

信頼性分析に基づく風力発電コストの評価

Assessment of levelized cost of energy for wind energy based on reliability analysis

菊地由佳^{*1} 斎藤亮太^{*2} 石原孟^{*3}
 Yuka KIKUCHI Ryota SAITO Takeshi ISHIHARA

^{*1}Research Associate, Department of Civil Engineering, The University of Tokyo, 7-3-1 Hongo Bunkyo Tokyo, 113-8656, Japan, Fax:+81-3-5841-1147, E-mail: kikuchi@bridge.t.u-tokyo.ac.jp

^{*2} Graduate Student, Department of Civil Engineering, The University of Tokyo

^{*3} Professor, Department of Civil Engineering, The University of Tokyo

Abstract

In this study, the levelized cost of energy (LCOE) is investigated based on the reliability analysis of onshore wind turbines in Japan. The wind turbine failure database collected by New Energy and Industrial Technology Department Organization (NEDO) is revised by comparing with the wind turbine failure database collected by Ministry of Economic, Trade and Industry (METI), which covers Hokkaido area with a high correction rate. The difference of wind turbine reliability between Europe and Japan is investigated and the effect of operation period on the reliability is clarified. The probability distribution functions of repair downtime and repair cost are then built by using NEDO database and the correlation between repair downtime and repair cost is expressed by the copula function. The nonlinearity of correlation between repair downtime and repair cost is reproduced by the non-parametric model. Finally, three cost reduction scenarios are proposed, that is, Scenario 1 considers the stock strategy, Scenario 2 uses the preventive maintenance strategy for the rotor and drivetrain assembly, Scenario 3 improves the efficiency of scheduled maintenance by the weather forecast. The nationwide availability is improved from 87% for the baseline scenario to 92.4 %, 94.0%, 95.5 % for the three scenarios and LCOE is also reduced from 13.8 Yen/kWh to 11.9, 11.4, 11.2 Yen/kWh. The probability distribution of LCOE for each scenario is evaluated by Monte Carlo simulations based on the proposed probability distribution functions of repair downtime and repair cost.

キーワード：信頼性分析、故障復旧ダウンタイム、故障復旧費、発電コスト、利用可能率

Key Words：Reliability analysis, Repair downtime, Repair cost, Levelized cost of energy, Availability

1. はじめに

風力発電競争力強化委員会報告書によると、2016年における日本の風力発電コストの平均値は13.9円/kWhであり、2030年までに世界の平均値である8~9円/kWhに低減することが目標とされている¹⁾。発電コストの低減方法として、大量導入による資本費・運転維持費の低減および維持管理の効率化による運転維持費・故障復旧ダウンタイムの低減が考えられ、各方法による発電コスト低減の定量的な評価が必要である。大量導入による発電コスト低減量の評価には学習曲線を用いることが一般的である。Wiserらは、陸上風力の学習曲線の習熟率を18.6%²⁾と報告している。一方、維持管理の効率化による運転維持費・ダウンタイムによる発電コスト低減量の評価にはコストモデルを用いる。維持管理の効率化に関する研究が実施され^{3),4)}、予備品保有と状態基準保全による故障復旧ダウン

タイムの低減、天気予報による定期点検ダウンタイムの低減が提案された。予備品を保有することにより、故障復旧ダウンタイムが約4か月から3日に減少した事例⁵⁾および状態基準保全を実施することにより、大型部品の故障復旧ダウンタイムが25日から10日まで約60%減少した事例⁶⁾が報告されている。これらの方法による日本の風力発電コストの低減量を評価するために、故障復旧ダウンタイム・故障復旧費を考慮したコストモデルを構築する必要がある。

発電コストの評価には、金利や保険料の観点から、平均値だけではなく不確かさが重要である。発電量の確率分布を評価した例は多い^{7),8)}が、運転維持費とダウンタイムの確率分布を評価した例は少ない。ダウンタイムについて、2017年、MorstockとWillkinsonは陸上風力に関する実績値から、ダウンタイムの頻度分布を示し、パーセンタイル値を評価しているが⁹⁾、確率分布によるモデル化は行っていない。また、予備品の有無と故障復旧ダウンタイムとの関係を分析可能な公開データはなく、予備品が故障復旧ダウンタイムの確率分布に与える影響は不明である。本研究では、設置年数が若い風車は予備品が保有されている確率が高いと推察し、風車設置年数が風車の信頼性に与える影響を分析することにより、予備品の影響を考察する。

*1 東京大学大学院工学系研究科助教
E-mail: kikuchi@bridge.t.u-tokyo.ac.jp
〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

*2 東京大学大学院工学系研究科大学院生 (当時)

*3 東京大学大学院工学系研究科教授
(原稿受付：2018年10月1日)

故障復旧費について、データが非公表であることが多い。Carollらは洋上風力発電所を対象に、4段階に分類した故障復旧費の頻度分布を示しているが¹⁰⁾、確率分布は評価されていない。2015年、稲村らが国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)が収集する故障データ¹¹⁾を用いて風車故障リスク評価モデルを開発し、故障率および損害率(故障復旧費/風車価格)を基に風車の年間損害額を評価した¹²⁾。しかし、後述するように、故障データの信頼性が検証されていない。

また、故障復旧ダウンタイムと故障復旧費との相関関係は明らかではない。金融分野では、2変数の周辺分布間の依存構造を評価する手段として、コンピュータ関数の適用が一般的であり¹³⁾、本研究でもコンピュータ関数を用いて故障復旧ダウンタイムと故障復旧費の相関関係をモデル化する。

上記で述べた故障復旧ダウンタイムおよび故障復旧費の分析は、信頼性分析と呼ばれ、Tavnerが体系的にまとめている¹⁴⁾。風車の信頼性分析に必要な風車の故障データベースとして、日本では、NEDOが収集したデータ(以下、NEDOデータ)¹¹⁾と、経済産業省北海道産業保安監督部が収集したデータ(以下、METIデータ)¹⁵⁾がある。NEDOデータは、全国の故障復旧ダウンタイムと故障復旧費を収集し、故障毎に故障アセンブリ等のデータが分かるが、任意の調査であるため、回収率が約4割であり、信頼性の検証が必要である。また、事故調査が目的であるため、故障復旧ダウンタイム3日未満の故障データを収集していない。一方、METIデータは回収率が約8割であり、利用可能率の分析が目的であるため、故障復旧ダウンタイム1時間以上の故障を収集しているが、データが北海道に限定され、故障復旧費は収集されていない。また、ダウンタイムのビン毎の統計値の公表にとどまり、故障アセンブリ等の分析ができない。NEDOデータは、故障復旧費ダウンタイムと故障復旧費を収集した稀有なデータであり、信頼性の検証により故障復旧ダウンタイム・故障復旧費の確率分布の評価が可能となる。

欧州では、1990年代後半から、故障データを収集しており、Pfaffelらが体系的にまとめている¹⁶⁾。代表的な陸上風車の故障データとして、ドイツのWMEPデータ¹⁷⁾とEUプロジェクトのReliawindデータ¹⁸⁾が知られる。WMEPデータは、Franhofer IWESにより、1989年から2006年に、1989年以降に建設された1500基の風車を対象に実施された。Faulstichらは2011年にWMEPデータを用いて、欧州における風車の故障率と故障復旧ダウンタイムを評価した¹⁷⁾。Reliawindデータは、EUにより、2008年から2011年に、風車15基以上からなる発電所に設置された運転2~4年の風車を対象に実施された。Wilkinsonは2011年にReliawindのデータから風車のアセンブリ毎の故障率と故障復

旧ダウンタイムを評価した¹⁸⁾。WMEPデータとReliawindデータは、風車設置年数に大きな違いがあり、WMEPデータ、Reliawindデータ、NEDOデータを比較することにより、風車設置年数が風車の信頼性に与える影響を明らかにできると考える。

そこで、本研究では、NEDOデータとMETIデータを比較することにより、NEDOデータの信頼性を検証するとともに故障復旧ダウンタイム3日未満の故障データの補完方法を提案し、日本の風車の信頼性分析が可能な故障データを構築する。構築した故障データを用いて、日欧に設置された風車の信頼性を比較し、風車設置年数の影響を評価する。次に、構築した故障データを用いて、故障復旧ダウンタイムおよび故障復旧費の信頼性モデルを構築する。最後に、構築した信頼性モデルを用いて、維持管理の効率化による発電コストの低減シナリオを定量的に評価する。

2. 風車の信頼性データベースの構築と評価

2.1節ではNEDOデータの信頼性を検証するとともに、補完方法を提案する。2.2節では構築したNEDOデータを用い、故障率および故障復旧ダウンタイムの日欧比較を行う。2.3節では故障率・故障復旧ダウンタイムの風車設置年数の影響を評価する。

2.1 NEDO故障・事故データベースの構築

NEDOデータには、風車の故障・事故の低減ならびに停止時間の短縮による利用可能率向上を目的とし、平成16年度からダウンタイムが3日間(72時間)を超える故障データが収録されている。収集項目をTable 1に示す。停止時間は1時間単位での記入方式で、故障復旧費は9段階からの選択方式となっている。本研究では、停止時間を故障復旧ダウンタイムと表す。Tavner¹²⁾によれば、故障復旧ダウンタイムは、部品・機材・人員の調達時間、天候等による待機時間、故障を修理する修繕時間の3要素からなり、NEDOデータは3要素の合計値が記載されていることになる。

本研究では、奥本らにより妥当性が検証された¹⁹⁾平成24~26年度(2012~2014年度)におけるデータを分析の対象とした。新エネ法が施行され売電事業としての風力発電導入が本格的に開始された1997年以降に建設された風車を対象とした。1997年以降に建設された風車に対しても、売電事業のみを分析対象とし、実証研究目的である風車は除外した。売電事業および実証研究目的の区別はNEDOが実施している導入実績調査によった。また、ダウンタイムが1年以上の故障(6件)について、調査対象外とした。最終的に、故障データは1087件となった。

故障データのうち、31件についてダウンタイムが不明となっていたが、故障数を変えないようにするため、全体の平均値で補完した。

Table 1 Collected item of NEDO database

Item	Sub-item
Wind Farm	Location, Turbine type, Operating start date
Failure data	Assembly, Event, Occurrence date, Root cause, Countermeasure
Repair downtime	Written question (1 hour resolution)
Repair cost	Multiple choice question in 9 Categories 0: 0 Yen 1: 0~500,000 Yen 2: 500,000~2,000,000 Yen 3: 2,000,000~5,000,000 Yen 4: 5,000,000~10,000,000 Yen 5: 10,000,000~20,000,000 Yen 6: 20,000,000~50,000,000 Yen 7: 50,000,000~100,000,000 Yen 8: 100,000,000 Yen ~

METI データには、運転維持管理の効率向上を目的とし、平成 15 年度から北海道に設置した風力発電所の稼働状況とトラブル状況が収録されている。収集項目には、点検による停止日数、故障復旧による停止日数等がある。本研究では、NEDO データに合わせ、平成 24~26 年度におけるデータを用いた。Table 2 には NEDO データと METI データの特徴をまとめる。

Table 2 Comparison between NEDO database and METI database (2012.4 – 2014.3)

	NEDO	METI
Area	All over Japan	Hokkaido
Repair downtime	More than 3 days	More than 1 hour
Repair cost	Available	Unavailable
Unit of data	Per failure	Per failure/turbine
Failure number	1087 failures	943 failures
Operational turbine years	2311 turbine years	661 turbine years
Collection rate	About 40 %	About 80 %

Table 3 の括弧内に、NEDO データと METI データの故障率と故障復旧ダウンタイムの平均値を示す。NEDO データは 3 日未満の故障が記録されていないため、故障率は低く、ダウンタイムの平均値は高い。NEDO データの信頼性を検証するため、NEDO データと METI データにおける故障復旧ダウンタイムの故障率の分布を 3 日以上 3 ヶ月以内の故障数を 1 として Fig.1 に示す。NEDO データ（全国と北海道）と METI データは 3 日以上 3 ヶ月以内において分布がよく一致し、回収率の影響が少ないことが分かる。3 ヶ月以上の故障率については、回収率の影響があり、NEDO データは METI データの 61%だった。METI データにおける 3 日以上 3 ヶ月以内の故障数を 1 としたときの 1 日以内、1 日以上 3 日以内、3 ヶ月以上の故障数の比率 1.18, 0.553, 0.164 を適用することにより、NEDO データの 3 日未満および 3 ヶ月以上の故障データを補完した。故障復旧ダウンタイムの代表値は、中央値とし、

1 日以内の故障は 12 時間、1 日以上 3 日以内の故障は 48 時間とした。3 ヶ月以上の故障の代表値は、METI データにおける頻度分布と平均値から同定し、7200 時間とした。補正後の NEDO データ (modified NEDO data) と METI データの頻度分布を Fig.2 に示す。Table 3 に示すように、補正後の NEDO データの故障率と故障復旧ダウンタイムの平均値は METI データと近い。

補完した故障復旧ダウンタイム 3 日未満に対応する故障復旧費は、3 日以上 1 週間以内の平均値 90 万円、標準偏差 159 万円をもつ対数正規分布を仮定し、乱数により計算した。3 ヶ月以上に対応する故障復旧費は、補正前の 3 ヶ月以上の平均値、標準偏差をもつ対数正規分布を仮定し、乱数により計算した。故障数 1087 件に対して、1 日以上 3 日以内に 1166 件、3 ヶ月以上の故障に 63 件の故障が追加された。

Table 3 Comparison of modified NEDO and METI data (Number in brackets is original data)

	NEDO (Japan)	NEDO (Hokkaido)	METI (Hokkaido)
Failure rate (failure/turbine/year)	(0.47)	(0.61)	1.43
Average of repair downtime (hour/failure)	(1031)	(1031)	590

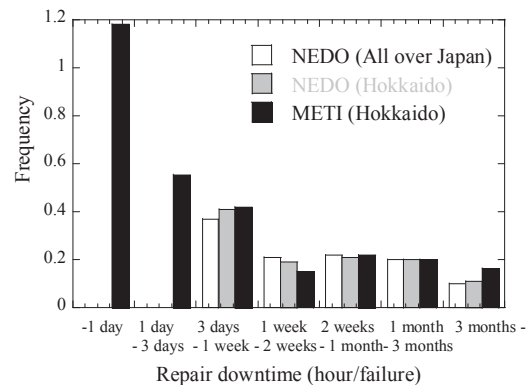


Fig.1 Distribution of repair downtime from 3 days to 3 months between NEDO and METI database normalized by failure number from 3 days to 3 month repair downtime

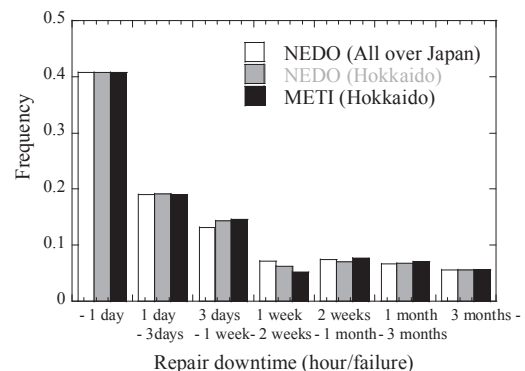


Fig.2 Frequency distribution of repair downtime between modified NEDO and METI database

アセンブリごとの信頼性分析を可能にするため、1件につき複数のアセンブリが故障している故障を、単独のアセンブリに分解した。NEDO データにおける故障部位の収集方法は、18 個のアセンブリ（ブレード、ハブ、系統連系装置、主軸・ベアリング、ギアボックス、空力ブレーキ、電気装置、ハブ、ヨー装置、ピッチ制御装置、油圧装置、その他）からの選択式となっており、選択不可能の場合は、全般、損傷部位なし、不明から選択する。1087 件の故障中、複数箇所故障は 102 件あった。分解は、単独箇所故障から、各アセンブリのダウンタイムおよび復旧費の平均値を求め、求めた平均値を用いて、複数箇所故障のダウンタイムおよび復旧費を比例配分した。空力ブレーキとピッチ制御装置は同じものとし、全般、損傷部位なし、不明の故障は調査対象外とした。

また、2.1 節で補完した 3 日以内および 3 ヶ月以上のダウンタイムをもつ故障について、各アセンブリへの振り分けを行った。1 日未満の故障および 1 日以上 3 日未満の故障について、アセンブリの故障数の比率は、3 日以上 1 週間未満のアセンブリの故障数の比率と同じと仮定して、振り分けた。3 ヶ月以上の故障について、アセンブリの故障数の比率は、NEDO データ補正前の 3 ヶ月以上のアセンブリの故障率の比率と同じと仮定して、振り分けた。

故障復旧ダウンタイムの代表値は、全体データと同様に中央値を代表値とし、3 ヶ月以上の故障は 7200 時間とした。故障復旧費は、ダウンタイム 3 日未満の故障は、ダウンタイム 3 日以上 1 週間未満の故障復旧費の平均値と標準偏差をもつ対数正規分布を仮定し、乱数により計算した。ダウンタイム 3 ヶ月以上の故障は、補正前の 3 ヶ月以上の故障復旧費の平均値と標準偏差をもつ対数正規分布を仮定し、乱数により計算した。以上の分解により、故障復旧ダウンタイムおよび故障復旧費の合計値は変化しないが、平均値は 389 時間/件、262 万円/件と下がる。

第 4 章において発電コストを議論する際は、1 件あたりから 1 基あたりに変換する必要がある。本研究では、式(1)、(2)に示すように、1 件あたりの値に、故障率 λ と調整係数を乗じ、1 基あたりの値に変換した。斉藤らが示したように 1 件あたりの分布と 1 基あたりの頻度分布は異なる²⁰⁾ため、調整係数が必要となる。故障復旧ダウンタイムについて、調整係数 A は、故障復旧ダウンタイムの平均値が競争力強化委員会報告書¹⁾の値となるように同定した。故障復旧費について、国の公表値がないため、1 件あたりと 1 基あたりの分布は同じと仮定し、調整係数は用いなかった。

$$T_{\text{repair}}(\text{円/基}) = T_{\text{repair}}(\text{円/件}) \times \lambda (\text{件/基}) \times A \quad (1)$$

$$C_{\text{repair}}(\text{円/基}) = C_{\text{repair}}(\text{円/件}) \times \lambda (\text{件/基}) \quad (2)$$

2.2 風車の信頼性評価

構築した NEDO データベースを用いて、日本と欧州における故障率および故障復旧ダウンタイムを比較する。本節以降、NEDO データは補正後のものを指す。各データの特徴を Table 4 に示す。収集された風車の運転期間は、NEDO と WMEP が約 20 年以上と長いのに対し、Reliawind は運転開始から 2~4 年となっている。ロータ形式は NEDO と WMEP が定速機を含むのに対し、Reliawind は可変速機のみを対象としている。ブレードの制御形式は、NEDO と WMEP がストール制御とピッチ制御を含むのに対し、Reliawind はピッチ制御のみを対象としている。ドライブトレインは NEDO と WMEP がギア形式とダイレクト形式を対象としているのに対し、Reliawind はギア形式のみを対象としている。

Table 4 Characteristics of each database

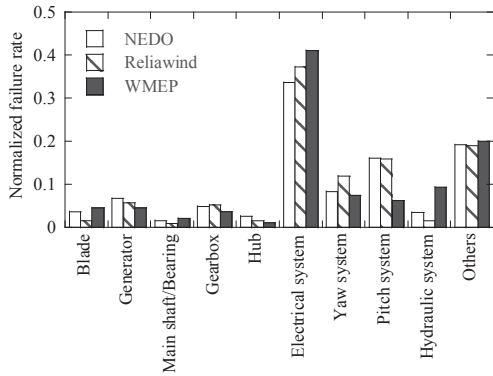
	NEDO	Reliawind	WMEP
Collection	2014-2016	2008-2011	1999-2006
Op. year	< 20 yr.	2 - 4 yr.	< 17 yr.
Operational turbin years	2311	-	15357
Turbine number	780	350	1593
Rot. Speed	Fixed/Variable	Variable	Fixed/Variable
Control	Stall/Pitch	Pitch	Stall/Pitch
Drivetrain	Geared/Direct	Geared	Geared/Direct

Reliawind データ、WMEP データと NEDO データについて、各アセンブリの故障率 (件/基/年) と故障復旧ダウンタイム (時間/件) を正規化した。Fig.3 (a) に正規化した故障率 (件/基/年) の日欧の比較を示す。日欧 3 つのデータ間で、各部位の故障率の分布は概ね一致している。

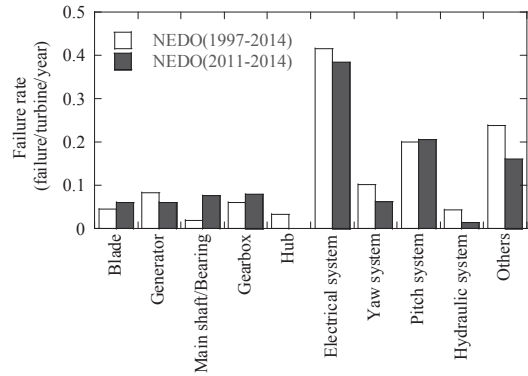
Fig.3 (b) に正規化した故障復旧ダウンタイム (時間/基) の日欧の比較を示す。Reliawind データと比較して、NEDO データと WMEP データの故障復旧ダウンタイムの分布は同じ傾向を示しており、特にギアボックス、電気装置、ピッチ制御装置に顕著である。NEDO データと WMEP データは運転期間 10 年以上の風車を対象に含む一方、Reliawind データは運転期間 2~6 年の新しい風車を対象としていることが大きな違いであり、風車の設置年数が故障復旧ダウンタイムの分布に影響を与えていることが推察される。

2.3 風車設置年数が風車の信頼性に与える影響

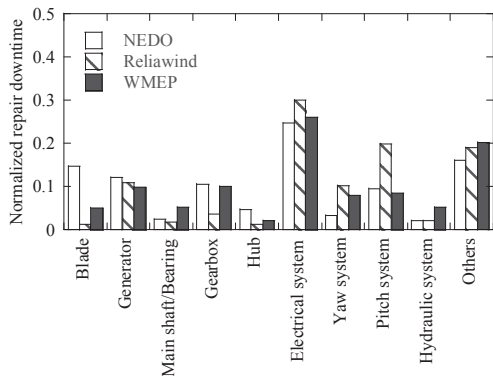
風車設置年数が風車の信頼性に与える影響を調べるため、NEDO データを 1997 年以降に設置された全風車 (以下 NEDO (1997~2014)) と、2011 年以降に設置された風車 (以下 NEDO (2011~2014)) に分けて分析した。NEDO データにおいて補完した 3 日未満の故



(a) Normalized failure rate

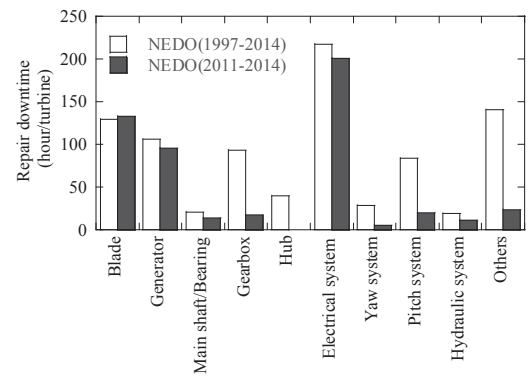


(a) Absolute failure rate (failure/turbine/year)



(b) Normalized repair downtime per failure

Fig.3 Comparison of Japan and Europe



(b) Absolute repair downtime (hour/turbine)

Fig.4 Comparison between NEDO(1997-2014) and NEDO(2011-2014)

障について、3 日以上 1 週間以内の故障における運転期間 1997~2014 と運転期間 2011~2014 との比率が、3 日未満の故障のそれぞれの運転期間と同じ比率と仮定して、故障を振り分けた。補正した 3 ヶ月以上の故障については、補正前の 3 ヶ月以上の故障における運転期間 1997~2014 と運転期間 2011~2014 のデータとの比率が同じと仮定して、故障を振り分けた。

Fig.4 (a) には、故障率 (件/基/年) の絶対値の比較を示す。各アセンブリの合計から求めた全体の故障率は、1997~2014 年の 1.24 件/基から、2011~2014 年の 1.13 件/基まで 9%減少したものの、各アセンブリの故障率の分布は概ね一致している。

Fig.4 (b) には、故障復旧ダウンタイム (時間/基) の絶対値を示す。ギアボックス、ヨー制御装置、ピッチ制御装置について、故障率がほぼ変化しないにも関わらず、故障復旧ダウンタイムが大きく減少していることが分かる。この理由として、新しい風車は予備品を保有しているため、調達時間によるダウンタイムが短いこと、および重大な故障モードが少なかったため修繕時間が短いことが考えられる。

風車設置年数は風車の故障率に大きく影響を与えないが、新しい風車は故障復旧ダウンタイムが短くなる傾向があることが分かった。

3. 風車の信頼性モデルの構築と評価

3.1 節ではベータ分布と t コピュラを用いて信頼性モデルを構築し、3.2 節ではロータ・駆動系と電気・制御系等に分けて信頼性モデルを構築し、風車設置年数が及ぼす影響を調べる。

3.1 風車の信頼性モデル

本研究では全対象データにベータ関数と t コピュラを適用したパラメトリックモデルと、故障復旧ダウンタイムのビン毎にベータ関数と t コピュラを適用したノンパラメトリックモデルを構築した。ここで故障復旧費 0 円の故障は、平均値を大幅に下げ、公表値に含まれていないと推察されるため、対象外とした。

ベータ関数の変数 a と b は、各故障復旧ダウンタイムの区間の故障復旧ダウンタイムの平均値を m 、分散を v として次式により導出される。

$$f(x|a,b) = \frac{1}{B(a,b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1} I_{[0,1]}(x) \quad (4)$$

$$a = (-m^3 + m^2 - mv)/v \quad (5)$$

$$b = \left(\frac{1}{m} - 1\right) \quad (6)$$

故障復旧ダウンタイムと故障復旧費のベータ分布の係数を同定し、Table 5, 6 に示す。ベータ分布は係数 a が 1 未満であるとき、 b が 1 未満でバスタブ曲線、1 以上で単調減少の形状となる。また、 a と b の値が近いほど、一様分布に近い形となる。短いダウンタイム区分ほど、故障が万遍なく発生し、一様分布に近い。故障復旧費は、短いダウンタイム区分ほど、軽微な故障である確率が高いため、右に歪み単調減少の形状に近くなる。長いダウンタイム区分ほど、軽微な故障だが調達時間が長い場合、重大な故障で復旧時間が長い場合が混在するため、一様分布に近くなる。

Table 5 Identified coefficients of Beta function for repair downtime

Repair downtime (hour/failure)	a	b	$(a-b)/a$
72~168	0.699	0.845	-0.21
168~336	0.931	1.34	-0.44
336~720	0.703	0.975	-0.39
720~2160	0.752	1.49	-0.98
2160~8760	0.460	1.27	-1.76
Whole data	0.699	0.845	-0.21

Table 6 Identified coefficients of Beta function for repair cost

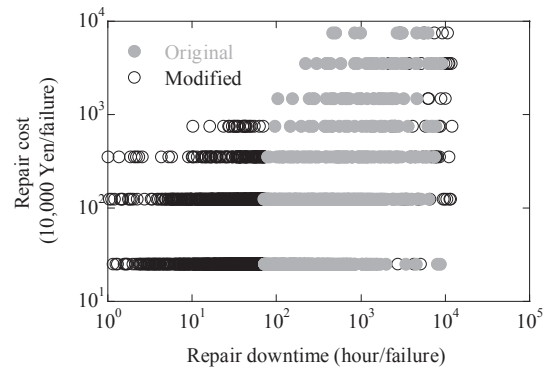
Repair downtime (hour/failure)	a	b	$(a-b)/a$
72~168	0.327	36.4	-110.32
168~336	0.129	7.52	-57.30
336~720	0.174	3.41	-18.60
720~2160	0.221	2.85	-11.90
2160~8760	0.353	1.49	-3.22
Whole data	0.078	2.67	-33.23

本研究では、故障復旧ダウンタイムと故障復旧費との相関関係を考慮するために、コピュラ関数を用いた。コピュラ関数（接合分布関数）とは、2つの確率変数 X と Y の同時分布関数と周辺分布関数との関係を表す関数である。2つの確率変数 X と Y の同時分布関数が式(7)で表される時、任意の同時分布関数は式(8)となる。

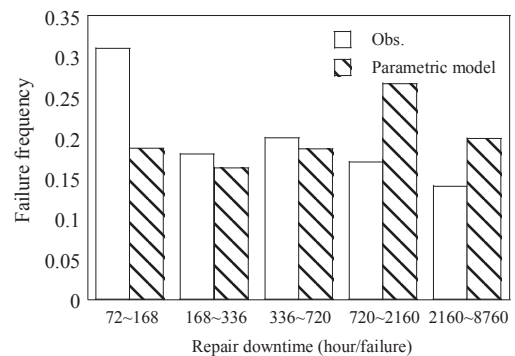
$$F(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y) \quad (7)$$

$$F(x, y) = C(F_X(x), F_Y(x)) \quad (8)$$

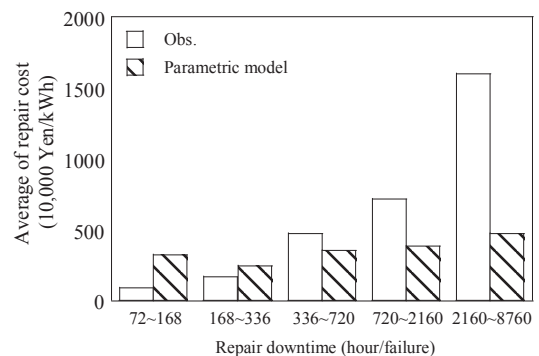
ここで、 $F_X(x)$, $F_Y(x)$ はそれぞれ X と Y の周辺分布関数であり、 C はコピュラ関数である。本研究では、分布の裾での変量間の依存関係が強い場合にその依存関係をよく表現しうるコピュラとして t コピュラを用いた。故障復旧ダウンタイムと故障復旧の周辺分布関数をベータ分布として、周辺分布を一様分布に変換し、対数尤度を最大化する t 分布の自由度と相関行列を推定量とした。



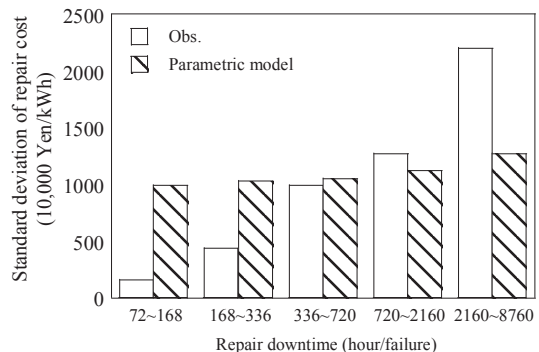
(a) Relationship between repair downtime and repair cost



(b) Failure frequency



(c) Average of repair cost



(d) Standard deviation of repair cost

Fig. 5 Comparison between observation and prediction by parametric model

Fig.5 (a)は、NEDO データにおける故障復旧ダウンタイムと故障復旧費との関係を示す。白丸が補完した故障である。Fig. 5 (b)–(d) は、実績値およびパラメトリックモデルによる予測値について、ダウンタイム区分ごとの故障発生頻度、故障復旧費の平均値、標準偏差を示す。故障復旧ダウンタイムと故障復旧費との関係に強い非線形性が観察され、パラメトリックモデルによる評価に誤差が生じていることが分かる。

ノンパラメトリックモデルにおいて、式(9)に示すように、ダウンタイム区分 i ごとに相関を考慮してベータ分布 $F_{x,i}$ を評価し、区分ごとの発生頻度 f_i で重み付けをして足し合わせるにより、全体の累積分布 $F(x)$ を評価した。Table 7 に示すように、評価した故障復旧ダウンタイム・故障復旧費の平均値と標準偏差は、実績値とよく一致し、各ダウンタイム区分が独立であることが示された。

$$F(x) = \sum f_i \times F_{x,i} \tag{9}$$

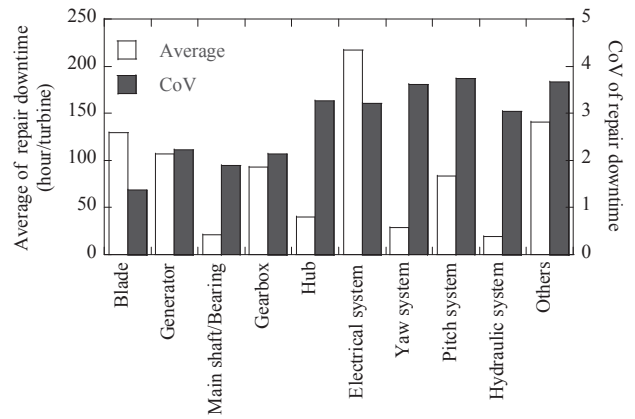
Table 7 Comparison between predicted and observed repair downtime and repair cost

		Obs.	Model
Repair	Ave. (hour/failure)	389	388
downtime	Std. (hour/failure)	1023	1017
Repair cost	Ave. (10,000Yen/failure)	262	263
	Std. (10,000Yen/failure)	835	839

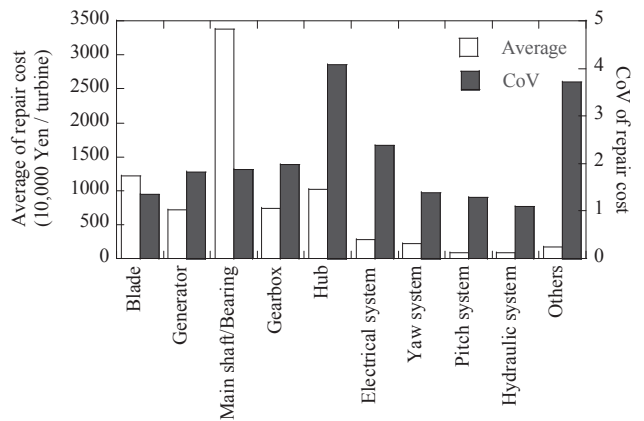
3.2 アセンブリごとの信頼性モデル

アセンブリごとの故障復旧ダウンタイムおよび故障復旧費の平均値および変動係数を Fig.6 に示す。故障復旧ダウンタイムの変動係数は、ブレード、発電機、主軸・ベアリング、ギアボックスといったロータ・駆動系等の大型部品がおおよそ2であるのに対し、電気装置、ハブ、ヨー装置、ピッチ制御装置、油圧式装置といった電気・制御系の小型部品はおおよそ3となった。これは、電気・制御系アセンブリは、予備品の有無による調達時間が、保修時間が短い小型部品により大きく影響するためだと考えられる。故障復旧費の変動係数は、故障復旧ダウンタイムほどの差異は認められないが、ロータ・駆動系アセンブリが電気・制御系アセンブリより大きい傾向にある。これは、大型部品は軽微故障も重大故障を含むのに対し、小型部品は重大故障である確率が低いためだと考えられる。

以上の特徴から、本研究では、アセンブリをロータ・駆動系アセンブリ（ブレード、ハブ、主軸・ベアリング、ギアボックス、発電機）と電気・制御系等アセンブリ（電気装置、ヨー装置、ピッチ制御装置、油圧装置、その他）の2種類に分けて信頼性モデルを構築した。



(a) Repair downtime for unit of each subassembly

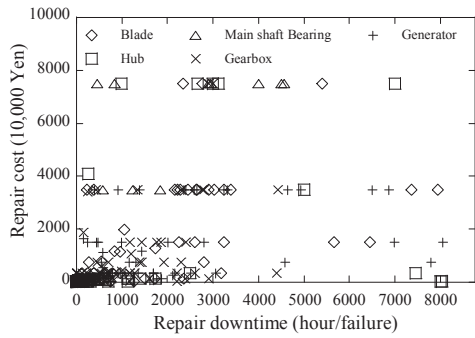


(b) Repair cost for unit of each assembly

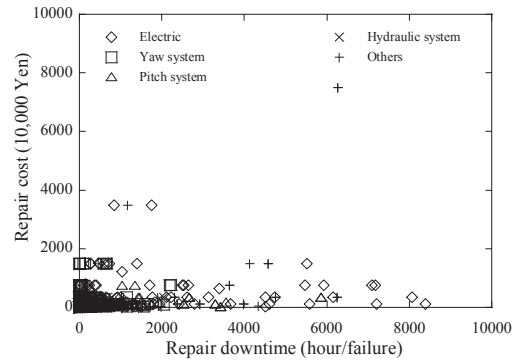
Fig.6 Reliability analysis of each assembly

ロータ・駆動系および電気・制御系のアセンブリについて、故障復旧ダウンタイムと故障復旧費との関係、故障復旧ダウンタイムおよび故障復旧費の累積頻度分布を分析した結果を Fig.7, Fig.8 に示す。故障復旧ダウンタイムの累積分布について、短いダウンタイムでは、区分内でダウンタイムに偏りがなく故障が発生するため一様分布となり、長いダウンタイムでは、区分内でダウンタイムが短い故障の発生頻度が多いため、右に歪んだ確率分布となり、累積分布が湾曲する。故障復旧費の累積分布について、短いダウンタイムでは、軽微な故障である確率が高いため、故障復旧費の低い確率が高く、右に歪んだ確率分布となり、累積分布が湾曲する。長いダウンタイムでは、軽微故障だが調達時間が長い場合と重大故障で復旧時間が長い場合があるため、故障復旧費は一様に分布する傾向となり、累積分布は直線に近づく。

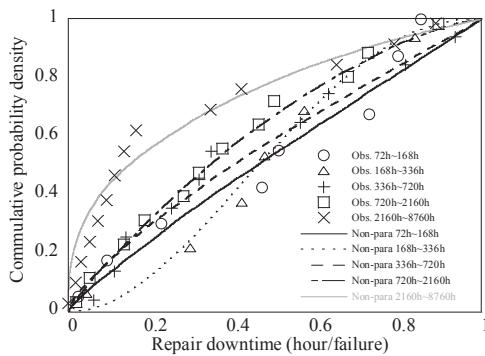
小型部品と大型部品について、それぞれ累積分布を評価し、故障率で重み付けをして足し合わせるにより、故障復旧ダウンタイムを評価し、全体と比較した結果を Table 8 に示す。部品を分けて評価した結果は、分けずに評価した結果とほぼ一致し、小型部品と大型部品は独立であることが示された。



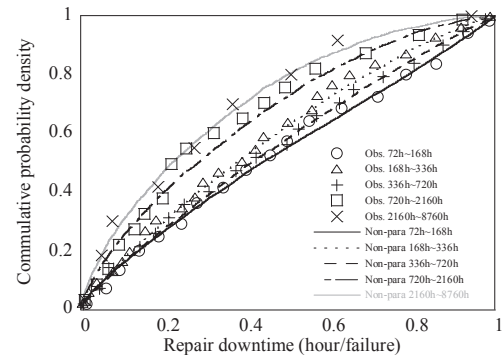
(a) Relationship between repair downtime and repair cost



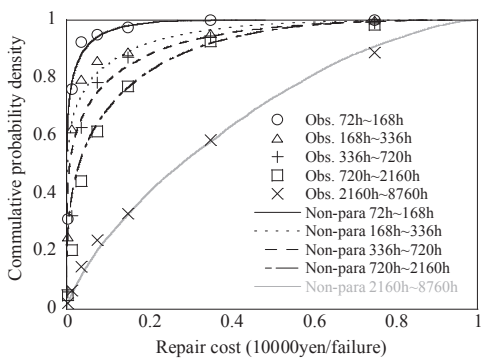
(a) Relationship between repair downtime and repair cost



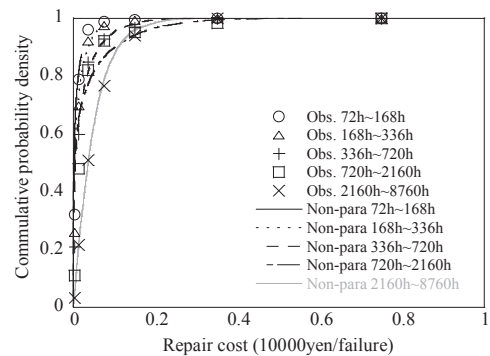
(b) Cumulative distribution of repair downtime



(b) Cumulative distribution of repair downtime



(c) Cumulative distribution of repair cost



(c) Cumulative distribution of repair cost

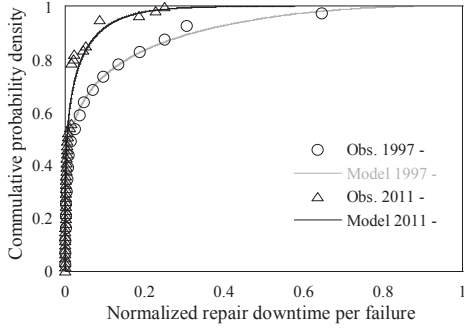
Fig. 7 Comparison of predicted cumulative distribution and observation for the rotor and drivetrain assembly

Fig. 8 Comparison of predicted cumulative distribution and observation for the electric and control assembly

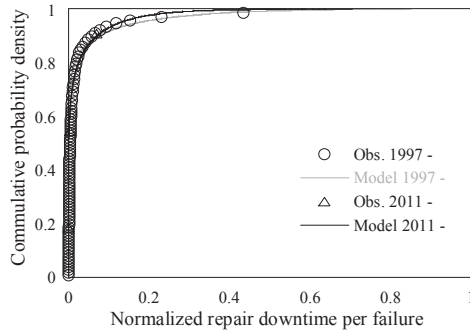
Table 8 Average and standard deviation of system model and summed subassembly model

		System	Assem.
Repair downtime	Ave. (hour/failure)	388	390
	Std. (hour/failure)	1017	1023
Repair cost	Ave. (10,000Yen/failure)	263	265
	Std. (10,000Yen/failure)	839	845

Fig. 9, Fig.10 には、それぞれロータ・駆動系、電気・制御系のアセンブリについて 1997 年以降および 2011 年以降に建設された風車における故障復旧ダウンタイムと故障復旧費の累積分布の比較を示す。ロータ・駆動系において、2011 年以降に建設された風車の累積分布は、1997 年以降に建設された風車と比べて、大きく湾曲している。新しい風車は、予備品を保有する可能性が高いため調達時間が短いことおよび重大な故障モードの頻度が低く修繕時間が短いことが理由と考えられる。一方、風車設置年数が故障復旧費に与える影響は、ロータ・駆動系、電気・制御系ともに、故障復旧ダウンタイムほど大きくないことが分かる。

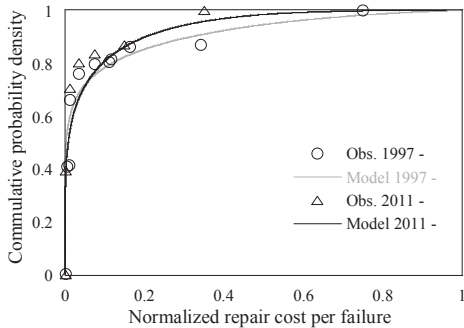


(a) Rotor and drivetrain assembly

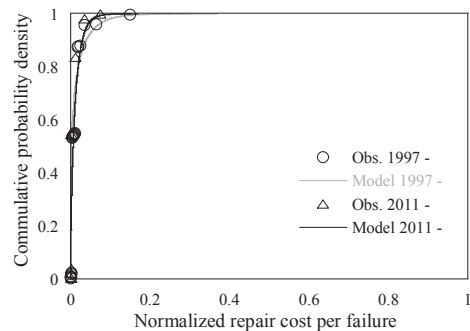


(b) Electric control assembly

Fig. 9 Comparison of predicted and observed cumulative distribution for repair downtime between turbines installed after 1997 and those installed after 2011



(a) Rotor and drivetrain assembly



(b) Electric control assembly

Fig. 10 Comparison of predicted and observed cumulative distribution for repair cost between turbines installed after 1997 and those installed after 2011

4. 風力発電コストの評価と低減シナリオ

4.1 節では構築した発電コストモデルを構築し, 4.2 節では前節までの分析を基にコスト低減シナリオを評価する.

4.1 発電コストモデルの構築

NREL の報告書²¹⁾によると, 発電コスト $LCOE$ は式 (10)により評価される.

$$LCOE = \frac{CAPEX \times FCR + OPEX}{AEP} \quad (10)$$

ここで, $CAPEX$ は初期資本費, FCR は年経費率, $OPEX$ は運転維持費, AEP は年間発電量である.

運転維持費は式(11)に示すよう, 故障復旧費 C_{repair} , 修繕における故障復旧費以外の費用 C_{others} , 土地賃借代, 人件費, 保険料等の固定費 C_{fixed} に分けることができる. 年間発電量は式(12)に示すよう, パワーカーブ $P(f)$ と風速の頻度分布 $f(U)$ に利用可能率 $Availability$ を乗じて評価する. 利用可能率は式(13)に示すよう年間で風車が正常に稼働する時間の割合で定義される. ダウンタイムは, 故障復旧ダウンタイム T_{repair} , 定期点検によるダウンタイム $T_{periodic}$ に分けることができる.

$$OPEX = C_{repair} + C_{other} + C_{fixed} \quad (11)$$

$$AEP = \sum P(f) \times f(U) \times Availability \quad (12)$$

$$Availability = \frac{8760 - (T_{repair} + T_{periodic})}{8760} \quad (13)$$

本研究では, 式(10)-(13)を用い, 故障復旧ダウンタイム T_{repair} , 故障復旧費 C_{repair} , 資本費 $CAPEX$ を変数とし, 残りのパラメータを定数として, 100 万回試行のモンテカルロシミュレーションを実施し, 発電コストを評価した.

Table 9 に, 本研究で用いた値を示す. 年経費率 FCR は, 参考文献 1) に示された発電コスト, 初期資本費, 維持管理費, 年間発電量の値より, 運転期間 20 年を仮定して, 6.12% と同定した. 修繕における故障復旧費以外の費用 C_{fixed} は, 参考文献 1) の修繕費 6800 円/kW から, NEDO データから評価した故障復旧費 C_{repair} の平均値 2300 円/kW を引いて同定した. 定期点検ダウンタイム $T_{periodic}$ は, 参考文献 15) の平成 24~26 年度の掲載値を平均した. T_{repair} は, 参考文献 1) に掲載された利用可能率 87% がダウンタイム 1139 時間/基 (=8760 時間 \times (100%-87%)) に相当することから, ダウンタイムから定期点検ダウンタイムを引き評価し, NEDO データに補正係数を乗じ, 平均値が一致するように調整した.

Table 9 LCOE parameters in Japan

		Average	Ref.
CAPEX		282,000 Yen/kW	Ref. 1)
FCR		6.12%	Identified
OPEX	C_{repair}	2,300 Yen/kW	Identified
	C_{fixed}	4,500 Yen/kW	Identified
	C_{other}	2,500 Yen/kW	Ref. 1)
Capacity Factor		21.8%≒22%	Ref. 1)
T_{repair}		1,004 hr/turbine	Identified
$T_{periodic}$		135 hr/turbine	Ref. 13)
Availability		87%	Ref. 1)
Levelized Cost of Energy		13.9 Yen/kWh	Ref. 1)

資本費の確率分布について、調達価格算定委員会の報告書²²⁾の掲載値を抽出し、平均値は28.2万円/kW、変動係数は0.27より、モーメント法を用いて、ベータ、対数正規、ワイブル分布のパラメータを同定し、RMSE値が最小となったワイブル分布を採用した。分布の詳細は参考文献20)を参照されたい。故障復旧ダウンタイムおよび故障復旧費の確率分布は3.1節で示したベータ分布とtコピュラを用いたノンパラメトリックモデルを採用した。3章に示した信頼性モデルの値は件あたりであるため、式(1)、(2)を用いて基あたりの値に変換を行った。

4.2 コスト低減シナリオの分析と評価

前節で構築した発電コストモデルを用いて、発電コストの評価を行う。3章の信頼性分析において風車設置年数が故障復旧ダウンタイムに及ぼした影響を基に、3つのシナリオを設定した。

Scenario 1として、予備品を保有することにより、故障復旧ダウンタイム3ヶ月以上の故障について、1ヶ月のダウンタイムになる場合を考えた。NEDOデータにScenario 1を適用すると、故障復旧ダウンタイムは45.1%低減し、利用可能率は92.4%となった。

Scenario 2として、状態基準保全の適用を想定し、ロータ系・駆動系のアセンブリについて、2週間以上(336時間以上)の故障復旧ダウンタイムが168時間(1週

間)になる場合を考えた。NEDOデータにScenario 2を適用すると、故障復旧ダウンタイムは60.9%削減し、利用可能率は94%となった。これは、大規模事業者からは予備品を保有した上で状態基準保全を実施することにより、大型部品の修繕による停止時間が25日から10日まで約60%減少したとの報告⁶⁾に相当する。

Scenario 3として、最新の天気予報の技術²³⁾を利用し、定期点検を無風の期間に実施することにより、実質上、定期点検によるダウンタイムをゼロにする場合を考えた。NEDOスマートメンテナンスの調査²⁾によると、天気予報を用いた定期点検によるダウンタイムの低減は欧州で既に実施されている。

それぞれのシナリオにおいて、維持管理コストは、修繕における故障復旧費以外の費用 C_{others} 4500円は、修繕に伴う人件費等であると想定されるため、故障復旧ダウンタイムの減少に比例して下がると仮定した。

最後に、Target for 2030として、2030年までに10GWを導入するという政府目標を基に、資本費と維持管理費に対して、規模による学習曲線を用いて、大規模導入による資本費と維持管理費の低減を評価した。学習曲線の習熟率は、Wieserら²⁾が示した18.6%を用いた。

以上の各シナリオの設定をTable 10に示すとともに、Fig.11にはロータ・駆動系および電気・制御系のアセンブリについてシナリオを適用した場合の故障復旧ダウンタイムの累積分布を示す。議論のため、ビンゴではなく全データにベータ分布を適用した累積分布を示した。Fig.9における分析と類似した分布であることが分かる。また、Table 11には、各シナリオの故障復旧ダウンタイムの平均値と変動係数を示した。

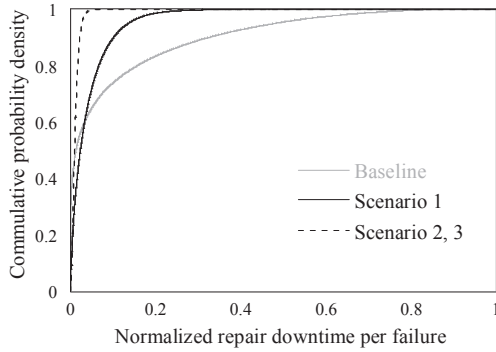
各シナリオに対する発電コストの平均値をTable 10の最下段およびFig. 12に示す。Baselineに対して、予備品保持によるScenario 1のコスト低減効果は1.9円/kWhと大きく、状態基準保全によるScenario 2および天気予報の利用によるScenario 3のコスト低減効果は、それぞれ0.5円/kWh、0.2円/kWhとなった。Target for 2030とした規模効果は2.0円/kWhであった。

Table 10 LCOE parameter for each scenario

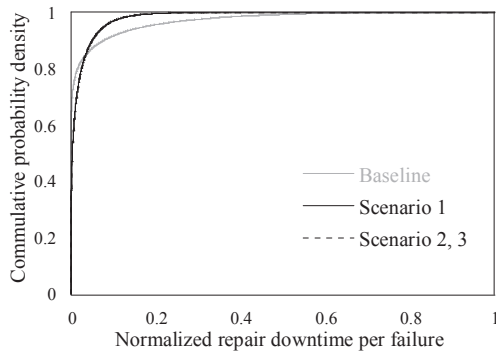
	Baseline	Scenario 1	Scenario 2	Scenario 3	Target for 2030	
CAPEX	(Yen/kW)		282,000		230,180	
FCR	(%)		6.12		6.12	
OPEX	(Yen/kW)	9300	7257	6551	6551	5347
T_{repair}	(Hour)	1004	531	394	394	394
$T_{periodic}$	(Hour)	135	135	135	0	0
Availability	(%)	87	92.4	94.0	95.5	95.5
Capacity factor	(%)	22.20	23.4	23.8	24.2	24.2
Average of LCOE	(Yen/kWh)	13.8	11.9	11.4	11.2	9.2
Reduction from Baseline	(Yen/kWh)	—	-1.9	-2.4	-2.6	-4.6

Table 11 Repair downtime for each scenario

	Ave. (hour/turbine)	CoV
Baseline	1004	2.6
Scenario 1	531	1.7
Scenario 2	394	1.8
Scenario 3	394	1.8



(a) Rotor and drivetrain assembly



(b) Electric and control assembly

Fig.11 Cumulative distributions of repair downtime for each scenaiο

以上より、風力発電競争力強化委員会が示す2030年までのコスト削減目標に対して、維持管理の効率化によって2.6円/kWhの発電コストの低減が期待できるとともに、維持管理の効率化と大量導入の実現の両方によって、目標が達成できることの見通しが示された。

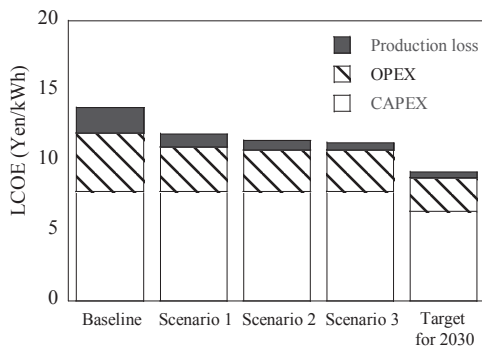


Fig. 12 The predicted cost for each scenario

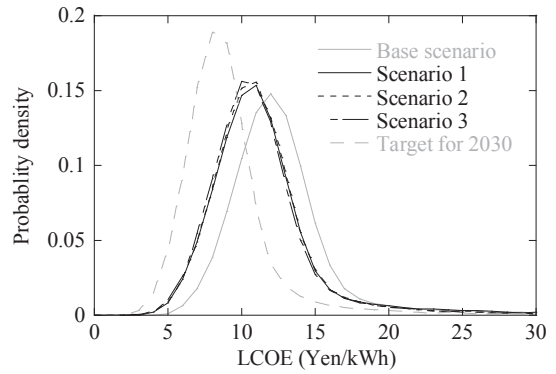


Fig. 13 Predicted probability distribution of LCOE for each scenario

Fig. 13には、構築したコストモデルを用いて各シナリオに対する発電コストの分布を評価した結果を示す。Table 12には、各シナリオについてP50値とP90値およびその比率を示した。P90値/P50値は、1.78から1.39へとおよそ20%低減し、予備品保有・状態基準保全を実施することによる発電コストの不確かさの減少について定量的に評価することができた。

Table 12 Predicted P50 and P90 for each scenario

	P50	P90	P90/P50
Baseline	12.2	21.8	1.78
Scenario 1	10.8	15.6	1.44
Scenario 2	10.7	15.0	1.39
Scenario 3	10.6	14.8	1.39
Target for 2030	8.5	12.1	1.42

5. まとめ

本研究では、風車の信頼性分析を実施し、以下の結論を得た。

- 1) 3日~3ヶ月におけるNEDOデータの故障率と故障復旧ダウンタイムの頻度分布はMETIデータとよく一致し、NEDOデータの信頼性を示した。METIデータを用いて、NEDOデータにおける故障復旧ダウンタイム3日未満の故障を補完することにより、日本の風車の信頼性分析を可能にした。
- 2) 日欧の風車の信頼性データを各アセンブリについて比較し、正規化した故障率の分布は日欧で差がないことを示した。一方、正規化した故障復旧ダウンタイムの分布は、風車設置年数の長い風車が含まれるNEDOデータとWMEPデータに対して、風車設置年数の短いReliawindデータは、ギアボックス、電気装置、ピッチ制御装置の割合が低いことを示した。
- 3) NEDOデータのうち、1997年以後設置した風車と2011年以後設置した風車は設置年数の短い風車の故障率の絶対値の分布はほぼ同じだった。一方、故障復旧ダウンタイムの絶対値はギアボックス、

ヨー制御装置, ピッチ制御装置について大きく減少した。これは風車設置年数の短い風車では予備品を保有している可能性が高く, 故障復旧ダウンタイムが短いことによるものと推察された。

- 4) 構築した NEDO データを用いて, 故障復旧ダウンタイムと故障復旧費の相関関係が非線形であることを示した。ダウンタイムの区分ごとにベータ分布と t コピュラ関数を用いたノンパラメトリックモデルを構築し, モデルによる予測値は観測値とよく一致することを示した。
- 5) 風車のアセンブリをロータ・駆動系と電気・制御系に分けて, ノンパラメトリックモデルを構築し, アセンブリによる故障復旧ダウンタイムと故障復旧費の特徴を明らかにした。また, 風車設置年数がダウンタイムに与える影響を評価し, ロータ・駆動系アセンブリにおいて予備品保持によるダウンタイム低減効果が高いことを示した。
- 6) 構築した信頼性モデルを用いて, 予備品の保有, 大型部品の状態基準保全, 天気予報に基づく定期点検の実施による 3 つのシナリオを定量的に評価し, 利用可能率は 87% から 92.2%, 94.0%, 95.5% と向上し, 発電コストも 13.8 円/kWh から, 11.9 円/kWh, 11.4 円/kWh, 11.2 円/kWh と低減することを示した。維持管理の効率化により 2.6 円/kWh, 大規模導入により 2.0 円/kWh の低減効果があることが示された。また, 維持管理の効率化による低減シナリオの実施により, P90/P50 値は 1.78 から 1.39 へおよそ 20% 減少した。

謝辞

本研究は, 国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務「スマートメンテナンス技術研究開発 (疲労予測)」(平成 25 年度~平成 30 年度) で得られた研究成果である。ここに記して関係者の皆様に感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 風力発電競争力強化研究会, 風力発電競争力強化研究会報告書, 2016.
- 2) Wisser, R., Jenni, K., Seel, J., Baker, E., Hand, M., Lantz, E. and Smith, A., Forecasting wind energy costs and cost drivers, IEA Wind Task 26, 2016.
- 3) 国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構, 平成 30 年度成果報告風力等自然エネルギー技術研究開発 風力発電高度実用化研究開発 スマートメンテナンス技術研究開発 (分析) (疲労予測), 2018.
- 4) 国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構, 平成 30 年度成果報告風力等自然エネルギー技術研究開発 風力発電高度実用化研究開発 スマートメンテナンス技術研究開発 (分析) (リスク分析), 2018.
- 5) 新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) スマートメンテナンス技術研究開発, 風力発電事業者意見交

換会資料, 秋葉原 UDX ビル, 2015. 8.7 実施.

- 6) ユーラスエナジーテクニカルサービス, ウィンドファームの稼働率向上に向けた取り組み, 第 38 回風力エネルギー利用シンポジウム, pp. 97-111, 2016.
- 7) Früh, W., Long-term wind resource and uncertainty estimation using wind records from Scotland as example, *Renewable Energy*, Vol. 50, pp.1014-1026, 2013.
- 8) Tindal, A., Financing wind farms and the impacts of P90 and P50 yields, *EWEA Wind Resource Assessment Workshop*, 2011.
- 9) Mortstock, K. and Wilkinson M., Data mining to reduce risk and better predict P90 performance, *Proceeding of Wind Europe 2017*, 2017.
- 10) Carroll, J., McDonald, A., McMillan, D., Failure rate, repair time and unscheduled O&M cost analysis of offshore wind turbines, *Wind Energy*, Vol.19 pp. 1107-1119, 2016.
- 11) 国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構, 風力等自然エネルギー技術研究会開発風力発電高度実用化研究開発スマートメンテナンス技術研究開発 (分析) (疲労予測等) 平成24年, 25年, 26年度風力発電故障・事故調査結果報告書, 2013, 2014, 2015.
- 12) 稲村友彦, 足立慎一, 大型風車の設置期間 (経年) と保険損害の相関性に関する考察, 第38回風力エネルギー利用シンポジウム, pp.401-402, 2015.
- 13) 戸坂凡展, 吉羽要直, コピュラの金融実務での具体的な活用方法の解説, *金融研究*, 第 24 巻別冊第 2 号, 2005.
- 14) Tavner, P., Offshore wind turbines: Reliability, availability and maintenance, *The Institution of Engineering and Technology*, London, 2012.
- 15) 経済産業省北海道産業保安監督部, 平成 24, 25, 26 年度北海道における風力発電の現状と課題, 経済産業省 北海道産業保安監督部ウェブサイト, 2013, 2014, 2015.
- 16) Pfaffel, S., Faulstich, S. and Kurt, R., Performance and reliability of wind turbines: A Review, *Energies* 2017, 10, 1904, 2017.
- 17) Faulstich, S., Hahn, B. and Tavner, P. J., Wind turbine downtime and its importance for offshore deployment, *Wind Energy* Vol.14, pp.327-337, 2011.
- 18) Wilkinson, M., Measuring wind turbine reliability – results of the reliawind project, *Proceeding of EWEA 2011*, 2011.
- 19) Okumoto, H., Kato, H. and Nijima, K., Failure rate and downtime analysis for wind turbine by using failure and accident survey, *WVEC2016*, Tokyo, 2016.
- 20) 斎藤亮太, 菊地由佳, 石原孟, 故障復旧費と故障復旧ダウンタイムの不確かさを考慮した発電コストの評価, 第 39 回風力エネルギー利用シンポジウム, pp.383-386, 2017.
- 21) National Renewable Energy Laboratory, Cost of wind energy 2015, *NREL Technical Report*, 2016.
- 22) 経済産業省, 平成 29 年度以降の調達価格及び調達期間に関する意見, 2017.
- 23) 山口敦, 石原孟, 数値気象予測とオンライン現地観測データを利用した最大瞬間風速予報, *土木学会論文集 A1*, Vol. 74, No.2, pp.251-260, 2018.