

# 建設作業所の労働災害防止を目的とした 安全・注意喚起 AI システムの開発

## Development of an AI-based Safety Alert System to Prevent Disasters at Construction Sites

デジタルコンストラクション推進部 戸倉 健太郎 KENTARO TOKURA  
デジタルコンストラクション推進部 右山 剛 GO MIGIYAMA

実際に当社の作業所において発生した労働災害の記録をナレッジとして活用し、職種と作業内容を入力すると起こりうる労働災害事例を表示するシステムを開発した。このシステムは自然言語処理を目的とした AI（人工知能）技術を利用している。システムの主な利用シーンは、作業所で毎日実施される KY（危険予知）活動において、作業所担当者が協力会社と一緒に抽出された事例を基に労働災害防止を討議するというものである。このシステムの活用により、KY 活動を充実させ、労働災害の発件数を減少させるのが目的である。

キーワード：安全管理，労働災害防止，自然言語処理，AI，KY 活動，クラウドシステム

The authors have developed a system that displays examples of possible disasters by entering the type of workers and work details, using the records of actual disasters that have occurred at our construction sites as knowledge. This system uses natural language processing technology in AI. The main use of this system is that the site foreman, discusses disaster prevention together with their subcontractors, based on the extracted examples during the risk prediction activities that are conducted every day at construction sites. The goal is to use this system to enhance risk prediction activities and reduce the number of accidents.

**Key Words:** Safety management, Work accident prevention, Natural language processing, AI, Risk prediction activities, Cloud system

### 1. はじめに

労働災害の防止は建設業界にとって終わりのない課題であると考えている。さまざまな知見に基づく地道な努力、施策の積み重ねにより、年々建設業における死亡災害は減少しているが、さらなる安全確保のためには新しい技術、切り口による取組みが必要と考える。本稿では、建設技能者の意識に訴えかけ、ヒューマンエラーを回避するための一方法として、今から行おうとしている作業の直前に、その作業で過去に発生している実際の労働災害事例を各技能者に見せることによる効果的な注意喚起を、自然言語処理 AI（人工知能）の技術を使って実現したシステムを紹介する。



図-1 産業別の労働災害による死亡者数推移

厚生労働省：労働災害統計データにより作成

[https://www.mhlw.go.jp/bunya/roudouki\\_jun/anzeneisei11/rousai-hassei/](https://www.mhlw.go.jp/bunya/roudouki_jun/anzeneisei11/rousai-hassei/)

### 2. 開発の背景

図-1 は厚生労働省の統計データを元に作成した最近

の産業別労働災害による死亡者数の推移グラフである。年々減少傾向にはあるものの、建設業は他産業との比較において死亡災害の多い産業であることは変わっていない。

建設業の労働災害リスクとその防止対策の関係を筆者のイメージとしてまとめたのが図-2である。現在でも建設作業所では日々さまざまな安全確保のための活動が実施されている。それらにはすべて目的と一定の効果があり、けしておろそかにはできないものである。それでも労働災害を撲滅することができないのは、現実的には完全になくすことができない残留リスクがあるためと考えられる。この残留リスク削減のためにはこれまでの技術では実現できなかった新しい切り口による対策が望まれ、その一つが近年発達著しいICTの活用であると位置づけている。ICTの応用可能性は非常に広く、様々なソリューションが考えられる。当社ではこのような背景に基づき、ICTを活用した安全確保技術の開発に着手し、本稿で紹介するシステムはその取り組みの一つである。

### 3. 開発の目的

本システムは作業所で日々行われている作業に対し、どのような労働災害が過去に発生しているかをタイムリーに建設技能者に伝えることでKY（危険予知）の効果を増大することを目的としている。筆者らが着目したのは、これまで実際に発生した労働災害の記録がナレッジとして十分に活用されていないのではないかとという点と、作業所で行われているKY活動が毎日のことであるために形骸化し、単にエビデンスを残す作業になっていないかという点である。この二つを結びつけることにより、新しい危険予知の効果を生むソリューションを提案した。

これまで休業4日以上労働災害（以下重災害）に関する事例を検索するシステムは存在するが、この重要なナレッジである労働災害事例をもっと日常的に、「現場」で活用できれば労働災害防止に大きな効果が期待できる。

一方、作業所で行われるKY活動は、各作業所によって多少の違いはあっても、朝礼後各チーム単位で職長が配下の技能者に対し作業内容に応じた危険予知を行い、その内容をKY用紙に記入するというものである。しかし、その記録を見ると、多くの職種において毎日同様な作業が連続するため、KYの内容も同じことの繰り返しになる傾向がある。確かに何も新しい情報がない状態で日々変化に富んだKYを行うことは非常に難しい。そこで、すぐその場で活用できる情報があればKYを主導する職長も聞く立場の各技能者もいろいろ想像をめぐらせ

決定要因	対策カバーイメージ				
設備環境	パトロール	計画	検査	朝礼・KY・TBM	ICT (AI利用含む)
人の不注意	パトロール	教育	朝礼・KY・TBM	(職長の)統率	ICT (不安行動の認識等)
作業計画・手順	パトロール	計画	朝礼・KY・TBM	(職長の)統率	
体調・疾病	パトロール	教育	朝礼・KY・TBM	配置(計画)	ICT (バイタル)
年齢	データ把握	教育	配置計画	(職長の)統率	
経験	データ把握	教育	配置計画	(職長の)統率	

図-2 災害のリスクと対策のイメージ

ことができ、自分事として安全を捉えやすくなると考えられる。実際に起きた労働災害は状況にリアリティがあり内容も詳細なため、なぜこれが発生したのかを考える上での示唆に富んでいる。そのような情報があれば自ら考えるKYの実施が期待できるのではないだろうか。

本システムは“リスクはパーソナルなもの”という発想が原点にあり、技能者の年齢、経験年数等の詳細な属性や天候、作業場所といった置かれた環境を認識して的確な注意喚起をタイムリーに行うことを想定したものである。このようなソリューションの実現のためには検索頻度に対して十分な件数と、的確な注意喚起を行うための質を兼ね備えたデータベース、さらに現場全体をカバーするIoTインフラが必要であるため、最初の利用シーンとしては朝礼後のKY活動において、チーム単位の作業内容に対して注意喚起を行うものと設定した。以下、今回開発したシステムの要件を整理する。

- ① 当社で実際に発生した労働災害データから、会社名や個人の特定に結びつくような機微な情報を排除したうえでナレッジとして使用する。
- ② データのメンテナンスを楽にするため、既存の労働災害報告書のデータ形式、記載文章をできるだけそのまま使うシステムとする。
- ③ 現場を含め場所を選ばず活用できるものとする。
- ④ 入力職種と作業内容を基本とした最低限のものでその作業中に起こりうる労働災害事例を短時間で抽出するものとする。
- ⑤ 毎日同じ作業の繰り返しであっても日々異なる事例を抽出できるものとする。

このような要件から、開発システムの仕様を具体化していった。

#### 4. 自然言語処理 AI の活用検討と実務システムの開発

本システムの実装に際し、すでに社内で運用されている検索システムの発展形とするか、自然言語処理を目的とした AI 技術を活用した全く新しいシステムとするかを検討した。既存の検索システムの改良では以下のような懸念があった。

- ① 少ないインプットで大量のデータから意図する事例を瞬時に抽出することが困難と考えられる。
- ② 事例の追加時に検索キーとなる言葉の設定作業が必要となり、作業の負担が大きい。
- ③ 将来的に音声入力や作業場所と一体化した IoT システムに進化させる際に不利と考えられる。

以上より既存の検索システムの改良ではシステムの実現は困難と判断し、自然言語処理に強みを持つ AI システム<sup>\*1</sup>の導入検討を開始した。

##### (1) 実現可能性の検証 (PoC)

AI システムの開発に着手する前に、労働災害事例データに対して自然言語処理 AI のスコアリングが有効に機能するか検証 (PoC) を行った。

検証の内容は自然言語処理 AI による労働災害事例の検索精度を以下の2つの観点から評価するものとした。

- ① 「入力文と直結する内容の労働災害事例データを効率良く抽出できること」(＝直接的事例)
- ② 「入力文とは直結しない内容だが、実は労働災害の原因などで関連性がありそうな労働災害事例データを効率良く抽出できること」(＝間接的事例)

具体的にはまず準備として「職種」「作業内容」を記述した作業シーンを入力文として 20 種類作成し、各入力文に対し、妥当と思える労働災害事例を「正解データ」として抽出した。直接的事例の検証は各入力文に対し、労働災害事例文書(データ数約 1,300)の 10%を教師データとして学習後、残りの労働災害文書のスコアリングを 10 回行い、正解データが上位 15 件に現れる確率を検証した。このスコアリング方式の概要を図-3 に示す。間接的事例については、二段階スコアリング方式や、文書のベクトル化、単語のベクトル化等複数の手法を使って各文書、各手法それぞれ 10 回行い関連労働災害が上位 15 件に現れる確率を検証した。

結果は直接的事例については上位 15 件のなかに正解が含まれる率である「抽出率」において7割を超える作業シーンで過半数を超えたのに対し、間接的事例の抽出は抽出率7割を超える作業シーンは過半数を下回り、十分な精度を得られなかった。上位 15 件中起こりうる労働

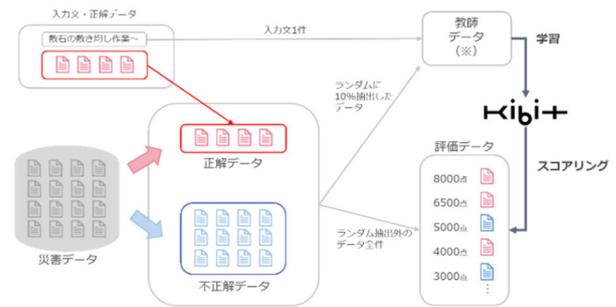


図-3 スコアリング方式の概要

労働災害の数を評価する「適合率」についてはさらに低く46%程度であった。実際の運用では抽出された事例のみが判断対象であるため、「適合率」が安定して高い値を示す必要がある。この原因は労働災害事例が主に「災害」の状況や内容を記載しているのに対して、入力文は「作業」の状況や内容を記載しているため、それらを直接関連付けることが困難であるためと推測された。

この解決策として、作業の状況や内容と、労働災害の状況や内容を関連付けるための、いわゆる触媒となるキーワードを属性情報データとしてあらかじめ付加させることを試みた。付加した属性情報は「使用道具」、「危険要素」、「作業場所」の3点である。これらの属性情報を与えて行った自然言語処理 AI の検索結果を人が判定したところ、直接的事例、間接的事例を含め「適合率」81%の確率で入力文と関連性の高い労働災害事例が選ばれるようになり、属性情報を与える前の結果から35ポイントの精度向上を実現した。この結果をもって自然言語処理 AI によるシステムの実現が可能と判断し、実務対応システムの開発フェーズに移行した。

##### (2) 実務対応システムの開発

実務対応システムの主な利用シーンは作業所における KY 活動であるため、当社社員が所持しているタブレット PC で稼働するものとした。当社社員である各担当者はそれぞれ作業チームの KY 活動に参加してこのシステムで労働災害事例を検索し、技能者に紹介する。労働災害事例データのデータ容量が大量であるためクラウドサーバに自然言語処理 AI と労働災害事例データベースを配置し、タブレット PC のブラウザからクラウドサーバへの問い合わせに対して抽出した労働災害事例を返答する Web アプリケーション形式とした。このため、利用には通信環境が必要であるが、結果的に扱っているデータが労働災害という機微な情報であることに対し作業場所に持ち出すクライアント側に労働災害事例データを持たないことと、データの追加や改善メンテナンスが逐次反映可能というメリットにつながっている。

PoC の段階で適合率向上の要因となった「使用道具」、

「危険要素」、「作業場所」などの属性情報はマトリクスの形で学習させている。

このシステムは毎日のKY活動において利用するため、連日同じ作業が続く場合には同じ事例ばかりが抽出されることが想定された。これを避けるために、KY活動において紹介した事例はユーザ側で個別に除外することで、30日間表示されない機能を実装した。これはユーザ側で任意に解除することも可能である。実務対応システムの概要を図-4に示す。以下操作の手順を述べる。

- ① ブラウザ経由でシステムにアクセスする。
- ② ID/PWを入力する。
- ③ 対象職種をリストから選択する。
- ④ 「対応する作業内容をセットする」を押すと関連する作業が選択される。作業内容は複数選択された状態から該当しない作業を削除する。
- ⑤ 「対応する使用道具などをセットする」を押すとリストアップされた作業に関連する「使用道具」「危険要素」「作業場所」がセットされる。これも必要ないものを除外する形式としている。
- ⑥ 「検索」を押すと、環境にもよるが3秒程度で入力した情報に関連する「重災害」10件、「軽災害」（休業4日未満の労働災害）10件が抽出される。重災害と軽災害が別になっているのは元のデータが別に整理されていたためであり、あえて一本化せず、より多様な事例が抽出されるようにしている。各事例は画像のあるものはサムネイル画像と労働災害状況の冒頭部分が表示されており、矢印ボタンで遷移させる（図-5）。
- ⑦ 参照したい事例を決め「詳細」を押すと、労働災害の詳細が表示される。「対応策」のバーを押すとこの労働災害を防止するための対応策が表示される。
- ⑧ 詳細まで表示するとその時点の選択項目が履歴として記録され、同じ条件で検索をしたい場合に入力の手間が削減される。

そのほか、リストにないキーワードも付加したい場合には文章で入力する欄があり、そこに入力された内容は抽出の比重が高くなる。また、労働災害事例の少ない職種では該当職種に限らず事例を表示する機能を設けており、幅広い気付きを得られるようにしている。

## 5. 作業所における運用

本システムは試験運用（写真-1）を経て使い勝手のフィードバックを行い、改善のち本運用に移行する計画である。今回実装したシステムの形式は、作業所への



図-4 実務対応システムの概要

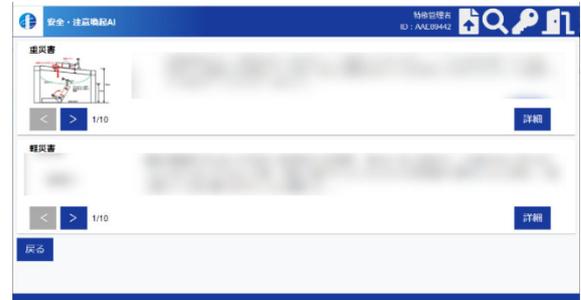


図-5 労働災害事例が抽出された状態の画面



写真-1 作業所のKY活動における活用状況

導入において特別に準備するものがなく、無理なく運用と展開が可能なソリューションとなっている。

## 6. おわりに

以上、自然言語処理AIを活用し、職種と作業内容の入力により過去の労働災害事例を現場でナレッジとして生かすことのできるシステムの開発について述べた。

安全確保、労働災害予防は決して完成することのないジグソーパズルのようなものであると筆者は考えている。対応策としてのピースが埋まっていないところに残留リスクが存在する。今後も効果的なソリューションを開発し、残留リスクを減らしていく努力を継続する必要があると考えている。

\*1：自然言語処理AIエンジンはFRONTEO社の「KIBIT」（キビット）を採用している。