

# ニューラルネットワークを用いた鉄道車両用 ダンパの特性同定

小金井 玲子\*      渡辺 信行\*\*  
朝比奈 峰之\*\*\*      佐々木 君章\*

Characteristic Identification of Oil Dampers for Railway Vehicle by Using Neural Network

Reiko KOGANEI      Nobuyuki WATANABE  
Mineyuki ASAHINA      Kimiaki SASAKI

We propose a characteristic identification system using Neural Network. The system can obtain automatically a high precision model of oil dampers for railway vehicles which have strong nonlinear characteristic by using multi-axis damper test equipment, which is able to excite the damper in three dimensions and to obtain the generated force of the damper which will be generated in the real running. In this report, we introduce the outline of the system using NN applied to the dampers which estimates input-output relation of the target in six-degree-of-freedom using multi-axis damper test equipment. In addition, we show the identification results when applying this technique to a lateral damper and an anti-yawing damper.

キーワード：鉄道車両，ダンパ，ニューラルネットワーク，特性同定

## 1. はじめに

車両の運動シミュレーションの精度向上には、各種部品の高精度なモデリングが必要であるが、従来のシミュレーション手法では、鉄道車両用オイルダンパ(以下、ダンパと呼ぶ)のような非線形性の強い対象に対して高精度なモデルを得ることが難しい。また、走行状態を再現するためには、ダンパが実際に車両に取り付けられた状態での特性を評価することが重要と考えられるが、性能規格 JIS E 4205 によれば、ダンパの減衰力は取り付け部の剛性の影響を受けない状態の発生力で規定しており、ゴムブッシュ等支持部の弾性部材による影響は考慮されていない。また、主軸方向以外の運動が加わるときの影響も考慮されていない。

そこで筆者らは、ダンパが実際の車両に取り付けられている状態を模擬するために、実走行と同様に3次元で加振できるダンパ試験装置を開発した<sup>1)</sup>。そして、実車走行状態でのダンパの発生力を求め、その実験データから非線形性を含めたダンパの高精度な応答予測モデルを得る同定手法を開発した。同定手法は、対象の内部構造に立ち入らずに予測モデルが得られるニューラルネットワークを活用した。これにより、実際の走行と同じ6自

由度運動に対する6自由度での発生力を出力する応答予測モデルを得ることができた。

本報告では、左右動ダンパとヨーダンパを対象として、主軸方向の発生力についてニューラルネットワークを用いた本手法と線形同定手法を比較した結果を示す。さらに、本手法を適用した際の6自由度の特性同定結果についても報告する。

## 2. ニューラルネットワークによる学習

### 2.1 ニューラルネットワークによる同定手法

本報告の同定システムは、強い非線形性を持つ対象であっても精度の良い応答予測モデルを自動的に生成することを目的としている。このため、同定対象の内部構造を詳細にモデル化する必要がなく、同定対象の入出力関係だけから非線形性を持つ特性を同定可能なニューラルネットワーク<sup>2), 3)</sup>(以下、NNと略記する)を採用した。

NNは脳の活動を模倣した並列分散情報処理モデルで、図1に示すニューロンの接続により表現される。NNにおいてニューロンはそれぞれの接続に対する結合重み $w_i$ とバイアス $b$ を持ち、それらの重み付け和に対応した伝達関数の出力が次段に出力される。この最終結果が出力層から出力されるが、この出力をあらかじめ正しいことが保証されているデータ「教師信号」と比較して、教師信号に近づくように各ニューロンの結合重みとバイアス

\* 車両構造技術研究部 (車両振動)  
\*\* 車両構造技術研究部 (走り装置)  
\*\*\* 総務部 (JR 東日本出向中)

特集：車両技術

を調整する非線形最適化を行う。教師信号に対する出力最適化（誤差最小化）のプロセスを「学習」と呼ぶ。学習が良好になされたNNは、教師信号と同じ入出力関係を持つことになり、教師信号を生成したモデルの同定がなされたことになる。

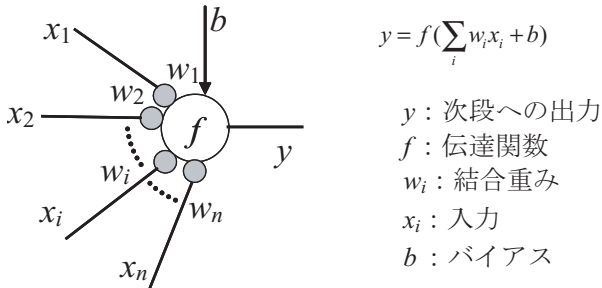


図1 ニューロンモデル

2.2 教師データの生成

NNは上述したように、同定対象の入出力データの組を教師データとしてその関係を学習する。そのため、学習を終えたNNにおいて推定する入力データの値域が教師データに含まれていれば、教師データと無関係なデータを与えてもNNは良い推定結果を出力する。しかし、教師データに含まれないデータを与えた場合には、未学習パターンとなり推定結果の精度は著しく低下してしまう。よって、教師データの値域は推定しようとするデータの値域よりも大きなことが重要である。

今回報告するダンパの特性同定では、ダンパ取り付け点間の相対的な変位と速度を入力とし、減衰力を出力として、実際の走行状態で想定される変位・速度を必要な周波数帯で包含するように教師データを作成した。実際の走行試験で得られた変位・速度データと教師データの散布図を図2に示す。作成した教師データのピストン変位に従って図3に示すダンパ試験装置を駆動して発生力を得る。得られたダンパの発生力と変位・速度の関係を学習させる。

2.3 学習の打ち切り条件

同定モデルの推定精度の判定指標は、実測値と推定値の平均2乗誤差（以下、MSEと略記する）を指標とした。学習の打ち切り条件はMSEの値が設定値を下回る、あるいは試行回数が制限を越えることとした。MSE判定値が大きすぎると、不十分な学習となるので推定精度は良くない。逆にMSEの設定が厳しいと教師データに含まれるノイズのパターンまで含めて学習しようとし、教師データに対しては良く適合しても、異なる時系列データに対しては誤った推定値を出力する可能性がある。このように、同定対象の本質的な挙動を再現できなくなったような状態を「過学習」と呼ぶ。今回はそのようなケースは見られなかったが、MSEを小さくすることにより、学習回数は急激に増加し学習効果が低下するため、本報

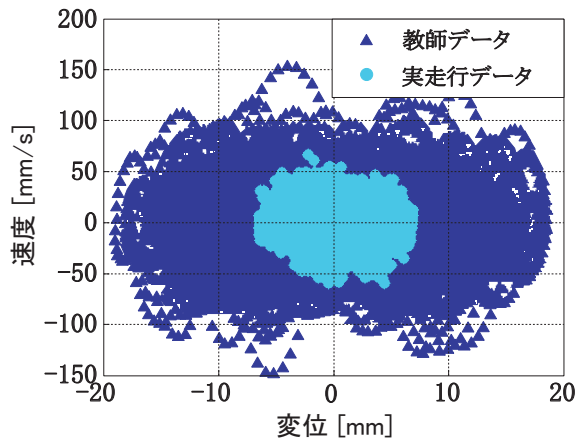


図2 実走行データと教師データの散布図

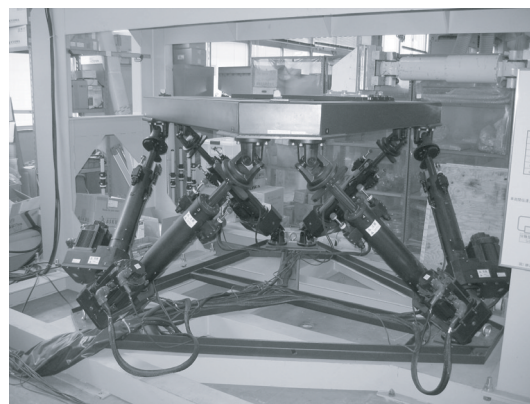


図3 ダンパ試験装置

告の場合は、MSEが飽和する0.01程度の値を学習打ち切り条件とした。

2.4 ダイナミクスモデルを併用したNNモデル

NNモデルのネットワーク構造には、出力からのフィードバックを入力に持つ「リカレント型」とフィードバックを持たない「フィードフォワード型」がある。前者はむだ時間を持つ対象に対して良い特性を持つが、出力がフィードバックされているため、一時的に推定結果に異常が生じるとその影響が長期にわたって持続し、以後の推定が発散する可能性がある。一方、後者は複雑な時系列特性を表現するためには入力数を増やす必要があるが、その時点の入力のパターンだけで推定結果が決まるため、推定に破綻があっても瞬間的な影響にとどまる特徴がある。本同定手法で得られたモデルは、最終的には制御に用いることが予定されているため、安全性を配慮し後者のフィードフォワード型を用いた。

フィードフォワード型ネットワークを用いてヨーダンパの主軸方向について学習を行った結果を図4に示す。ここで、検証データとはモデルの妥当性を検証するためのテストデータで、教師データとは無関係な時系列データを用いる。

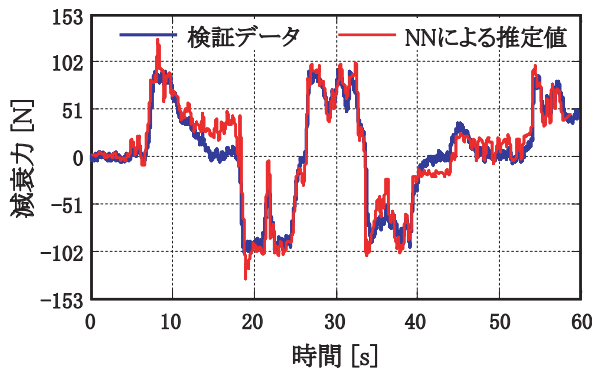


図4 検証データとNNによる推定結果の比較

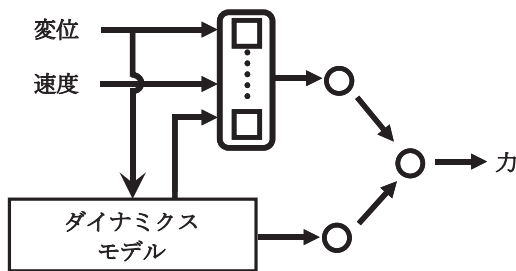


図5 ダイナミクスモデル併用型 NN

(□：非線形ニューロン，○：線形ニューロン)

フィードフォワード型ネットワークは安定性に優れるが、ヨーダンパのように中間自由度を持つ対象では出力間のコヒーレンスが低下し、図4に示すようにゼロ近傍付近の減衰力のオフセットが見られたり、場合によっては推定結果に発散を生じるなど、モデルとして十分な精度を得ることが難しい。そこで、図5に示すように、線形ニューロンと非線形ニューロンの層を併せもつNNモデルに同定対象の簡易なダイナミクスモデルで生成したコヒーレンスの高い中間情報を併用して、精度を向上する方法を考案した。

本報告で同定対象とした左右動ダンパ及びヨーダンパのいずれも、ダンパ主軸方向減衰力とダンパ端部のピン付きゴムブッシュの変形量 ( $x-x_1$ ) の間に強い相関を持つことを確認した。そこで、ダイナミクスモデルとして直列ばねによる中間自由度を状態量とする図6のような区分線形モデルを作成した。減衰力  $f$  との関係は (1)～(2) 式に示す。

$$f = (x - x_1)k \quad (1)$$

$$\begin{aligned} &|f| < f_r \text{ のとき} \\ &f = c\dot{x}_1 \\ &|f| \geq f_r \text{ のとき} \\ &f = \text{sgn}(\dot{x}_1)(1 - c_2/c_1)f_r + c_2\dot{x}_1 \end{aligned} \quad (2)$$

ただし、 $c_1$  はリリーフ前減衰係数、 $c_2$  はリリーフ後減衰係数、 $k$  はゴムブッシュの弾性を含めた等価ばね定数、 $f_r$  はリリーフ点減衰力である。これら4つのパラメータは、該当するダンパ特性図より得られる公称値を初期パ

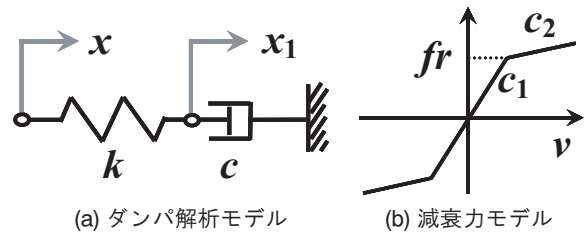


図6 区分線形モデル

表1 公称値と最適解の比較

	公称値	最適解
リリーフ前減衰係数： $c_1$	$2.452 \times 10^6$ [Ns/m]	$2.305 \times 10^6$ [Ns/m]
リリーフ後減衰係数： $c_2$	$1.798 \times 10^5$ [Ns/m]	$1.684 \times 10^5$ [Ns/m]
ばね定数： $k$	$6.15 \times 10^6$ [N/m]	$2.457 \times 10^6$ [N/m]
リリーフ点減衰力： $f_r$	$8.826 \times 10^3$ [N]	$7.603 \times 10^3$ [N]

ラメータとし、実測減衰力と近似的に求められる推定減衰力の差を最小化するようにパラメータを最適化して得られる。最適化にはニュートン法を用いた。公称値および得られた最適解を表1に示す。

### 3. ダンパの主軸方向の同定

新幹線用左右動ダンパ及びヨーダンパについて、主軸方向減衰力の特性同定を行った。

#### 3.1 ダンパ試験装置加振波形

2章で述べたように、教師データは同定対象の変位・速度分布領域より十分に広い値域を持つ必要がある。そこで走行試験で得られたダンパ変位に対して振幅の増大、低周波変位の重畳を行ったものを教師データの入力信号として使用し、ダンパ試験装置を駆動した。

#### 3.2 推定結果

教師データを用いて得られたダイナミクスモデル併用型NNモデルを用いて学習を行い、検証データを用いてダンパ減衰力の実測値とNNモデルによる発生力推定値を比較した。左右動ダンパとヨーダンパの特性同定結果を図7に示す。また、代表的な線形同定手法であるARXモデル (Auto-Regressive eXogenous model) による推定減衰力も併記する。

ARXモデルは線形同定であるので、同定対象の非線形性によって大きな影響を受ける。ARXモデルは比較的非線形性の小さい左右動ダンパでは波高は異なるが実測値に近い波形を推定しているのに対して、非線形性の強いヨーダンパでは波形が大きく異なっている。これに対してNNは、中間自由度を併用したモデルを用いることで、図4に見られるようなゼロ近傍付近に目立った減衰力のオフセットも見られず、両方のダンパに対して良好な推定を示しており、実測値とほぼ一致している。実測

特集：車両技術

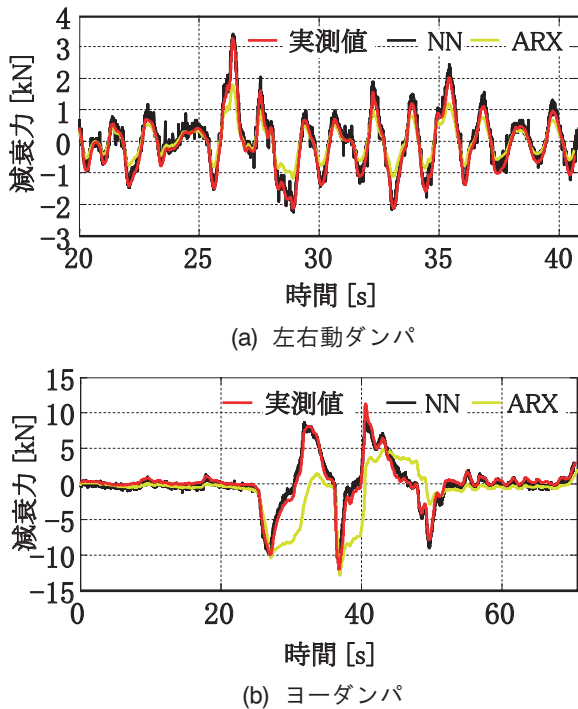


図7 ダンパの主軸方向の特性同定結果

値とNNによる推定値とのMSEは、ARXモデルによる誤差に対して左右動ダンパで67%、ヨーダンパで24%になった。

4. 実車走行状態を模擬したダンパの多自由度特性同定

4.1 単軸加振時の各入出力間の関係

ダンパを各軸方向に単軸加振し、各軸の発生力及びモーメントとの関係を調べた。入出力の相関関係を表2に示す。Fx, Fy, Fz はそれぞれ x, y, z 軸方向の発生力、Mx, My, Mz は x, y, z 軸回りのモーメントを示す。その結果、ヨーダンパについては主軸方向に対して左右方向 (y軸方向) および上下方向 (z軸方向) に単軸加振を行っ

た際にも主軸方向の力Fxを発生していることが分かった。これは他軸方向の変位によって主軸方向のストロークが変化するためと考えられ、このことから実際の走行状態におけるダンパの挙動をシミュレーションモデルでより精度よく模擬するためには、主軸方向だけでなく複数軸の影響を考慮した多自由度の同定モデルが必要であることがわかる。なお、x軸(主軸)回り(φ方向)の回転加振に対しては、x軸回りのモーメントMxがわずかに発生する。ダンパはシリンダとピストンの中で回転自由であるので、x軸回りには力の伝達は起こらないはずであるが、シール等で発生する摩擦でわずかに力が伝えられているためと考えられる。発生力のレベルは非常に低いので、無視してよいと考えられる。

4.2 加振波形

4.1節より、各減衰力やモーメントを推定するためには、複数軸からの入力を加味したモデルを作成する必要があることが分かった。そこで、多軸入力について各軸別々に加振した時の発生力の和が、同時に加振した時に発生する力と一致するかを調べた。ヨーダンパについて加振を行った結果を図8に示す。複数軸を同時に加振したときの減衰力およびモーメントは、それに含まれる軸を単独で加振した時の発生力を足し合わせたものにはほぼ一致することが分かった。これより、教師データの生成においては各軸単独加振の試験データを作成しておき、学習するときに必要な軸の発生力を加算して教師データとすれば、6自由度入力に対する応答を推定できることがわかった。

4.3 多自由度同定用NNモデル

4.1節、4.2節をもとにNNモデルを作成した。ヨーダンパについてモデルの概念図を図9に示す。着目する出力ごとに1個のモデルを作り、それらを組み合わせることによって6自由度の同定モデルを作った。入力は表2より推定しようとする出力と強い相関を持つものを選択

表2 単軸加振時の入出力間の相関

(a) 左右動ダンパ

		出力(減衰力・モーメント)					
		Fx	Fy	Fz	Mx	My	Mz
入力 (変位・角度)	x	○	○	○	-	○	○
	y	×	○	×	-	×	○
	z	×	×	○	-	○	×
	φ	-	-	-	-	-	-
	θ	×	×	○	-	○	×
	ψ	×	○	×	-	×	○

(b) ヨーダンパ

		出力(減衰力・モーメント)					
		Fx	Fy	Fz	Mx	My	Mz
入力 (変位・角度)	x	○	○	○	-	○	○
	y	○	○	×	-	×	○
	z	○	×	○	-	○	○
	φ	-	-	-	-	-	-
	θ	×	×	○	-	○	○
	ψ	×	○	×	-	○	○

○×:相関の有無

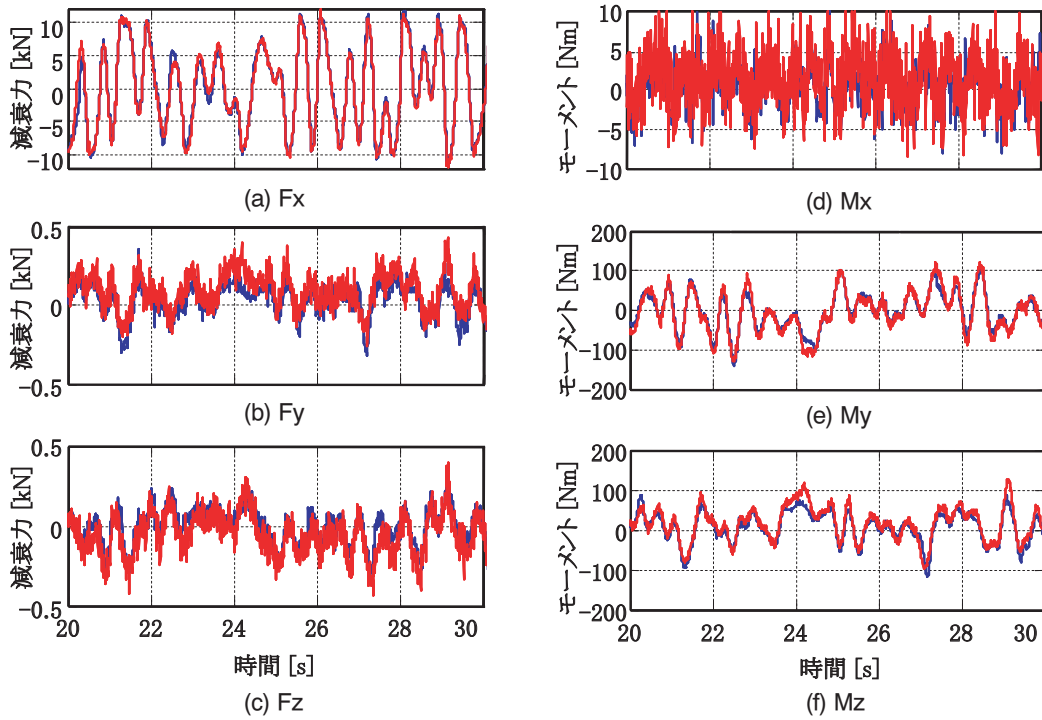


図8 単軸加振時の重ね合わせ発生力と全軸加振時の発生力の比較  
(赤線：複数軸同時加振，青線：各軸単軸加振の和)

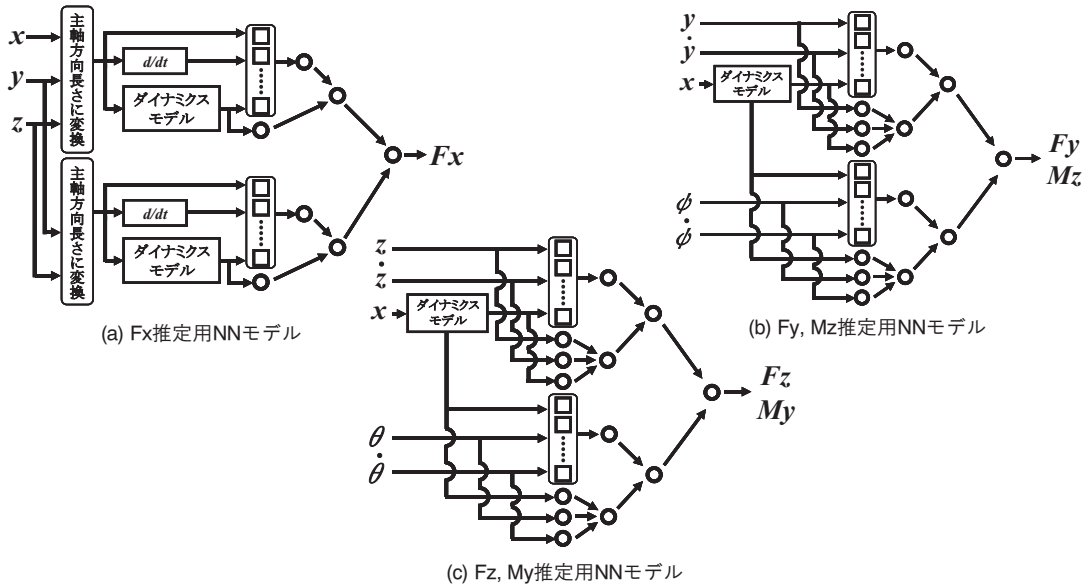


図9 NNモデル

(□：非線形ニューロン，○：線形ニューロン)

している。また、z軸方向単軸加振時のz軸回りのモーメントMz、z軸回り(φ方向)の回転加振時のy軸、z軸回りのモーメントMy、Mzについては、入出力間に強い相関を持つが発生力の値が低いので、入力には用いなかった。つまり、Fx推定にはx、y、z軸変位を、Fy、Mz推定にはx、y軸変位及びz軸回りの回転角φを、Fz、My推定にはx、z軸変位及びy軸回りの回転角θを入力として用いている。なお、主軸方向変位については中間自由

度の影響を考慮し、ダイナミクスモデルをNNモデル内に組み込んでいる。

#### 4.4 推定結果

図9のモデルを用いてヨーダンパの同定を行った結果を図10に示す。ここでの実測値とは、教師データとは相関を持たない全く別系列の加振波形に対するダンパの発生力である。多軸加振時においても、主軸方向減衰力は3.2節

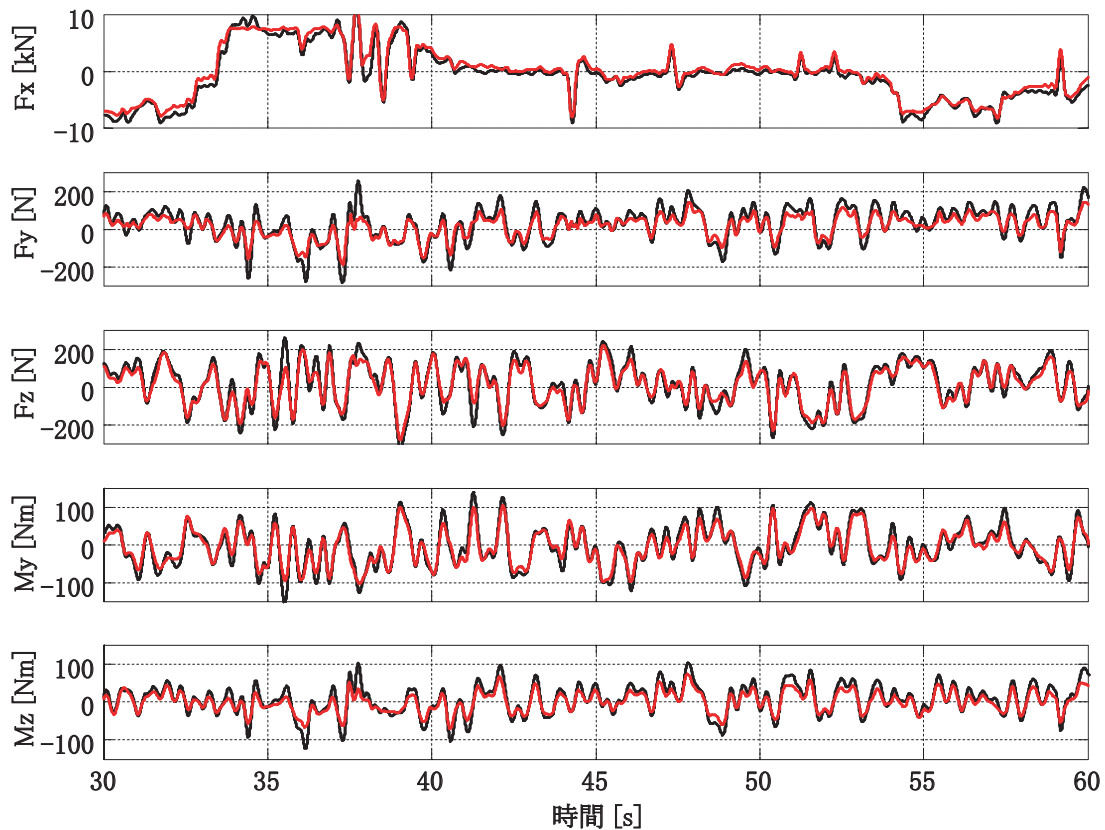


図10 ヨーダンバの特性同定結果

と同様に実測値とほぼ一致していることがわかる。さらに、主軸以外の軸についても非常に良好な推定ができた。

## 5. 結 言

3次元で加振できる車両用ダンパ試験装置により実車走行状態でのダンパの発生力を求め、その実験データから非線形性を含めたダンパの高精度な応答予測モデルを得る同定手法を開発した。得られた結果を以下に示す。

- (1) 線形ニューロンと非線形ニューロンの層を併せもつNNモデルと、中間自由度を表現するダイナミクスモデルを併用するモデルを考案し、推定精度を向上させることができた。
- (2) 学習に用いる教師データに含まれる変位・速度の値域は、実走行におけるそれを十分に包含するように設定することで、未学習パターンによる精度低下を防止することができた。
- (3) 左右動ダンパ及びヨーダンパの主軸方向の同定を行った結果、NNによる推定値は、ARXモデルに対して実測値とのMSEが1/4～2/3になる高精度な応答予測モデルを得ることができた。
- (4) ヨーダンパでは主軸に対して直角方向の加振で主軸方向に減衰力が発生することが分かった。これは他軸方向の変位による主軸方向変位や曲げモーメント

による摩擦特性の変化が考えられ、多自由度同定の必要性が示された。

- (5) 6自由度の各軸を単独で加振したときに現れる力を加算すると、同じ波形で全軸を同時加振したときの力とほぼ一致することが分かった。
- (6) 6自由度に拡張した同定モデルは、実車両と同じ6自由度加振に関しても良好な推定結果を出力することを確認した。

なお、本研究開発の一部は国土交通省の補助金を受けて実施した。

## 文 献

- 1) 渡辺信行, 飯田忠史, 梅原康宏, 朝比奈峰之, 小金井玲子, 山長雄亮: 実走行状態に対応した車両用ダンパ試験装置の開発, 鉄道総研報告, Vol.21, No.7, pp.5-10, 2007
- 2) 永井正夫, Moran, A., 田村康明: ニューラルネットによる鉄道車両用空気圧アクティブサスペンションの非線形特性の同定と制御, 日本機械学会論文集 (C編), Vol. 61, No.586, pp.119-124, 1995
- 3) 神谷恵輔, 安田仁彦, 宮田哲: ニューラルネットワークによる非線形振動系の実験的同定, 日本機械学会論文集 (C編), Vol.67, No.663, pp.3398-3404, 2001