

平成30年6月14日現在

機関番号：16101

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15K00048

研究課題名(和文) 風速・風向予測モデルを用いた小型風力発電機の最大出力制御法の確立と検証

研究課題名(英文) Establishment and verification of maximum power control method for small wind power generator using wind speed / wind direction prediction model

研究代表者

安野 卓 (Yasuno, Takashi)

徳島大学・大学院社会産業理工学研究部(理工学域)・教授

研究者番号：50263869

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、小型風力発電機の最大出力制御における高効率化を目的として、風速予測値を用いた制御手法の提案とその有用性の検討を行った。良好な制御性能を得るためには風速・風向の予測精度を向上させる必要があり、統計的手法に基づく種々の風速・風向予測モデル(複素ニューラルネットワーク、サポートベクターマシン、1次元畳み込みニューラルネットワーク)を提案し、予測精度の向上を図った。また、チョッパ回路を用いた最大出力制御システムのシミュレーションモデルを構築し、風速予測値に基づく高効率化の検討を行ったが、風速予測値の依存度が高く、さらなる予測精度の向上が必要であることが明らかとなった。

研究成果の概要(英文)：In this research, for the purpose of improving efficiency in maximum power control of small wind power generator, we proposed a control method using wind speed prediction value and examined its usefulness. In order to obtain good control performance, it is necessary to improve prediction accuracy of wind speed / wind direction, we investigated about various wind speed / wind direction prediction models (complex-valued neural network, support vector machine, 1 dimensional convolution neural network) based on statistical method. In addition, a simulation model of a maximum power control system using a chopper circuit was constructed and high efficiency improvement based on the wind speed prediction value was examined. However, it is necessary to further improve the wind speed prediction accuracy because the dependency of the wind speed prediction value is high.

研究分野：知的情報処理, 制御応用工学

キーワード：風速・風向予測 風力発電 最大出力制御 機械学習 深層学習 ニューラルネットワーク

1. 研究開始当初の背景

エネルギーの安定供給と地球温暖化対策に資するため、環境への負荷が少ない風力発電の導入が積極的に進められている。しかし、近年大きく報道されているように、風力発電は風速・風向に依存して発電量が大幅に変動するため、風力発電設備の容量増大に伴う連系線潮流の管理、系統周波数と電圧の維持、発電機の経済的運用など、電力の安定供給への支障が現実的な問題となっている。また、独立分散電源として用いられる比較的導入しやすい小型風力発電機においては、風速・風向の変動に加え、負荷状態によっても発電出力が大きく変動するため、最大出力を得るための対策なくして稼働率の大幅な低下は避けられず、導入ペースは遅々としているのが現状である。これらの問題を解消しながら再生可能エネルギーの導入を進めるためには、過去の観測データから未来の風速・風向を精度よく予測する技術の確立が必要であり、その予測値は電力システムの安定運用支援のみならず、個々の風力発電機の制御にも積極的に導入すべきである。

2. 研究の目的

本研究は、小型風力発電機に対する最大出力制御の高効率化を実現するために、統計的手法で構築する風速・風向予測モデルを導入したモデル予測制御に基づく最大出力制御法の確立とその検証を目的とする。具体的には、数値予報および気象観測データから種々の統計的手法を用いて風速・風向を予測し、その予測値と風力発電機の数学モデルから、最大出力を得るためのモデル予測制御法を確立する。また、提案する制御法を実装した昇圧チョッパ回路と蓄電池からなるパワーコンディショナを設計・試作し、実験により風速・風向予測モデルと最大出力制御の有用性を検証する。

3. 研究の方法

- (1) メソ数値予報モデル格子点値 (MSM-GPV) の自動取得システム、風速・風向観測システム、気象観測データサーバーを構築。
- (2) 統計的手法 (複素ニューラルネットワーク、深層学習、LSTM および 1 次元畳み込みニューラルネットワーク) を用いた風速・風向予測システムの検討。
- (3) 風向変化も考慮した小型風力発電機の動的モデルの構築、モデル予測制御理論に基づく最大出力制御アルゴリズムの構築と制御効果についての検討。
- (4) 提案する制御アルゴリズムを実装した昇圧チョッパ型電圧調整回路 (パワーコンディショナ) の設計・試作と、シミュレーション解析および実験を通じた提案手法の有用性検証。

4. 研究成果

- (1) 複素ニューラルネットワークを用いた風速風向予測システム

図 1 は、複素ニューラルネットワーク (Complex-valued Neural Network: CVNN) を用いた風速・風向予測モデルを示している。CVNN は、入出力および結合荷重等の内部パラメータがすべて複素数で表現され、ベクトル情報の取り扱いを得意とするニューラルネットワークである。そこで、風も大きさ (風速) と向き (風向) の 2 つの情報を持つベクトルとして表現できることから、図 2 のように複素表現した風情報を CVNN の入出力データとして用いる。これにより、風速と風向を一体として CVNN 内部での積和演算を処理することが可能となり、予測精度の向上が期待できる。図 1 における入力情報は、図 3 に示す予測地点を取り囲む近傍 4 地点の数値予報データ (MSM-GPV) の風ベクトルであり、出力データは 24 時間先の予測風ベクトルである。

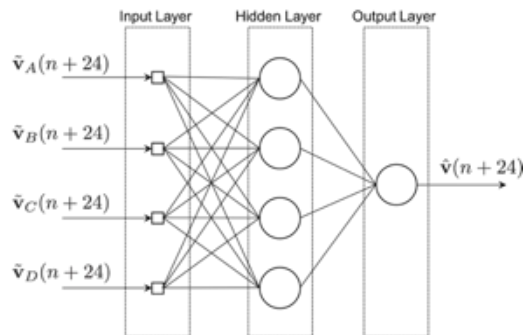
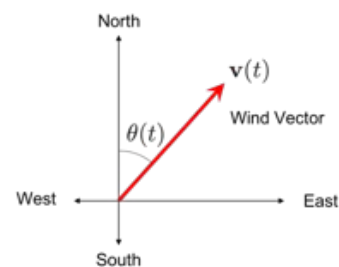


図 1 複素ニューラルネットワークを用いた風速・風向予測モデル



(a) 風ベクトル



(b) 風ベクトルの複素表現

図 2 風速・風向情報の複素数表現

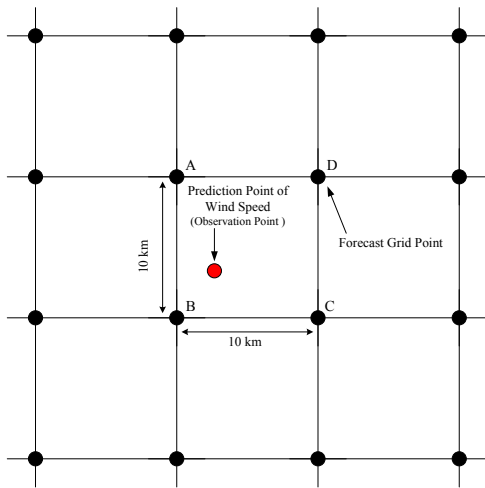


図3 予測地点と数値予報データの格子位置の関係

図4は風速予測結果、図5は風向予測結果を示している。ここで、各結果に示したMSM-GPV データは、予測地点に最も近い図3中のB地点の予報データである。また、風向予測の結果において、 -180 度と $+180$ 度は同じ方角を示していることに注意する。予測結果より、CVNNを用いた風速・風向予測システムは、予測点近傍のMSM-GPVデータを用いることにより、予測地点の風速を予測可能であることが確認できる。一般的な実数ニューラルネットワークを用いて予測した場合と比較すると、提案するCVNNを用いた予測モデルでは3.5%の予測精度の向上が確認された。

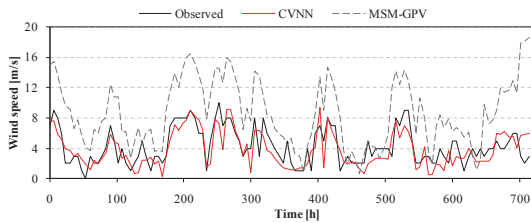


図4 風速予測結果 (2009年1月)

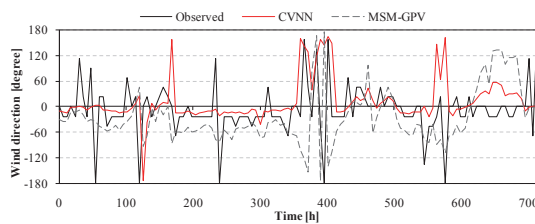


図5 風向予測結果 (2009年1月)

(2) 深層学習を用いた風速予測システム

従来の風速予測では、大まかな風況を捉えることはできるものの、観測風速との間には時間的なズレが生じていた。そこで、風速変化のタイミングに着目した風速の増減予測を行い、その増減予測の結果に基づく風速予測値の補正手法を導入した風速予測システムを提案した。

予測モデルには、深層学習の中で確率モデルに属するDeep Belief Network (DBN) を使

用した。1時間先の風速 $v(t+6)$ と増減 $d_+(t+6)$ 、 $d_-(t+6)$ を出力とし、現在から60分前まで10分間隔の風速 v と風速変化量 Δv 、現在の時刻、大気外日射量を入力情報とする。ここで、風速増は $d_+(t+6) \geq d_-(t+6)$ 、風速減は $d_+(t+6) < d_-(t+6)$ と定義する。

図6に提案する風速予測システムの概念図を示す。予測風速の補正は、増減予測結果より求める信頼係数 $d_c = \max(d_+(t+6), d_-(t+6))$ が0.65以上の場合において実行する。補正量は、観測風速の風速レベルごとに統計処理によって求めた風速変化量を選択して決定する。その際、風速レベルをファジィ化することで、風速レベルの連続性を保障する。

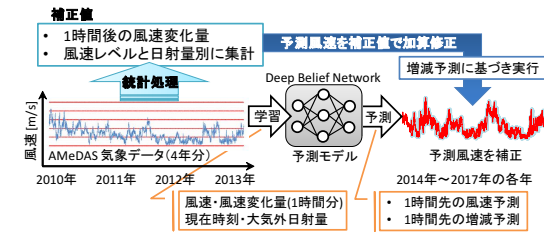


図6 風速予測システムの概念図

2010~2013年の4年分の気象データを学習し、2014~2017年の各年について、北海道留萌市、千葉県銚子市、静岡県石廊崎、石川県輪島市、徳島県徳島市、長崎県佐世保市の6地点を予測し、地域性等を考察した。

増減予測に基づく予測風速の補正結果を図7に示す。結果は4年分の平均とし、RMSE[m/s]と相互相関(時間遅れに関する評価)の2点の改善率で評価した。図中の括弧内の数値は、DBNによる増減予測結果の一致率[%]を示している。各予測値点で地域差は見られるが、すべての地点で補正による改善が確認できる。特に、銚子市、石廊崎、輪島市では高い改善率となっている。これは、高風速な風況や風速変化の激しい地域ほど補正が効果的に働くためだと考えられる。図8は、一例として静岡県石廊崎の予測風速および誤差の推移を示している。補正により、高風速域における誤差の減少が確認できる。

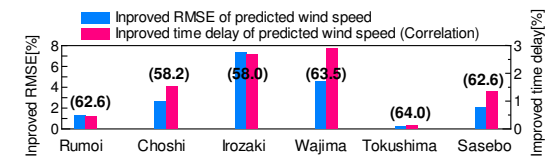


図7 補正による予測風速の誤差改善度合い

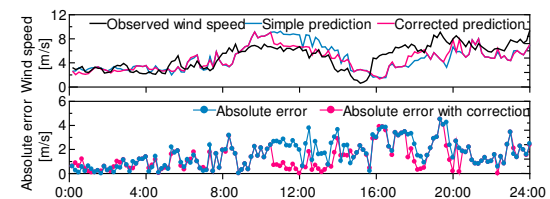


図8 石廊崎の予測風速と絶対誤差波形 (2017年2月22日)

(3) LSTM および 1 次元畳み込みニューラルネットワークを用いた風速予測システム

風速は時系列データであり、過去の風速の影響を受けると考えられる。そこで、時系列データの解析に有効である Long Short-Term Memory (LSTM) および 1 次元畳み込みニューラルネットワーク (1D-CNN) を用いた風速予測モデルを提案した。提案モデルは、10 分間隔の東西風速 v_{xt} 、南北風速 v_{yt} 、大気外全天日射量 q_t を入力とし、1 時間先の風速 v_{t+6} を予測する。

図 9 に LSTM、図 10 に 1D-CNN を用いた風速予測モデルを示す。ここで、 v_{t+6} は 1 時間先の風速予測値である。LSTM 層は出力を再帰入力することで、過去のデータを考慮した予測が可能となる。一方、1D-CNN は現在を含めた過去 1 日分のデータ (144 点) を入力ベクトルとし、チャンネル方向に重ねて入力する。これを時間方向に畳み込むことで、入力データの変化の特徴を抽出し、風速を予測する。

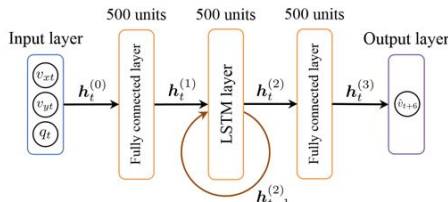


図 9 LSTM を用いた風速予測モデル

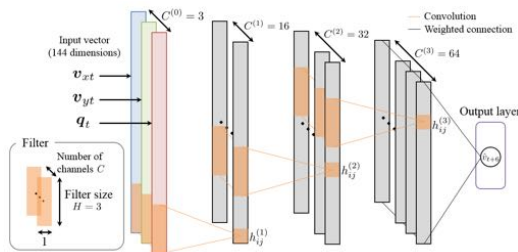


図 10 1D-CNN を用いた風速予測モデル

2010 年～2014 年の 5 年分のデータを用いて学習し、2015 年のデータに対する予測誤差の推移から、最適な学習回数を決定した。モデルの評価は、2016 年の風速予測結果に基づいて行った。比較対象は、典型的な 5 層のディープニューラルネットワーク (DNN) とした。

2015 年と 2016 年に対する予測結果の RMSE を表 1 に示す。また、2016 年の風速データを 1m/s ごとに分けた場合のデータ数と、各ネットワークの RMSE を図 11 に示す。表 1 より、いずれの提案モデルも DNN に比べて予測精度が良く、特に、LSTM の予測精度が最も良いことが分かる。図 11 より、風速の大きさごとに見ると、データ数が多い風速では 1D-CNN の精度が良く、データ数が少ない場合は LSTM の方が精度が良いことが分かる。したがって、LSTM と 1D-CNN を組み合わせることで、予測精度の向上が期待できる。

表 1 通年の RMSE [m/s]

Year	DNN	LSTM	1D-CNN
2015	0.938	0.916	0.921
2016	0.929	0.904	0.910

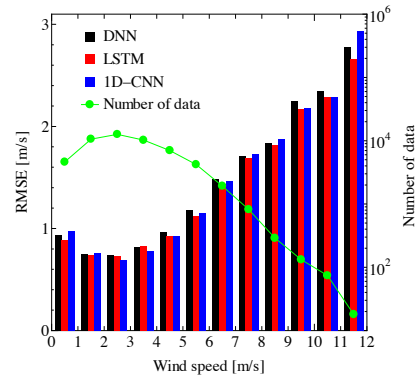


図 11 風速の大きさごとの RMSE (2016 年)

(4) 予測風速に基づく周速比一定制御を用いた風力発電の出力最大化

風力発電は、風速に応じて出力が大きく変動し、発電効率は周速比 (風車ロータの周速度に対する風速の比) に依存する。それゆえ、風速に応じてロータの回転数を制御し、周速比を一定値に保てば、最大出力で運転することができる。一方、風速は不規則に変化し、風速の変化が急になるほど回転数の制御は難しくなる。しかし、風速が大きく変動する場合でも予測風速を利用すれば、制御性能の向上は期待できる。そこで、数秒後の風速が予測できるとの仮定のもと、回路シミュレータ PSIM を用いて風車の出力最大化制御方法を検討した。

通常、風力発電機の制御では、現在の風速と風車ロータの回転数に基づくフィードバック制御が使用される。しかし、フィードバック制御は風速の変化に対して制御遅れを生じる。そこで、図 12 に示す出力最大化制御システムを提案した。本システムは、現在の風車の回転数 $n(t)$ と Δt 秒後の予測風速 $\hat{v}(t+\Delta t)$ に基づいて電氣的負荷の通電率 (duty) を制御する。通電率は、予測風速に対して周速比が一定値 ($\lambda_{ref} \approx 7.84$) となる風車の回転数 \hat{n}_{ref} より、風力発電機の逆システムに基づいて決定される。ここで、風車の逆システムは定常状態における風車の静的な特性に基づいたシミュレーション結果より求める。予測風速に基づく制御は風車の静的モデルに基づいているため、風速変化による加減速に対して十分な追従ができない。そこで、風速の変化に対する回転数の追従特性を向上させるため、風力発電機の逆システムの微分値を利用して通電率の補正值 ($\Delta duty$) を算出する。

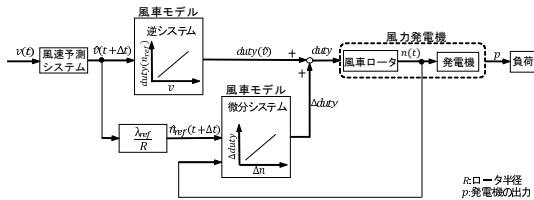


図12 出力最大化制御システムの構成

提案システムの制御特性を検証するため、PI制御を用いたフィードバック制御、静的なモデルと予測風速に基づくフィードフォワード (FF) 制御、FF制御に微分モデルによる補正値を加えた制御の3つの制御方式による発電特性の比較を行った。

風車に振幅 4m/s の正弦波に 8m/s のオフセット値を加えた模擬風速を与え、風速の周波数を変化させてシミュレーション解析を行った。

図13と図14に、各周波数の正弦波状模擬風速に対する風車を取り出せるエネルギーの理論値と、得られた機械的出力と電氣的出力の比 (効率) を示す。低周波数領域においては、PI制御によって十分な効率が得られているが、風速の周波数が大きくなるにしたがって回転数の追従性が悪くなり、急激に効率が低下している。一方、FF制御とFF制御+補正では、風速の周波数が大きくなった場合にも高い効率を維持できている。FF制御+補正では、周波数 0.4Hz において効率の低下が確認できるが、これは回転数のフィードバックに共振点が現れたものと考えられる。

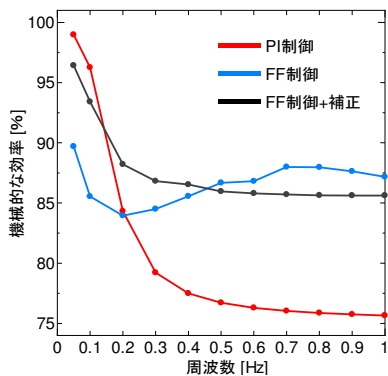


図13 機械的な効率

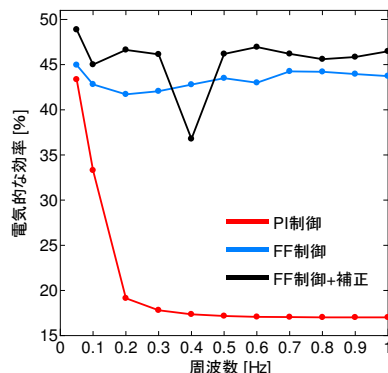


図14 電氣的な効率

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計1件)

- ① Shogo Yoshida, Hiroshi Suzuki, Takahiro Kitajima, Takashi Yasuno, Prediction of Wind Speed Fluctuation Using Deep Belief Network with Ensemble Learning Method, Journal of Signal Processing, 査読あり, Vol. 21, No. 4, pp.183-186, 2017
DOI:https://doi.org/10.2299/jsp.21.183

[学会発表] (計9件)

- ① Rui Fukuoka, Hiroshi Suzuki, Takahiro Kitajima, Akinobu Kuwahara, Takashi Yasuno, Wind Speed Prediction Model Using LSTM and 1D-CNN, 2018 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing (NCSP' 18), No. 5AM1-3-2, pp.45-48, 2018
- ② 吉田匠吾, 鈴木浩司, 北島孝弘, 安野卓, Deep Belief Network を用いた風速増減予測システムのクラスタリングによる学習データ構築に関する一考察, 平成 29 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集, No. 3-5, p.47, 2017
- ③ Shogo Yoshida, Hiroshi Suzuki, Takahiro Kitajima, Takashi Yasuno, Prediction of Wind Speed Fluctuation Using Deep Belief Network with Ensemble Learning Method, 2017 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing (NCSP' 17), No. 3PM1-1-4, pp.613-616, 2017
- ④ Takahiro Kitajima, Shogo Yoshida, Hiroshi Suzuki, Takashi Yasuno, Sign Prediction of Wind Speed Change by Support Vector Machine, 2017 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing (NCSP' 17), No. 3PM1-1-5, pp.617-620, 2017
- ⑤ Shogo Yoshida, Hiroshi Suzuki, Takahiro Kitajima, Anuar Mohamed Kassim, Takashi Yasuno, Correction Method of Wind Speed Prediction System using Predicted Wind Speed Fluctuation, SICE Annual Conference 2016, No. Th2bPo5. 5, pp.1054-1059, Tsukuba, Japan, September 20-23, 2016
- ⑥ 吉田匠吾, 鈴木浩司, 北島孝弘, 安野卓, 中間層出力を継承する複数の階層型ニューラルネットワークを用いた風速の増減予測, 平成 28 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集, No. 3-4,

- p. 53, 2016
- ⑦ Hiroshi Suzuki, Takashi Yasuno, Youhei Miyabe, Takahiro Kitajima, Wind Speed Prediction System Using Multiple Time-Delayed Neural Networks, 2016 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing (NCSP' 16), No. 9AM2-3-2, pp. 660-663, 2016
 - ⑧ 宮部洋平, 北島孝弘, 鈴木浩司, 安野卓, 複数の階層型ニューラルネットワークを用いた簡易風速予測における最適な入力情報の検討, 2015年度計測自動制御学会四国支部学術講演会, No. 1-26, 2015
 - ⑨ 宮部洋平, 北島孝弘, 安野卓, 階層型ニューラルネットワークを複数用いた風速予測における最適な学習手法に関する一考察, 平成 27 年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集, No. 17-20, p. 253, 9月26日, 2015

6. 研究組織

(1) 研究代表者

安野 卓 (Yasuno Takashi)
徳島大学・大学院社会産業理工学研究部
(理工学域)・教授
研究者番号：50263869

(2) 研究分担者

北島 孝弘 (Kitajima Takahiro)
徳島大学・技術支援部常三島技術部門・技術支援職員
研究者番号：90724104