

データマイニング技術を用いた昇降機部品分析

佐藤 誠, 三ツ本 憲史, 木下 英治

エレベータなどの昇降機保守サービス事業におけるサービスマネジメントのために、保守業務の結果、蓄積された履歴データを用いた部品信頼性分析と、得られた部品信頼性モデルを用いた部品事前交換分析という2つの分析機能を実現した。機械学習と生存時間解析というデータマイニング分野で利用された手法を用いて、数百万レコードの部品保全データを対象に、約2,000種類の部品について信頼性モデルを得た。得られた部品信頼性モデルを用いた保全計画シミュレータによって、ライフサイクルシミュレーションなどさまざまな意思決定のための分析機能を実現した。

キーワード：データマイニング, 生存時間解析, 保守計画最適化, シミュレーション

1. はじめに

設備や機器の中には、安心・安全に使い続けるために保守作業が必要となるものが存在する。一般ユーザーに使用されるTVや照明機器など家庭にある家電機器には、使用上の注意を守りつつ定期的な保守作業を行わずに製品寿命まで使い続けるものも多く存在する。一方で、専門知識を持ったオペレータに使用される発電設備や生産設備などの産業設備は、日々保守がなされている。専門知識を持たない一般ユーザーに使用されるもので、保守が必ず行われる設備・機器としては、自動車や昇降機などが挙げられる。これらは、故障により人体や周囲に重大な影響を及ぼす可能性があるため、所有者などに保守が法的に義務付けられていることが多い。保守サービスの事業は、設備・機器の健全性や効率性を保つことを提供するビジネスであり、故障による影響が大きい設備・機器が対象にされることが多い。

エレベータやエスカレータなどの昇降機は身近な機器であるが、専門のサービス事業者によって保守業務が行われている。都市への人口流入による高層建築の増大に伴い、数十万台以上の昇降機の保守を請け負う事業者も存在する。昇降機は発電プラントなどの設備と比較すると、数が多く、保守員が常駐しないなどの特徴がある。昇降機の保守サービス業者は、安全性と

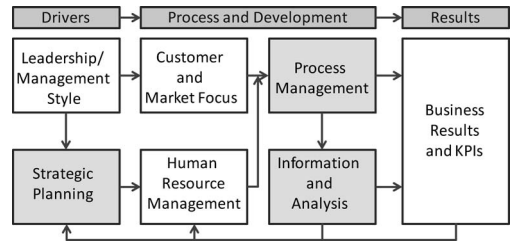


図1 保守サービスマネジメントの構成要素 色が塗られているブロックは本論文の扱う範囲

保守コストと考慮しつつ管理する、大量の昇降機に対して、最適な保守サービスを提供しなければならない。

近年、フィールド（保守現場）やバックオフィスにおける保守業務を支援するための計算機システム（CMMS: Computer-based Maintenance Management System）が導入され [7]、対象の保守履歴データが蓄積され続けている。本論文では、データマイニング技術とシミュレーション技術を用いて、保守サービスの品質向上にこれらの保守履歴データを利用するための研究開発事例について紹介する。具体的には、保守履歴データを用いた昇降機部品の信頼性分析システムと、その分析結果の部品信頼性モデルを活用した保全計画シミュレーションシステムについて詳細を述べる。

以下、2章において保守サービスマネジメントの概要を述べた後、3章において部品の信頼性分析システムを、4章において保全計画シミュレーションシステムを紹介する。そして、5章においてそれらのシステムの運用形態について、6章において本研究のまとめと今後の課題についてそれぞれ述べる。

さとう まこと
 (株) 東芝 研究開発センター
 〒 212-8582 神奈川県川崎市幸区小向東芝町1
 みつもと けんじ
 (株) 東芝 電力流通システム事業部
 きのした えいじ
 東芝エレベータ (株) フィールドサービス事業部

2. 保守サービスマネジメント

図1は文献[1]に示されている保守サービスマネジメントの構成要素である。近年の自動監視技術の進歩により遠隔監視が浸透しつつあるが、保守サービスの多くの部分は人を中心として行われているのが現状である。そこで、人的資源の管理や顧客・マーケットの分析から、保守プロセスの管理など、広範なマネジメントの対象要素が存在する。保守プロセスの結果は各種データとして記録されるので、KPIs (Key Performance Indicators) 分析をはじめとしてさまざまな目的で活用できる。メンテナンスのKPIsはMPI (Maintenance Performance Indicator) と呼ばれ、ダウンタイムやMTTF (Mean Time to Failure), 保守コストなど多くの指標が提案されている [1][2]。そしてその分析結果が、保守プロセスや人的資源のマネジメント、場合によってはより抜本的な戦略的プランニングに用いられることになる。

以下、次章で述べる部品の信頼性分析システムは図1の information and analysis に、4章で述べる保全計画シミュレーションシステムは図1の strategic planning、および、process management に対応した機能を提供することができる。

3. 保守履歴データを用いた部品信頼性分析

保守サービス業務などのフィールド業務の結果、大量の業務履歴データがデータベース (DB) に蓄積されている。保守サービスを統括する組織が行う戦略的な意思決定や、保守事業所が行う日々の保守計画上の意思決定に保守業務の履歴データを活用することにより、保守サービスにおけるビジネスプロセスの最適性を高め、収益性の向上が期待できる。

医療や信頼性工学で広く用いられている統計的解析として、生存時間解析が知られている [4] が、これは、打ち切りデータと呼ばれるデータを生成し、経過日数における生存率をモデル化するものである。図2(a)(b)は保守履歴データに表れる事例を用いた打ち切りデータの説明図である。図2(a)において、機器1に対して2事例の部品交換履歴が、機器2に対して1つの部品交換履歴が存在したことを表している。ここで、○は交換時に正常だった場合、×は故障していた場合を表している。また、図2(a)(b)における短い縦棒は各機器の使用開始日を、長い縦棒は分析日を表している。部品交換データベースにはこれらの3事例しか現れな

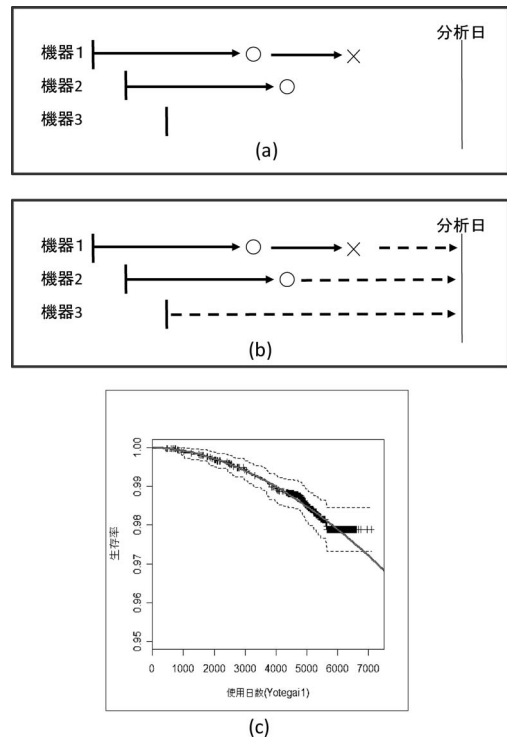


図2 部品交換履歴データを用いた生存時間解析のための打ち切りデータ生成 ((a)(b)) と、信頼性グラフの例 (c)

いが、打ち切りデータには図2(b)の点線で示した3事例を加えた6事例が含まれることに注意が必要である。ここで、点線の3事例については打ち切り時に正常であったとみなされる。図2(c)は生存時間解析の結果得られたモデルをグラフ表示したものであり、赤がワイブル法によって得られた信頼性モデルを、黒が Kaplan-Meier 法によって求められた信頼性モデルを表している。

上で述べた打ち切りデータを生成する場合に問題となるのが、部品交換履歴データ蓄積されたすべての交換事例のうちどの部品が故障していたかという情報の把握である。近年の複雑化されたシステムでは、実際の保守現場において故障部品を100%特定できるわけではない。可能性のある部品を複数交換したり、故障していないことが明らかな部品でも予防的に交換したりという作業が行われる。すると、故障部品以外にも交換事例が蓄積されることになり、正確な打ち切りデータの生成が困難になる。そのような理由から、今回用いたデータでは、部品故障を伴うトラブル事象の情報を蓄積するためのトラブルデータベースを用いて、交換時に故障していた部品を特定することにした。

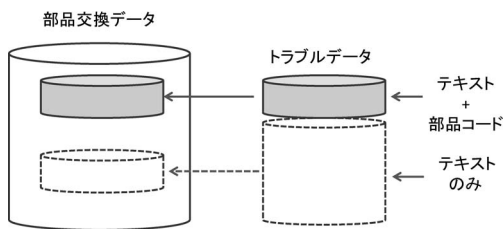


図3 故障部品交換の特定 塗りつぶした部品コードが含まれる事例を教師データとして、機械学習によって識別モデルを構築する

図3は、今回用いた部品信頼性分析に関する保守履歴データの概要を示している。部品交換データベースにはすべての部品交換が蓄積されている。現在では、このうちの部品交換が故障によるものだったのかを紐づけるため、トラブル事例を蓄積するためのトラブルデータベースに、故障部品を記載するようになっていく。このトラブルデータベースにはトラブルの要因となった部品だけでなく、担当者や症状などの各種報告がテキスト文書やコードで記載されている。

しかし、上で述べた部品交換データとトラブルデータを紐づけることが可能なデータ（図3の塗りつぶし部分）が蓄積されるようになった以前から、部品交換データやトラブルデータは蓄積されていた。それらの事例も活用することができれば、さらに多く打ち切りデータから部品信頼性モデルを得ることができる。そこで、データマイニング技術を用いてすべてのデータの故障部品交換を特定する。図3の塗りつぶし部分に相当する明らかな故障による部品交換事例を教師データとして、機械学習手法によって識別モデルを部品ごとに構築し、過去の故障交換事例も信頼性分析に活用する。

今回適用した手法は以下のとおりである（図4）。

- 1) すべてのトラブルデータのテキスト文書に対して、形態素解析ソフトウェア [6] を用いて品詞に分解する。
- 2) 得られたテキストデータから、名詞を中心とした品詞の組み合わせと発生頻度閾値を用いてキーワード辞書を自動生成する。
- 3) 識別モデルが対象とする部品コードが付与されている事例を正事例、対象外の部品コードが扶養されている事例を負事例とし、キーワード選択手法のBNS法 [3] を用いてキーワード選択を行う。ここで、BNS法のスコアは：

$$\text{BNS-Score} = |\text{FInv}(\text{tpr}) - \text{FInv}(\text{fpr})| \quad (1)$$

によって算出される。ただし、tpr は 2 × 2 分

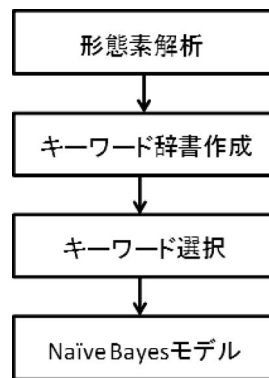


図4 適用したモデル構築手法

割表における true positive rate, fpr は false positive rate, $\text{FInv}()$ は正規分布の累積密度関数の逆関数である。

- 4) 選択されたキーワードとその他選択された属性を用いて Naive Bayes モデルによって識別器を構築する [5]。Naive Bayes モデルは、属性の独立性を仮定した確率モデルであり、パラメータ θ によって離散状態変数 X と複数の観測変数 $\{Y_i, 1 \leq i \leq n\}$ の同時確率分布 $P(X, \{Y_i\}|\theta)$ を、

$$P(X, \{Y_i\}|\theta) = P(X|\theta) * \prod_i P(Y_i|X, \theta) \quad (2)$$

によって表すものである。この式におけるパラメータ θ は事前確率関数 $P(X|\theta)$ と尤度関数 $P(Y_i|X, \theta)$ を特定するために必要であり、離散変数の場合、単純な事例の数え上げによって学習データから値を決定することが可能である。いくつかの観測値 $\{Y_i\}$ が与えられた場合の状態変数の事後確率関数 $P(X|\{Y_i\}, \theta)$ は、ベイズの定理より：

$$P(X|\{Y_i\}, \theta) \sim P(X|\theta) * \prod_i P(Y_i|X, \theta) \quad (3)$$

によって求めることが可能である。今回の場合、 X がある部品の故障、 $\{Y_i\}$ が報告書のキーワードや事例コードなどの属性を表す。

- 5) 式 (3) によって算出された確率値と閾値を用いて、故障事例の検索を行う。故障事例は検索しすぎるよりも見逃してしまうほうが悪影響は大きいため、閾値は小さめに設定する。
- 6) 5) によって特定された故障と部品コードから特定された故障を合わせて故障事例とし、生存時間解析によって部品信頼性モデルを算出する。

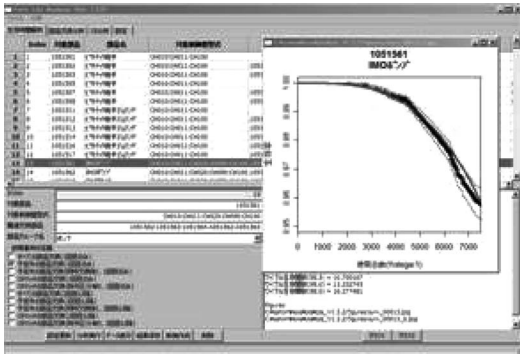


図5 部品信頼性分析のプロトタイプシステム

上記の分析手法を、GUIを含むプロトタイプによって実現し、分析を試みた(図5)。数百万レコードの部品交換データと、数十万レコードのトラブルデータを用いて信頼性モデルの構築を行った。ステップ2のキーワード辞書の閾値は10事例、ステップ3のBNSスコアは1.5以上、ステップ5の識別閾値は0.01とした。その結果、ステップ6において、多くの部品の故障事例の識別正解率が99%以上、AR値90以上の識別精度となるNaive Bayesモデルを得ることができた。そして、約2,000種類の部品に対して信頼性モデルを得ることができた。なお、信頼性モデルとしては、ワイブルモデルとカプラン・マイヤーモデルを[4]統計ソフトRの生存時間解析機能とグラフ描画機能を利用して算出している[8]。

4. 保全計画支援シミュレータ

3章で述べた部品の信頼性モデルを用いて、さまざまな保守上の意思決定を行うことが可能になる。ここでは、最適な部品予防保全(交換)間隔 \hat{x} を求める一手法について紹介し、その基準を用いたいくつかのシミュレーション機能について概要を述べる。

時点を x において部品の生存時間モデルから得られる生存関数を $S(x)$ としたとき、 $F(x) = 1 - S(x)$ 、 $f(x) = dF(x)/dx$ を定義し、故障分布関数、故障確率密度関数とそれぞれ呼ぶことにする。そして、予防的に部品保全した場合のコスト(a)と、故障した後に事後保全した場合のコスト(b)を：

$$a = \text{部品コスト} + \text{人件費} + \text{移動コスト}$$

$b = \text{部品コスト} + \text{人件費} + \text{移動コスト} + \text{故障ロス}$ とそれぞれ表すことにする。ここで、故障ロスとは部品が故障した場合の影響を金銭に換算するための項目であり、利用者閉じ込めなど重要な事象に関連する部

品には大きなコストが設定されなければならない。そして、交換間隔 \hat{x} で予防保全という戦略に基づいた期待コストは故障分布関数を用いて以下のように計算できる。

$$F(\hat{x}) \times b + (1 - F(\hat{x})) \times a \quad (4)$$

また、生存時間の期待値の算出では、 \hat{x} での交換を想定していても、実際にはより早い時期に故障してしまう場合もあるため、(i) \hat{x} まで部品が壊れない場合と、(ii) \hat{x} の前に壊れる場合の期待値をそれぞれ計算する必要がある。すなわち、

$$(i) = (1 - F(\hat{x})) \times \hat{x}$$

$$\begin{aligned} (ii) &= \int_0^{\hat{x}} xf(x) dx \\ &= F(\hat{x}) \times \hat{x} - \int_0^{\hat{x}} F(x) dx \\ &= F(\hat{x}) \times \hat{x} - \int_0^{\hat{x}} \left\{ 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{\eta}\right)^m\right) \right\} dx \\ &= F(\hat{x}) \times \hat{x} - \hat{x} + \int_0^{\hat{x}} \exp\left(-\left(\frac{x}{\eta}\right)^m\right) dx \\ &= -(1 - F(\hat{x})) \times \hat{x} + \int_0^{\hat{x}} (1 - F(x)) dx \end{aligned}$$

となるため、(i)+(ii)より、単位コスト($Co(\hat{x})$)を、期待コストを生存時間期待値で正規化したものと定義すると、

$$Co(\hat{x}) = \frac{F(\hat{x}) \times b + (1 - F(\hat{x})) \times a}{\hat{x} - \int_0^{\hat{x}} F(x) dx} \quad (5)$$

と算出できる。ここで、モデルの形状としてワイブルモデルを仮定している。そして、この式が最小となる \hat{x} を求めることにより、最適予防保全間隔を決定することが可能になる。図6(a)の2つのグラフは、上から順に $S(x)$ と $Co(x)$ の例を示している。前章で算出したすべての部品信頼性モデルについて、上記の方法で最適予防保全間隔を決定している。保守履歴データから導出された部品信頼性モデルを読み込んだ後、最適予防保全間隔を決定すると、その保全計画に基づいてさまざまなシミュレーションが可能になる。

保守サービスのマネジメントの中で、部品の信頼性モデルの活用場面としては、strategic planningとprocess managementが挙げられる。すなわち、サービスと提供しているすべての機器の保全方針に関する意思決定と、個別の案件に対してどのように保守計画すべきか、という意思決定である。前者は専門組織の担当者が行う業務であり、後者は現場の保守員や管理者が行う業務となる。

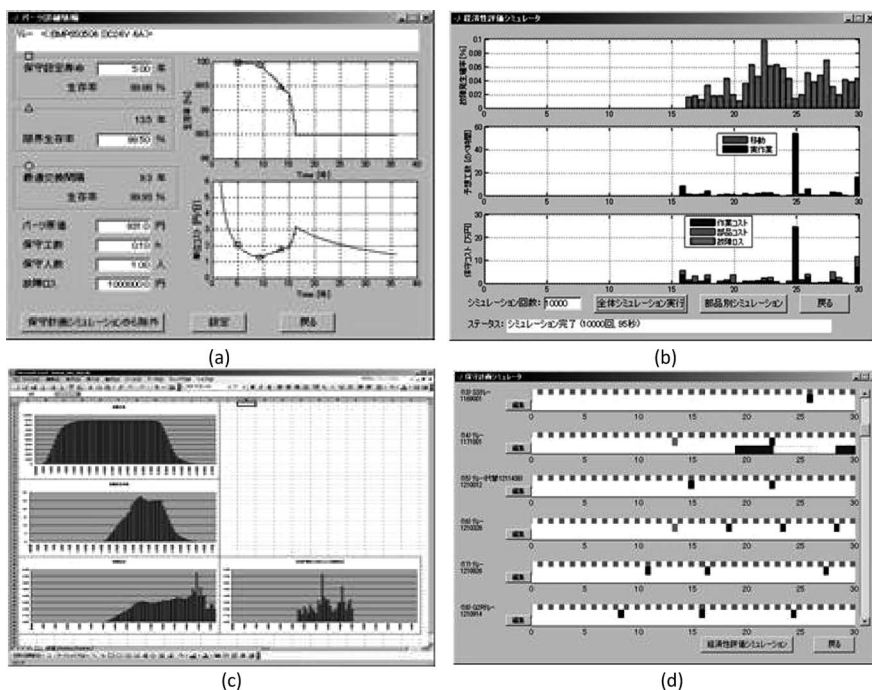


図6 保全計画シミュレータの画面例 (a) 最適な部品予防交換期間の決定機能, (b) 個別昇降機に搭載された個別部品のライフサイクルを考慮したコスト分析機能, (c) 全昇降機におけるコスト分析機能, (d) 個別昇降機に対する保全スケジュールの指示機能

今回行ったシミュレーションは基本的に乱数を用いたイベント駆動型のモンテカルロシミュレーションである。昇降機のサービス開始から部品の予防交換イベントをイベントキューに登録し、場合によりそれ以前に部品故障イベントを発生させる。部品故障イベントの処置としては、故障部品の交換処理を行うとともに、条件を満たす場合には、後に予防交換する計画になっていた部品についても前倒し予防交換を行う。そして、交換した部品の保全計画を再計算する。このような処理を繰り返すことにより、実際の現場の状況に近い保守プロセスを模擬することが可能になる。

図6は試作した保全計画シミュレーションシステムの画面例である。図6(a)は生存時間解析結果を用いた最適な部品予防交換期間の決定機能であり、各種コストを入力すると式(5)の単位コスト関数を算出し、最適期間を決定する。(b)は個別昇降機のライフサイクルコスト分析であり、各コスト項目に対して期間ごとの発生量の期待値を算出している。また、(c)は全昇降機におけるライフサイクルコスト分析機能であり、(b)の結果をすべての昇降機について足し合わせたものである。そして、(d)は個別昇降機の部品交換スケジュールをチャート形式で示したものである。ここでは、過去の交換履歴データを読み込み、履歴と計画を一覧す

ることが可能で、上から2番目の部品については、奨励する交換時期がカラーバーで示されている。

これらの機能を用いることにより、現場の担当者や保全戦略立案を担当する組織の分析者が実際のデータに基づいて部品の予防交換に関する情報を分析し、より安全な保守サービスを提供するための計画を立案することが期待されている。

5. システム運用と課題

図7に今回開発した部品信頼性分析、および、保全計画シミュレーションシステムの実際の運用形態を表している。現在の保守サービス業務の多くでは、計算機システムによって実現された保守業務支援システム

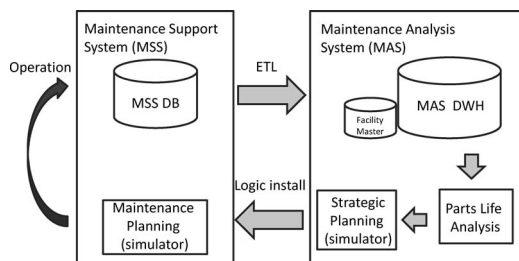


図7 システム運用の枠組み

(MSS: Maintenance Support System) が導入されている。MSS に蓄積された保守作業のデータは、ETL 機能によって保守分析システム (MAS: Maintenance Analysis System) のデータウェアハウス (DWH) に蓄積される。

DWH の保守履歴データと昇降機仕様や部品仕様などのマスターデータを組み合わせ、さまざまな業務分析が行われる。保守サービス品質の重要指標である KPIs 分析や、今回の部品信頼性分析、部品保全計画分析などがその例である。KPIs 分析は、例えば週ごとのレポート作成などを行うため、日常的に用いられる分析機能と考えることができる。一方、部品信頼性分析は比較的長期間のデータが蓄積されてから不定期（数カ月に 1 回程度）に実行される分析機能である。そこで、分析スキルの維持やマスターデータをはじめとした前提データの変更への対応などが、システム運用上の課題となる。また、今回の部品信頼性分析で用いた信頼性モデルは使用日数という単一変量を用いたシンプルなものであるが、多変量属性を用いた比例ハザードモデルの導入も今後の課題である。

保全計画シミュレーションに関しては、専門的分析組織が行う戦略的な計画や、現場で担当物件の保全計画を策定・調整するために用いられる。ただし、すべての部品が 4 章のコスト定義にあてはまるわけではない。部品故障の影響を考慮しつつ複数の評価基準で計画を行う必要がある。また、昇降機の機種ごとの分析や地域ごとの分析を行うことにより、戦略的な保全計画機能を強化することも今後の課題である。

6. おわりに

昇降機保守サービスのマネジメントのため、蓄積さ

れた保守履歴データを利用した部品信頼性分析システムと、部品予防交換のための保全計画立案支援システムを開発した。数百万事例の部品交換データベースを用いて、約 2,000 種類の部品のための信頼性モデルを構築したが、これには、テキストマイニングや Naïve Bayes モデルなどのデータマイニング手法を用いた特定イベント検出によって長期間のデータの利用が可能になったことが寄与している。また、実際の現場作業を考慮したモンテカルロシミュレーションによる昇降機部品の予防保全計画立案支援システムを開発した。得られた信頼性モデルを用いて、部品交換の戦略的なプランニングや個別昇降機の長期的なプランニングを行うことができる。これらの保守分析システムは保守業務支援システムと統合され、定期的なモデル更新を行いながら保守サービス業務を支援している。

参考文献

- [1] K. Mobley, *Maintenance Engineering Handbook*. 7th Edition, McGraw-Hill, 2008.
- [2] V. Narayan, *Effective Maintenance Management: Risk and Reliability Strategies for Optimizing Performance*, Industrial Press Inc., 2004.
- [3] G. Forman, An extensive empirical study of feature selection metrics for text classification, *The Journal of Machine Learning Research*, 3(1): 1289–1305, 2003.
- [4] W. B. Nelson, *Applied Life Data Analysis*, Wiley-Interscience, 2011.
- [5] C. Hsu, et al., Why discretization works for naive Bayesian classifiers, *Proceedings of the 17th ICML*, 399–406, 2000.
- [6] 松本裕治, 形態素解析システム「茶筌」, *情報処理* **41**(11), 1208–1214, 2000.
- [7] Isograph Ltd., <http://www.isograph-software.com/>
- [8] The R project for statistical computing, <http://www.r-project.org/>.