ニューラルネットワークによるネジ締め軸力推定

非会員 中野 裕文 (大阪府立大学)

正員 吉岡 理文 (大阪府立大学)

正員 藤中 透 (大阪府立大学)

正員 大松 繁 (大阪府立大学)

Estimation of Clamping Forces for Tightening Bolts by Neural Network

Hirofumi Nakano, Non-member, Michifumi Yoshioka, Member, Toru Fujinaka, Member,

Sigeru Omatu, Member (Osaka Prefecture University)

It is important to realize the suitable tightening of bolts by an impact wrench. To achieve the goal, we must know the clamping force of a bolt. But it is difficult to measure the force directly. In this paper, we estimate the clamping force by neural networks. The strength of tightening depends on the kind of works. At first, we try to classify the kind of works with a neural network based on the error back-propagation method. Then we use an angle control method for tightening. But this method requires the initial tightening snug fit. We will estimate the snug fit, then the clamping force. Finally, the control input for the desired tightening is determined based on the estimated clamping force.

キーワード：インパクトレンチ，ニューラルネットワーク，誤差逆伝播法（B P法），軸力，回転角法

1. はじめに

自動車のナットの締め付けを機械で自動化しても，締め付け終了の判断は，人間の感覚に頼っているのが現状である．そのため適正な締め付けを行ったつもりでも，実際には締め付け過ぎや締め付け不足を起こしていることがある．これが原因となり，車両走行中におけるホイールのネジ切れやネジの離脱などにより，思わぬ交通事故を引き起こしかねない．現代の産業界では，自動車に限らず広範囲な工業分野でネジが使われており，ネジに適正な締め付けを行うことは，安全性の向上という点で非常に重要な役割を果たすと思われる．

ここで問題となるのは，適正な締め付けとは単にきつく締め付けるということではなく，多少のゆとりを持った微妙な締め付けである．ネジの形状やネジを締め付けるワーク（座面）の種類（自動車の場合，ホイールの種類）によって，その締め付け具合はそれぞれ異なってくる．そのた

めに，熟練者が締め付けを行っても，常に適正な締め付けを実現できるとは限らない．そこで本論文では，インパクトレンチというネジ締め機械に，汎化能力に優れたニューラルネットワーク⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾を用いて，適正な締め付けに達したことを判定するために必要となる軸力推定法を提案し，適正な締め付けを実現する操作量決定法について考察する．

本論文では，上記の目的を達成するために，以下の2つのステップに分けて考察する．まず，ニューラルネットワークを用いて，ネジを締め付けるワークを，締め付けのできるだけ初期の段階で識別する．次に，それぞれのワークに対して，ネジの締め付け管理の方法として回転角法を使用し，締め付け回転角の開始点（スナグ点）を定め，その点での軸力をニューラルネットワークを用いて推定する．さらに，実験データに最小2乗法を用いて測定した軸力と回転角についての勾配によって，締め付け過程における回転角の値から軸力を推定し，目標の軸力に達する時点を求める，それに必要な操作量を決定する．

2. インパクトレンチの概要と測定データ

インパクトレンチは内部のエアモーターを用いて打撃クラッチを加速し、打撃クラッチ部のハンマーがドライブシャフトを打撃（インパクト）することを繰り返すことによって、ネジを締め付ける機械である（図1）。

図1 インパクトレンチ
Fig. 1 Impact wrench.

このインパクトレンチによって計測されたデータは、リバウンド値、回転角、回転角速度、軸力の4種類である。リバウンド値はハンマーがドライブシャフトに打撃を与え、その反動ではねかえった角度である。回転角は打撃によってネジが回転した角度である。また、回転角速度はハンマーがドライブシャフトに打撃を与える直前の速度である。さらに、軸力は打撃によるネジの締め付けによってネジに作用する引張力である。これらのデータは打撃ごとに計測されているため、時系列データの形式となっている。ただし、実験データを収集する際には、ネジと被締め付け部との間に軸力センサーを挿入して軸力を計測することが可能であるが、実際のネジ締め過程では、この値を計測することは困難である。

図2 インパクトレンチの計測されたデータ
Fig. 2 Measurement data of an impact wrench.

3. ネジの締め付け管理法

ネジの締め付け管理法⁽³⁾として、トルク制御法と回転角

法があるが、本論文では、以下に述べる回転角法を用いる。

この締め付け管理方法は、ボルト頭部とナットとの相対回転角を指標としている。締め付け回転角と締め付け軸力の関係を図3に示す。

この方法はトルク制御法と違い、トルク係数というばらつきの多い値にとらわれないため、どのような条件下でも一定した締め付け力を得ることができる。

しかし、この方法は、締め付け回転角カウント開始点であるスナグ点をいかに決定するかという問題がある。スナグ点は、締め付け回転角と締め付け軸力との関係が、線形関係になり始める点である。この場所は、締め付けを始める際の、ボルト頭部座面とワーク間の状態によって大きく変化する。この問題点のために現在、回転角法を用いて、ネジの締め付けを行う道具は少ないのが現状である。

しかし、回転角法はスナグ点を決定することができれば、非常に有効な方法である。そこで本論文では、インパクトレンチによって、回転角法を用いて、適正な締め付けを実現する手法を提案する。

図3 回転角法

Fig. 3 An angle control method.

4. ニューラルネットワークによるワークの識別

本論文で使用するニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層の3層からなる多層構造のネットワークである。出力層に教師パターンを与え、出力との誤差に基づき、結合荷重を更新し、誤差が最小になるまで更新を繰り返す誤差逆伝播法によって、ネットワークの学習を行う。

〈4・1〉ワークの種類 ネジの締め付け具合は、ワークの材質・形状によって、大きく変化することが知られている。回転角法によって締め付けを行う際に、そのワークに適した締め付けが必要となる。そのため、締め付けの初期の段階で、ワークを識別することは、適正な締め付けを実現するために必要不可欠である。本論文で識別を試みるワークは、Fe-T（鉄テーパ）、Al-F（アルミフラット）、Al-T（アルミテーパ）の3種類である。図4にその概形を示す。

図4 ワークの種類
Fig. 4 Kind of works.

〈4・2〉識別の手法 インパクトレンチを用いてネジの締め付けを行った際に計測された時系列データを検討した結果、図5に示すように、打撃クラッチのリバウンド値のデータが各ワークの特徴を示している。

図5 各ワークにおけるリバウンド値
Fig. 5 Rebound values in works.

そこで、リバウンド値の時系列データを、教師データとして学習し、3種類のワークの識別を行う。学習アルゴリズムとしては、誤差逆伝播法を用いる。ワークの識別に用いたニューラルネットワークの構造を図6に示す。ただし、

特にAl-Tは雑音が大きいため、前処理としてリバウンド値の時系列データについて、3打撃ずつの平均を取ることにによってスムージングをかける。入力層にスムージングしたリバウンド値のデータを打撃順に入力する。また図5より、Al-Tには比較的值が大きい場合と小さい場合の2つのパターンが混在していると考えられる。そこで、学習の際に、3種類のワークを識別するために、出力層にFe-T、Al-F、およびAl-Tの2パターンという合計4個のユニットを用意する。教師パターンとして、1つだけが1を出力して、残りのユニットは0を出力するようなパターンを用意し、これを各ワークのデータを学習させる。未知のデータが入力された際に出力層のどのユニットが最も大きい値を出力するかを判定することにより、ワークの識別を行う。

図6 識別におけるニューラルネットワークの構造
Fig. 6 Structure of an NN for classification.

〈4・3〉識別結果 10個の学習データに対して、学習を行った後、そこで用いたデータに対しては、識別率が100%となることを確認した。つぎに、本手法の有効性を検証するために、3種類のワークに対して、残り40個ずつの未学習のリバウンド値のデータをニューラルネットワークに入力し、その出力を調べることを試みた。各層でのニューロンの個数は入力層を8、中間層を6、出力層を4とし、学習率 η を0.1、慣性項係数 α を0.015とした。その識別結果を表1に示す。

表1 識別結果

Table. 1 Classification results.

入力データ	識別結果		
	Fe-T	Al-F	Al-T
Fe-T	87.5%	0.0%	12.5%
Al-F	7.5%	87.5%	5.0%
Al-T	7.5%	22.5%	70.0%

表1より、Al-Tのデータに関して、他と比較して識別率が低いが、鉄とアルミという材質の識別という観点では、90%以上の高い識別率を実現できたと考えられる。

5. 軸力の推定とネジの締め付け法

本章では、締め付けを行うワークが判明していると仮定して、本来センサーを使用しないと計測できない、締め付け過程における軸力の値を推定する手法について述べる。

〈5・1〉スナグ点の決定 本論文で提案する手法はネジの締め付け管理として回転角法を用いる。3章で述べたように、この手法では、スナグ点を定めるのが困難である。インパクトレンチで計測された回転角と、その際に、軸力センサーで計測された軸力との関係を検討した結果、少なくともインパクトレンチの有効打撃の7打撃目には、これらの関係は近似的に線形関係となっていることが判明した。ここで、有効打撃とは、実際にネジに軸力を与える打撃のことであり、エアが残存しているために発生する弱い打撃力しか持たない打撃は、ネジに軸力を与えることはできないので、有効打撃の回数には含めない。以上のことから、スナグ点は7打撃目と定めた。

〈5・2〉スナグ点における軸力の推定 スナグ点を定めたので、その点での軸力をニューラルネットワークを用いて推定する。学習アルゴリズムは、ワークの識別のときと同様に誤差逆伝播法を用いる。全体的に、締め付けが進み軸力が大きくなると、リバウンド値も大きな値となり、回転角の増加は小さくなる。これらが軸力と関係するデータなので、1～7打撃目までのリバウンド値と、1打撃目と2打撃目の回転角の増加分から6打撃目と7打撃目の回転角の増加分を順番に入力する。そのときの軸力センサーで計測された7打撃目の軸力の値を、教師パターンとして与え、これを学習することによって、未知のリバウンド値と回転角の増加が入力された際に、軸力を推定して出力する。このニューラルネットワークの構造を図7に示す。

図7 軸力の推定におけるニューラルネットワークの構造
Fig. 7 Structure of an NN to estimate a clamping force.

学習の際に用いたパラメータは、各層でのニューロンの

個数は入力層が13、中間層が5、出力層が1、また、学習率 η を0.8、慣性項係数 α を0.01とした。

表2に、このネットワークにより推定された軸力と、軸力センサーで計測された軸力の実測値との比較を示す。

表2 軸力における実測値と推定値との平均誤差率
Table. 2 Mean error ratio in measured clamping force and estimated clamping force.

	学習データ	未学習データ
Fe-T	0.37%	16.64%
Al-F	5.16%	12.21%
Al-T	1.27%	7.09%

〈5・3〉締め付け過程における回転角からの軸力の推定 インパクトレンチと軸力センサによって計測された、回転角と軸力のデータを検討した結果、回転角と軸力との勾配は各ワークごとにほぼ一定であることが判明した。この勾配は、計測されたデータに最小2乗法⁽¹⁾を用いて決定する。このようにして求められた3種類のワークの勾配を表3に示す。

表3 最小2乗法で求められた勾配
Table. 3 Slopes with the least square method.

	Fe-T	Al-F	Al-T
勾配(N/deg)	231.7	535.8	396.4

5・2節において推定したスナグ点における軸力を始点として、定めた勾配で直線を作成する。この直線によって、締め付け過程の回転角から、軸力を推定することが可能になる。図8に各ワークの、実際に軸力センサーから採取されたデータと、本論文の提案手法による軸力を推定する直線との比較を示す。なお、図中の点が実際のデータで、点線が本手法で作成した、軸力を推定する直線である。

(a) Fe-T

(b) Al-F

(c) Al-T

図8 軸力推定値の例

Fig. 8 Examples of estimation of clamping forces.

図8より、本手法で締め付け過程における軸力値を推定できることが示された。一般に熟練者が締め付けを行った際に、軸力の誤差は約30%程度生じると言われているので、表2の結果を検討すると、本手法によって、人間の感覚で締め付けを行う場合と比較して誤差は改善されることが考えられる。

〈5・4〉ネジの締め付け方式の検討 以下では、望ましい軸力を実現するために、インパクトレンチの圧縮気弁を開じる時刻を推定する手法について考察する。図8の点線で示した望ましい軸力に対応する回転角の増分は、図8の横軸から $\Delta\theta$ として求められる。この $\Delta\theta$ を実現するために、弁を開く時間 Δt は、ワークごとに1打撃での回転角の増加は、スナグ点以降はほぼ一定であると考えられるので、1打撃が約0.05sec間隔であることより求められる。本論文の場合は、それぞれ、Fe-T, Al-F, Al-Tの順に、0.85sec, 0.45sec, 0.38secとなった。

以上のように目標軸力を設定しておく、スナグ点から、軸力を推定する直線より、あと何度回転すれば目標軸力に到達するかが、算出されるので、その回転角で締め付けを終了すれば、適正な締め付けが実現できる。

6. まとめ

本論文では、ニューラルネットワークを用いて、ネジを締め付ける過程において、ワークを識別し、その結果を元に軸力を推定するモデルを提案し、その有効性を検証した。

この結果、人間が締め付けを行うよりも、高い精度で軸力を目標値に近づけることが示された。しかし、実際には、人の命に関わる分野での利用を期待されているため、極めて高い精度が要求される。提案手法では、スナグ点を固定して定めているため、実際の締め付けにおいて、時折発生する異常な締め付けには対応しきれない点は否めない。スナグ点の決定方法を改善することにより、この問題点を解消し、さらに高い精度での軸力の推定を実現することを検討中である。

最後に、本論文のために貴重なデータを提供していただいた株式会社空研の小林孝技術部長はじめ研究員諸氏に深く感謝したい。

(平成12年5月2日受付, 平成12年10月10日再受付)

文 献

- (1) Y. H. Pao : "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Addison-Wesley, New York (1989)
- (2) 松葉 育雄 : "ニューラルシステムによる情報処理", 昭星堂 (1993)
- (3) 小林 孝 : "エアツール・ガイドブック", 空研 (1997)
- (4) 長尾 壽夫 : "統計学への入門", 共立出版 (1992)

中野 裕文 (非正員) 1976年4月22日生。1999年3月大阪府立大学工学部情報工学科卒業。同年4月同大学大学院博士前期課程入学。現在に至る。ニューラルネットワークによる予測法の研究に従事。計測自動制御学会会員。

吉岡 理文 (正員) 1968 年 12 月 10 日生. 1996

年 3 月東京大学大学院工学研究科博士課程修了. 同年 4 月大阪府立大学工学部助手, 1998 年同大学講師となり, 現在に至る. 画像処理等の研究に従事. 工学博士, 情報処理学会会員, 計測自動制御学会会員.

藤中 透 (正員) 1984 年京都大学大学院工学研

究科博士後期課程研究指導認定退学. 1986 年同大学工学部助手となり, 1990 年より大阪府立大学工学部講師. 最適制御およびインテリジェント制御関係の理論と応用に関する研究に従事. 工学博士. 1993 年度システム制御情報学会榎木記念賞論文賞受賞, 計測自動制御学会会員.

大松 繁 (正員) 1946 年 12 月 16 日生. 1974 年

大阪府立大学大学院博士課程修了. 同年徳島大学工学部情報工学科助手. 1988 年同知能情報工学科教授. 1995 年大阪府立大学工学部情報工学科教授となり, 現在に至る. 工学博士. 1991 年電気学会論文賞, 1995 年計測自動制御学会論文賞, 1996 年市村賞受賞. 計測自動制

御学会, IEEE 会員.