

ニューラルネットワークによる福井の橋梁の健全度診断に関する研究

谷脇 一弘^{*1}

Health Evaluation of Bridges in Fukui Prefecture using Neural Network

Kazuhiro TANIWAKI^{*1}^{*1} Faculty of Engineering, Department of Architecture and Civil Engineering

In this study, a neural network is employed to evaluate the health of slabs and main girders in PC girder bridges and steel girder bridges in Fukui Prefecture. The networks are constructed to model the relationships between various deterioration factors and the overall health status, based on data from the second round of assessments. The reliability and feasibility of the method are examined through numerical examples.

Key Words : Neural network, Health evaluation of bridges, Artificial intelligence(AI)

1. 緒 言

文献によれば¹⁾、人工知能の歴史は 1960 年代から始まると言われている。1960 年代に人間の脳細胞の構造を模したニューラルネットワークが開発され、迷路の解き方や定理の証明のような単純な仮説の問題に適用され、その可能性が示された。1980 年代になると専門分野などの特定の領域に特化し、専門の知識を取り込んだ上で推論させることにより技術者の支援を行うエキスパートシステムが生み出された。2000 年代からは、「ビッグデータ」と呼ばれているような大量のデータを用いることで人工知能 (AI) 自身が知識を獲得する「機械学習」が実用化され、続いて知識を定義する要素を人工知能 (AI) が自ら習得するディープラーニングが登場したことにより、さまざまな分野において実用化の準備が進んだと言われている。

ニューラルネットワークのインフラ構造物の健全度の診断への適用に関する研究も近年盛んに行われてきており実用化されつつある^{2)~4)}。本研究では、福井県の橋梁の健全度診断をニューラルネットワークを用いて行うための基礎的な研究として、福井県の 2 巡目点検データに記録されている劣化の変状と健全度の関係の教師データを用いてネットワークを構築し、任意の劣化変状の入力に対する健全度の診断結果の信頼性について検討を行ったものである。PC 桁橋および鋼橋の床版および主桁の計算例を示し、教師信号に対して 94%~97%の精度で健全度の推定ができることを明らかにしている。さらに、単独の変状のみならず複数の変状が発生している状況を乱数を用いて発生させ健全度の推定を行った場合は、教師データを適切に考慮することにより、健全度の推定値の 80%~82%が教師信号と一致したことを明らかにしている。

2. ニューラルネットワークの構成

2.1 ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層を重みで結合し、数多くの入力に対するネットワークによる出力が教師信号とできるかぎり一致するように重みの改良を行うことにより、人間の脳細胞の学習による思考

* 原稿受付 2024 年 5 月 7 日

^{*1} 工学部 建築土木工学科

E-mail: taniwaki@fukui-ut.ac.jp

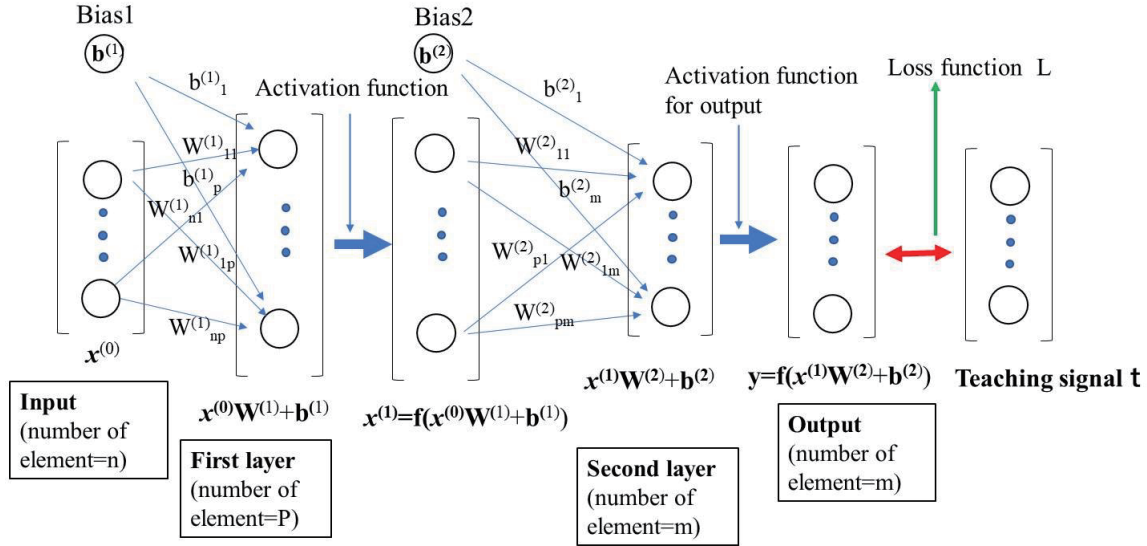


Fig.1 Neural network considered in this study

回路を模した意思決定モデルである。本研究では、Fig.1 に示すニューラルネットワークの構造を用いた。ネットワークの計算過程を以下に示す。なお、計算は文献 5)を参考にプログラムを作成し実行した。

入力 $\mathbf{x}^{(0)}$ は、橋梁の劣化の変状を示すデータであり n 個の要素を考慮する。

$$\mathbf{x}^{(0)} = (x_1^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}) \quad (1)$$

出力 \mathbf{y} は健全度を示し、 m 個の要素数は本研究では健全度 1,2,3 の 3 個となる。

$$\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_m) \quad (2)$$

第 1 層の計算は次式で行われる。

$$\bar{\mathbf{x}}^{(1)} = \mathbf{x}^{(0)}\mathbf{W}^{(1)} + \mathbf{b}^{(1)} \quad (3)$$

$$\text{ここに、}\bar{\mathbf{x}}^{(1)} = (\bar{x}_1^{(1)}, \dots, \bar{x}_p^{(1)}) \quad (4)$$

$\mathbf{W}^{(1)}$ は第 1 層の重みであり、その要素は次式で表される。

$$\mathbf{W}^{(1)} = \begin{pmatrix} w_{11}^{(1)} & \dots & w_{1p}^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1}^{(1)} & \dots & w_{np}^{(1)} \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{b}^{(1)} = (b_1^{(1)}, \dots, b_p^{(1)}) \quad (6)$$

第 1 層の要素数 P は種々変更して最もふさわしいサイズを決定する。第 1 層の出力 $\bar{\mathbf{x}}^{(1)}$ を活性化関数を用いて変換する。

$$\mathbf{x}^{(1)} = f(\bar{\mathbf{x}}^{(1)}) \quad (7)$$

活性化関数は 2.2 において述べる。

第 2 層の計算は次式で行われる。

$$\bar{\mathbf{y}} = \mathbf{x}^{(1)}\mathbf{W}^{(2)} + \mathbf{b}^{(2)} \quad (8)$$

$$\text{ここに、}\bar{\mathbf{y}} = (\bar{y}_1, \dots, \bar{y}_m) \quad (9)$$

$\mathbf{W}^{(2)}$ は第 2 層の重みであり、その要素は次式で表される。

$$\mathbf{W}^{(2)} = \begin{pmatrix} w_{11}^{(2)} & \cdots & w_{1m}^{(2)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p1}^{(2)} & \cdots & w_{pm}^{(2)} \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{b}^{(2)} = (b_1^{(2)}, \dots, b_m^{(2)}) \quad (11)$$

出力 $\bar{\mathbf{y}}$ を出力の活性化関数を用いて変換する.

$$\mathbf{y} = f(\bar{\mathbf{y}}) \quad (12)$$

出力の活性化関数についても 2.2 において述べる.

出力 \mathbf{y} と次の教師信号 \mathbf{t} を比較し, 一致の程度(一致度)を損失関数を用いて評価する. 損失関数については, 2.3 で述べる.

$$\mathbf{t} = (t_1, \dots, t_m) \quad (13)$$

ニューラルネットワークの構築は, 数多くの出力と教師信号に対して, 損失関数 \mathbf{L} を最小化する $\mathbf{W}^{(1)}, \mathbf{W}^{(2)}, \mathbf{b}^{(1)}, \mathbf{b}^{(2)}$ を決定することに帰着する. \mathbf{L} を最小化する重みの計算は次の最急降下法を用いることにより決定される.

$$\mathbf{W}^{(1)} \leftarrow \mathbf{W}^{(1)} - \eta \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(1)}} \quad (14)$$

$$\mathbf{W}^{(2)} \leftarrow \mathbf{W}^{(2)} - \eta \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(2)}} \quad (15)$$

$$\mathbf{b}^{(1)} \leftarrow \mathbf{b}^{(1)} - \eta \frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}^{(1)}} \quad (16)$$

$$\mathbf{b}^{(2)} \leftarrow \mathbf{b}^{(2)} - \eta \frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}^{(2)}} \quad (17)$$

ここに, η は改良幅を制御するパラメータであり, 感度係数のサイズは以下の通りである.

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(1)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial L}{\partial w_{11}^{(1)}} & \cdots & \frac{\partial L}{\partial w_{1p}^{(1)}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial w_{n1}^{(1)}} & \cdots & \frac{\partial L}{\partial w_{np}^{(1)}} \end{pmatrix}, \quad \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(2)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial L}{\partial w_{11}^{(2)}} & \cdots & \frac{\partial L}{\partial w_{1m}^{(2)}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial w_{p1}^{(2)}} & \cdots & \frac{\partial L}{\partial w_{pm}^{(2)}} \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}^{(1)}} = \left(\frac{\partial L}{\partial b_1^{(1)}}, \dots, \frac{\partial L}{\partial b_p^{(1)}} \right), \quad \frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}^{(2)}} = \left(\frac{\partial L}{\partial b_1^{(2)}}, \dots, \frac{\partial L}{\partial b_m^{(2)}} \right)$$

上式の $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(1)}}, \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(2)}}, \frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}^{(1)}}, \frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}^{(2)}}$ の計算は, 誤差逆伝播法により解析的に求められる.

2.2 活性化関数

活性化関数としては, 次を示すステップ関数, シグモイド関数および Relu 関数が用いられる.

(a) ステップ関数

$$f(x) = \begin{cases} 0 & (x \leq 0) \\ 1 & (x > 0) \end{cases} \quad (18)$$

(b) シグモイド関数

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (19)$$

(c) Relu 関数

$$f(x) = \begin{cases} 0 & (x \leq 0) \\ x & (x > 0) \end{cases} \quad (20)$$

上記の関数の特性を Fig.2 に示す.

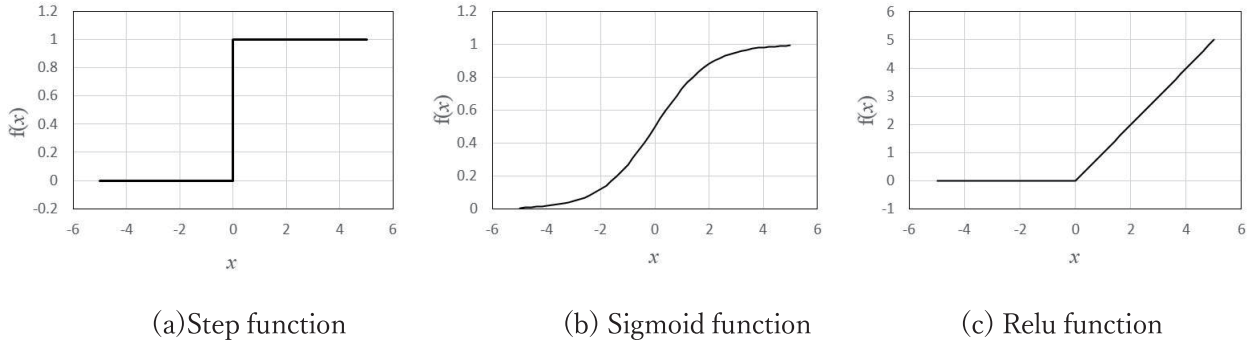


Fig.2 Features of activation functions

ステップ関数、シグモイド関数および Relu 関数の中から最も適した活性化関数を選択する。一般に、データがどこに属するか分類する問題（分類問題）に対しては Relu 関数、入力データから連続的な数値の予測を行う問題（回帰問題）においてはシグモイド関数を用いる。

出力の活性化関数としては、分類問題に対して softmax 関数、回帰問題に対して恒等関数を用いる。

(d) softmax 関数

$$y_k = f(\bar{y}_k) = \frac{\exp(\bar{y}_k)}{\sum_{j=1}^m \exp(\bar{y}_j)} \quad (21)$$

分類問題に適用され、1 つの出力の要素の合計は 1.0 となる数値で表される。

(e) 恒等関数

$$y_k = f(\bar{y}_k) = \bar{y}_k \quad (22)$$

恒等関数は回帰問題に使用され、計算した結果をそのまま出力する関数である。

2.3 損失関数

ネットワークの出力と教師信号の一致度を次に示す損失関数を用いて評価する。
回帰問題の学習データの損失関数として一般に次式の二乗和誤差が用いられる。

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^m (y_{ki} - t_{ki})^2 \quad (23)$$

ここに、N は学習データ（教師データ）の個数

すべての教師データ： $\mathbf{T} = (\mathbf{t}_1, \dots, \mathbf{t}_N)$

すべての学習データの出力： $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_N)$

y_{ki} は i 番目の学習データの出力の k 番目の要素

t_{ki} は i 番目の教師データの k 番目の要素

分類問題では、次式の交差エントロピー誤差が有効な方法として使用される。

$$L = - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^m t_{ki} \ln y_{ki} \quad (24)$$

3. ニューラルネットワークによる橋梁の健全度評価

福井県の 2 巡目橋梁点検結果の PC 桁橋および鋼桁橋の床版および主桁の診断結果⁶⁾を教師データとして用い、上で述べたニューラルネットワークの構築を行った。用いたデータの個数、出力の健全度と教師信号の健全度の比較結果を Table 1 に示す。

Table 1 Classification of input data, number of input data and accuracy of the estimated results

member element and number of data	PC girder bridge (slab)	Number of data	Steel girder bridge (slab)	Number of data	PC girder bridge (main girder)	Number of data	Steel girder bridge (main girder)	Number of data
Input data (Presence of progressive deterioration)	General environment	517	General environment	663	General environment	1302	General environment	459
	Salt damage	91	Salt damage	106	Salt damage	186	Salt damage	16
	ASR	67	ASR	124	ASR	302	ASR	102
	Freezing damage	27	Freezing damage	79	Freezing damage	64	Freezing damage	57
	Neutralization	0	Neutralization	84	Neutralization	0	Neutralization	0
	Total number	702	Total number	1056	Total number	1854	Total number	634
Input data (Classification of deterioration)	Concrete flaking	52	Concrete flaking	153	Concrete flaking	236	Usage of F11T	13
	Cracking	112	Cracking	112	Cracking	112	Loosening in bolt	20
	Exposure of reinforcing bar	171	Exposure of reinforcing bar	288	Damage at anchorage	23	Deficit in bolt	2
	Deformation, Sectional deficit	16	Deformation, Sectional deficit	28	Exposure of reinforcing bar	802	Corrosion of bolt	5
	Deterioration in reinforcing material	58	Deterioration in reinforcing material	89	Deformation, Sectional deficit	286	Corrosion of steel plate	145
	deterioration in anticorrosion property	22	Deterioration in anticorrosion property	33	Deterioration in reinforcing material	81	Deformation, Sectional deficit	18
	Leaking water, Bearing water	7	Leaking water, Bearing water	20	Leaking water, Bearing water	15	Deterioration in anticorrosion property	406
	Leaking water, Free lime	264	Leaking water, Free lime	333	Leaking water, Free lime	299	Abnormal expansion gap	25
							Leaking water, Bearing water	16
	Total number	702	Total number	1056	Total number	1854	Total number	634
Accuracy of the results compared to the teaching signals	97%		96%		95%		98%	

入力データの項目別個数は Table 1 に示すごとく PC 桁橋の床版、鋼桁橋の床版および PC 桁橋の主桁では、進行性劣化の状況を示す指標（一般環境、塩害、ASR、凍害および中性化の指標）に加えて劣化の変状を示す 8 項目とその項目の緊急度を示す指標 8 項目の合計 17 項目となっている。鋼桁橋の主桁の場合には、進行性劣化の状況を示す指標に加えて劣化の変状を示す 9 項目とその項目の緊急度を示す指標 9 項目の合計 19 項目となっている。教師データの個数は、PC 桁橋の床版では 702 個、鋼桁橋の床版では 1056 個、PC 桁橋の主桁では 1854 個、鋼桁橋の主桁では 634 個を考慮して学習を行った。学習に用いた PC 桁橋の床版のひびわれ、補修補強材の損傷、漏水・滞水に対する入力および出力値の 3 個の教師データの例を Tables 2, 3 および 4 に示す。

すべての入力データにおいて、一般環境、塩害、ASR、凍害および中性化の進行劣化の有無を番号で識別している。出力は、健全度 1, 2, 3 を示す指標を考慮している。ひびわれの入力例においては、劣化の程度を示す要因としてひびわれ幅、ひびわれ長さを考慮している。さらに、点検結果において補修の緊急度が記録されているのでこの指標を考慮している。緊急度の指標が 1.0 の場合には健全度は 2 以上となる。

Table 2 Examples of input and output of the training data for cracking in the slab of PC girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Width of cracking (mm)	Length of cracking (m)	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness
0.0	0.1	0.5	0.0	1.0	0.0	0.0
0.0	0.2	1.2	1.0	0.0	1.0	0.0
0.0	0.6	1.1	1.0	0.0	0.0	1.0

Table 3 Examples of input and output of the training data for deterioration in reinforcing material in the slab of PC girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Deterioration in reinforcing material (m ²)	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness
0.0	0.1	0.0	1.0	0.0	0.0
1.0	2.7	1.0	0.0	1.0	0.0
1.0	6.8	1.0	0.0	0.0	1.0

Table 4 Examples of input and output of the training data for leaking water, bearing water in the slab of PC girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Leaking water, Bearing water (m)	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness
0.0	0.7	0.0	1.0	0.0	0.0
0.0	2.7	1.0	0.0	1.0	0.0
0.0	11.4	0.0	1.0	0.0	0.0

補修・補強材の損傷の劣化の程度は面積で表し、漏水・滞水の劣化の程度は長さで示している。

鋼桁橋の床版のコンクリートのうき、剥離・鉄筋露出、漏水・遊離石灰に対する入力および出力値の3個の教師データの例を Tables 5, 6 および 7 に示す。コンクリートのうきおよび剥離・鉄筋露出の劣化の程度は面積で表し、漏水・遊離石灰の劣化の程度は長さで示している。

Table 5 Examples of input and output of the training data for concrete flaking in the slab of steel girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Concrete flaking (m ²)	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness
1.0	7.7	1.0	0.0	0.0	1.0
4.0	2.7	1.0	0.0	1.0	0.0
0.0	0.7	0.0	1.0	0.0	0.0

Table 6 Examples of input and output of the training data for exposure of reinforcing bar in the slab of steel girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Exposure of reinforcing bar (m ²)	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness
1.0	0.3	0.0	1.0	0.0	0.0
4.0	1.7	1.0	0.0	1.0	0.0
0.0	0.8	1.0	0.0	0.0	1.0

Table 7 Examples of input and output of the training data for leaking water, free lime in the slab of steel girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Leaking water, Free lime (m)	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness
0.0	1.5	0.0	1.0	0.0	0.0
3.0	3.0	1.0	0.0	1.0	0.0
0.0	1.8	1.0	0.0	1.0	0.0

鋼桁橋の主桁のボルトの損傷に関する入力および出力値の3個の教師データの例を Table 8 に示す。ボルトの損傷は、F11T の使用本数、ゆるみが生じているボルトの本数および欠損しているボルトの本数を考慮している。

Table 8 Examples of input and output of the training data for failure of bolt in the girder of steel girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Number of F11T bolt	Index of urgency	Number of loose bolt	Index of urgency	Number of deficit bolt	Index of urgency
3.0	2.0	1.0	2.0	1.0	0.0	0.0
0.0	130.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
	Number of collied bolt	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness	
	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	
	130.0	1.0	0.0	0.0	1.0	
	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	

主桁のその他の劣化の程度は、床版と同じ基準で入力している。

教師データによる学習において、第1中間層の出力は50個、第2中間層の出力は健全度の応答値の3個を考慮している。第1中間層の出力の活性化関数としてrelu関数を用い、第2層の出力をsoftmax関数で3個の合計値が1.0となるように変換した。出力結果と教師信号の出力の健全度1, 2, 3の指標とを比較し、損失関数として交差エントロピー誤差を用いて適合度を評価した。逆誤差伝播法および最急勾配法を用いた $\mathbf{W}^{(1)}, \mathbf{b}^{(1)}, \mathbf{W}^{(2)}, \mathbf{b}^{(2)}$ の改良は15000回行った。

PC桁橋の主桁の場合について、誤差関数の収束状況をFig.3に示す。最急勾配法におけるパラメータ η は0.1に設定している。Fig.3より明らかなごとく収束状況は極めて良好である。

鋼桁橋の主桁の場合について、 $\eta = 0.1$ の場合および $\eta = 0.01$ の収束状況をFigs.4および5に示す。 η を0.1にした場合には、一定値に近づくと大きく変動する現象がみられたため、 $\eta = 0.01$ と1/10にすることにより変動幅を小さくすることができた。さらに、Fig.6に示すように η の初期値を0.01に設定し、改良回数が増加するに従い η の値を徐々に減少させることにより一定値に収束させることができた。

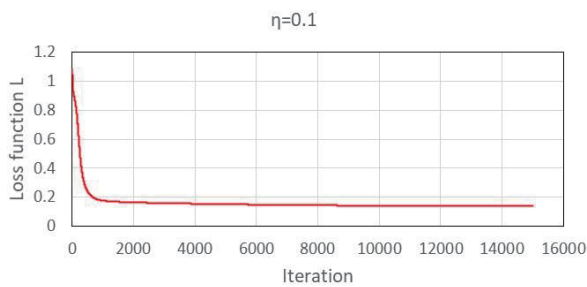


Fig.3 Convergence of loss function in the training for main girder of PC girder bridge ($\eta=0.1$)

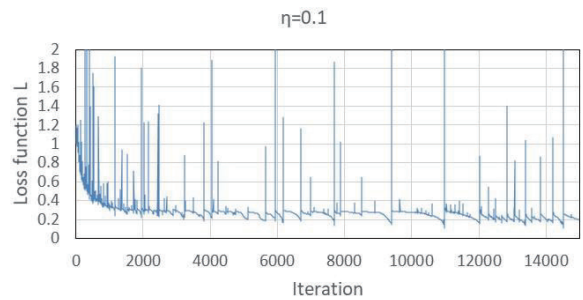


Fig.4 Convergence of loss function in the training for main girder of steel girder bridge ($\eta=0.1$)

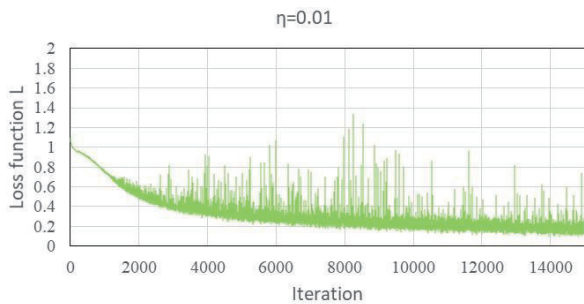


Fig.5 Convergence of loss function in the training for main girder of steel girder bridge ($\eta=0.01$)

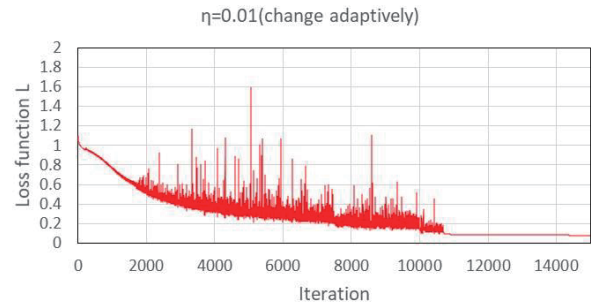


Fig.6 Convergence of loss function in the training for main girder of steel girder bridge (adaptively changed)

ネットワークによる健全度の推定結果の精度は、Table 1に示すごとく教師信号に対して94%~97%で精度よく推定できた。

一般に、橋梁の劣化は種々の変状が同時に観測され、それぞれの変状に対する健全度の最も悪い状態を用いてその部位の健全度を評価する。そこで、PC桁橋の床版および鋼桁橋の床版において、乱数を用いて教師データの劣化の変状を乱数を用いてランダムに組み合わせて複数の劣化の変状が混在する状態を人為的に作成し、その健全度の推定を行った。鋼桁橋の床版において、ランダムに組み合わせて作成した複数の劣化の変状状態に対する入力および出力の教師データ例をTable 9に示す。出力の健全度はそれぞれの変状に対して最も劣化した状態を示す健全度を用いている。

PC桁橋の床版および鋼桁橋の床版において、複数の劣化の変状が混在する状態の教師データの数を変化させた場合の健全度の出力の信頼性について検討を行った結果をTable 10に示す。PC桁橋の床版においては、独立し

Table 9 Examples of input and output of the training data made by combining the original deteriorations in the slab of steel girder bridge

0: General, 1: Salt damage, 2: ASR, 3: Freezing damage, 4: Neutralization	Width of cracking (mm)	Length of cracking (m)	Index of urgency	Exposure of reinforcing bar (m ²)	Index of urgency	Deformation, Sectional deficit (m ²)	Index of urgency
0.0	0.3	1.0	1.0	2.5	0.0	0.0	0.0
1.0	0.1	1.2	0.0	0.0	0.0	0.1	1.0
2.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	1.0
Concrete flaking (m ²)	Index of urgency	Deterioration in reinforcing material (m ²)	Index of urgency	Leaking water, Free lime (m)	Index of urgency	Leaking water, Bearing water (m)	Index of urgency
0.0	0.0	1.1	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.0	0.0	0.0
1.9	1.0	0.1	1.0	0.8	1.0	2.5	1.0
		Deterioration in anticorrosion property (m ²)	Index of urgency	Index of rating 1 in soundness	Index of rating 2 in soundness	Index of rating 3 in soundness	
		0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	
		0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	
		0.1	1.0	0.0	1.0	0.0	

Table 10 Difference of accuracy of the estimated results due to the changes of the number of training data in which the training data in the slabs of PC girder bridge and steel girder bridge are artificially made by combining the original deteriorations randomly

Member element	PC girder bridge (slab)				Steel girder bridge (slab)		
Number of training data for each deterioration	702	702	702	702	1056	1056	1056
Number of training data with respect to combined deterioration	0	210	290	370	0	180	440
Total number of training data	702	912	992	1072	1056	1236	1676
Accuracy of the estimated result compared to the teaching signals	77%	78%	81%	82%	67%	77%	80%

た変状のみを考慮した場合 (702 個の教師データ), さらに複数の変状状態に対する教師データを 210 個, 290 個, 370 個と追加してそれぞれ学習を行った場合について, 新たに乱数を用いて作成した 70 ケースの複数の変状状態に対して健全度の推定を行った. 鋼桁橋の床版においては, 独立した変状のみを考慮した場合 (10576 個の教師データ), さらに複数の変状状態に対する教師データを 180 個, 440 個と追加してそれぞれ学習を行った場合について, 新たに作成した 180 ケースの複数の変状状態に対して健全度の推定を行った.

PC 桁橋の床版において, 独立した変状のみを考慮した場合の健全度の推定値は 77%のデータが教師信号と一致した. さらに, 複数の変状の教師データを 210 個追加して学習を行った場合の健全度の推定値の正解率は 78%, 290 個追加した場合は 81%, 370 個追加した場合は 82%と教師データの数が增えるに従って推定値の精度は改善された. 鋼桁橋の床版においては, 独立した変状のみを考慮した場合の健全度の推定値の正解率は 67%, 180 個追加した場合は 77%, 440 個追加した場合は 80%と, この場合にも教師データの数を増やすに従い健全度の推定値の精度の改善が見られた.

4. まとめ

ニューラルネットワークによる福井県の橋梁診断の有効性を検討するため、福井県の橋梁の2巡目点検結果のPC桁橋および鋼桁橋の床版および主桁の点検結果を用いてニューラルネットワークを構築し、健全度の推定結果の信頼性について検討を行った。各劣化の変状の入力に対して、健全度の推定結果は教師信号の94%~97%の項目で一致した。さらに、乱数を用いて劣化の変状を組み合わせることで複数の劣化の変状が混在する状態を人為的に発生させ、それらの健全度の推定について考察を行った。PC橋の床版の場合には、各劣化の変状のみを考慮した場合には77%の項目の健全度の一致であったが、計算例において複数の変状の教師データを追加して学習していくことにより82%まで健全度の推定値は教師信号と一致した。鋼桁橋の床版においては、各劣化の変状のみを考慮した場合には健全度の推定値の正解率は67%であったが、複数の変状の教師データを追加して学習することにより80%の健全度の推定値は教師信号と一致した。教師データの数を増やすことにより推定値の精度を向上させることはできたが、教師データの数に対する推定値の精度の改善の感度は鈍いため今後改良する必要がある。

参考文献

- 1) Ledge.ai AIトレンドの脈、AI(人工知能)の歴史 <https://ledge.ai/articles/history-of-ai>
- 2) 町田敦志 他, "AI技術(ディープラーニング)によるコンクリート構造物の劣化要因判定支援システムの開発に関する基礎的研究", 土木学会構造工学論文集, Vol.64A(2018), pp.129-136.
- 3) 金澤文彦, 道路橋メンテナンスにおけるAI技術の活用, 土木技術資料 61-1 (2019), pp.18-21
- 4) 山口県 土木建築部 道路課, AIによる橋梁インフラ点検・診断システムで橋梁点検をスマートに, https://www.hido.or.jp/wp-content/uploads/2023/07/2307chiiki-yamaguchi_pref.pdf
- 5) 斎藤康毅, ゼロから作るDeep Learning -Pythonで学ぶディープラーニングの理論と実装, オーム社
- 6) 谷脇一弘, 福井県の一般環境下, 塩害, ASR, 凍害の影響を受ける橋梁の劣化特性, 福井工業大学研究紀要, 第51号(2021), pp.21-32

(2024年8月2日受理)