(46) ＡＩを活用した危険予知支援システムの開発とシステム間連携について

小野　満[1]　岩倉　慶成[2]

[1]正会員　　鹿島建設株式会社　土木管理本部（〒107-8477 東京都港区元赤坂 1-3-8）

E-mail: onoman@kajima.com (Corresponding Author)

[2]非会員　　鹿島建設株式会社　土木管理本部（〒107-8477 東京都港区元赤坂 1-3-8）

建設現場では，作業開始前にこれから行う作業に対して，起こり得る災害を予測し対策を立案する「危険予知活動」を必ず行う．この活動は通常，作業担当者の経験・感覚・知識を基に実施されるが，災害の知識が少ない場合などは的確な安全指示が出来ずに危険予知活動が形骸化し，労働災害のリスク低減が不十分になることも起こり得る．過去の膨大な災害事例の中から類似した事例を探し出すには多くの手間と時間がかかる．この課題を解決し，危険予知精度を向上する目的で，過去の膨大な災害事例を AI を用いて解析し災害原因をデータベース化・見える化することで危険予知活動を支援するシステム「鹿島セーフナビ（K-SAFE®）」とその連携機能について報告する．

Key Words: *disaster case, artificial intelligence, risk prediction, natural language processing, linkage*

1.　はじめに

建設現場では作業着手前に，起こり得る災害を予測し対策を立案する「危険予知活動」を行う．この活動は，作業担当者の経験・知識・感覚をもとに行っていることが多く，作業担当者が該当作業に関連する過去の災害事例を数多く参照できれば，危険予知の精度が向上するが，膨大な事例の中から該当事例を自ら選定することは多くの手間と時間がかかる．また，災害事例に記載された作業内容，災害原因，災害状況は一般的に「自然言語（自由に記述された文章）」であるため，どのような作業においてどのような原因で災害が起こったのかという「災害傾向」の把握には，災害事例をすべて読み解く必要があり，日々の危険予知活動において災害事例データを活用するための障害となっていた．そこで，厚生労働省が運営する「職場のあんぜんサイト」[1)]に登録されている，建設業における災害事例（約 69,000 件）を AI により解析し，類似作業の災害原因を見える化して工事現場の危険予知活動を支援するシステム「K-SAFE®」を開発した（図-1）．

また，このシステムの効果的な活用を図るために，「作業間連絡・調整会議システム」（以下，KMS※1）と，「鹿島セーフナビ」（以下，K-SAFE®※2）とを連携させ，予定作業において起こり得る災害の傾向を過去の災害事例をもとに分析し，元請社員にメールで周知するシステム連携機能を開発した．



図-1　危険予知支援の流れ

※1：従来ホワイトボードなどに手書きし，情報共有していた当日・翌日の作業内容や連絡・調整事項をクラウド上で情報共有するシステム．作業内容はパソコンやスマートフォン等の電子端末から時間や場所を選ばず自由に入力することが可能.

※2：厚生労働省が公開している災害事例や鹿島が保有する災害事例（合計約 79,000 件）を，自然言語処理技術などを用いて災害原因ごとにグループ化し，類似作業の災害原因や重篤度を見える化するシステム.

2. システムの機能と特長

(1) システムの機能

a) 災害事例文の分割機能

前処理として，形態素解析 [1]などを活用し，災害事例文を災害内容と作業内容に分割する.

b) クラスタリング・ラベリング機能

AI 技術（自然言語処理技術）[2]により災害原因や災害状況をクラスタリング（分類）し代表的キーワードでラベリング[3]（タイトル付け）をする.

c) グラフ表示機能

システム上で文章入力した作業内容をラベリング済みの全ての災害事例と照合し，類似作業の災害原因をグラフ表示する.

(2) システムの特長

a) グラフの切り替え

グラフは災害原因別や災害状況別に切替表示ができるため，それぞれの件数を一目で把握可能である.（図-2）

b) グラフの時系列表示

類似作業の災害事例を時系列（年ごと）でグラフ表示できる（図-3）.

c) 災害事例の詳細表示

災害事例の年月，天候，詳細内容などを一覧表示できる（図-4）.

d) グラフのランク別表示

グラフは災害ランク（死亡災害や休業 4 日以上など）ごとに色別で表示する（図-5）.

e) 新規災害事例の高精度分類

新規災害事例に，これまでの災害事例情報（学習情報）を基に，高精度な分類・タイトル付けをする（図-6）.

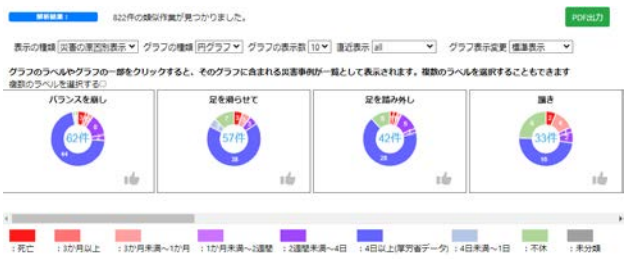


図-2 原因別表示の例



図-3 時系列表示の例



図-4 災害事例の詳細一覧表示

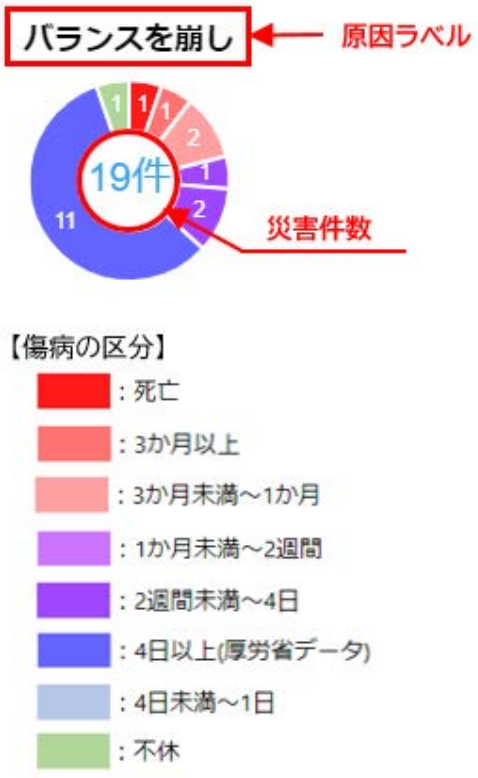


図-5 災害原因グラフ表示の例

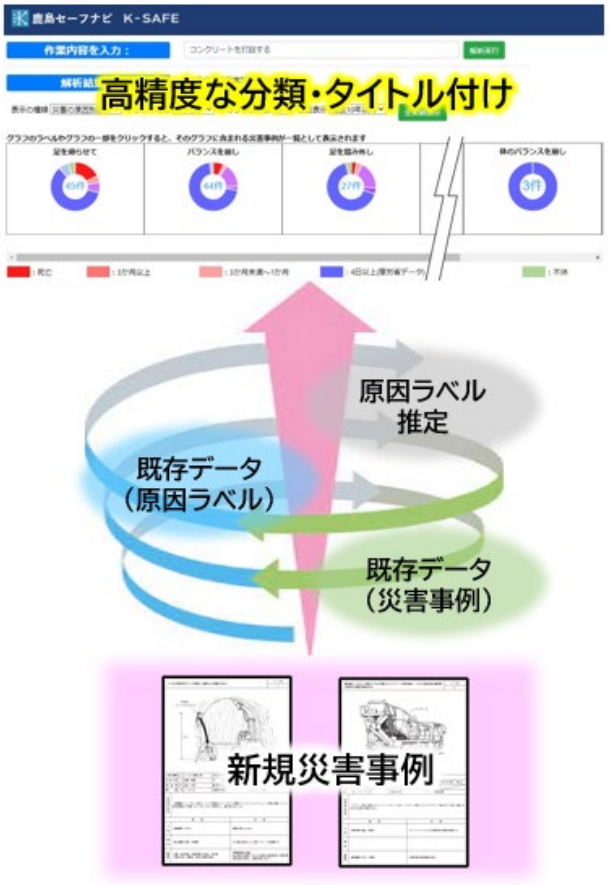


図-6　新規災害事例のラベリング

3.　システム運用の効果と今後の課題

本システムを活用することにより，現場の安全担当者は，自らが想定できなかった災害原因に気づくことができ，危険予知活動において抽出した災害原因を，自身の担当作業に当てはめた結果，災害が発生する可能性がないかを検討するなど，具体的な危険予知の実施が可能となり，安全管理の精度向上が期待できる．

なお，本システムは2021年5月より当社で運用開始し，当社の現場でのみ活用している．

システムを活用したユーザーからは，「適切な災害事例を探す時間が大幅に削減された」「未経験作業の災害原因が素早く確認できる」「自分では思いつかなかった危険に気づけた」「施工前の作業手順書や施工計画書などの資料作成，災害防止協議会，安全パトロールなど様々なシーンで活用できて便利」などの好評をもらっている．

その一方で，「入力した作業内容と関連性の低い解析結果が出る場合もある」「クラスタリングとラベリングの継続的な精度向上が必要である」などの課題もある．

今後も最新のAI技術を取り入れながらシステムの改善を図っていく．

4.　連携機能の概要

本システムは，以下の連携フローとなっている（**図-7**）．

(1)　担当者の入力

作業前，協力会社職長がKMSに予定作業と担当する元請社員を入力する．

(2)　連携URL生成

入力後，KMSが予定作業に対してK-SAFE®で類似作業の災害事例を表示するURLを作成し，同URLを記載したメールを元請社員に自動送信する．

(3)　メール受信と類似作業の災害原因確認

メール受信後，元請社員は記載されたURLからK-SAFE®にアクセスして予定作業に関する災害原因を確認する．

(4)　危険予知活動の実施

作業当日，元請社員は協力会社職長と建設作業員が実施する危険予知活動で，K-SAFE®から得られた情報を周知する．



図-7　連携機能の概要

5.　連携機能の効果

これまではKMSに入力した作業内容をK-SAFE®にも入力して確認する必要があったが，　KMSに作業内容を入力するだけで，関連する災害原因を確認できるようになり，業務効率化を実現した（**写真-1**）．

業務効率化により，元請社員は安全管理の時間を今まで以上に多くとることができ，協力会社職長や建設作業員に，予定作業に合致した災害事例や重篤度の高い災害事例などを精度よく，かつ様々な切り口で指導することが可能になり，安全意識の向上も見込まれる（**写真-2**）．

また，元請社員が担当する予定作業の災害傾向をメール配信（プッシュ型）により受信できるようになったことで，日々の業務サイクルの中で自然と過去の災害事例を参照できるようになった．

なお，予定作業の災害傾向分析結果を知らせるメールは，元請社員が希望する時間（作業前日の夕方，作業当日の朝方など）での受信設定が可能であり，業務時間の有効活用も実現した．

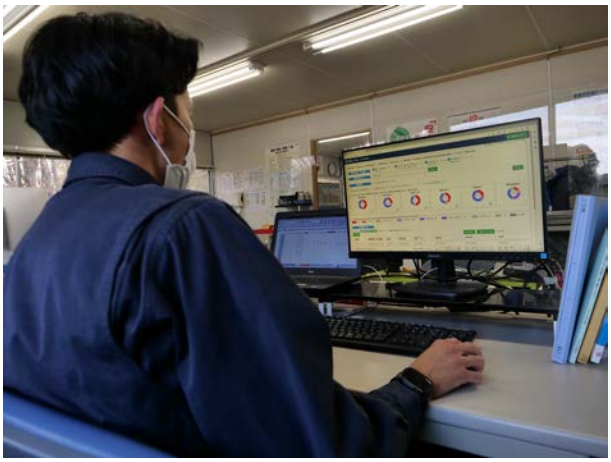


写真-1．メール配信リンク先から災害傾向確認



写真-2．危険予知活動での指導

6. 連携機能の評価と今後の課題

本連携機能は 2022 年 10 月から運用を開始した．活用したユーザーからは，「K-SAFE®で災害原因が素早く把握でき，選定する時間の省力化につながっている」「自分では経験がない作業についての災害原因を容易に気づくことができた」「２つのシステムが自動連携され入力手間が削減され，時短につながっている」「システムができる前は，1 つの災害事例を探す作業に 30 分から 1 時間かかっていたが，システムを活用してからは 5 分から 10 分で完了するので時短になっている」などの好評をもらっている．

一方で，「同じ作業が毎日続く場合は，常に同じ災害原因が表示されるので，前回と異なる表示になるなど日によって変化があるとさらに良い」「KMS に作業内容が長文になっている場合，期待していた解析結果が表示されないことがある」などのシステム改善要望をもらっている．

今後も，ユーザーから寄せられた意見や要望，アイデアを随時考慮しながら，「ユーザーがシステムを使いたくなるような仕組み」「作業内容が長文で記述された際の，解析結果の精度向上」「作業内容の記載内容に左右されない，高精度の解析結果の表示」「利便性の高いシステムの構築」を目指してシステムの改良をしていく．

7. おわりに

今回は，膨大な過去の災害事例文書を自然言語処理技術を活用してデータベース化・可視化ついて報告した．

また，本システムの活用や連携は，災害事例を見つけ出す手間が大幅に削減され「業務効率化」にも大いに貢献することが確認できた．

今後は，新規データをシステムに取り込む際に高精度かつ効率的（システム管理者が新規登録データのタイトル内容に誤りがないかを確認する必要がないレベル）に実施できるように，新技術をリサーチしながらシステムのさらなる改善を目指す．

作業担当者は災害事例をビジュアルで確認するほうが理解度が高まるという意見もあるため，災害状況図や災害写真付の事例を素早く探せる仕組みの開発を検討中である．

危険予知の精度を上げることは，「労働災害の減少」に直結する．そして，作業担当者の日常業務効率化につながるように，システム改善に随時取り組んでいく．

また，今回は建設業における類似作業の災害原因に焦点をあてて見える化した．この仕組みは建設業だけでなく他産業にも活用が可能であると考える．

本報告で紹介した取り組みが，今後の建設業や他産業における AI 活用のヒントとなれば幸いである．

参考文献

1) 宇田川忠朋，久保大亮，松崎拓也：BERT を用いた係り受け解析の精度向上要因の分析，人工知能学会全国大会（第 35 回），2021

2) 石井愛，小松祐城，脇森浩志：予測根拠として解釈性の高いアテンションの選択，pp.881，言語処理学会第 26 回年次大会　発表論文集，2020 年 3 月

3) 浅野優，横手健一：文書内におけるラベルの一貫性を考慮した固有表現抽出手法の提案，人工知能学会全国大会（第 36 回），2022