ニューラルネットを用いたプロペラ形風車発電 システムのモデリング

正員 当宮 辰美 (阿南高専) 学生員 坂口 英司 (阿南高専)
正員 田中 達治 (阿南高専) 正員 鈴木 茂行 (徳島大学)

Modeling of Wind Power Generating System with a Propeller Type Windmill by Neural Networks

Tatsumi Toumiya, Eiji Sakaguchi and Tatsuji Tanaka (Anan College of Technology)

Takayuki Suzuki (The University of Tokushima)

One of the expected sources of natural energy for the future is wind energy, which has been actively studied as a substitute sources of energy for the world. Not only about wind energy, natural energies of ocean, sun, etc. are clean and safe, but fluctuation of properties are large and has poor reproducibility, so that most important subject is to find out methods to take out those energies effectively. To simulate and control windmill power system by control sequence, we need to obtain the accurate model of the wind power generating system previously.

It is well-known that neural networks are useful for many problems in nonlinear system because of the ability of learning and nonlinear representation. We apply the neural network method to model a small-scale windmill power system which has a propeller type windmill with a dc generator. We manifested the validity of the proposed method by simulation results from both the simulated results for sinusoidal change of wind speed and natural wind speed by random sequence. Finally, the simulation results are illustrated to show the effectiveness of the modeling method used here for field data of wind speed and windmill speed.

キーワード：モデリング、風力発電、プロペラ形風車、ニューラルネット

1. はじめに

自然エネルギーの有効利用という観点から、風エネルギーを利用した風力発電設備は、利用経験の長いヨーロッパやアメリカにおいては大型化の傾向にある⁽¹⁾。一方、日本での利用は、各地の電力会社において数百kW規模の発電設備で実用化されるに至っており⁽²⁾、また、離島などの遠隔地において、小規模風力発電システムや太陽光やディーゼル発電機と風力発電を組み合わせたハイブリッド発電利用も報告されている⁽³⁾⁻⁽⁶⁾。

風エネルギーは、クリーンで再生可能なエネルギーであるという長所がある反面、他の自然エネルギーと比べ、エネルギー密度が低くかつ時間・空間により大きく変動する最大の欠点がある。そこで、効率よく風エネルギーを抽出しようとする、システムの解析や出力制御法の検討のためには、発電システムの正確なモデルが必要となる。そのため、従来から筆者らの研究室においては、小規模風力発電システムを利用した発電システムのモデリングや各種出力制御法の検討を行っている⁽⁷⁾⁻⁽⁸⁾。

風力発電では、入力である風速が風車に入力され風車によりエネルギーが伝達されるため、風速に対する風車速度の関係は非線形性が強いことを確認している。これは、風エネルギー変換効率の主体は風車特性（風車出力係数と風

車トルク係数）で一般的に評価されるが、この風車トルク係数 $C_t(\lambda)$ の周速比 (λ) に対する正確な値を得ることは困難である。このため、文献(9)に示したように、風速と風車速度を計測し、そのデータを使用して指数加重形逐次パラメータ推定によりその特性を決定する方法を開発し有効な結果を得ている。しかし、この方法は、対象とする風車の慣性モーメントと発電機の諸定数の値が既知である必要がある。

ところで、ニューラルネットは、非線形なシステム特性を記述するのに有効であることが知られている。そこで、今回、ニューラルネットを利用して、プロペラ形風車発電システムのモデル化を検討する。この方法は、風車慣性モーメントなどの風車特性や発電機の諸定数を知る必要がなくモデル化が行えるのが特徴である。一度モデル化されると、対象風車発電システムに対して、どの程度の強風時に風車回転数および出力電流が限界になるのか、また出力制御を検討する際のカットイン風速やカットアウト風速はどの程度なのか、更に突風時に風車がどのような応答を示すかなど、実機で実験することなく事前のシミュレーションにより、使用の際の基礎データを得ることが可能となる。

本論文では、まず、風車発電システムの基本方程式の概略を説明し、次に、ニューラルネットの構成方法について

説明する。そして、正弦波状風速や計算機内で発生させた自然風を使用して、ニューラルネットによるモデリングの有効性を検討し、最後に実測した風速、風車回転数のデータにより、ここで提案するニューラルネットによる風車発電システムのモデル化の有効性を確認する。

2. 風車発電システム

<2.1> 対象風車発電システム 風車には、プロペラ形やダリウス形風車など多くの風車タイプがあるが⁽¹⁰⁾、本研究ではニューラルネットによるモデル化の妥当性を確認するために、現在まで我々が実験に使用し特性の分かっている、研究室レベルで熱源などに利用可能な多翼形風車小規模風力発電システムを対象とする⁽¹¹⁾。その風車発電システム構成を図1に示す。図に示すように小型プロペラ形風車に直流発電機をカップリングし、発電機にはバッテリーや抵抗などが負荷として接続される。

<2.2> 発電システム基本方程式 プロペラ形風車を想定した場合、風の持つエネルギー P_{in} および風車入力トルク T_{in} は風速を V_w とすると、それぞれ式 (1)、(2) で表される。

$$P_{in} = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 V_w^3 \tag{1}$$

$$T_{in} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V_w^2 \tag{2}$$

ここに、 ρ : 空気密度、 R : 風車半径、 V_w : 風速
また、一般的に風車特性を表す指標としては、風車出力係数 $C_p(\lambda)$ と風車トルク係数 $C_t(\lambda)$ (λ は周速比で $\lambda = RN/V_w$ ただし、 N : 風車速度) が用いられ、本研究で使用する風車の風車トルク係数と風車出力係数を図2に示す。そこで、風車から取り出せる風車出力エネルギー P_w と風車出力トルク T_w は、 $C_p(\lambda)$ と $C_t(\lambda)$ を用いて表すと式 (3)、(4) となる。

$$P_w = C_p(\lambda) P_{in} \tag{3}$$

$$T_w = C_t(\lambda) T_{in} \tag{4}$$

ここでは風速の激しい変動に対応した比較的高速の制御を目的とするため、その動特性を考慮した風力発電システム

図1 風車発電システム構成図
Fig.1. Configuration of windmill power generating system.

図2 供試風車の風車トルク係数と風車出力係数
Fig.2. Torque and power coefficients of tested windmill.

ムの方程式を導出する。そこで、風車入力トルク T_{in} はエネルギーフローに着目して考えると、風車から実際に取り出したエネルギーと取り出せなかったエネルギーの和となり、トルク式で表わすと式 (5) となる。

$$T_{in} = T_w + T_f \tag{5}$$

ここに、 T_w : 風車出力トルク、 T_f : 風車損失トルク
そこで、図1に示した対象発電システムの負荷として、熱源用抵抗負荷を接続した最終システム方程式は式 (6) となる。(導出および記号は付録参照)

$$\begin{aligned} T_{in} &= \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V_w^2 \\ &= (J_w + G_r^2 J_g) \frac{dN}{dt} + G_r^2 F_{vg} N + G_r T_{cg} \\ &\quad + \frac{G_r K_r (G_r K_v N - V_b)}{R_a + R_L} \\ &\quad + K_{f0} V_w^2 + K_{f1} V_w N + K_{f2} N^2 \end{aligned} \tag{6}$$

そこで、風車発電システムの特性を、風速と風車速度だけの計測により、ニューラルネットによる風車発電システムのモデル化をシミュレーションにより検討する。上記の式 (6) を使用してシミュレーションを行うために必要な発電システムのパラメータを表1に示す。

3. ニューラルネットによるモデル化

<3.1> ニューラルネットの方法 ところで、ニューラルネット (以下、NN と示す) の構成単位であるニューロンの非線形性を活用することによって、非線形性システムのモデル化に対して有効であることが報告されている⁽¹²⁾。NN は図3に示すようなニューロン (ユニット) の集まりによって構成されている。形式ニューロンでは、入力信号 $x_1, x_2, \dots, x_n$ に対して、膜電位の変化量 u が、式 (7) で示す入力の重み付き和で表される。

$$u = \sum_{k=1}^n w_k x_k \tag{7}$$

また、出力値 z は u の関数であり、式 (8) のように表さ

表 1 供試風車発電システムの諸定数

Table.1. Constants of tested windmill power generating system.

Windmill	Term	Value
Radius of windmill rotor, m	R	0.512
Moment of inertia, Nms^2/rad	J_w	0.707
Torque loss coefficient, Ns^2/m	K_{01}	0.223
Torque loss coefficient, Ns^2/rad	K_{02}	-0.0175
Torque loss coefficient, $\text{Nms}^2/\text{rad}^2$	K_{03}	0.0076
DC generator		
Rated voltage, V	V_n	10
Rated current, I	I_n	3
Rated speed, r/min	N_n	250
Rated output, W	P_n	70
Torque constant, Nm/A	K_t	0.156
Constant of induced EMF, Vs/rad	K_e	0.156
Generator moment of inertia, Nms^2/rad	J_g	1.7×10^{-4}
Coulomb friction torque, Nm	T_{eg}	0.0067
Viscous friction torque constant, Nms/rad	F_g	1.96×10^{-4}
Armature resistance, Ω	R_a	3.5
Brush drop voltage, V	V_b	0.3

れる。

$$z = f(u - h) \quad (8)$$

これらのニューロンを多数結合してNNを構成し、結合係数 w_{ji} を調整することにより、非線形性を有するシステムに対しても柔軟性のある情報処理が可能となる⁽¹³⁾。

<3.2> ニューラルネットによるモデル化 図1に示すように風車に増速ギアを介してカップリングされた発電機を含めた発電システムをNNで構成することを考え、その構成概要を図4に示した。NNの構成は、図5に示す3層の階層構造とする。入力層は、12ユニットとし、NNへの入力は大別して風速に関する情報、風車速度に関する情報ならびに実発電プラントとネットの出力回転数との誤差で構成される。風速については、現サンプル時の風速とその加速度、および4秒までさかのぼった各秒における過去の風速データである。ネットからの出力である風車速度については、現サンプル時の風車速度と風車加速度ならびに過去15秒前までさかのぼった5秒間隔での回転数データである。さらに、実プラントの出力回転数とネットの出力回転数との誤差であり、これらの値をシステムの入出力特性を反映させる情報量として選択した。特に、ネッ

図3 ニューロンの数学モデル

Fig. 3. Mathematical Neuron model.

x_k : 入力信号の強さ ($k = 1, 2, \dots, n$)

u : 膜電位の変化量

w_k : 入力信号に対する重み (結合荷重)

h : しきい値

z : 出力値

図4 NNによる風車発電システムのモデル化

Fig.4. Modeling of windmill power generating system by NN.

図5 NNの構造

Fig.5. Structure of the NN.

トの出力として過去の時点の回転数については、図6に示した各ステップ状風速時の風車速度の立ち上がり特性を参考にした。この図より、対象とする発電システムの立ち上がり時間は、風速の大きさにより変化し風速4 m/sで約20秒程度である。このため、風車回転数についてはネット構成に有効に働くと考え、過去15秒までさかのぼった値を使用した。

一方、中間層のユニット数は、風車発電システムの構造を考慮して、試行錯誤的に決定し10ユニットと設定した。なお、ここで使用したNNにおける入出力関数 $f(x)$ は、入力層においては、式(9)で表示される線形関数を、中間層と出力層においては、式(10)で示されるシグモイド関数を用いた。

$$f(x) = x \quad (9)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\varepsilon x)} \quad (10)$$

ε : シグモイド関数の傾き

また、ニューロンを結合する入力層と中間層との間の重み w_{ji} 、中間層と出力層との重み w_{kj} の学習は、勾配法に基づくBP法であり、BP学習法は結合荷重の修正の時期によって逐次修正法と一括修正法に分類されるが、今回は逐次修正法を適用した。加えて、学習の高速化を図るために慣性項を導入した逐次修正法+慣性項による学習法を採用し

図6 供試風車発電システムのステップ応答特性

Fig.6. Step response characteristics of the tested windmill power generating system.

図7 正弦波状入力風速と風車速度特性

Fig.7. Sinusoidal change of wind speed and windmill speed characteristics.

た。この手法では、まず、ある入力パターンをNNに提示し、それに対する出力結果を得、次に、出力結果と目標値である教師信号との誤差を逆伝播しながら、各層の各ユニットにおける誤差を求める。さらに、その誤差と、前回の結合荷重の修正量をもとに結合荷重の修正を行い、これらの処理を誤差が小さくなるまで繰り返し、以上の処理を全入力パターンに対して行う方法である⁽¹⁴⁾。

4. シミュレーション結果

<4.1> 正弦波状風速時の特性 穏やかに風速が変化する場合を想定して正弦波状（オフセット風速5m/s、振幅8m/s、周波数0.01 Hz）の緩やかな風速が入った場合について検討した。まず、無負荷時でのモデル化の検討のため、図7に入力した正弦波状の風速とその時の真値（教師値）である風車速度を示した。この図より、風車速度が40rad/secからほぼ0回転まで減少している。図8は、この時の学習5回目の結果である。上図で破線は教師値を示し、実線はこの時の学習ネット出力回転数である。学習回数が5回と少ないため教師値とネット出力の値はかなり異なり、その誤差が下図の誤差の図である。図9はその時の中間層から出力層への結合荷重の変化を示している。この図よりそれぞれの結合荷重は大きく変動し学習過程が進行

図8 正弦波状風速時の5回目の学習結果

Fig.8. Simulation results for sinusoidal wind speed at 5th stage of learning.

図9 学習回数5回目の結合荷重の変化

Fig.9. Responses of weight in the 5th stage of learning.

状態であることがわかる。図10は学習回数100回目の結果である。上図より教師値とネット出力は回転数の高い所と低い所に少しの誤差が認められるが、ほぼ一致しているのが確認でき、下図の誤差の図はそのことを表している。図11はその時の結合荷重の変化の図である。これより、結合荷重の変化はほとんどなく、学習がほぼ終了していると判断される。図12は学習回数100回目までの2乗平均誤差特性を示している。この図より学習回数20回までにはほぼ学習が行われ、それ以上の学習では細かな変動の修正が行われていると考えられる。そこで、学習終了後の結合荷重を固定して、別の正弦波状入力を入れて学習されたネットの妥当性を調べた。この時の風速はオフセット風速4m/s、振幅6m/s、周波数0.015 Hzとし、その結果を図13に示す。これより、別の正弦波状の風速を入れても、ほぼ回転数は一致し学習ネットの妥当性が確認できる。なお、別の風を入力する場合には、図4のNNへの入力である誤差eは、発電システム特性がNNに構成されているので零としてシミュレーションを行っている。

次に、負荷時でのモデル化の検討として、発電機に抵抗負荷 $RL=4\Omega$ を接続した時の特性を図14に示した。図中

図 10 正弦波状風速時の 100 回目の学習結果

Fig.10. Simulation results for sinusoidal wind speed at 100th stage of learning.

図 11 学習回数 100 回目の結合荷重の変化

Fig.11. Responses of weight in the 100th stage of learning.

図 12 2 乗平均誤差特性

Fig.12. Characteristics of mean square error.

(a) は図 7 と同じ風速入力時の教師回転数と学習回数 100 回のネット出力回転数である。この図より、負荷時でも両者は良く一致している。同図 (b) は、その時の負荷電流の変化を示し、回転数に対応した電流の変化が確認できる。同図 (c) は、学習後の別正弦波状風速を入力した時の結果であり、この図より負荷時においても NN によるモデル化が行えている。

図 13 別の正弦波状風速入力時の特性

Fig.13. Simulation results for another sinusoidal wind speed.

図 14 負荷時の正弦波状風速に対する特性

(a) 学習結果、(b) 負荷電流、(c) 別風速時の特性

Fig.14. Simulation results for sinusoidal wind speed with resistive load. (a) Learning result of windmill speed. (b) Generator current. (c) Simulation results for another wind speed.

<4.2> シミュレートした自然風時の特性 次に、乱数とバターワースフィルターを使用して発生させた自然風に対して検討を加えた。図 15 は、無負荷時において振幅 6m/sec、オフセット風速 4m/s、カットオフ周波数 0.2 Hz のランダム風速にオフセット風速 1m/s、振幅 5m/s、周波数 0.01 Hz のゆっくりとした正弦波風速を加えた時の 70 回目の学習結果である。この図より、風車回転数の立ち上がりにおいて少しの誤差が認められるが、教師値とネット出力回転数とはよく一致し、自然風においても NN によるモデル化が行えていることがわかる。

次に、正弦波状風速の場合と同様、学習後の結合荷重を固定して別の自然風風速を入れた時の結果を図 16 に示した。この時の風速は前述の重畳する正弦波の周波数を 2 倍としている。この図より前述の場合と同様、風車速度の立ち上がりにおいて誤差が少し認められるがほぼ教師値とネット出力回転数は一致しており、NN によるモデル化の有効性が確認できる。

図 15 自然風風速時の 70 回目の学習結果

Fig.15. Simulation results for natural wind speed at 70th stage of learning.

図 16 別の自然風風速時の特性

Fig.16. Simulation results for another natural wind speed.

図 17 負荷時の自然風風速時の特性

(a) 学習結果、(b) 負荷電流、(c) 別風速時の特性

Fig.17. Simulation results for natural wind speed with resistive load. (a) Learning result of windmill speed. (b) Generator current. (c) Simulation results for another wind speed.

図 18 自然実測風速と風車速度

Fig.18. Natural wind speed and windmill speed of field data.

さらに、正弦波状風速を加えた時と同じ条件で、負荷時におけるシミュレーション結果を図 17 に示した。図 (a) は、その時の教師風車回転数と学習回数 100 回時のネット出力回転数である。この図より、負荷時でも両者はほぼ一致しており、その時の負荷電流の変化を表す図 (b) は、回転数の変化に対応した電流が流れているのが確認できる。また、図 (c) は学習後に別自然風風速を入力した時の結果であり、自然風入力時における負荷がかかった状態でも、ほぼ NN によるモデル化が行えている。

<4.3> 実測データでの特性 供試風車発電システムを本校屋上に設置し、比較的風速が大きい日に風速と風車速度を計測したデータに対して、提案するモデル化の有効性を検討した。なお、計測に関しては、風車受風面の風速を正確に計るため、風向の変化が影響しないように風速計と風車を風向に対して固定して測定を行った。図 18 は、その時の風速と風車速度の変化特性である。このデータを使用して 70 回学習した結果を図 19 に示す。この図より、教師値とネット出力回転数はよく一致しており、実測データを使用しても NN によるモデル化が可能であることがわかる。

次に、先ほどと同様、学習後の結合荷重を固定して別の実測した風速と風車速度のデータに対してネットの有効性を検討した結果を図 20 に示した。同図 (a) より、実測データを使用しても、計測風車回転数に対してネットの出力は良く一致し、NN によるモデル化が行えているのが確認できる。一方、図 20 (b) は、また別の計測データを使用した時の結果である。この図は、教師値である計測風車回転数に対してネットの出力は、変化の傾向はよく似ているもののその値については若干の誤差が認められる。その原因として、この計測風速および風車回転数データでは、風向が大きく変動したため、計測した風速の値が風車回転トルクを発生させる風車受風面の正確な風速と良く一致していないことによるものと考えられる。このため、実際の風力発電プラントにおいて本モデル化手法を使用する場合には、風速計測はなるべく風車に近づけ風車受風面の正確な風速データを計測する必要があると考えられる。

図19 自然実測風速時の学習結果とその誤差
Fig.19. Learning results for natural wind of field data.

図20 別自然実測風速時の特性
(a) 風向変化が小さい時 (b) 風向が大きく変化の時
Fig.20. Simulation results for another natural wind field data.
(a) small direction change. (b) large wind direction change.

5. むすび

各種風車の中でも、プロペラ形風車発電システムは入力である風速に対し、風車回転速度は非線形特性を示すことが知られている。このため、風エネルギーを効率よく取り出すための制御法の開発や強風時における風車速度の挙動の検討には、発電システムのモデル化が必要となる。本稿では、プロペラ形風車に直流発電機を接続した小規模風力発電システムを対象に、ニューラルネットを用いたモデル化についてシミュレーションにより検討した。

その結果、緩やかに変動する正弦波状風速およびシミュレートした自然風に対しても、本稿で提案したニューラルネットによるモデル化の有効性を確認し、非線形要素を含む風車発電システムのモデル化が可能となった。なお、ニューラルネットの構成については、ネット入力として風速に関する情報、ネット出力である風車速度に関する情報と実際の風車速度とネットからの風車速度との誤差で構成している。

さらに、この手法を実際の風車発電システムを使用した

計測データに対して適用した結果、シミュレーションデータと同様ほぼ満足のいく結果を得た。しかし、風向が大きく変動する場合の風速、回転数データに関しては、注意を要することが判明した。今後、風向変動も考慮したモデル化の検討と、このモデル化の手法を使用した効率的エネルギー抽出制御法の開発を検討する予定である。なお、本研究は、平成8～9年度文部省科学研究費補助金基盤研究(C)(No. 08650358)の一部として行ったものである。

(平成9年10月28日受付、同10年2月24日再受付)

参考文献

- (1) 牛山 泉：「世界のMW級風力発電装置について」、日本風力エネルギー協会誌；Vol.20, No.2, pp.14-18, 1996.
- (2) 土屋 敬一、松坂 知行、山田 佐佳、佐久間 正、猪股 登：「風力発電システムの運転特性シミュレーション—竜飛ウインドパークにおける場合—」、電気学会論文誌B, Vol.113-B, No.7, pp.752-759, 1993.
- (3) 金子、見目、榊原：離島型電力負荷に適した太陽光・風力ハイブリッド発電システムの構成と自然エネルギー浸透、電気学会誌, Vol. 112-D, No. 3, pp. 270-276, 1992.
- (4) 清水、森沢：風力発電とディーゼル発電機によるハイブリッドシステムの研究開発、日本風力エネルギー協会誌, Vol. 14, No. 1, pp. 17 - 20, 1990.
- (5) 森本、見目、中川、榊原：独立型太陽光・風力発電システムの適応型ファジィ制御、電気学会誌, Vol. 116-B, No. 8, pp. 993-1000, 1996.
- (6) 牛山・大津：「世界と日本の小型風車の動向」、第18回風力エネルギー利用シンポジウム, pp. 67-78, 1996.
- (7) T. Touniya, T. Suzuki, T. Sakakibara: Blade-pitch-angle-controllable windmill simulator, International Journal of Energy Research, Vol. 17, pp. 89-104, 1993.
- (8) 田中、当宮、鈴木：ファジィ制御によるバッテリー負荷風力発電システムの出力制御、電気学会論文誌B, Vol. 115-B, pp. 692-697, 1995.
- (9) 当宮、松尾、鈴木：「プロペラ形風車の風車損失係数(風車トルク係数)推定法」、電気学会誌B, Vol. 111, No. 6, pp.661-669, 1991.
- (10) Dr. Dale E.Berg：「垂直軸風車—従来技術の現状」、第18回風力エネルギー利用シンポジウム, pp.29-38, 1996.
- (11) 鈴木、鎌野、原田：多翼形風車発電システムの特性、電気学会誌B, Vol. 108, No. 9, pp.415-422, 1988.
- (12) 野田、鎌野、鈴木、安野、原田：ニューロサーボコントローラを用いた非線形多軸システムの高速同期制御、電気学会誌D, Vol. 115, No. 11, pp.1365-1372, 1995.
- (13) 松葉 育雄：ニューラルシステムによる情報処理, 昭晃堂, pp.121-145, 1993.
- (14) 安居、長橋、高橋：ニューラルプログラム, 昭晃堂, pp.157, 1993.

付 録

(6) 式の導出

発電機への入力トルクを T_g とすると、風車出力トルク式は式(付1)となる。

$$T_w = J_w \frac{dN}{dt} + T_g \quad (\text{付1})$$

ここに、 J_w ：風車慣性モーメント

また、風車から取り出せなかった損失トルク T_f は V_w と N の関数となり、風車損失トルク係数 $K_{f0} \sim K_{f2}$ を用いて式(付2)で近似できることを確認している^{(9),(11)}。

$$T_f = K_{f0} V_w^2 + K_{f1} V_w N + K_{f2} N^2 \quad (\text{付2})$$

次に、負荷側としての直流発電機への入力トルクを考える。一般に、風車発電システムにおいては、発電機の回転数を高めるために増速機が用いられ、その増速比を G_r とすると、風車速度 N と発電機速度 N_g との関係は式(付3)となる。

$$N_g = G_r N \quad (\text{付3})$$

従って、(付3)式の増速比を使用した発電機のトルク方程式は式(付4)となる。

$$T_g = G_r \left(J_g \frac{dN_g}{dt} + F_{vg} N_g + T_{cg} + T_L \right) \quad (\text{付4})$$

$$= G_r^2 J_g \frac{dN}{dt} + G_r^2 F_{vg} N + G_r T_{cg} + G_r T_L$$

ここに、 J_g ：負荷発電機慣性モーメント、 F_{vg} ：負荷発電機の粘性摩擦係数、 T_{cg} ：負荷発電機クーロン摩擦トルク、 T_L ：発電機出力トルク

一方、発電機出力トルクは、図1に示したように、発電機に抵抗負荷が接続された発電モデルを考えると発電機負荷トルクは式(付5)となる。

$$T_L = K_t I_a \quad (\text{付5})$$

ここに、 K_t ：発電機トルク係数、 I_a ：電機子電流
そして、発電機の電圧方程式は式(付6)となる。

$$K_v N_g = K_v G_r N \\ = R_a I_a + V_b + R_L I_a \quad (\text{付6})$$

ここに、 K_v ：誘導起電力定数、 R_a ：電機子抵抗、 V_b ：ブラシ電圧降下、 R_L ：負荷抵抗

なお、式(付6)において電機子反作用は無視している。そこで、電機子電流を式(付6)から求めると式(付7)となる。

$$I_a = \left(\frac{K_v G_r N - V_b}{R_a + R_L} \right) \quad (\text{付7})$$

したがって、式(付5)に式(付7)を代入した T_L を式(付4)に代入し、その T_g を式(付1)に代入する。そして、式(5)に、式(2)、式(付1)、式(付2)を代入すると式(付8)を得る。

$$T_{in} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V_w^2 \\ = (J_w + G_r^2 J_g) \frac{dN}{dt} + G_r^2 F_{vg} N + G_r T_{cg} \\ + \frac{G_r K_t (G_r K_v N - V_b)}{R_a + R_L} \\ + K_{f0} V_w^2 + K_{f1} V_w N + K_{f2} N^2 \quad (\text{付8})$$

この様に、風速および風車特性を表す風車慣性モーメントや風車損失係数、さらに、発電機の各パラメータが事前に既知であると式(付8)によりシミュレーションが可能となる。

当宮 辰美

(正員) 1951年6月16日生まれ。1976年3月徳島大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年阿南工業高等専門学校電気工学科助手、1991年4月同校助教授、1997年4月同校教授。現在、電気機器制御法及び風力エネルギー利用の制御法の研究に従事。システム制御情報学会会員、日本風力エネルギー協会会員。医博、工博。

坂口 英司

(学生員) 1976年4月25日生まれ。1997年3月阿南工業高等専門学校電気工学科卒業。同年阿南工業高等専門学校専攻科電気制御情報工学専攻、現在に至る。ニューラルネットによる風力発電システムのモデル化に関する研究に従事。

田中 達治

(正員) 1959年10月4日生まれ。1984年3月長岡技術科学大学大学院工学研究科電気電子システム工学専攻修士課程修了。日立システムエンジニアリング(株)を経て、1991年5月より阿南工業高等専門学校助手、1997年4月同校助教授。現在、風力発電システムの制御法の研究に従事。電子情報通信学会会員。

鈴木 茂行

(正員) 1939年3月14日生まれ。1966年3月徳島大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年同大学助手、1982年10月同大学校教授。現在、風力エネルギーの利用、各種電動機速度・位置制御法の研究に従事。電子情報通信学会、計測自動制御学会、日本風工学会会員。工博。