

データマイニングを用いた昇降機部品の寿命分析技術

Lifetime Analysis Technology for Elevator Components Using Data Mining

佐藤 誠 矢野 亨 木下 英治

■ SATO Makoto

■ YANO Toru

■ KINOSHITA Eiji

設備や機器を安全・安心に使い続けるため、利用方法や使用環境の違いに応じて適切な保守を行うことが重要である。近年、保守履歴を電子データで収集して管理するCMMS (Computer-based Maintenance Management System: コンピュータ設備保全管理システム) が普及し、大量に蓄積された保守履歴データの活用が注目を集めている。

東芝と東芝エレベータ(株)は、保守サービスの品質向上のため、十数年間分の保守履歴データを利用して、データマイニング技術、統計解析のモデル化技術、及びシミュレーション技術を組み合わせた保守計画シミュレータを開発した。これにより、昇降機の使用状況に応じた部品寿命分析と最適な部品交換基準を決定することが可能になり、およそ2,000種類のエレベータ部品の寿命モデルを構築した。

For the continuous safe and secure operation of facilities and equipment, it is essential to perform appropriate maintenance according to their method of use and operating environment. With the wide dissemination of computer-based maintenance management systems (CMMSs) to collect and manage maintenance logs using electronic data, demand has recently been growing for the application of large volumes of accumulated maintenance history data.

Toshiba and Toshiba Elevator and Building Systems Corporation have developed a maintenance planning simulator for elevators that improves the quality of maintenance services by integrating a data mining technology, a statistical modeling technology, and a simulation technology, based on maintenance history data accumulated over a period of almost 10 years. The maintenance planning simulator can analyze the lifetime of elevator components and determine component replacement standards according to the usage conditions of the elevator. Applying this simulator, we have constructed lifetime models for approximately 2,000 types of components for elevators.

1 まえがき

エレベーターやエスカレーターなどの昇降機は、自動車などと同様に専門知識を持たないユーザーが使用する設備であり、安全・安心に使い続けるためには、専門家が保守を行わなければならない。また、専門知識を持ったオペレーターが管理や保守をしている発電設備や生産設備などとは異なり、古くから専門の事業者によって保守サービスが提供されてきた。世界的に、都市での高層建築は増大しており、昇降機のストックも増大を続けている。昇降機保守サービス事業者は、数十万台の設備の保守を請け負う場合もあり、管理する大量の昇降機に対し、安全性と保守コストを考慮した最適な保守サービスを提供することが求められている。

近年、フィールド(保守現場)やバックオフィスでの保守業務を支援するための計算機システムとしてCMMSが導入され⁽¹⁾、⁽²⁾、大量の保守履歴データが蓄積され続けている。そこで東芝と東芝エレベータ(株)は、保守履歴データを保守サービスの品質向上に利用するため、データマイニング技術、統計解析のモデル化技術、及びシミュレーション技術を用いて、次のような分析技術を開発した。

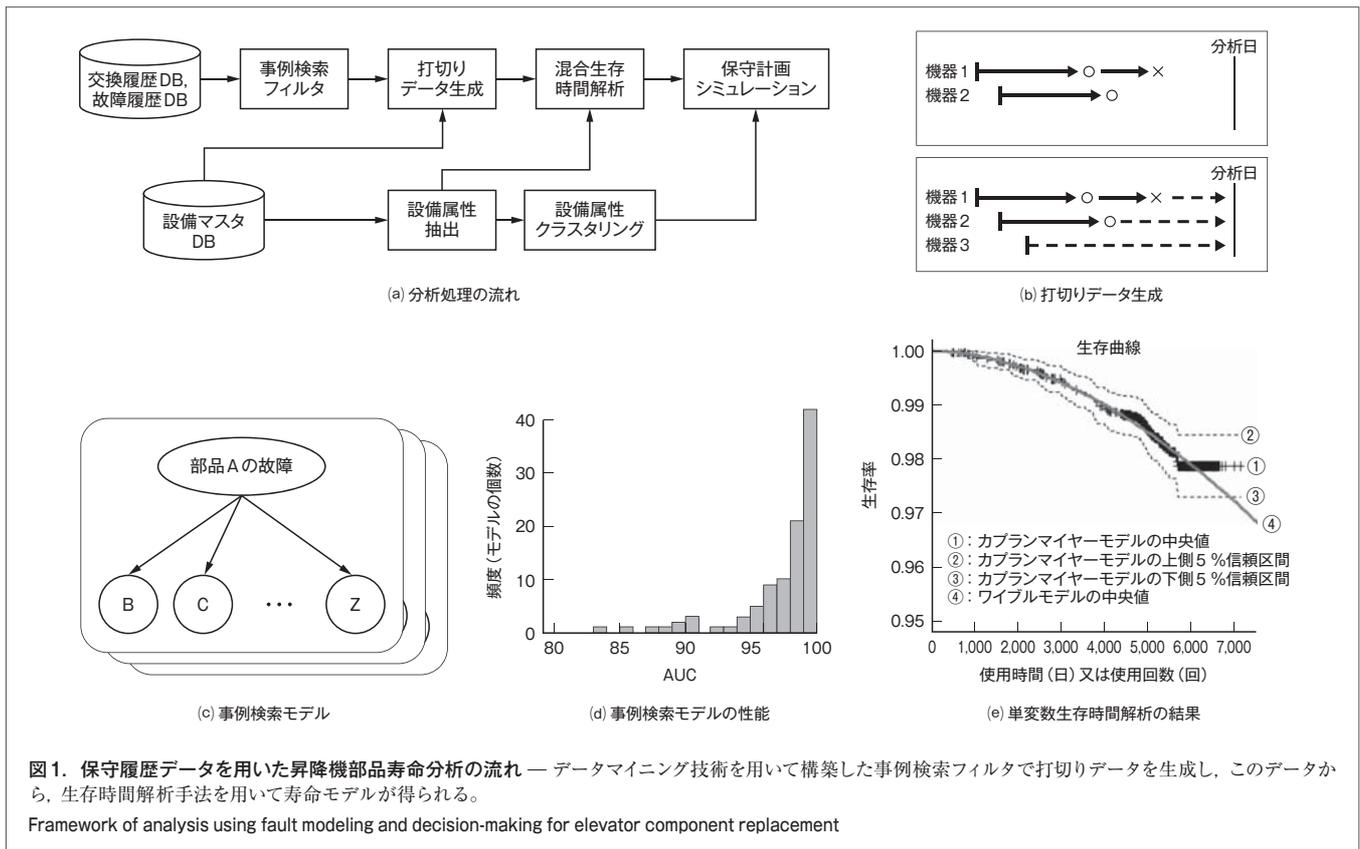
第一が、十数年間分の保守履歴データを用いて、データマイ

ニングと統計解析の技術を組み合わせることで、昇降機の稼働状況を考慮した部品寿命をモデル化する手法である。第二が、得られた寿命モデルを用いた故障率と保守コストのライフサイクルシミュレーションから、部品交換の最適な意思決定を支援する手法である。ここでは、これらの分析技術の詳細について述べる。

2 保守履歴データを用いた部品寿命の分析

今回開発した分析技術の概要を図1に示す。図1(a)は、部品交換の意思決定を行うための分析処理の流れである⁽³⁾。保守業務の結果から得られたデータのうち、部品交換の履歴データ、故障が生じた際の故障履歴データ、及び管理する昇降機の属性情報を蓄積した設備マスタデータを基に、寿命モデルや保守計画シミュレーションなどを利用して、昇降機保守サービスの最適な部品交換基準を決定するための分析結果を出力する。

寿命モデリングの中心となるのが、医療や信頼性工学で広く用いられている生存時間解析と呼ばれる統計手法である⁽⁴⁾。生存時間解析は、入力として打切りデータと呼ばれるデータを必要とする。図1(b)の上図は保守履歴データから生成した打



切りデータの例で、機器1に対して2回の部品交換が、機器2に対して1回の部品交換が行われた場合を示している。ここで、○印は交換時に部品が正常だった場合、×印は故障していた場合を表している。また、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。設備マスタの情報から、同一部品が設置され、かつ交換履歴がない機器3も加えると、6事例のデータを生成することができる(図1(b)の下図)。

打ち切りデータを生成する際には、故障による部品交換と予防的な部品交換を正確に区別することが重要となる。このため、今回、故障履歴のレポートを分析するプロセスを導入した。すなわち、ある種類の部品が故障した事例だけを検索するための事例検索モデルを、データマイニング技術を用いて構築し、故障による部品交換の特定を行えるようにした。

適用した事例検索フィルタの構築手順は以下のとおりである。

- (1) 全ての故障履歴データベース(DB)のテキスト文書を、形態素解析ソフトウェアで品詞に分解する
- (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合せと発生頻度のしきい値を用いてキーワード辞書を自動生成する
- (3) 識別モデルに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付与されている事例を負事例とし、属性選択手法であるBNS (Bi-Normal Separation) 法⁽⁵⁾を用いてキーワード選択を行う

- (4) 選択されたキーワードと分類コードなどの属性を用い、単純バイズモデル⁽⁶⁾で事例検索モデルを構築し(図1(c))、これにしきい値を組み合わせで事例検索フィルタを構築する

実際の業務履歴データには、様々な要因によるノイズデータが含まれるが、このようなフィルタリング処理で故障による部品交換を正確に把握できる。図1(c)に示す事例検索モデルとしきい値の組合せで、百数十種類の部品の検索が可能になった。図1(d)は、それぞれの事例検索モデルの性能を、AUC (Area under the Curve) と呼ばれる評価指標で評価した結果のヒストグラムを表している。ほとんどの事例検索モデルで90以上のAUCが得られており、高精度な検索ができることがわかる。

このような事例検索モデルで、図1(b)の○印と×印の正確な特定が可能になる。この検索結果から得られる打ち切りデータを用いて生存時間解析を行うことで、図1(e)に示すような寿命モデルが得られる。図1(e)は単変量の寿命解析結果の例であり、部品を使用開始してからの時間や使用回数を横軸に、その部品が故障しない確率を縦軸にとり、ワイブル法による曲線と Kaplan-Meier 法による曲線で寿命曲線を表している。

今回の分析では、このような寿命モデルを約2,000種類の部品に対して構築した。モデル化の対象としたのは基板や電子部品など、保守員による点検時の余寿命判断が困難な部品が中心である。得られた寿命モデルは標準的な部品交換基

準の決定に利用される。

図1(e)の寿命モデルは、モデル化に使用した全ての昇降機で同じモデルとなる部品が対象であったため、部品交換基準も同一となっていた。次章では、設備属性を用いた混合生存時間解析技術について述べる。

3 混合生存時間解析

多くの部品の寿命は設備の使われ方の影響を受けると考えられるが、ある程度の情報は設備マスターデータに属性として含まれていると期待できる。そこで、前章で生成した打ち切りデータと設備マスターデータから抽出した設備属性データを組み合わせ、複数の寿命モデルで部品の故障プロセスをモデル化する手法を開発した⁽⁷⁾ (図2)。

図2(a)は、今回開発した混合生存時間解析技術の概要である。設備属性としきい値を用いて対象機器を複数グループに分け、それぞれの打ち切りデータで生存時間解析を行い、複数の寿命モデルを構築する(今回の分析では2グループ)。これは、各属性に対して一定間隔でしきい値を設定し、網羅的に複数の寿命モデルを構築する処理を繰り返した後、もっとも良いグループ分けによって得られた寿命モデルセットを採用することで得られる(図2(b))。グループ分けの評価基準は、生存時間解析での寿命曲線の差を検出する検定として知られているログランク検定のp値を指標に採用した。また、p値で十分少ないグループ分けが得られない場合には、図1(e)の単変量によるモデルを採用した。この手法により、故障の傾向が異なる昇降機グループを自動的に発見しながら、複数の寿命モデルを構築できる。

前章で述べた約2,000種類の寿命モデルのうち、約1,000種類で、統計的に差が有意な2種類の寿命モデルが得られた。今回は2種類にとどめたが、同様の手法でより多くの種類の寿命モデルも得られると考えられる。更に、今回得られた

属性による寿命モデルのグループ分けは、保守サービスの専門家の知見によるチェックで妥当なもの判断された。このような結果が得られた理由の一つとして、前章で述べた事例検索フィルタによる正確な打ち切りデータの生成が寄与していると考えられる。

4 保守計画シミュレーション

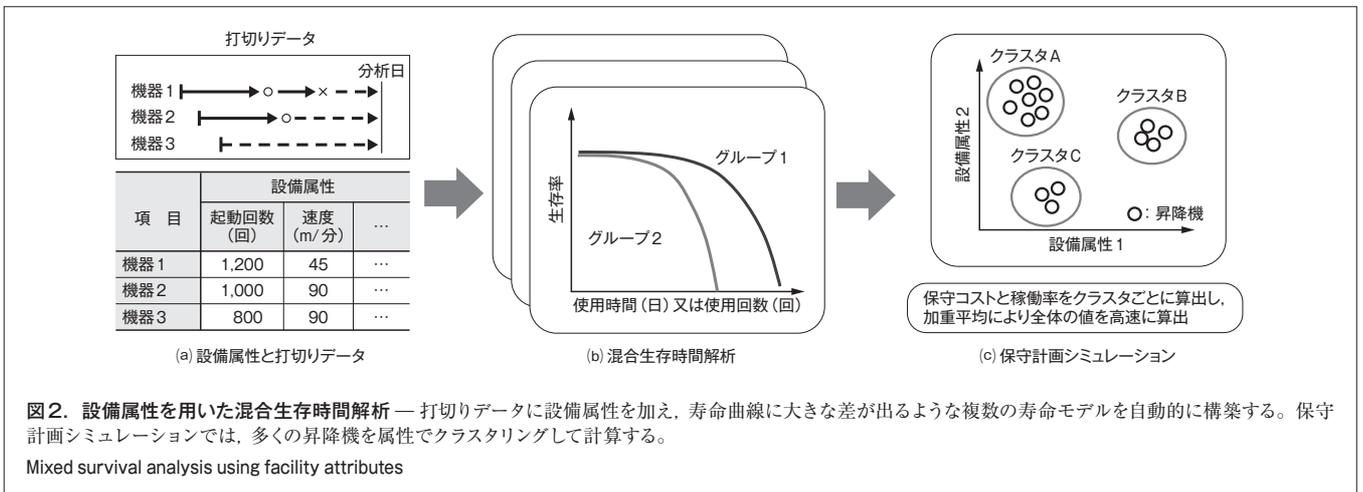
これまで述べてきた方法で得られた寿命モデルを用いて、部品交換基準の最適化を行うためのシミュレータを開発した。これには、部品単体での標準交換時期を決定するための保守コストと故障率のシミュレーション、及びそれらを組み合わせた特定型式の昇降機全体での保守コストと故障率のシミュレーションが含まれている。昇降機全体のシミュレーションは、厳密にはある型式の昇降機1台ごとに異なる属性で全台数について行う必要がある。しかし、ここでは計算時間を短縮するため、図2(c)に示すように、あらかじめ対象の昇降機を属性に応じてクラスタリングし、それぞれのクラスタの代表値だけでシミュレーションを行った後、各クラスタの所属数を重みとして加重平均したものを全体の値とする手法を採用した。

このシミュレーションでは、時間 t の関数である寿命モデル $Pr(t)$ が与えられたとき、標準 x 年で予防的に部品を交換した場合の故障率 $F(x)$ と保守コスト $C(x)$ を、それぞれ次式で算出した。

$$F(x) = \frac{(1 - Pr(x))}{x} \tag{1}$$

$$C(x) = C \times N(x, MP) \tag{2}$$

ここで、 C は1回当たりの保守コストであり、 MP は保守を考慮する最大期間である。また、 $N(x, MP)$ は MP までに交換を行う回数を表している。複数の寿命モデルが存在する場合には、対応する属性での寿命モデルを選択して式(1)で算出した。



更に、特定型式の昇降機全体のシミュレーションは、各クラスタの代表属性に対して式(1)で算出し、加重平均することでライフサイクルの故障率と保守コストを算出した。

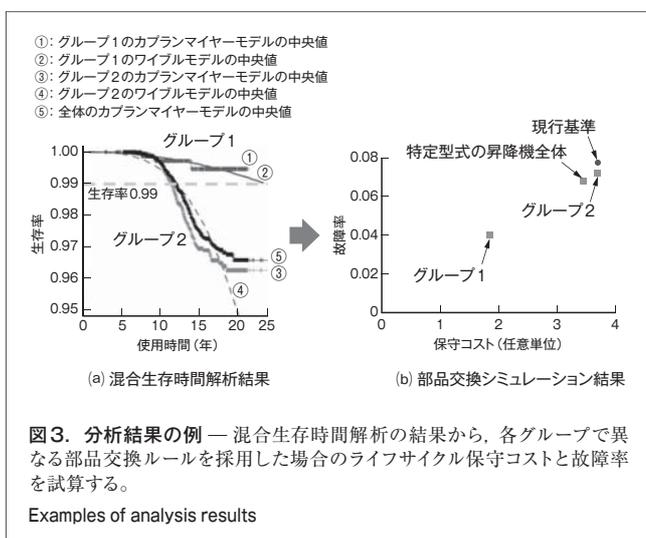
5 分析結果の例

開発した混合生存時間解析と部品交換シミュレーションの結果の一例を図3に示す。図3(a)は、昇降機の属性によってグループ1とグループ2に自動的に分離された二つの寿命モデルを表している。グループ2の生存率が、グループ1と比べて低いことがわかる。二つの曲線の間には存在する曲線は対象の昇降機全体の寿命モデルである。

図3(b)は、それぞれのグループで生存率が0.99 (a)の水平破線)に到達した段階で部品を交換することにした場合の、ライフサイクル ($MP=50$ 年) 故障率と保守コストのシミュレーション結果を示したものである。この図で、現行基準の点は、全ての昇降機について同一の交換期間で予防交換を行った場合に相当する。一方、複数の寿命モデルを用いた場合、グループ1は大幅に交換期間が延びるため、保守コストが低減されることがわかる。また、現行基準よりも故障率が低いところで交換しているため安全性も高まっている。グループ2は、現行基準よりも交換期間がわずかに短縮されるが、ライフサイクルを考慮すると保守コストの増加は生じないことがわかる。更に、これらの2グループの加重平均をとったのが特定昇降機全体の点で、保守コストも故障率も改善していることが確認できる。

6 あとがき

保守サービスを行うなかで蓄積された十数年間にわたる大量の昇降機の保守履歴データから、昇降機の属性に応じて異なる部品交換基準を決定することができる分析技術を開発し



た。生存時間解析に必要な打切りデータを生成するため、データマイニング技術を用いた事例検索フィルタで故障による交換事例の正確な特定を行えるようにした。また、昇降機属性データを用いて、異なる故障傾向を示すグループを自動的に発見しながら寿命分析を行う混合生存時間解析技術を開発し、これを導入した保守計画シミュレーションで、保守コストと故障率を考慮した複数の部品交換基準を決定できる分析機能を実現した。

今後は、故障に至る点検結果や遠隔監視システムから得られる情報を利用して、故障予兆が現われる部品などにも対象部品を広げていくとともに、寿命モデルの精度を改善していく。

文献

- (1) Mobley, R. K. Maintenance Engineering Handbook. 7th Edition, New York, NY, USA, McGraw-Hill companies, Inc. 2008, 1244p.
- (2) Narayan, V. Effective Maintenance Management: Risk and Reliability Strategies for Optimizing Performance. New York, NY, USA, Industrial Press Inc., 2004, 246p.
- (3) 佐藤 誠 他. データマイニング技術を用いた昇降機部品分析. オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学. 57, 9, 2012, p.512-517.
- (4) Nelson, W. B. Applied Life Data Analysis. Jersey, NJ, USA, John Wiley & Sons, 2011, 634p.
- (5) Forman, G. An extensive empirical study of feature selection metrics for text classification. The Journal of Machine Learning Research, 3, 2003, p.1289-1305.
- (6) Hsu, C. et al. "Why discretization works for naive Bayesian classifiers". Proceedings of the 17th International conference on Machine Learning, Stanford, CA, USA, 2000-07, the International Machine Learning Society, 2000, p.399-406.
- (7) Yano, T. et al. Components replacement decision by survival analysis based on categories of elevator operational parameters in Safety, Reliability and Risk Analysis: Beyond the Horizon. Leiden, The Netherlands, CRC Press/Balkema, 2013, p.697-702.



佐藤 誠 SATO Makoto, D.Eng.

研究開発センター システム技術ラボラトリー主任研究員, 博士(工学)。データマイニング及び応用統計分野の研究・開発に従事。情報処理学会, 電気学会, 米国統計学会 (ASA) 会員。System Engineering Lab.



矢野 亨 YANO Toru, D.Eng.

研究開発センター システム技術ラボラトリー研究主務, 博士(工学)。データマイニング技術の研究・開発に従事。System Engineering Lab.



木下 英治 KINOSHITA Eiji

東芝エレベータ(株) フィールド事業本部 昇降機サービス部主任。昇降機保全技術の企画及びシステム開発に従事。Toshiba Elevator and Building Systems Corp.