

芝浦工業大学 工学部 正会員 勝木 太
芝浦工業大学 工学部 学生会員 大西竜太

1. はじめに

現在、労働災害の防止対策として過去の事故例をデータベース化し、必要とする災害情報を効率的に検索・抽出できるもの等を利用する試みが進められている。しかし、労働災害には多くの要因が存在し、それらが重なり合って発生しているため、本質的にこれらのデータはばらつきや曖昧さを有し、作業者個人の情報、作業環境および条件等から事前に事故発生要因を適切に推定できないのが現状である。そこで本研究では、曖昧さを持つデータ処理に対して有効であるニューラルネットワークを用いて、作業者個人の情報、作業環境および条件等から死亡事故発生要因の推定を試みた。

2. 学習モデルの構築

2.1 ニューラルネットワーク

図-1に今回使用した階層型ニューラルネットワークの概念を示す。このネットワークは、入力層と出力層との間にいくつかの中間層を持つ多層構造をしており、入力層に入力された各ユニットの情報（学習データ）は、結合ウエイトと呼ばれる「重み」をつけられて次の層に伝わる。最終層で出力された情報は望ましい出力値（教師データ）と比較され、両者の2乗誤差が小さくなるように結合ウエイトは修正されていく。このような学習方法はバックプロパゲーションと呼ばれる手法である。通常、入出力が1組となった学習-教師データを順次入力してバックプロパゲーションを行う操作を1回の学習と呼び、連続して学習を続けることにより、重み付けやしきい値を徐々に変化させて教師データとの誤差を減らしていく。

2.2 学習モデル

本研究では、『土木工事における災害事例集（平成9年度）』（社団法人日本土木工業協会・日本電力建設業協会）としてデータベース化された死亡事故例の中から、学習データとして表-1に示す死亡事故者の個人データ、作業環境および条件など12項目を選定した。なお、天気、事故の型、職種、起因物、従事作業はあらかじめ組み分けをし、その組番号を入力値とした。月、時間、請負次数、入場後日数、年齢、経験年数および作業高さはデータベースに掲載されている数値をそのまま入力した。また教師データは、事故災害の直接原因となる人的要因（不安

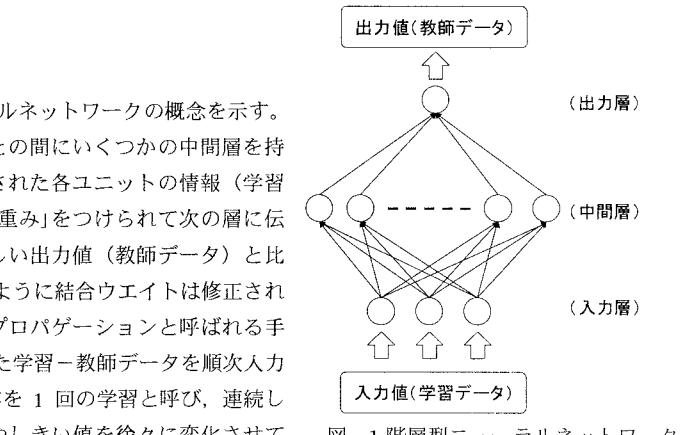


図-1 階層型ニューラルネットワーク

表-1 入力項目（学習データ）の分類

番号	項目	項目内容（入力値）
1	月	1~12月
2	時刻	0:00~24:00時
3	天気	晴れ:1, 曇り:2, 雨:3
4	事故型	自動車・車両:1, 飛来落下:2, 運搬:3, クレーン:4, 機械:5, 墜落:6, 振まれ:7, その他:8, 倒壊:9, 土砂崩壊:10, 落盤:11
5	職種	土工:1, 職員:2, ベレタ:3, 坑夫・削進工・シールド工・ボーリング工:4, 型枠工・鉄筋工・大工・型枠解体工・鍛冶工・窯工・造型芝張工:5, 伐採工・法面工・潜水士・機関長:6, 杭工・アンカーアー工・杭打工:7, 吹付工・圧送工・PC工・塗装工・舗装工:8
6	請負次数	0~4次
7	入場後日数	0~1551日
8	起因物	車両・列車:1, 部材:2, 機械:3, クレーン:4, 漏れ:5, 構造物:6, 斜面:7, 開口部:8, 酸欠:9, 土砂:10, 切羽:11, 岩石:12
9	年齢	16~74歳
10	経験年数	0~40年
11	従事作業	軽作業・準備作業・片付け・清掃作業・歩行中・休憩中・待機中:1, 組立・解体作業:2, 荷下ろし・荷積み作業:3, 調査・測量・監視・点検作業・確認作業・誘導作業:4, 連転作業:5, 機械作業:6, 挖削作業:7, 伐採・潜水・舗装・補修・配管・塗装作業:8, ゴリヤー・打設作業:9, 運搬作業:10
12	高さ	-17~26m

キーワード：ニューラルネットワーク、労働災害、安全管理、死亡事故

〒108-8548 東京都港区芝浦3-9-14 TEL 03-5476-3050 FAX 03-5476-5166

全状態の原因）および物的要因（不安全状態をつくる原因）に絞り、これらの要因をそれぞれ4つに分類した（表-2）。なお、ニューラルネットワークによる学習は災害事例集中の125件のデータを用いて行い、またこれらのデータによって構築された学習モデルの精度判定には7件の未学習データを用いて検討した。

3. 学習結果

ここでは、各死亡事故発生要因を最も精度良く推定できる学習データを得るために、ひとつの災害要因に対して学習データ12項目の組み合わせ4095通りの学習モデルを構築し、その学習モデルで未学習データ7件の災害要因を推定した結果と教師データとの2乗誤差の平均が最も小さくなる学習データの組合せを抽出した。表-3にその結果を示すが、例えば人的要因1を推定するための最適学習項目は、月、時刻、天気、事故の型、請負次数、起因物、高さの7項目となる。即ち、この7項目の学習データが、人的要因1を発生させる原因として最も高い相関性を有することが分かる。そこで、これらの最適学習項目を入力層としたニューラルネットワークを各死亡事故発生要因ごとに構築し、125件の死亡事故例を用いてそれぞれ学習させた。また、学習回数はそれぞれ5000回とした。

表-4に、一例として人
的要因1を推定するために構築したネットワークの学習モデルを用いて7件の未学習データの事故発生要因1を推定させた結果を示す。判定結果より、死亡事故例7件の内6件(87.5%)の正

表-2 死亡事故発生要因（教師データ）の分類

分類	項目（入力値）	項目内容
人的要因1	作業者の所在の危険性（ある:1 ない:0）	危険箇所への立入り、不安全な姿勢・危険な位置での作業
人的要因2	作業者の意識の問題（ある:1 ない:0）	作業手順違反・間違い、判断ミ、指示・合図・誘導の無視、慌て・イライラ、近道行動・禁止事項の無視、見落とし
人的要因3	機械・器具の取扱い問題（ある:1 ない:0）	機械の誤操作、不適当な道具・機械の使用、保護具の不使用・誤使用
人的要因4	作業者の経験問題（ある:1 ない:0）	無資格作業、無経験・未熟練での不慣れな作業
物的要因1	防止設備の不備（ある:1 ない:0）	開口部覆い・手摺等防止設備の欠陥・未設置、安全装置の不良、安全帯取付設備の欠陥
物的要因2	機械・器具の不備（ある:1 ない:0）	機械・器具の故障・破損、機械・器具の形状・構造の欠陥
物的要因3	作業環境の不備（ある:1 ない:0）	資材・残材等の不整頓、作業通路の不備・未確保、照明等の環境の不適、雨・風等による悪天候
物的要因4	その他（ある:1 ない:0）	その他

表-3 最適学習項目（学習データ）

要因 分類	人的要因				物的要因			
	1	2	3	4	1	2	3	4
1:月	○	-	-	-	○	○	-	-
2:時刻	○	-	○	○	○	○	○	-
3:天気	○	○	○	-	○	-	-	○
4:事故の型	○	○	-	-	○	○	○	-
5:職種	-	○	-	○	○	-	-	-
6:請負次数	○	-	○	○	○	-	○	-
7:入場後日数	-	-	○	○	-	○	○	-
8:起因物	○	○	-	-	○	○	-	○
9:年齢	-	○	○	○	-	○	○	○
10:経験年数	-	○	○	○	-	-	○	○
11:従事作業	-	-	-	-	○	-	-	-
12:高さ	○	○	○	-	○	-	-	-

表-4 人的要因1の推定結果

災害番号	要因推定結果	教師データ（実際の事故発生要因）	判定
1	0.07	0	○
2	1.00	1	○
3	0.83	1	○
4	0.52	1	×
5	-0.01	0	○
6	-0.12	0	○
7	1.12	1	○

表-5 全要因の推定結果

要因	正解率（%）
人的要因1	85.7
人的要因2	100
人的要因3	100
人的要因4	71.4
物的要因1	100
物的要因2	100
物的要因3	71.4
物的要因4	100

解率であることが分かる。なお、表-5に全ての死亡事故発生要因における推定結果を示すが、人的要因4および物的要因3以外は100%の正解率を得ることができた。今後判定精度の低くかった学習モデルについては、学習回数等の変更で再度学習させる必要があると考えられる。

4.まとめ

- (1) 今回分類分けした8つの死亡事故発生要因と高い相関性のある作業者条件、作業環境および条件等をニューラルネットワークによって選定することができた。
- (2) 今回提案した学習方法によって死亡事故発生要因を高い正解率で推定できることから、ニューラルネットワークによる情報処理は死亡事故発生要因の推定に十分有効であることが分かった。