名が受講したとすれば学生の内で 6 割が受講ということになる。平成 30 年度（2018 年度）には「海洋学コース」が新たな分野横断型コースとして開講し、「原子力工学コース」の受講生は工学部の機械工学科、電気電子工学科、システム情報工学科の学生に限られたため受講者数はやや減少し 100 名程度となっている。２年次開講の「放射線の利用」の履修登録者数は 150 名程度を推移した。なお年次進行するので例えば 2013 年度の「放射線の利用」受講者は主に 2012 年度入学生となる。時間割編成の都合により平成 31 年度 （2019 年度）から教職課程科目との同時間での開講とされ、教職希望学生が受講できなくなった。教職希望学生が多く受講していたことがわかるが、受講者数は半減した。COVID-19 への対応策として多様な講義形態が可能となったことを受けて、令和 3 年度（2021 年度）はオンデマンド型授業として設定した。これにより時間割重複の状況を克服し受講者数がやや回復し 70 名程度となっている。「原子力体感研修」には、経済産業省の原子力人材育成事業等の補助事業を受け地域事業者等の協力を得て研修を実施している。毎年 50 名前後の学生が参加した。補助事業の方針変更や学生活動の多様化など様々な要因により平成 30 年度（2018 年度）に半減し、さらにコロナ禍による中止もあった。少人数での複数回の研修開催など、可能な範囲で令和 2 年度(2021 年度)には再開し 30 名余りが履修した。前年度３年次に受講できなかった 4 年生も含まれている。令和 5 年度（2023 年度）は 55 名の履修登録があった。「原子燃料サイクル・安全工学」は後期からの開講としている。進路を原子力関連企業へ決めた 4 年生の受講も特徴的である。受講者数は 30 名程度を

推移している。

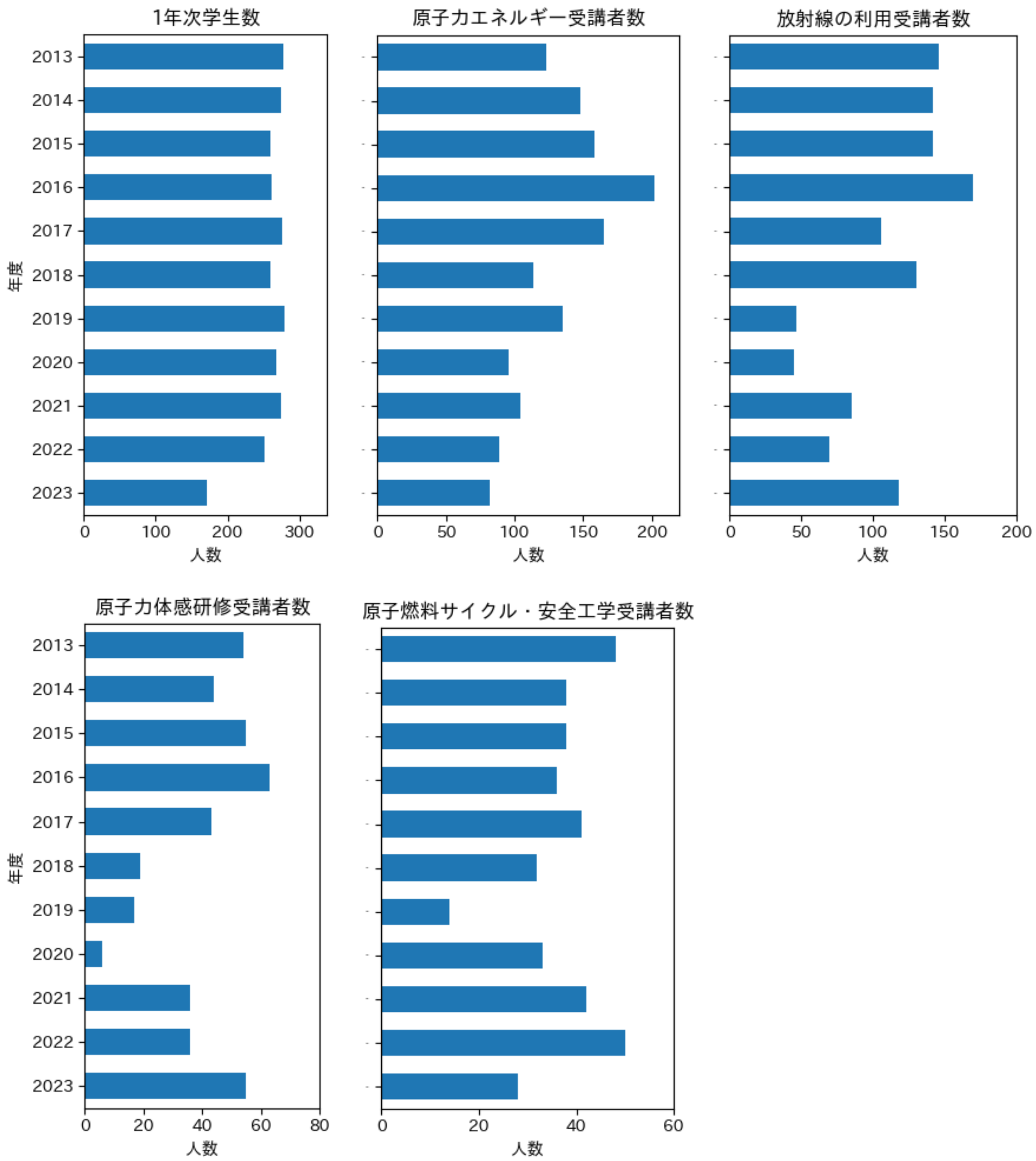

図 1　「原子力工学プログラム」科目の受講者数の推移

3. 教育実施効果可視化の方法

3.1 多様な可視化の試み

前節で述べたように 3 年次や 4 年次で開講している「原子力体感研修」や「原子燃料サイクル・安全工学」の受講生は 30 名前後であるが、近年、1 年生 2 年生の講義受講者数は約半数に減少している。受講可能な分野が限定されたことや時間割編成の都合も影響しているが、学生の原子力や放射線に関する知識習得への意欲や関心の程度も影響している可能性がある。一方、分野横断型のプ

ログラムには「ロボット工学」プログラムや数理・データサイエンス•AI 教育プログラムなども設定されるなど AI 分野の発展は近年著しい。逆に、学生の知識習得への意欲や関心の程度にも影響する授業やその方法さらに授業改善にも AI 活用の報告がみられる。特に自然言語処理の分野は学生が自由記述した文書の解析に有効である [8-9]。原子力基礎教育の効果をどのように測定しフィードバックするか、測定方法はどのようなものかを検討する。

近年の自然言語処理の概要については多数の文献等により解説がなされている。特にディープラーニングによる自然言語処理は大きく進展している。文献 10)に基づいて、ディープラーニングの概要についてまとめる。

ディープラーニングの起源となるのが（単純）パーセプトロンと呼ばれるアルゴリズムである。パーセプトロンは複数の信号を入力として受け取り、ひとつの信号を出力する。図 2 では 2 つの入力信号 x_1、x_2、ひとつの出力信号 y を示す。w_1 と w_2 は重みを表す。図 2 の◯印は「ニューロン」などと呼ばれる。入力信号は次のニューロンに送られる際に重みが乗算される。受け取った信号は足し合わされる。足し合わされた信号が限界値を超えた場合に 1 を出力する。この限界値を閾値と呼び θ で表す。数式で表現すれば式(1)となる。

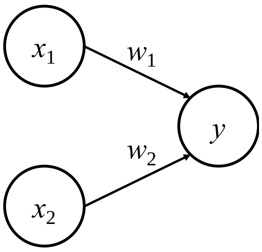

図 2　2 入力のパーセプトロン

$$y = \begin{cases} 0 & (w_1x_1 + w_2x_2 \leqq \theta) \\ 1 & (w_1x_1 + w_2x_2 > \theta) \end{cases} \qquad \text{式(1)}$$

バイアス b を導入して、-θ とすれば式(1)は式(2)のように、足し合わされた入力信号が 0 より大きければ 1 を出力し、それ以外は 0 を出力すると書ける。バイアスも一つのニューロンとして明示すれば図 3 のように書き表せる。

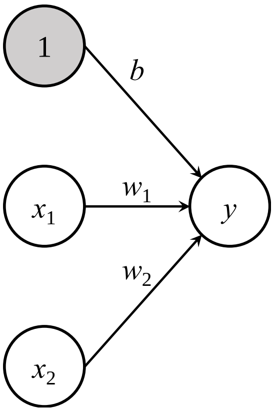

図 3　バイアスの入力を明示した 2 入力のパーセプトロン

$$y = \begin{cases} 0 & (b + w_1x_1 + w_2x_2 \leqq 0) \\ 1 & (b + w_1x_1 + w_2x_2 > 0) \end{cases}$$ 式(2)

活性化関数と呼ばれる関数 h(x)を導入する。単純パーセプトロンでは式(3)のように入力 a が 0 を超えたら 1、そうでなければ 0 を返す関数、ステップ関数となる。ニューロンの中の活性化関数も明示すると図 4 のように書き表せる。

$$y = h(a) = \begin{cases} 0 & (a \leqq 0) \\ 1 & (a > 0) \end{cases}$$ 式(3)

ここで　$a = b + w_1x_1 + w_2x_2$

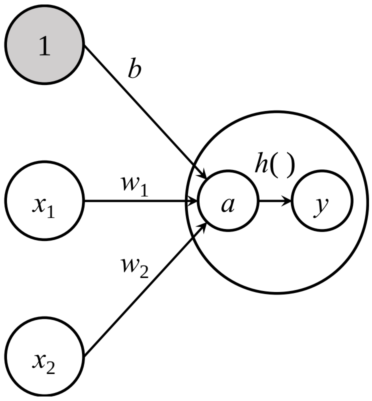

図 4　活性化関数を明示した 2 入力パーセプトロン

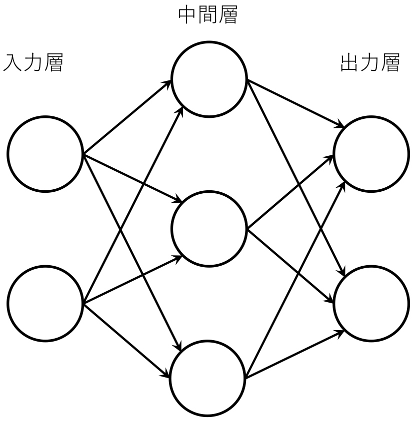

図 5　ニューラルネットワークの例

図 5 にニュートラルネットワークの例を示す。左の列が入力層、一番右側の列を出力層、中間の列を中間層と呼ぶ。中間層は隠れ層と呼ぶ場合もある。ニューラルネットワークでは Sigmoid 関数(式(4))や ReLU 関数（Rectified Linear Unit）(式(5))が用いられる。出力層の活性化関数は機械学習の回帰問題の場合には恒等関数が用いられる。分類問題の場合には Softmax 関数が一般に用いられる。ここでは出力層が全部で n 個あるとして、k 番目の出力 y_k を求める計算式を式(6)に示した。Softmax 関数の分子は k 番目の入力の a_k の指数関数、分母は 1 番目から n 番目までの全ての入力指数関数の

和から計算される。

$$h(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)} \qquad \text{式(4)}$$

$$h(x) = \begin{cases} 0 & (x \leqq 0) \\ x & (x > 0) \end{cases} \qquad \text{式(5)}$$

$$y_k = \frac{\exp(a_k)}{\sum_{i=1}^{n} \exp(a_i)} \qquad \text{式(6)}$$

入力層にデータとなる信号が入力され、中間層のニューラルネットワークを通じて出力層から出力すなわち推論がなされることになる。初期状態では適切な重みパラメータ等ではないので学習が必要になる。良い推論を行うため、最適なパラメータを見つけるのが学習となる。学習の指標として「損失」と呼ばれる学習段階のある時点におけるニューラルネットワークの性能がある。損失を求めるには損失関数（loss function）を使用する。損失関数として用いられる関数には 2 乗和誤差（sum of squared error）や交差エントロピー誤差（cross entropy error）などがある。それぞれ以下の式(7)、式(8)で表される。

$$E = \frac{1}{2}\sum_k (y_k - t_k)^2 \qquad \text{式(7)}$$

$$E = -\sum_k t_k \log y_k \qquad \text{式(8)}$$

y_k はニューラルネットワークの出力、t_k は教師データあるいは正解ラベルを表し、k はデータの次元を表す。t_k は正解ラベルとなるインデックスだけが 1 でその他は 0 である one-hot 表現になる。重みパラメータに関する損失関数の勾配を「誤差逆伝播法」を使って求め、最適なパラメータを求める学習を行う。極めて大量のデータから最適なパラメータを導出できる手順が提案され、様々な課題タスクに対応が可能になって進化してきた。入力層から出力層の間の中間層を図 5 では 1 層で表現した。中間層は複数にも重なり、より深い層ともなりうる。以上、深層学習の基礎をまとめた。

このようにニューラルネットワークは「ネットワーク構造」と「重みパラメータ」から構成される。学習によって最適な重みパラメータを使うことでデータから答えを出力するルールを生成できる。学習前は、正しい重みパラメータなどが不明であるので、データを入力しても正しい答えは出力されない。学習データの入力に応じて適切な予測値が出力されるように重みパラメータなどを変更する学習プロセス、すなわち予測値と答えの差が徐々に減るように重みパラメータなどの最適化を行えば、適切な予測値が出力されるモデルを作成できる。学習プロセスが終わり最適化されたモデルにデータを入力し、予測値が最も高いものを答えとして推論することが可能になる。

ソーシャルネットワーキングサービス (SNS、Social Networking Service)やモノのインターネット(IoT、Internet of Things)による多様なセンサからの情報から得た大量のデータいわゆる「ビックデータ」が学習データに用いられている。大規模言語モデルでは学習データ数とパラメータ数、したが

ってこれに伴う計算量が大規模になっている。大規模な事前学習を予め行い、わずかな追加学習によって様々な課題タスクに適用できるようになっている。このような機械学習モデルは「基盤モデル」（Foundation Model）と呼ばれている。大規模言語モデルも、基盤モデルのひとつであり、単なる自然言語処理のタスクだけでなく画像生成やロボット制御などにも適用されている [11)]。

3.2 自然言語処理を用いた可視化

自然言語を解析する技術には、形態素解析、係り受け解析などがある。形態素解析は、文章を言語学の用語である「形態素（けいたいそ)」と呼ばれる言葉の最小単位に分割した後、「形態素」の品詞や辞書の見出し語を判別する処理である。言葉の最小単位を「トークン(token)」、言葉の最小単位に分割する処理を「トークン化（Tokenization)」と呼ぶ。トークンの品詞を判別する処理を「品詞タグ付け」、トークンを辞書の見出し後に変換する処理を「レンマ化（Lemmatization)」という。係り受け解析は、文章を「文節」または「単語」に分割したのち、どの語がどの語を修飾しているかを判別する処理で、構文解析とも呼ばれる。自然言語処理技術の進展により様々な処理が可能となった。基本的には語句の数と組み合わせ数の分析が主要となっている。文言がネガティブかポジティブかの判定もできるようになってきた。ただし何に対するネガかポジかなど難しい点もある。心象的な可視化の可能性もある。

いくつかの語句に対する画像生成の例を図 6 に示す。生成 AI とシンプルなテキスト入力を使用して画像を生成できる市販のソフトウェア Firely（アドビ株式会社）を用いた。図 6 の左は「原子力発電所に反対」のテキストで生成したもの、中央は「原子力発電所建設に賛成する」のテキストで生成したものである。確かに、反対、賛成の印象が画像に表現されているような気がする。図 6 の右は「日本の原子力発電所」で生成したものである。日本の原子力発電所には冷却塔はないが冷却塔で発電所らしさが表現されているようである。巨大な水源（海）の近くに立地している点に日本が表現されているかもしれない。生成された画像から定量的な情報や対応を取り出すことは難しいが、多様な因子を総合的に判定する上で今後も注視するべきかもしれない。

図 6　画像生成ソフトウエアによりテキストから生成した画像の出力例

ソーシャルメディアのテキストに適用できるアプリケーションの例が文献 12）でいくつか紹介されている。簡単な例としてはワードクラウドがある。これは、与えられた文書の中で、最も重要な単語を図で表現する方法である。対象となるテキストに出現する単語で構成された画像で、単語の大きさはテキストにおける重要性（頻度）に比例する。ワードクラウドを使うことで重要語をすぐに把握できる。

ワードクラウドによる表現の例を文献 13）に記載された自由記述の文章で作成してみる。この文献では大学生に対する「東日本大震災・および原発事故に関するアンケート」の結果が報告されている。記載された自由記述（設問は、「原子力・原発事故・エネルギー問題など思うところがあれば、自由にご記入ください」）のワードクラウド表示を図 7 に示した。記述はそれぞれ 1000 字程度で、この文献の著者自身が最も主題となる意見を中心に小見出しをつけ整理したものである。小見出しのうち、今後の原発に対する認識で「原発は、直ちにゼロにする」「原発は、近い将来ゼロにする」「原発は、ゼロにしない」に分類された文章を表示した。ワード数は 300 前後で少ないけれども重要語の把握に有用のようである。

「直ちにゼロにする」　「近い将来ゼロにする」　「ゼロにしない」

図 7　自由記述のワードクラウド表示の例

4. 自由記述の自然言語処理を用いた実施効果の可視化

4.1「原子力工学プログラム」での自由記述

八戸工業大学での「原子力工学プログラム」は原子力工学専門の学科プログラムとは異なり、工学部全般の学生への基礎教育として実施している。半年で１科目の講義では専門的な内容を問う試験は実施していない。「原子力工学プログラム」の開講の目的は、一つ目に学生の原子力への関心・

理解・知識の高揚、二つ目に原子力関連分野への従事意欲の涵養をあげている。座学で実施の「原子力エネルギー」や「放射線の利用」では原子力や放射線への関心を持たせること重点としている。そのため原子力関連の事業所や研究所で働く外部講師からの講義や目に見えない放射線を身近に感じられる霧箱実験を含めている。令和 5 年度は外部講師として東北電力株式会社東通原子力発電所や日本原燃株式会社、環境科学技術研究所、東北放射線科学センター、六ケ所げんねん企画株式会社、日本原子力産業協会、原子力発電環境整備機構講師からの講義を実施した。外部講師の講義や実験等を実施した講義の際にはレポートの提出を求めている。自由記述の設問は「今回の講義と実験を受講して感じたことを自由に記述しなさい。」としている。A4 版 1 枚程度までの記述がなされる場合もある。

4.2 ワードクラウドによる可視化

ワードクラウドを作成して学生の自由記述を可視化してみることとする。ワードクラウド作成には Google が提供している「Colaboratory」を利用した。Python の wordcloud パッケージに加え MeCab[14) を用いて形態素解析を行った。前節のワードクラウドも同様に作成した。平成 23 年度（2011 年度）から平成 26 年度（2014 年度）まで「原子力体感研修」に参加した学生の自由記述レポート（設問は、「今回の研修で興味を持った内容について述べなさい。」）を用いた。手書きで提出されたレポートから 265 件、4 万 5 千字余りのテキストデータに変換した。ワードクラウドは図 8 に示す。研修課題に即したワードである「原子力」「放射線」「興味」が大きく、「技術」「知識」もある。年次ごとの違いを見るため、研修への参加年次毎にワードクラウドを作成し図 9 に示した。「原子力」「放射線」「興味」のワードは共通なので除いた。「燃料」「核」「原発」が大きく表示されている。見学先である原子燃料サイクル施設や原子力発電所の語句が用いられたことによると思われる。これまでの「原子力体感研修」での主な見学先は原子燃料サイクル施設と原子力発電所は変わらない。その他の見学研修先が年次によって変更があった年もある。図 9 に示した平成 23 年度（2011 年度）から平成 25 年度（2014 年度）の研修先はほぼ同一である。夏期に東北電力東通原子力発電所、日本原子力研究開発機構むつ事業所（関根施設、大湊施設)、電源開発大間原子力発電所建設所、リサイクル燃料貯蔵株式会社（平成 23 年度（2011 年度）を除く)、秋期に日本原子力研究開発機構 (国際核融合エネルギー研究センター)、環境科学技術研究所、日本原燃で見学研修を実施している。同一の見学場所であっても年次によって興味関心ごととして表現されたワードには特徴があるように見られる。

各年次での 1 件（1 レポート）当たりのワード数は 2011 年度では 108.2 ワードであったが 2012 年度は 84.6 ワード、2013 年度は 36.3 ワード、2014 年度は 28.0 ワードと減少傾向が見られた。この傾向は 2015 年度以降も見られる。研修先の違いや図 1 に示したような受講者数の変化とも併せ、加えて「原子力エネルギー」や「放射線の利用」での自由記述データも含めた詳細な検討も今後予定したい。

図 8　「原子力体幹研修」参加者の課題レポート自由記述のワードクラウド表示の例

平成 23(2011)年度　平成 24(2012)年度　平成 25(2013)年度　平成 26(2014)年度

図 9「原子力体感研修」参加者の課題レポート自由記述ワードクラウド表示の年次変化

5. まとめ

双方向性のあるアクティブラーニング実施と本学での学修成果の可視化に関連し、原子力基礎教育の実施効果についての検討を試みた。数理・データサイエンス•AI 教育が本学でも始まったことを受けて、進展著しい最近の AI を用いた自然言語処理技術の一部も含めて述べた。

原子力施設立地地域の高等教育機関としての原子力基礎教育を 10 年以上実施してきた。コロナ禍で減った現場研修の機会も復活した。現場研修での学生の質疑を聞くと、第一に地震津波対策や電源喪失への対応である。まだ実現していない核融合炉の開発研究に対してさえも事故対策はどうするのかと問う学生もいた。確かに小学生で体験した震災によって、今の大学生は原子力に対して

一定の認識があることは想像される。しかしながら、研修後の自由記述の中では、対策がしっかり取られていて安心したとの記述も見られる。座学では説明済みであるが初めて聞いた、知らなかったなどの感想もある。学生の知識量については教育改善活動の中で学修成果の可視化が進められている。原子力の社会的受容性に影響を及ぼす知識に対する可視化ができているとは言い難いが、本報告では八戸工業大学で実施している原子力基礎教育の初期における自由記述データから可視化を試みた。自然言語処理では基本的には文書に含まれる語句の数とそれらの語句が同時に用いられている回数によって文書の意味を解析していることやこれらのデータを元に推測ができることなどがわかった。ワードクラウドなどによって可視化した結果は、選択式アンケートでも自由記述式でも調査する側の先入観によって解釈が変わってしまう可能性は大いにあると思われた。今後は蓄積した文書データと研修等の実施状況との関連も含めてさらに検討を進めたい。

謝辞

自由記述データ入力には本学社会連携学術推進室 沼田聡穂子氏に協力頂いた。感謝申し上げる。

参考文献

1) 太田口和久,坂本禎智,大黒正敏,阿波稔,小玉成人,「修得因子を用いた学修成果の可視化」工学教育, vol.66, pp.23-28, 2018
2) 佐藤学, 村中健, 阿部勝憲, 熊谷浩二, 栗原伸夫, 齋藤正博, 根城安伯, 藤田成隆, 「八戸工業大学における原子力基礎教育: 原子力と放射線を学ぶ研修」八戸工業大学エネルギー環境システム研究所紀要, vol.10 , pp.49-53, 2012
3) 佐藤学, 石山俊彦, 四竈樹男, 「八戸工業大学の原子力工学コースでの教育活動」八戸工業大学地域産業総合研究所紀要, vol.15,　pp.31-37, 2017
4) 佐藤学, SABLAY Jeana Lee P., 石山俊彦, 四竈樹男, 「八戸工業大学の原子力教育の展開―アジア原子力研修生の受け入れ」八戸工業大学地域産業総合研究所紀要,　vol.14 , pp. 35-40, 2016
5) 佐藤学, 「八戸工業大学の原子力教育の展開 ― 国外での原子力研修の実施可能性調査 ―」八戸工業大学エネルギー環境システム研究所紀要,　vol.13,　pp.43-50, 2015
6) 佐藤学, 根城安伯, 阿部勝憲, 齋藤正博, 川本清, 佐々木崇徳, 村中健, 熊谷浩二, 栗原伸夫, 藤田成隆, 八戸工業大学における原子力教育の現状 ― 機関連携型教育の取り組み」八戸工業大学エネルギー環境システム研究所紀要, vol.12, pp. 55-58, 2014
7) 佐藤学, 「特集連載記事 大学紹介(7)八戸工業大学における原子力基礎教育」保全学,　vol.12, pp.6-10, 2013
8) 簑輪欣房, 「テキストマイニングによる振り返り記述を可視化することの有効性について」桐生大学紀要,　vol.31, pp.143-152, 2020
9) 松河秀哉, 齊藤貴浩, 「データ・テキストマイニングを活用した授業評価アンケートフィードバックシステムの開発と評価」日本教育工学会論文誌, vol.35,　pp.217-226,　2011
10) 斎藤康毅 著, 「ゼロから作る Deep Learning②自然言語編」オライリー・ジャパン, 2018
11) Rishi Bommasani, et.al., “On the Opportunities and Risks of Foundation Models”, arXiv:2108.07258 [cs.LG] , 2022
12) Sowmya Vajjala、Bodhisattwa Majumder、Anuj Gupta、Harshit Surana 著、中山光樹　訳「実践 自然言語処理」オライリー・ジャパン, 2022
13)本間啓子,「東日本大震災および福島第一原発事故に関する意識調査 : 北海学園大学経済学部 1 年生を主な対象として 2017 年 6 月 23 日実施」北海学園大学大学院経済学研究科 研究年報 vol.18, pp.19-32 , 2018
14) MeCab, https://taku910.github.io/mecab/ <2024 年 3 月 15 日アクセス>