

1. はじめに

建設産業はわが国の国土保全・産業基盤整備を担う基幹産業であり、これまで国民の生活環境整備や産業の振興・発展に大きな役割を果たしてきた。一方、産業構造や人々の生活に対する価値観も変わりつつある中で建設産業界に求められている役割と内容もこれまでとは異なってきている。建設事業（土木・建築）では毎年多くの労働災害が発生し、全産業の労働災害のほぼ3割、特に死亡事故においてはその4割以上をも占めており、死亡者数はここ十数年、減少傾向にあるもののほぼ横ばい状態が続いている。また、技術やシステムの高度化、複雑化、巨大化に伴い事故の原因はますます多様化してきている。機器や設備のハード面における信頼性は日々向上してきているものの事故はいまだ後を絶たない。そのような状況下で、労働災害の防止、その被害を低減することは社会的・経済的損失を補う一つ的手段として有効であると考えられる。

そこで、さまざまな分野においてコンピュータによる予測技術が構築されている現在、労働災害においてもあらかじめある程度の事故予知情報の提供があればその災害を減少させることができると考えられる。また、事故は複数の要因が重なって発生することから労働災害の予測技術を難しくさせているのは周知のことである。そこで本研究では、ニューラルネットワークを用いて作業従事者個人が有する諸条件から事故型別に死亡事故の災害要因を推定することを試みた。

2. 研究方法

(1) ニューラルネットワーク概要

本研究で使用したニューラルネットワークは通常直列処理しかできないコンピュータと違い、難しい処理方法・プログラムを必要とせず入力された情報をネットワーク内で並行処理できるシステムである。特に、あいまいさを含むデータや原因と結果の因果関係が明確に定義できない場合における解析に有効とされている。しかし、ニューラルネットワークは適切な入力条件を与えないと正確に学習できないため、ネットワークを構築する上で入力層に与える条件を選択することは非常に重要である。

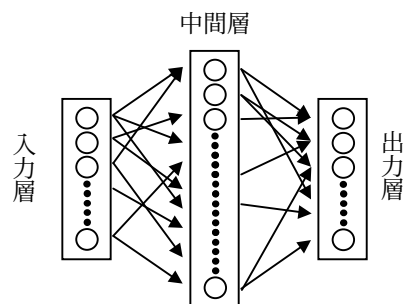


図-1 階層型ニューラルネットワーク

(2) データの分類

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）

の資料を基に階層型ニューラルネットワーク(図-1)を構築した。全152件の事例から作業者の条件と事故要因を1件ずつ取り出し、事故要因不明のデータを削除した132件を本研究のデータベースとして用いた。既往の研究¹⁾において事故の型を含め

た12項目を入力層に用いて学習させた結果、あまり高い精度を得られずニューラルネットワークの構築として不十分な入力条件であった。そこで、今回はさらに精度をあげるため132件のデータを事故型別に分類した。

表-2 災害要因の分類(出力値)

事故要因	内 容
人的要因1	作業者の所在が危険な位置にある
人的要因2	作業者の意識的問題
人的要因3	作業者の機械・器具の取扱い問題
人的要因4	作業者の経験問題
物的要因1	防止設備の不備
物的要因2	機械・器具の不備
物的要因3	作業環境の不備
物的要因4	その他

表-1 作業者データ(入力値)

	入力項目
1	月
2	時間
3	天気
4	職種
5	請負回数
6	入場後日数
7	起因物
8	年齢
9	経験年数
10	従事作業
11	高さ

キーワード：労働災害，安全管理，死亡事故，ニューラルネットワーク

連絡先：〒108-8548 東京都港区芝浦 3-9-14 ・ TEL 03-5476-3050 ・ FAX 03-5476-3166

そこで、表-1 に示す作業データを入力層とし、表-2 に示す人的要因と物的要因をそれぞれ 4 つに分類したものを出力層とした。

（3）事故型別災害要因推定の検証

はじめに、ニューラルネットワークを構築するため最適入力項目を選択する。表-3 の事故型別の学習件数と未学習件数で入力項目 11 個の組み合わせ 2058 通りを人的要因 1～4 および物的要因 1～4 の 8 種類についてそれぞれ 10 万回学習させ、未学習データとの推定誤差が最小の学習項目となるような入力項目を最適入力項目とした（表-4 参照）。

つぎに、表-4 に示す最適入力項目で再度事故型別の災害要因の推定を行った。その結果、未学習データがどの程度精度よく推定できたのか検証した。その際、学習回数は 10 万回と設定し、それぞれ未学習データの出力データ（推定値）と教師データ（実際の値）との平均二乗誤差が収束した回数を最適学習回数とした。

3．研究結果と考察

今回事故型別に分類したことにより、扱ったデータのいくつかの要因についてはデータ不足のため推定することができなかった。しかし、今回の最適入力項目における結果からは事故型別にみると崩壊・倒壊については時間・天気、飛来落下については高さの入力条件、災害要因別にみると人的要因 1 については月・職種、人的要因 3 については起因物・高さの入力条件のウェイトは小さいことがわかる。また、図-2 と表-5 には今回最適学習させた結果の一例として崩壊・倒壊事故における人的要因 3 の推定結果を示した。図-2 より出力データと教師データとの平均二乗誤差は、34350 回の学習回数で収束していることがわかる。また、全結果において表-5 に示すように未学習データ件数すべてが教師データと非常に近い値となった。これらのことから、今回事故型別に分類したことによって精度の高い結果を推定できると考えられる。

4．まとめ

今回事故型別にわけることによりニューラルネットワークを用いて死亡事故の災害要因の推定が高い精度でおこなえる可能性が示された。今後の展望として使用する資料によって記録方法が異なるデータベースの統一化および本システムの実用化にあたっては最終的に事故型別の災害要因推定から災害の危険度の割合が表示されるようなシステムを構築し、作業員ひとりひとりが安全管理意識をもち作業に従事することができるような労働災害の防止に役立てていくことが望まれる。

参考文献

1) 勝木，大西：ニューラルネットワークを用いた死亡事故発生要因の推定に関する基礎研究，土木学会第 54 回年次学術講演会講演概要集 第VI部門，pp22-23，1999.9

表-3 事故型別入力項目件数

事故の型	件	学習	未学習
運搬・機械	58	53	5
墜落	30	25	5
崩壊・倒壊	19	14	5
飛来落下	13	10	3
その他	12	10	2
合計	132	—	—

表-4 最適入力項目

事故要因	運搬・機械	墜落	崩壊・倒壊	飛来落下	その他
人的要因 1	3.5.6.7.9.10.11	2.3.6.7.10	5.6.8.10.11	3.6.7.8	1.2.4.7.8.9
人的要因 2	2.5.6.7.8.10	2.3.6.7.9.10.11	4.6.7.9	2.4.6.9.10	4.5.11
人的要因 3	1.10	1.2.4.8.	4.5.6.8.9.10	3.4.6	—
人的要因 4	1.2.3.5.6.7.11	1.5.7.8.11	1.4.6.7.10	3.4.5.6.9	1.4.9.11
物的要因 1	4.6.7.8.10	2.3.5.10.11	4.5.8	1.2.5.10	10
物的要因 2	3.5.7.9	—	5.7.9.11	2.5.10	—
物的要因 3	5.6.8.9.10.11	—	—	1.9	4.5.11
物的要因 4	1.3.7.11	—	4.6.9.11	—	3.11

（注：表中の数字は、表-1 の入力項目を示す）

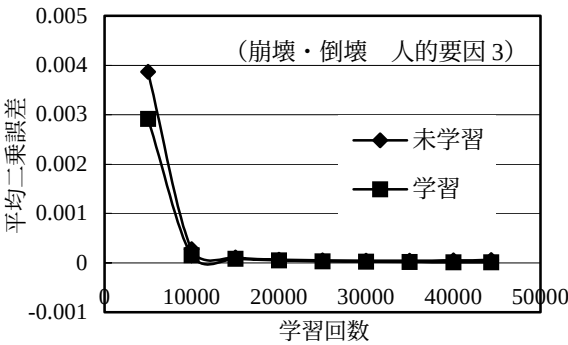


図-2 最適学習経過例

表-5 事故要因推定結果（崩壊・倒壊 人的要因 3）

未学習 災害データ 件数	ニューラルネットワーク による学習結果		精度判定
	出力データ	教師データ	
1 件目	-0.004	0（ない）	○
2 件目	-0.016	0（ない）	○
3 件目	-0.004	0（ない）	○
4 件目	0.989	1（ある）	○
5 件目	0	0（ない）	○