

オンラインモニタリングデータを用いた
信頼性寿命評価に関する研究

熊崎 千晴

電気通信大学大学院情報理工学研究科

博士（工学）の学位申請論文

2015年3月

オンラインモニタリングデータを用いた

信頼性寿命評価に関する研究

博士論文審査委員会

主査 鈴木 和幸 教授

委員 由良 憲二 教授

内海 彰 教授

田中 健次 教授

栗原 聡 教授

著作権所有者

熊崎 千晴

2015年3月

Study of reliability lifetime evaluation using online monitoring data

Chiharu Kumazaki

Abstract

This paper suggested how to take advantage of online monitoring data using ICT for reliability lifetime evaluation of product. When the lifetime or degradation is highly dependent on the usage conditions, appropriate lifetime evaluation and quality assurance is difficult unless the variations of usage conditions can be grasped in the market. In this situation, it is important that lifetime evaluation based on the relationship of “usage and environmental conditions”, “failure mechanism”, and “failure mode”. This paper thus dealt the two cases of actual product, and performed modeling and predicting the product lifetime based on the above relationship. Here, the online monitoring data can be constructed a model to evaluate lifetime that takes into account of variation of the usage conditions, and would be performed the “verification” of lifetime characteristics or the “validation” of market needs adequately. Each case study is located in a different stage of development as the data operating in the market currently or the data obtained from reliability test in the laboratory. However, in both cases, the data analysis has been advanced in order to propose the target value of lifetime or reliability of our products for the next design and development. In particular, this paper shows the importance to do understand the usage conditions quantitatively either in the market or in the laboratory, and also describes the utilizing method and usefulness of the online monitoring data. The case of market operation data has an actual online monitoring system and that data. In this case, some of multivariate analysis method such as principal component analysis and cluster analysis has been useful to revealed usage conditions and predicted lifetime of

product. In the case of reliability testing, this paper discussed a statistical method to do lifetime prediction with high accuracy by using testing data, and discussed how to utilize the online monitoring to do verification of lifetime characteristics in consideration of the optimization of reliability testing design.

オンラインモニタリングデータを用いた

信頼性寿命評価に関する研究

熊崎 千晴

概要

製品の開発段階において、顧客・社会より求められる信頼性を確保する為に現場では様々な市場データ解析、信頼性試験が行われる。製品に求められる信頼性（開発目標値）は市場ニーズなどを反映して定められ、開発者はこれを満足するように設計し、信頼性試験によってその達成を評価する。この信頼性を造り込む設計プロセスの中において、市場調査は顧客や社会のニーズへの適合の妥当性確認（Validation）を行う作業であり、これは正しく行わなければ想定外の市場トラブルに繋がらう。また実験評価段階における信頼性試験は製品の持つ信頼性・寿命特性を検証（Verification）する作業であり、これが適切に行われなければ、やはり市場での故障は未然防止できない。開発段階でこれらを適切に推進することが、製品の寿命を造り込む上で重要なファクターとなる。本稿ではこの2つの評価プロセスを実際の信頼性データ解析を通して実施し、その際に考慮すべき幾つかの着眼点について提案と検証を行った。一つの着眼点は、[ストレス-故障メカニズム-故障モード]の三本柱に基づいた寿命評価である。製品の寿命特性を推定する際には故障の形態と故障の原理原則を正しく捉えたモデル化が重要であり、故障に至る背景の使用・環境条件（製品に加わるストレス）の影響を明確にする必要がある。もう一つの着眼点は、故障モデルへのインプットとなる使用・環境条件が実市場でどの程度の範囲を持つ

てばらつくのか確認することである。そしてその為に、製品稼働状態を監視したオンラインモニタリングによる市場データが有用であることを提案し、検証した。

はじめに取り上げた製品事例は、光ディスクの信頼性試験のデータ解析事例である。本事例では開発時の実験評価段階における信頼性試験を通して、製品の信頼性・寿命特性を検証する。はじめに第2章では、正しい寿命評価の為に三本柱を明確にし、これに基づいた寿命モデルを立案した。従来の寿命予測ではこのような観点は無く、精度に関する議論も無かったが、本稿では最尤法と最小二乗法を用いて区間推定も含めた予測方法を提案した。第3章では、新たに立てた寿命モデルに基づき、従来行われていた加速試験の妥当性を検証した。加速試験におけるストレス範囲は慣習的・経験的な設計に頼っている事例が多く、本事例も理論的な裏付けは無い。そこで、寿命モデルに基づいた試験条件の最適化手法を提案した。導出モデルには尤度関数を用いており、数値解析によって打切りも考慮した実用的な試験計画が立案された。得られた試験条件はシンプルな方策となっており、現場への応用も容易である。これにより寿命特性の検証をさらに適切に為し得る。

続いて取り上げた事例は、トラックの信頼性データ解析事例である。これはオンラインモニタリングが実際に行われた事例であり、得られた市場情報から使用・環境条件の範囲の妥当性確認と、市場データに基づく寿命特性の検証にそれぞれ繋がる。第4章では、実際のオンラインモニタリングデータを分析し、商用車の使用・環境条件を定量的に評価するアプローチを提案した。規模の大きいオンラインモニタリングデータは扱いが難しいが、本稿では既存の多変量解析法を活用し市場全体の特徴を2~3つの視点から容易に把握しうることを示した。この解析を通して、従来は開発者の経験や勘で決められていた使用・環境条件を、定量的かつばらつきをもって評価しうる。そして第5章では、駆動系部品であるギヤの寿命特性を検証した。三本柱を明確にして寿命モデルを立案し、前章で特性値化された使用・環境条件のデータから寿命を予測した。ここでは簡便で汎用性が高い線形回帰モデルを利用した。そして三本柱の着眼

点に基づいて適切な共変量を選択することで、精度の高い寿命予測を為し得た。また使用・環境条件のばらつきに応じて製品群全体への層別寿命予測を実施した。本事例のように使用・環境条件の市場でのばらつきが大きい場合、市場全体を一律に捉えた予測式では精度が極端に落ちる。そこで市場を幾つかの“使われ方”のグループに分類し、ある程度モデルの汎用性を保ったままで精度の良い寿命推定を為し得た。この解析は実験評価段階の信頼性データではなく、アフターマーケットの市場データである。すなわちオンラインモニタリングによって実市場を信頼性試験の場と捉え、そこから得られた信頼性データにより寿命特性を検証した事例である。

本稿で扱った2つの製品事例はそれぞれ、市場の実稼働データ・実験室段階の試験データであるが、どちらもこれから行う製品設計開発に対して目標寿命を提案する為のデータ解析のアプローチを示している。本稿で行った諸解析によって、**Verification** と **Validation** のどちらに於いても使用・環境条件を定量的に捉える必要性を述べ、そしてその為にオンラインモニタリングデータが活用されることを最後にまとめた。

目 次

第1章	はじめに	1
1.1.	信頼性寿命設計	1
1.1.1.	開発段階における寿命の造り込み	1
1.1.2.	信頼性データ解析における着眼点	2
1.1.3.	市場における実ストレス条件の把握	3
1.2.	市場情報の活用	4
1.2.1.	アフターマーケットにおける信頼性データ	4
1.2.2.	信頼性ビッグデータとしてのオンラインモニタリングに関する研究	4
1.3.	本稿の目的と構成	7
1.3.1.	本稿の目的	7
1.3.2.	本稿の構成	8
第2章	信頼性試験データによる信頼性・寿命特性の検証	9
2.1.	はじめに	9
2.2.	光ディスクにおける寿命評価	10
2.2.1.	光ディスクの故障モードと故障メカニズム	10
2.2.2.	加速モデル	11
2.2.3.	国際規格による光ディスク加速試験	11
2.3.	光ディスクの寿命推定	13
2.3.1.	サンプルデータ	13
2.3.2.	本章で比較する推定方法	16
2.3.3.	国際規格における寿命推定法	16
2.3.4.	寿命モデル	17

2.3.5.	最尤法によるパラメータ推定	19
2.3.6.	最小二乗法によるパラメータ推定	20
2.4.	寿命の区間推定	22
2.4.1.	最尤法による区間推定	22
2.4.2.	ブートストラップ法による区間推定	22
2.5.	第2章のまとめ	24
2.5.1.	推定結果の比較	24
2.5.2.	実験室段階における信頼性寿命評価への着眼点	25
第3章	寿命特性の検証のための信頼性試験計画	27
3.1.	はじめに	27
3.2.	信頼性試験における試験計画	28
3.2.1.	試験計画の重要性	28
3.2.2.	試験配置の最適化問題	29
3.2.3.	従来研究との関連	29
3.2.4.	主な記号	30
3.2.5.	寿命モデル	30
3.3.	<i>D</i> 最適計画（試験時間を考慮しない場合）	32
3.3.1.	<i>D</i> 最適基準	32
3.3.2.	最適なストレス配置	33
3.4.	<i>D</i> 最適計画（試験時間を考慮した場合）	35
3.4.1.	<i>D</i> 最適基準	35
3.4.2.	最適なストレス配置	36
3.4.3.	サンプル配分比に関して	40
3.4.4.	モデルパラメータへの頑健性の評価	41

3.5. 第3章のまとめ	43
第4章 オンラインモニタリングデータに基づく市場特性の把握	44
4.1. はじめに	44
4.2. 商用車におけるオンラインモニタリング	45
4.2.1. 商用車に求められる信頼性	45
4.2.2. 商用車のオンラインモニタリングシステム	45
4.3. 商用車の稼働データ	48
4.3.1. 稼働データと共変量	48
4.3.2. 解析対象とするデータ	51
4.4. 使用条件の分析	53
4.4.1. 共変量のサンプル内でのばらつき	53
4.4.2. レーダーチャートによるサンプル間ばらつきの評価	56
4.4.3. 主成分分析によるサンプル間のばらつきの評価	58
4.4.4. 主成分分析によるサンプル内のばらつきの評価	60
4.5. 第4章のまとめ	63
4.5.1. 市場データに基づいた使われ方の把握	63
4.5.2. さらなる市場調査へのステップ	63
第5章 オンラインモニタリングデータに基づく寿命特性の検証	65
5.1. はじめに	65
5.2. 対象とする故障モードと故障メカニズム	66
5.2.1. ギヤの故障モードと故障メカニズム	66
5.2.2. <i>S-N</i> 曲線	67
5.2.3. 負荷頻度分布による寿命推定	68

5.3.	オンラインモニタリングデータによるギヤの寿命推定	70
5.3.1.	トルク値	70
5.3.2.	本解析サンプルにおける寿命推定結果（車両 A1）	70
5.3.3.	本解析サンプルにおける寿命推定結果（全サンプル）	74
5.4.	使われ方のデータを用いたギヤの寿命予測	76
5.4.1.	疲労度の線形モデル	76
5.4.2.	説明変数の選択	76
5.4.3.	寿命評価の流れ	79
5.4.4.	損傷度およびギヤ寿命値の推定結果（車両 A1）	80
5.4.5.	損傷度およびギヤ寿命値の推定結果（全サンプル）	83
5.5.	層別分析を利用した予測モデルの汎用化	85
5.5.1.	「個別の予測」から「全体の予測」へ	85
5.5.2.	層別分析	85
5.5.3.	$K=1$ の場合	85
5.5.4.	クラスター分析による層別	87
5.5.5.	層別分析の実施結果	89
5.5.6.	分析結果の比較	91
5.6.	第 5 章のまとめ	94
5.6.1.	オンラインモニタリング活用による寿命評価方法の変化	94
5.6.2.	各種の分析手法を用いたモデルの実用性検討	94
5.6.3.	$S-N$ 曲線の検証	95
第 6 章	まとめ	96
6.1.	研究内容のまとめ	96
6.1.1.	〔ストレスー故障メカニズムー故障モード〕への着目	96

6.1.2. オンラインモニタリングによるストレス条件の把握	96
6.1.3. 市場データ活用の今後の変化	98
6.2. 今後の課題	100
6.2.1. 実験室モデルの精度検証	100
6.2.2. 層別分析アプローチの実用化	100
6.2.3. 他サンプルへの適用と提案内容の検証	101
参考文献	103
関連・参考論文の印刷公表の方法及び時期	106
謝辞	110
著者略歴	111

第 1 章

はじめに

1.1. 信頼性寿命設計

1.1.1. 開発段階における寿命の造り込み

製品の開発段階において、顧客・社会より求められる信頼性を確保する為に現場では様々な市場データ解析、信頼性試験が行われる。製品に求められる信頼性すなわち開発目標値は、市場調査・ベンチマーキング・社会情勢などを考慮して定められる。開発者はこれらを満足するように設計し、信頼性試験によってその達成を評価する（図 1.1）。市場調査・ベンチマーキングは顧客や社会のニーズへの適合の妥当性確認（Validation）を行うプロセスであり、これが正しく行われない場合、開発者の意図する信頼性・寿命特性が市場に合致せず、想定外の市場トラブルへと繋がりがかねない。また実験評価段階における信頼性試験は製品の持つ信頼性・寿命特性を検証（Verification）するプロセスであり、これが適切に行われなければ、やはり市場での故障・トラブルは未然防止できない。開発段階でこれらを適切に推進することが、製品の寿命を造り込む上で重要なファクターである。

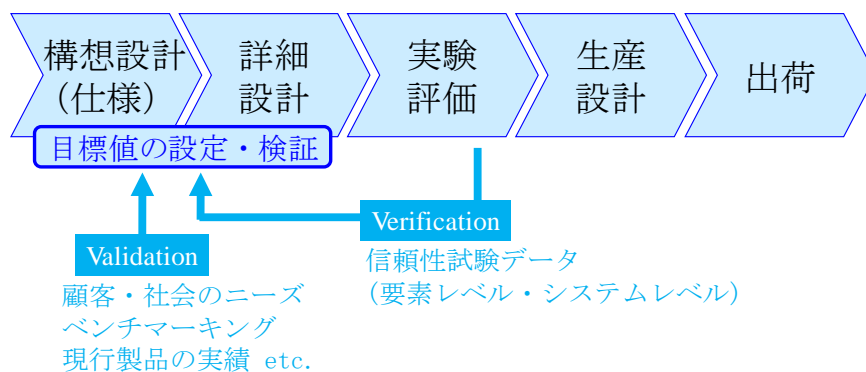


図 1.1. 製品開発段階における目標値の設定と検証

1.1.2. 信頼性データ解析における着眼点

目標値は定量的に、例えば確率〇%以上で寿命何時間・何万キロ・何万回などと定められているべきであり、その為には市場調査や信頼性試験から得られた信頼性データの解析が重要となる。適確な解析を行う為に、まず対象とする故障の現象とそのメカニズムを正しく把握する。故障とは、『アイテムが要求機能達成能力を失うこと（JIS Z 8115[19]）』であり、そのような状態を客観的に捉えた“故障モード”によって観測される。そして鈴木(2004)[29]は、故障モードの発現に至る過程を

ストレス — 故障メカニズム — 故障モード

の一連の流れ（三本柱）で捉え、これを一般化することで故障を体系的に捉えようとしている。故障モードがどのような物理的・科学的メカニズムにより引き起こされ、その背景でどのようなストレスが影響しているかを把握する。これにより寿命特性を正しく捉えて精確な寿命評価に繋げうる。

ストレスは、その製品の使用条件と環境条件に左右され、ユーザ・稼働地域・日付などで様々に変化する因子である。自動車を例に挙げると、エンジンの発する駆動力（トルク）は各駆動系ユニットに大きな負荷を加え、各部の金属部品に繰り返し応力による疲労を蓄積させる。走行路面の凸凹はアクスルやシャシーユニットに対して振り応力による疲労を蓄積させる。エンジンオイルに混ざった微量な金属粒子はエンジン内部部品を摩耗させる。そして、高温・多湿・雨・雪などの環境条件はゴム部品の劣化や外装部品の酸化・腐食を引き起こす。これらの負荷応力・オイル状態・環境要因が対象に加わるストレス条件（インプット）であり、金属疲労・摩耗・劣化・酸化・腐食と言った故障メカニズムを経て、故障モード（アウトプット）に至る。この関係が正しく把握されていれば、設計者は駆動力や振り応力に耐えうる強度設計、エンジンオイル性能の向上、耐劣化性のある樹脂素材の選定などの対策を講じ得る。

1.1.3. 市場における実ストレス条件の把握

〔ストレスー故障メカニズムー故障モード〕の三本柱の関係が把握されても、インプットであるストレス条件が正しく予測されなければ、適切な寿命予測には繋がらない。市場ニーズや使用・環境条件を予測し、これらへの作り込みが実際に妥当であるか確認（Validation）する必要がある。ストレス因子が単一であり、その負荷と寿命特性との関係が線形的であれば評価は容易である。しかし一般的には、使用・環境条件に関わる因子は複合的であったり、市場での範囲がユーザ・地域で様々に変化したりする。本稿ではこのストレス条件（使用・環境条件）を、一般的な言葉で“使われ方”とも表現している。設計開発の担当者はこのばらつきをある程度想定して安全率を掛けた設計を行うが、その想定と異なった、思いも寄らぬ使われ方をされた時に故障が引き起こされてしまう。

そのようなトラブルを未然に防ぐために、開発段階で徹底した市場調査を実施し、使われ方のばらつきを把握する必要がある。近年では多くの業界で市場のグローバル化が進み、あらゆる地域・社会で製品が稼働する中、使われ方のばらつきは更に多様化・複雑化が進んでいる。その為、これまで以上に市場調査の重要性は増している。

1.2. 市場情報の活用

1.2.1. アフターマーケットにおける信頼性データ

市場調査として一般的な方法は、実際の市場で、現地現物での計測を行うことである。しかし市場のグローバル化が進み、競争力確保の為に開発期間が短縮される中、市場調査の“数と時間の壁”は一層大きな問題となっている。これを打破するには、既に出荷され市場で稼働している製品の情報を活用し、顧客の現地での声を探る“マーケットイン”の思想が有効である（新版 信頼性ハンドブック(2014)[20]）。このとき、稼働中の情報（稼働時間・動作履歴・各種センサー値など）を収集する仕組みを整え、調査の為に試験品を市場に持ち込む必要量を最小限に抑える。そしてマーケットインの考えによって製品の使用の信頼性（使用する側の使い方や環境に起因する信頼性）の実態を把握し、そのフィードバックを得て、固有の信頼性（開発段階で作り込まれた信頼性）が向上される。

これらアフターマーケットの市場データとして、例えば自動車の場合は車検や修理時に吸い上げたデータなどが存在する。ただし信頼性とは用途が異なる為にデータ項目は限られており、サンプル数も十分ではない。市場情報としてより有用で近年注目を増しているのが、ICT 技術を利用して稼働情報をリアルタイム（あるいは経時的に）且つ自動的に収集する“オンラインモニタリング”のデータである。広義には“ビッグデータ”にも値するようなデータである。金融業やサービス業で広く活用されるようなビッグデータを信頼性分野においても活用し、従来の少数市場調査に代わる膨大な市場データとして使用の信頼性・固有の信頼性の向上に繋げていくことがこれからの一つの方向である。

1.2.2. 信頼性ビッグデータとしてのオンラインモニタリングに関する研究

鈴木・椿(2013)[32]は、オンラインモニタリングで得られる製品稼働状態の観測値について、その構成を図 1.2 のように整理した。

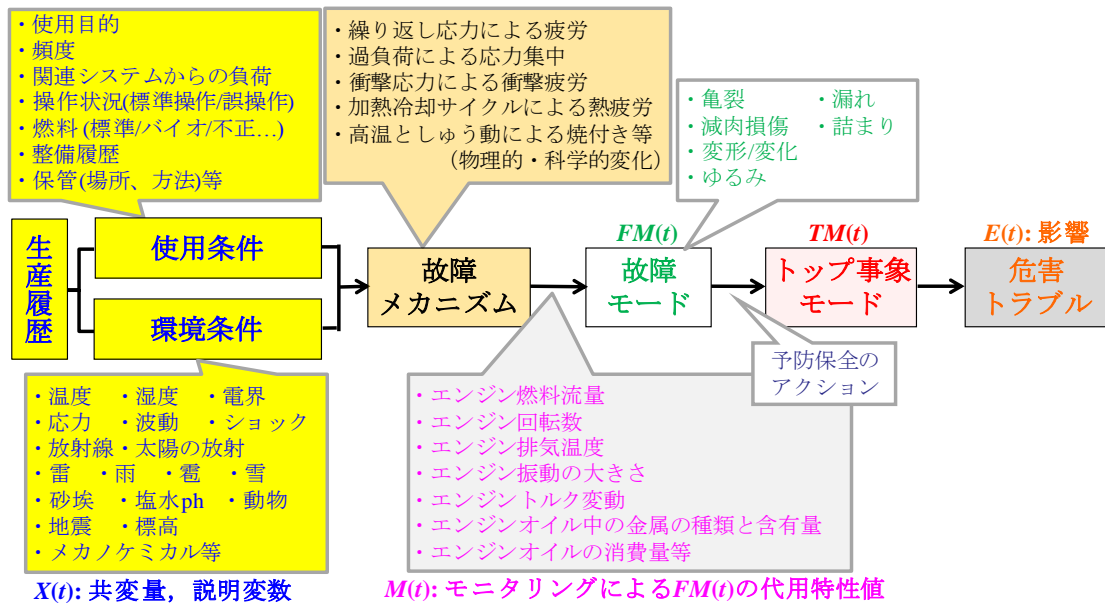


図 1.2. オンラインモニタリングによる観測値の関連[32]

図では、[ストレス（使用・環境条件）－故障メカニズム－故障モード] の三本柱に沿って、故障モードの観測値、故障モードの代用特性値の観測値、そして使用・環境条件に関する観測値の関連を表している。これにより市場情報の信頼性データとしての活用を提案している。

製品の故障による危害・トラブルを防ぐ為には、故障モード（ $FM(t)$; 亀裂、漏れ、損傷など）の発生を観測し、予防保全へと繋げることが必要である。しかし実際には故障モードの直接の観測が難しい場合が多く、その代用特性値 $M(t)$ の観測で代替される。この特性値は、故障メカニズムに基づいて故障モードを定量的に表した情報である。例えば金属部品の亀裂・損傷の故障メカニズムは繰り返し応力による疲労であり、応力値が観測できれば累積損傷則により定量的な評価が可能である。この応力値が製品に加わるストレス、すなわち使用・環境条件からの負荷である。また、応力値のように故障への影響が大きい要因の他にも、製品の使用状況・使用頻度・メンテナンス状況・環境状況・生産履歴と言った情報もまた、使用・環境条件に関する情報である。これらは製品の故障モード $FM(t)$ や代用特性値 $M(t)$ を何らかの関係で説明しうる共変量

$X(t)$ であり、故障を予測する上で重要なインプットデータとなる。

このようなオンラインモニタリングのデータを実際に利用し、実製品の寿命解析を行った研究として、Meeker and Hong(2013)[13]では幾つかの事例を取り上げ、オンラインモニタリングデータを時系列データとしてモデル化している。Meekerらは“使用・環境条件”にあたる情報をSOE (System Operating and Environmental)データと呼び、種々のSOEデータが故障モードを予測しうる重要なデータであると見ている。またLee, et al.(2014) [10]やPecht and Gu(2009)[23]が扱うPHM(Prognostics and Health Management)も、オンラインモニタリングデータを用いた寿命解析に関する研究である。PHMは故障の予兆診断に重きをおき、故障メカニズムに直接関わる代用特性の値から故障の発生をリアルタイムに予測する。これらの研究は代用特性値（図1.2の $M(t)$ ）が明確であり、またそれが容易にモニタリング可能な場合、非常に有用な寿命予測となる。

また国内における動きとして、日本信頼性学会2014年度第1回フォーラム[21]では建設機械・航空機・複写機・自動車と言った日本の各産業でのオンラインモニタリングへの取り組みが紹介された。前述の各文献のように学問としてオンラインモニタリングデータの解析が研究される一方で、産業界ではオンラインモニタリングシステムの構築が広く進められている。

1.3. 本稿の目的と構成

1.3.1. 本稿の目的

1.1 節では, 開発段階での適切な Validation と Verification を通して信頼性寿命設計を進める為に

1. [ストレスー故障メカニズムー故障モード] の関係の把握
2. 市場における製品のストレス条件の把握

が重要であると述べた. そして 1.2 節では, “市場における製品のストレス条件の把握” にはオンラインモニタリングによる市場情報が活用されることを述べた (図 1.3).

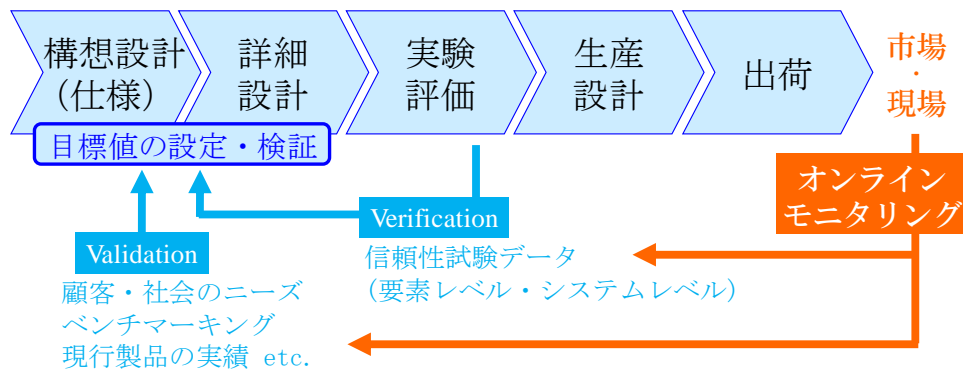


図 1.3. 開発段階の Validation・Verification へのオンラインモニタリングの活用

これらの着眼点のもと, 本稿では信頼性寿命設計の為のデータ解析方法と, その際のオンラインモニタリングの有用性を検証する. 検証には実際の製品のデータを扱い, 事例に基づくことで実用上の課題点を取り上げながら進める. オンラインモニタリングの活用について, その概要と動向を 1.2.2 節で述べたが, Meeker ら[13]のモデルでは時系列解析への理解が必要であり, Lee ら[10]および Pecht ら[23]の PHM は代用特性の計測技術に掛かっている. ただし現場での実用性を考えると, 解析手法はシンプルで理解し易いモデルが好ましく, モニタリング対象は容易に観測しうる項目でなければ多サンプル計測が難し

い。本稿ではこれらに留意しつつ、実用的なアプローチとなるよう検討する。

1.3.2. 本稿の構成

第2章および第3章では、光ディスク（DVD など）の信頼性試験のデータ解析事例を述べる。本事例では開発段階における信頼性試験を通して、製品の信頼性・寿命特性を検証する。はじめに第2章では、正しい寿命評価を行う為に〔ストレス－故障メカニズム－故障モード〕の三本柱を明確にし、これに基づいた寿命モデルを立案する。その適切な寿命モデルの下で、従来この試験データに対して行われていた寿命評価と比較する。そして第3章では、より精確な Verification を行う為に、信頼性試験の最適試験計画を議論する。前章で立てた寿命モデルに基づき、ストレス条件の範囲に気を付けつつ最適な条件設計を行う。

第4章および第5章では、商用車（トラック・バスなど）の駆動系部品に関わる信頼性データの解析事例を述べる。本事例で扱うデータは、1.2節で述べたオンラインモニタリングが実際に行われた事例であり、得られた市場情報から使われ方のばらつきの評価（Validation）と寿命特性の検証（Verification）をそれぞれ行う。はじめに第4章では、実際のオンラインモニタリングシステムを紹介し、得られた市場情報を分析する。大量に得られるモニタリングデータから商用車の市場における使われ方を定量的に示し、そのばらつきを評価していくプロセスを示す。そして第5章では、駆動系部品のギヤ（歯車部品）の寿命評価を行う。三本柱を明確にして寿命モデルを立案し、前章で特性値化された使われ方に関するデータから寿命を予測する。この解析は実験評価段階の信頼性データではなく、アフターマーケットの市場データである。すなわちオンラインモニタリングによって実市場を“信頼性試験の場”と捉え、そこから得られた信頼性データにより寿命特性を検証する事例となる。

最後に第6章にて本稿全体のまとめを述べる。

第 2 章

信頼性試験データによる信頼性・寿命特性の検証

2.1. はじめに

本章では CD・DVD などの光ディスクの信頼性試験のデータ解析を行い，開発段階での信頼性試験による信頼性・寿命特性の検証（Verification）を実際に行う．寿命特性を正しく評価する為に，はじめに〔ストレス－故障メカニズム－故障モード〕の三本柱を明確にし，これに基づいた寿命モデルを立案する．

光ディスクの信頼性試験では加速試験が行われており，そのメカニズムとしてはアイリング則が従来から用いられている．ストレス条件は温度と湿度であり，この加速モデルに則った試験方法が国際規格 ISO/IEC 10995(2008)[6]として定められている．本章では同規格内に添付された試験データを利用し，寿命モデルの立案と寿命推定を行う．また同規格内では寿命推定法も定められており，これとの比較検証も行う．

2.2. 光ディスクにおける寿命評価

2.2.1. 光ディスクの故障モードと故障メカニズム

DVD などの大容量光ディスクは個人ユース・企業ユースを問わず多くの場面で利用され、情報を長期に渡って保存する為に高い信頼性が求められる製品である。一般には数 10 年の寿命を持つと言われるが、実際には保管条件により 10 年未満で故障に至るケースもある。

光ディスクの寿命は、“アーカイバル寿命；長期にわたって記録された情報の復元を保持しうる期間 [6]”と定義されている。読み込みエラーが起きて情報が復元できなくなった状態を劣化状態としており、その度合いは“エラーレート；データの読み込みエラー量”で定義される。一つのデータ単位 (182byte) の中で誤りが検出されると、一つのエラーとしてカウントされる。そしてディスクの記録領域を幾つかのブロックに分け、そのブロック毎にカウントされたエラーの最大値が“エラーレート”となる。

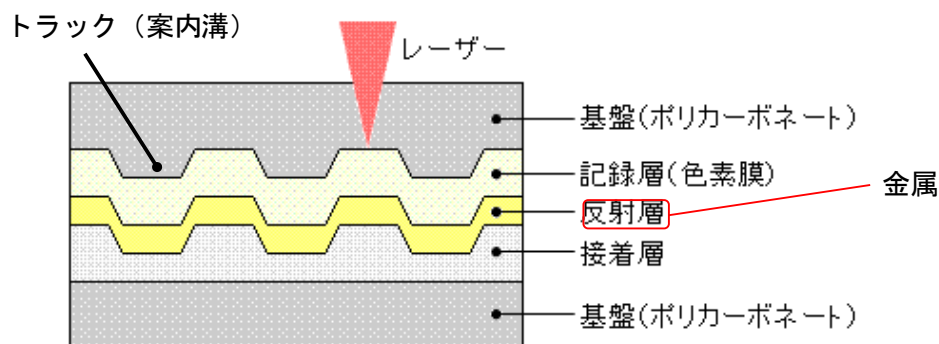


図 2.1. DVD-R のディスク層構造

光ディスクでは、図 2.1 に示すように内部層に刻まれた微少なピット (pit = くぼみ、データの記録痕) の配列で 0,1 データとして情報が記録されている。この各層は、熱・水分によって化学反応 (酸化や硫化)・物理的侵食 (腐食) を引き起こす。これによりピットの読み出しが阻害され、読み込みエラーとな

る(角田(1995)[33], 渡部(2005)[35]). この“読み込みエラー”を光ディスクの故障モードと捉えると, その故障メカニズムは酸化・腐食であり, ストレス(使用・環境条件)は高温・高湿となる. 国際規格では, 主に製品が使われる(保管される)実ストレス条件を温度 25 度, 相対湿度 50%としている. 寿命はこの条件下における故障までの時間によって評価される.

2.2.2. 加速モデル

想定される寿命が非常に長いことから, 光ディスクの寿命評価には加速試験が行われている. そして温度・湿度の 2 因子がストレスとされ, 寿命 t に対してアイリング加速モデル

$$t = Ae^{\Delta H/kT} e^{B \cdot RH} \quad (\text{式 2.1})$$

が用いられる(入江(2005)[4], 真壁・鈴木・益田(2002)[11]). ここで T : 温度, RH : 相対湿度, A, B : 未知定数, ΔH : 活性化エネルギー, k : ボルツマン定数である.

2.2.3. 国際規格による光ディスク加速試験

国際規格に定められた加速試験の手順を表 2.1 にまとめる.

表 2.1. 試験条件[6]

グループ	標本数	因子水準		試験時間	総試験時間
		T_i	RH_i		
<i>A</i>	20	85 °C	85 %	250h × 4 回	1000 h
<i>B</i>	20	85 °C	70 %	250h × 4 回	1000 h
<i>C</i>	20	65 °C	85 %	500h × 4 回	2000 h
<i>D</i>	30	70 °C	75 %	625h × 4 回	2500 h

試験標本は 4 つのグループに分けられ, それぞれに標本数と因子水準が表の

ように設定されている。各標本はグループ毎に設定された恒温恒湿槽内にて 250～625 時間保管され、これが 4 回繰り返される。各グループの総試験時間は 1000～2500 時間となる。

加速試験を繰り返す間に各試験標本の劣化量（エラーレート）が逐次計測され、試験開始から終了までの劣化量データが得られる。試験結果の一例を、劣化量のサンプルパスとして図 2.2 に示す。

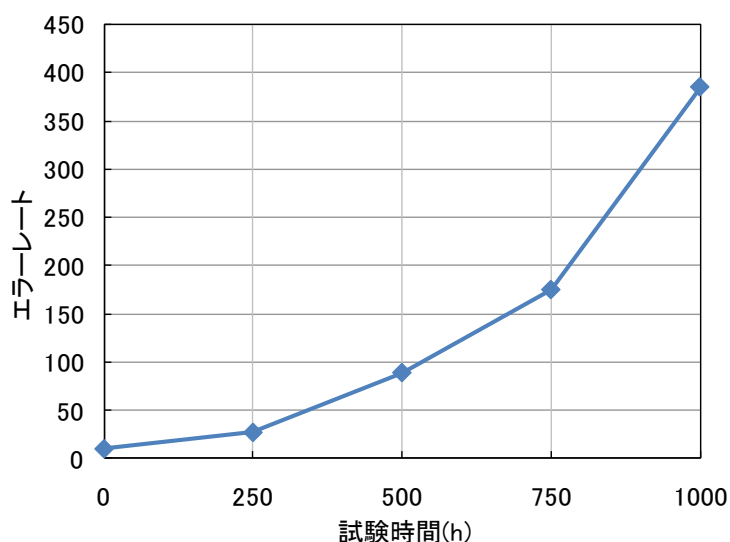


図 2.2. 劣化量のサンプルパス

縦軸のエラーレートは、2.2.1 節で述べたように一つのブロック（PI sum8 と呼ばれ、先ほどの 182byte のデータ単位が 1664 単位存在する）におけるエラー総数を表わす。国際規格により、この総数が“280”に至った時点が故障時点とされている。これは、“この程度のエラーであれば品質上問題が無い”とされている閾値である [6]。

2.3. 光ディスクの寿命推定

2.3.1. サンプルデータ

国際規格に、実際に規格の手順で測定された加速劣化試験データが記載されている。その試験結果内容を図 2.3～2.6 に示す。

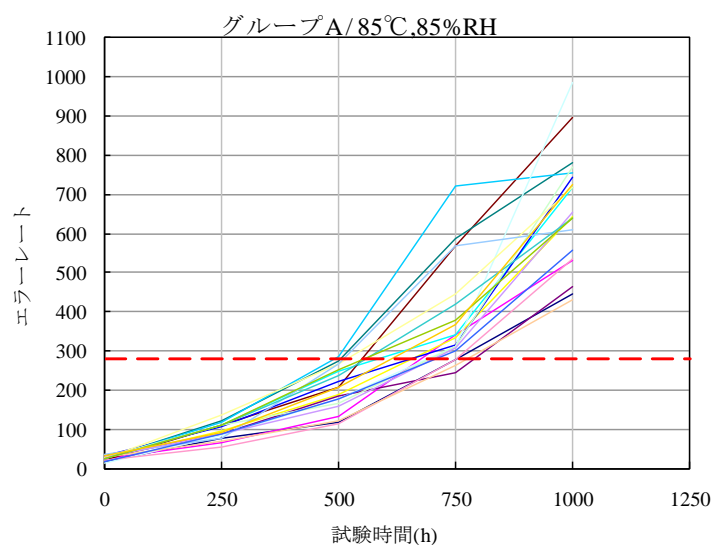


図 2.3. 試験データのサンプルパス (グループ A, $n_A = 20$)

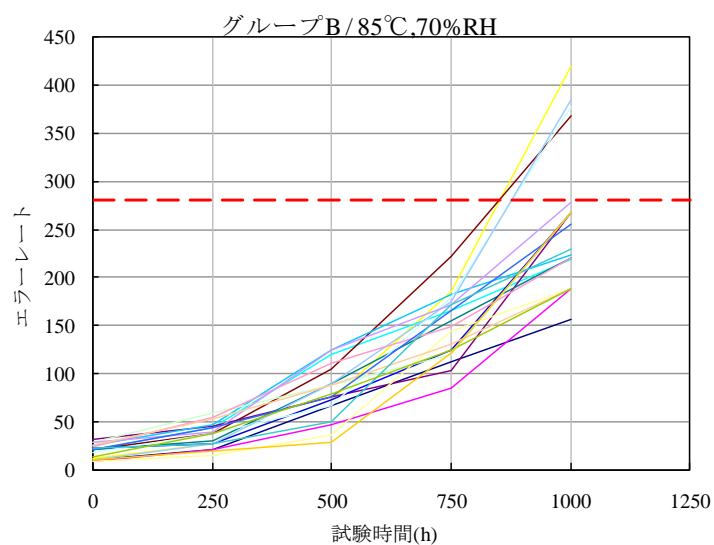


図 2.4. 試験データのサンプルパス (グループ B, $n_B = 20$)

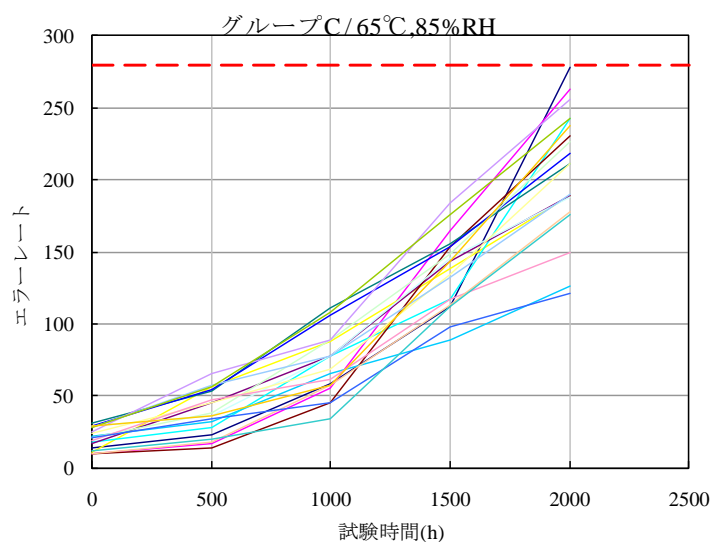


図 2.5. 試験データのサンプルパス (グループ C, $n_C = 20$)

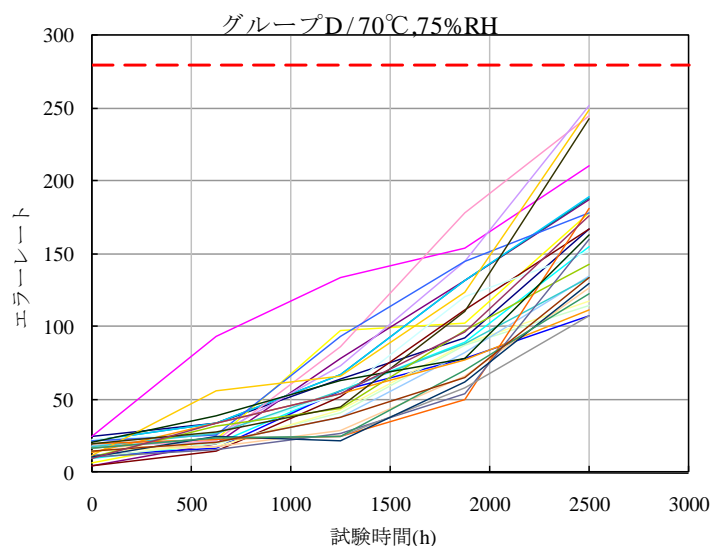


図 2.6. 試験データのサンプルパス (グループ D, $n_D = 30$)

各パスが、試験サンプルの測定時点毎の劣化量を示す。また赤破線は故障の閾値である 280 を示す。図より、グループ A の 20 サンプルは加速試験終了時点で全サンプルが故障の閾値を超えており、反対にグループ D は全サンプルが故障に至っていない。

この劣化量データより、各サンプルの故障時間を推定する。ここでは各サンプルパスが指数関数的に変化することから、劣化量に対して対数線形回帰を行

うことで閾値 280 との交点が求められる。この結果得られた寿命データを表 2.2 に示す。

表 2.2. 光ディスクの寿命データ

	グループ A	グループ B	グループ C	グループ D
1	788.1	1116.8	2057.2	3239.6
2	743.0	1118.2	1947.9	2595.8
3	685.2	879.6	2078.1	2614.5
4	647.0	999.3	2106.1	2920.0
5	762.1	1126.0	2167.3	2495.6
6	606.6	870.0	2031.0	2644.2
7	587.5	1035.3	2151.2	2850.9
8	653.8	1043.4	2128.0	3318.2
9	578.3	993.9	2798.6	2846.7
10	669.2	911.2	2296.5	3129.5
11	671.1	1064.9	2075.2	3248.6
12	614.1	1058.5	2235.6	3343.4
13	626.5	880.0	2351.8	3434.8
14	778.1	1037.1	2485.9	2456.0
15	704.4	958.8	1971.7	2582.0
16	806.7	1149.1	2188.7	3648.7
17	722.6	999.4	2845.1	2761.3
18	644.7	1057.6	2307.9	3315.6
19	649.5	1077.7	2000.7	3050.9
20	656.4	1046.3	2206.8	2550.3
21	-	-	-	3500.0
22	-	-	-	3593.0
23	-	-	-	3274.7
24	-	-	-	4034.0
25	-	-	-	3488.4
26	-	-	-	3706.8
27	-	-	-	3303.7
28	-	-	-	2787.3
29	-	-	-	3453.4
30	-	-	-	2840.9

2.3.2. 本章で比較する推定方法

アイリング加速モデルに基づいて寿命評価を進める。国際規格ではブートストラップ法を用いたノンパラメトリックな推定により実ストレス条件下における B_5 ライフ, B_{50} ライフ (メジアン) を求めている。“ B_P ライフ” は対象の $P\%$ が寿命に至るまでの時間であり, 製品の耐久性を示す尺度として広く用いられている (市田・鈴木(1984)[3])。

また規格の寿命推定法に対して, 本章ではパラメトリックな推定を行う。寿命データから寿命分布を仮定して最尤法により寿命特性値を推定することで, 少ないサンプル数でも頑健な寿命評価を提案する。評価指標は規格と同様に B_5 ライフ, B_{50} ライフとした。また後述する寿命モデルが対数正規分布に従うことから, 最尤推定量は最小二乗推定量に等しい。そこで最尤法, 最小二乗法ならびにブートストラップ法による推定手順とその結果を比較する。

2.3.3. 国際規格における寿命推定法

はじめに, 国際規格に定められた寿命推定法の概要と結果を述べる。同規格ではブートストラップ法を用いる。その流れを図 2.7 に示す。

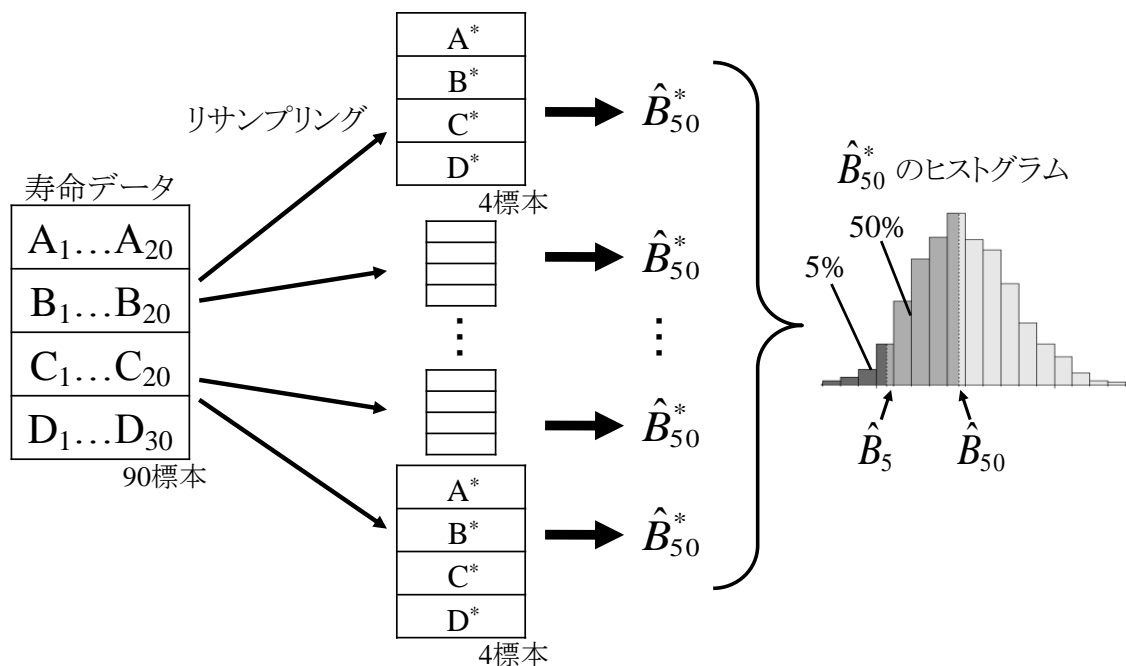


図 2.7. ブートストラップ法による寿命の推定[6]

図のように、 $N = \sum_i n_i = 90$ 個の寿命データ（表 2.2）から各グループ 1 標本ずつ合計 4 標本を無作為に抽出し、これをブートストラップ標本とする。そして、この 4 つのデータで最小二乗法を行い、実ストレス条件におけるメジアンライフ \hat{B}_{50}^* を求める。これを 1000 回繰り返し、得られた 1000 組の推定量（図中のヒストグラム）の $P\%$ 点を B_P ライフの点推定値とする。

上記手法により推定を行った結果、 B_5 ライフおよび B_{50} ライフはそれぞれ

$$\hat{B}_5 = 110741.6(\text{h}) = 12.64(\text{年}),$$

$$\hat{B}_{50} = 272077.2(\text{h}) = 31.06(\text{年})$$

と得られた。

2.3.4. 寿命モデル

本稿では、規格の手法に対し、寿命分布を仮定したパラメトリックな推定方法を提案する。はじめに、寿命データの各グループの対数正規プロットを図 2.8 に、対数変換後の寿命データに対して推定されたそれぞれの平均と標準偏差を表 2.3 に示す。

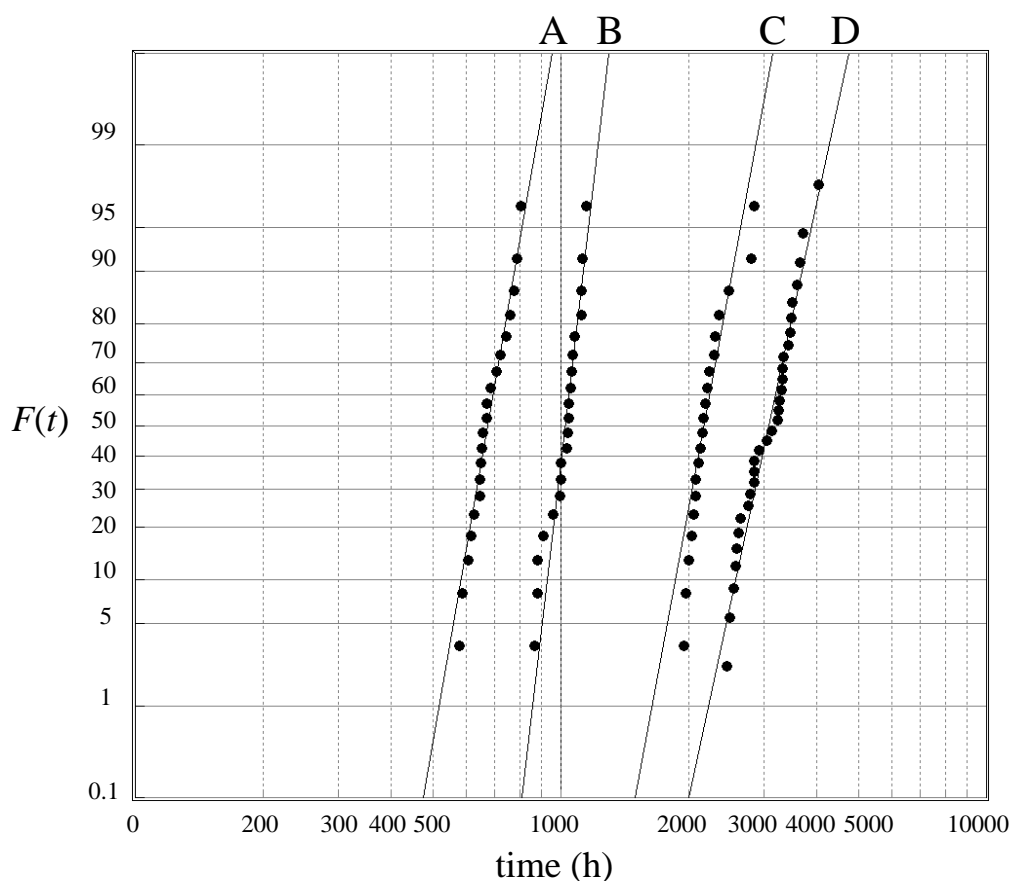


図 2.8. 寿命データの対数正規プロット

表 2.3. 各分布のパラメータ

グループ	平均	標準偏差
A	6.511	0.1123
B	6.934	0.0759
C	7.683	0.1203
D	8.034	0.1402

図より，対数正規分布によく従っていると分かる．

ここで，光ディスクの対数寿命 $\ln t$ はアイリング加速モデル

$$\ln t = \ln A + \frac{\Delta H}{k} \cdot \frac{1}{T} + B \cdot RH \quad (\text{式 2.2})$$

より，各サンプルに対して

$$\begin{aligned}
y_{ij} &= \beta_0 + \beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2j} + \varepsilon_{ij} \\
&= \mathbf{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_{ij}
\end{aligned}
\tag{式 2.3}$$

と線形モデルとして扱える．ここで j : グループ番号 ($j = 1, \dots, J$), i : グループ j のサンプル番号 ($i = 1, \dots, n_j$), また $J = 4, n_1 = n_2 = n_3 = 20, n_4 = 30$ である．共変量ベクトル \mathbf{x}_j , パラメータ $\boldsymbol{\beta}$ はそれぞれ

$$\mathbf{x}'_j \equiv [1, x_{1j}, x_{2j}] = [1, 1/T_j, RH_j], \tag{式 2.4}$$

$$\boldsymbol{\beta} \equiv [\beta_0, \beta_1, \beta_2]' = [\ln A, \Delta H/k, B]' \tag{式 2.5}$$

とおいた．そして式 2.3 と寿命分布の仮定より，寿命の対数 $y_{ij} = \ln t_{ij}$ を対数正規線形モデル

$$y_{ij} = \mathbf{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta} + \sigma \cdot z_{ij} \tag{式 2.6}$$

として扱える (鈴木(1994)[28], 鈴木・嶋崎(1995)[31])．すなわち対数寿命 y_{ij} は正規分布 $N(\mathbf{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta}, \sigma^2)$ に従う． z_{ij} は標準正規分布 $N(0,1)$ に従う確率変数である．

このとき，各パラメータ推定値が得られると，実ストレス条件

$$\mathbf{x}'_0 \equiv [1, x_{10}, x_{20}] = [1, 1/25, 50] \tag{式 2.7}$$

における光ディスクの B_p ライフは

$$\ln \hat{B}_p = \mathbf{x}'_0 \cdot \hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{\sigma} \cdot z_{p/100} \tag{式 2.8}$$

と求められる． B_p は製品の $P\%$ が寿命に至るまでの時間であり， B_5 ライフ， B_{50} ライフの場合はそれぞれ $z_{0.05} = -1.64, z_{0.50} = 0$ である．

2.3.5. 最尤法によるパラメータ推定

対数寿命 y_{ij} が正規分布に従うことから，その確率密度関数は

$$f(y_{ij}; \boldsymbol{\beta}, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{y_{ij} - \mathbf{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta}}{\sigma}\right)^2\right\} \tag{式 2.9}$$

となり，パラメータの尤度は

$$\begin{aligned}
L(\boldsymbol{\beta}, \sigma; y_{ij}) &= \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^{n_j} f(y_{ij}; \boldsymbol{\beta}, \sigma) \\
&= \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^{n_j} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{y_{ij} - \mathbf{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta}}{\sigma}\right)^2\right\}
\end{aligned}
\tag{式 2.10}$$

で与えられる。この最大化の結果、各パラメータの最尤推定値は表 2.4 のように得られた。

表 2.4. 各パラメータの最尤推定値

$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\sigma}$
-13.934	8561.7	-0.041601	0.16778

パラメータ推定値と式 2.8 より寿命を推定した結果、

$$\hat{B}_5 = 249469.1(\text{h}) = 28.48(\text{年}),$$

$$\hat{B}_{50} = 328486.1(\text{h}) = 37.50(\text{年})$$

となった。

2.3.6. 最小二乗法によるパラメータ推定

前節の推定方法は、最尤法を用いていることから一致性・有効性を持っており有用である。一方、対数寿命分布が正規分布に従うとの仮定から、この最尤推定量は最小二乗推定量に等しくなる。これは対数尤度関数

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}, \sigma; y_{ij}) = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{n_j} \ln(\sqrt{2\pi}\sigma) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \boldsymbol{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta})^2 \quad (\text{式 2.11})$$

の最大化が、上式の第 2 項

$$\sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \boldsymbol{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta})^2 \quad (\text{式 2.12})$$

の最小化に等しいことから分かる。すなわち、各試験サンプル y に対して、共変量 \boldsymbol{x} 空間上における回帰平面 (図 2.9) を推定することになる。

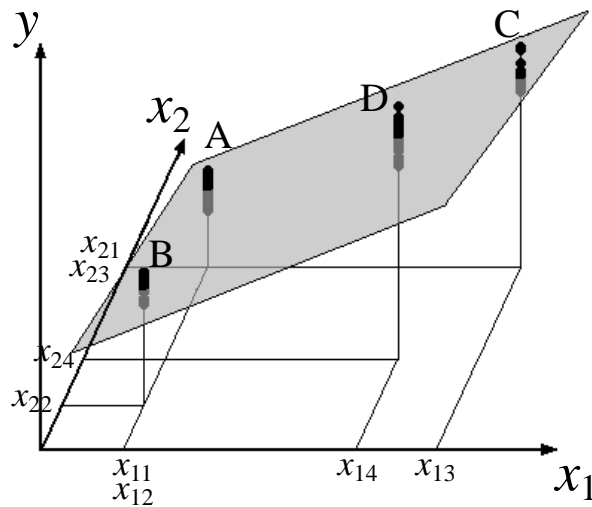


図 2.9. 線形回帰モデルの回帰平面

最小二乗法による推定結果は以下の通りであり，最尤推定とほぼ同等である．

表 2.5. 各パラメータの最小二乗推定値

$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\sigma}$
-13.934	8561.7	-0.041601	0.17065

$$\hat{B}_5 = 248298.6(\text{h}) = 28.34 (\text{年}),$$

$$\hat{B}_{50} = 328486.1(\text{h}) = 37.50(\text{年}).$$

最尤法との違いは分散 σ の推定値のみである．最尤法では分散を標本分散

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \mathbf{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta})^2 \quad (\text{式 2.13})$$

で推定するのに対し，最小二乗法では自由度で割った不偏分散

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-3} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \mathbf{x}'_j \cdot \boldsymbol{\beta})^2 \quad (\text{式 2.14})$$

で推定している．すなわちサンプル数が十分に多ければ等しい結果となる．

2.4. 寿命の区間推定

2.4.1. 最尤法による区間推定

続いて、寿命推定量の信頼性を評価する為に推定値の信頼区間を求める。対数寿命 $y = \ln t$ が正規分布に従うことより、 $\ln \hat{B}_p$ の $100(1-\alpha)\%$ 下側信頼限界は

$$(\ln \hat{B}_p)_L = \ln \hat{B}_p + z_\alpha \sqrt{\text{Var}[\ln \hat{B}_p]} \quad (\text{式 2.15})$$

と得られる。ここで分散 $\text{Var}[\ln \hat{B}_p]$ は、式(2.8)を変形して

$$\ln \hat{B}_p = \mathbf{x}'_p \cdot \hat{\boldsymbol{\theta}} \quad (\text{式 2.16})$$

$$\mathbf{x}'_p \equiv [1, x_{10}, x_{20}, z_{p/100}] \quad (\text{式 2.17})$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} \equiv [\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\sigma}] \quad (\text{式 2.18})$$

と表すと、

$$\text{Var}[\ln \hat{B}_p] = \mathbf{x}'_p \cdot \text{Var}[\hat{\boldsymbol{\theta}}] \cdot \mathbf{x}_p \quad (\text{式 2.19})$$

と求められる。ここで $\text{Var}[\hat{\boldsymbol{\theta}}]$ は分散共分散行列

$$\text{Var}[\hat{\boldsymbol{\theta}}] = \begin{bmatrix} \text{Var}[\hat{\beta}_0] & \text{Cov}_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1} & \text{Cov}_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_2} & \text{Cov}_{\hat{\beta}_0, \hat{\sigma}} \\ & \text{Var}[\hat{\beta}_1] & \text{Cov}_{\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2} & \text{Cov}_{\hat{\beta}_1, \hat{\sigma}} \\ & & \text{Var}[\hat{\beta}_2] & \text{Cov}_{\hat{\beta}_2, \hat{\sigma}} \\ \text{Sym.} & & & \text{Var}[\hat{\sigma}] \end{bmatrix} \quad (\text{式 2.20})$$

であり、*Fisher* 情報量行列の逆行列から得られる。

以上の計算の結果、 B_5 ライフおよび B_{50} ライフの 95% 下側信頼限界は

$$(\hat{B}_5)_L = 21.62(\text{年}),$$

$$(\hat{B}_{50})_L = 28.53(\text{年})$$

と推定された。

2.4.2. ブートストラップ法による区間推定

国際規格の推定方法ではブートストラップ法を用いた B_5 ライフおよび B_{50} ライフの点推定を行っているが、その手順には幾つか問題点が存在する（これに

については 2.5.1 節に後述する). ブートストラップ法は本来, もとの標本から得られる統計量の誤差評価に用いられる (Roff (2011)[24]). 下記の推定手順はブートストラップ法を用いた区間推定の流れであり, もとの 90 個の標本から求められる B_5 ライフおよび B_{50} ライフの 95% 下側信頼限界を求めている.

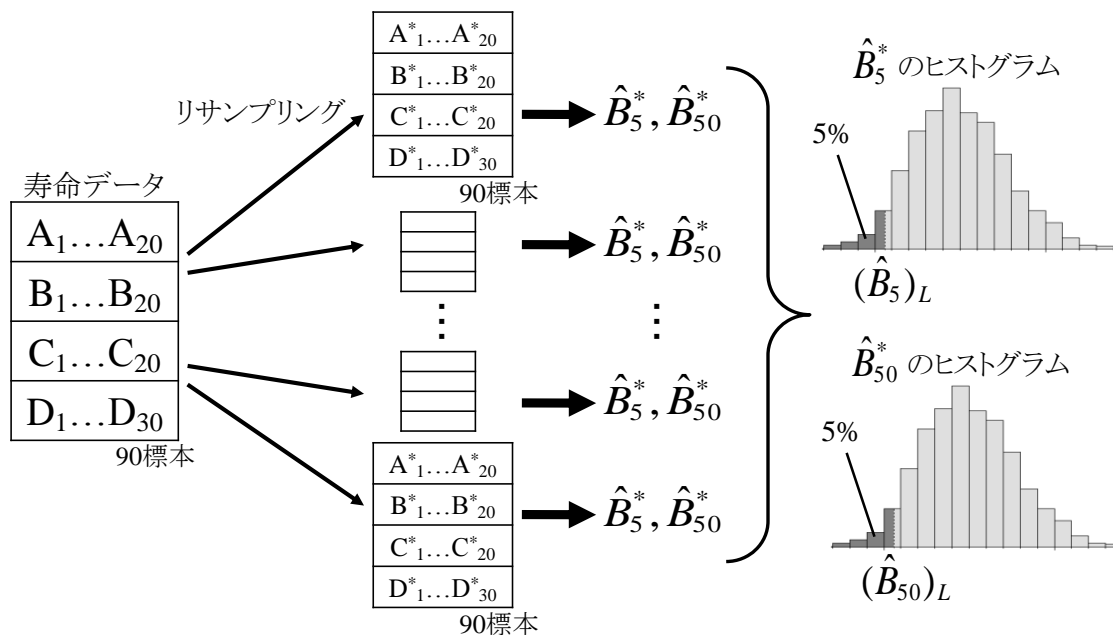


図 2.10. ブートストラップ法による寿命の区間推定

ここでは, 各グループから n_i ($i = A, \dots, D$) 個を無作為復元抽出し, 90 個のブートストラップ標本を得る. そしてこのブートストラップ標本から最小二乗法 (2.3.6 節の推定法) により実ストレス条件下で寿命の推定量 $\hat{B}_5^*, \hat{B}_{50}^*$ を求める. これを 1000 回繰り返す, 得られた 1000 組の推定量それぞれの $100(1-\alpha)\%$ 点を, 推定値 $\hat{B}_5^*, \hat{B}_{50}^*$ の近似 $100(1-\alpha)\%$ 下側信頼限界とする. 計算の結果, 95% 下側信頼限界はそれぞれ

$$(\hat{B}_5)_L = 23.49(\text{年}),$$

$$(\hat{B}_{50})_L = 30.77(\text{年})$$

と推定された.

2.5. 第2章のまとめ

2.5.1. 推定結果の比較

光ディスクの B_5 ライフおよび B_{50} ライフの推定結果を表 2.6 に、区間推定結果を表 2.7 にそれぞれまとめる。

表 2.6. 光ディスク寿命の点推定結果

	B_5 ライフ (年)	B_{50} ライフ (年)
ブートストラップ法 (規格[1])	12.64	31.06
最尤法	28.48	37.50
最小二乗法	28.34	37.50

表 2.7. 光ディスク寿命の下側 95%信頼限界推定結果

	B_5 ライフ (年)	B_{50} ライフ (年)
最尤法	21.62	28.53
ブートストラップ法 (本稿)	23.49	30.77

はじめに、従来の国際規格の推定方法へは、以下の問題点が指摘される。

1. 1000 組のブートストラップ推定量のヒストグラムは \hat{B}_{50}^* の分布であり、この 5% 点は \hat{B}_5^* の点推定量ではない。
2. ブートストラップ標本の標本数が僅か 4 つであり、大きな誤差を含む要因となっている。

このため、従来手法の推定方法は適切とはいえない。実際に得られた結果は最尤法・最小二乗法の推定結果に比べて相当短い寿命値となっており、必要以上に安全側に見積もっている。一方、本稿で提案したパラメトリックな最尤推定は寿命分布の仮定が正しければ一致性・有効性があり有効な手法である。図 2.8 より今回の光ディスク寿命データは対数正規分布に良く従うことが分かる。ま

た、理解が容易で手順も簡便な最小二乗法が使用できることは、現場での実用性の面でも有用である。

下側信頼区間の推定結果に関して、ブートストラップ法では最尤法に比べて少し広めに推定されている。ブートストラップ法に基づく近似信頼区間の推定法は、簡便であるが近似精度の検証が必要となる。

2.5.2. 信頼性試験データによる寿命評価への着眼点

本章では開発段階の実験評価レベルで行われる信頼性試験の実例を示し、信頼性・寿命特性の検証（Verification）を実際に行った。本稿で提案した寿命評価は、加速モデルと寿命分布の2つのモデルから成っている。加速モデルの仮定は従来からあった知見であり、寿命分布の妥当性は本稿で確認した。これにより三本柱の中心である「故障メカニズム」が明確となり、寿命モデルを提案できた。

三本柱のインプットである「ストレス」の条件範囲は従来知見に従った。光ディスクの加速試験におけるストレス（使用・環境条件）条件は図 2.11 のように規格で定められている。

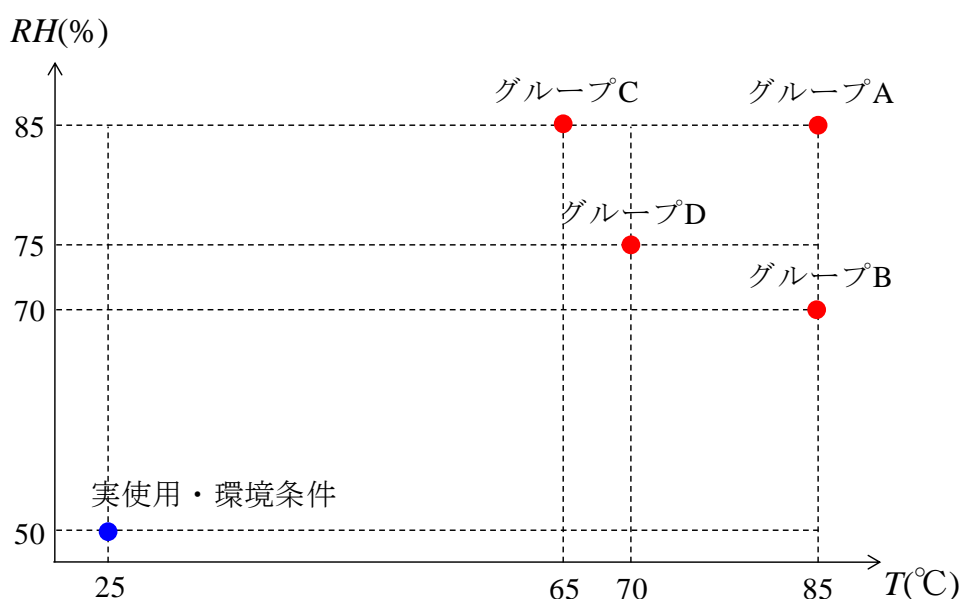


図 2.11. 光ディスク加速試験のストレス条件

各々の水準値は、従来から光ディスク分野で行われてきた試験方法に基づいて定められている[4]。また温度の上限がそれぞれ 85°Cであるのは、高温時におけるディスクの材質の変形を防ぐためである。光ディスク基板の素材はポリカーボネードであり、ガラス転移温度 150°Cである[6]。ここから加速条件の範囲が決まっている。また市場における使用・環境条件は 25°C・50%と想定されている。

本規格は国際規格であり、いわば世界標準としてその寿命を保証している。しかし光ディスクのように世界中で使用される製品に対して単一の保証条件が適切であるとは言い難い。より適格な信頼性寿命設計の為には、各地域での使用・環境条件の把握が重要となる。加速ストレス条件の設定に関しても同様である。オンラインモニタリングを適用するか否かはコスト対効果にもよるが、例えば光ディスクを使用する家電製品の使用・環境条件から、間接的に光ディスクの使用・環境条件を予測していく手段も考えられる。

第3章

寿命特性の検証のための信頼性試験計画

3.1. はじめに

前章において実験室段階での信頼性寿命評価の実例を示し、試験データの推定方法を検討した。しかし実施された試験自体の妥当性を議論しなければ、寿命評価結果の信頼性は揺らいでしまう。これら信頼性試験のポイントを

- ・データの取り方
- ・データの解析方法

の2点にまとめると、前章では解析方法を検討した。そして本章ではデータの取り方を検討する。信頼性試験における試験計画（試験条件の設計）は過去の慣習や経験則に依る所が大きい。これをモデルに基づいて理論的に見直し、より効果的な寿命特性の検証（Verification）の為に提案する。

3.2. 信頼性試験における試験計画

3.2.1. 試験計画の重要性

加速寿命試験に限らず信頼性評価試験の試験計画は多くの場合、過去の慣習や経験則に基づいて設計される。Irie, et al.(2008)[5]では光ディスクの国際規格に関して、図 3.1 のようなマトリクス的な試験配置を提案しているが、設定した因子水準・サンプル数の妥当性に関しては検証されていない。

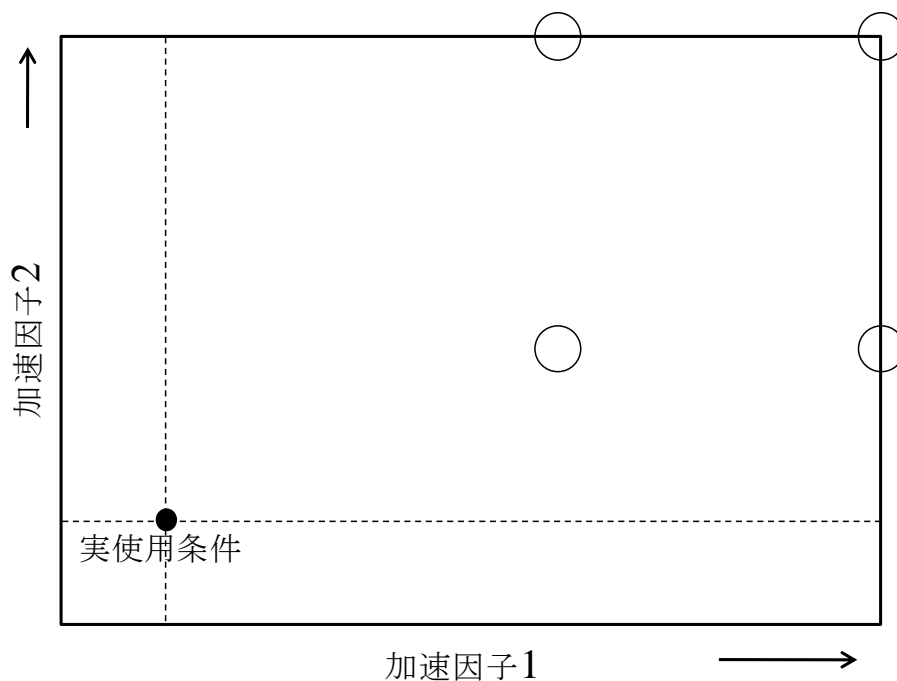


図 3.1. 試験範囲と因子水準の取り方

故障メカニズムが明確でない場合は、ストレスと寿命の関係を調べるために図 3.1 のように複数の因子水準における寿命を測定する。そして寿命分布の確率プロットをチェックするなどして、因子水準の変化が寿命に影響しているのか、複数ストレス間の交互作用は無いのか、因子水準が限界値を超え故障メカニズムが変化していないか、などを評価する。

故障メカニズム・寿命モデルが確立され、次いで寿命値や故障率の予測を精度良く行うには因子水準やサンプル数の妥当性検証を進める。寿命分布型とパラメータ値が過去の情報から得られている上で、寿命の推定精度に基づいた最適な試験計画を導き出す。

3.2.2. 試験配置の最適化問題

加速試験において設計される試験条件には、各ストレス因子の水準・各水準に配分するサンプル数・総試験時間などがある。それぞれ試験コストに関わる重要な設計因子である。そして寿命モデルに基づいて最適性の基準値（目的変数）を設定し、これに対して各設計因子との関係を見る。

この最適基準は主に寿命特性値の推定精度が扱われる。例えば寿命推定値 \hat{y}_p の分散 $Var[\hat{y}_p]$ を最小化する c 最適基準や、Fisher 情報量行列の行列式 $|F|$ を最大化する D 最適基準などがある (Silvey(1980)[25])。

3.2.3. 従来研究との関連

加速寿命試験の最適試験計画に関して、Nelson(1990)[15]は 1 因子加速試験の、Escobar, and Meeker(1995)[1], Meeker, and Escobar(1998)[12]は 2 因子加速試験の最適試験計画の導出手順を示した。また上記の研究では c 最適基準を用いており、寿命分布にはワイブル、正規、対数正規をそれぞれ扱っている。 D 最適試験計画に関する従来研究として、Ng, et al.(2007)[17]は 1 因子加速試験の最適化を極値回帰モデルから行った。これらに対して本稿では、光ディスク加速試験の事例を用いて 2 因子加速試験の D 最適計画導出を行う。 D 最適化は Fisher 情報量行列の行列式最大化に基づいており、モデルパラメータの分散を最小にする試験配置となる。 D 最適は得られる結果がシンプルで理解し易く、汎用性が高い基準である。1 因子加速試験の D 最適化の従来研究[17]では、サンプル数の各水準への配分比が等配分となることが示された。

また本章では、総試験時間も含めたモデル化を行い、打ち切りデータを考慮する。光ディスク加速試験では試験時間内に故障に至らないサンプルが多く、第

2章では外挿で求めた故障時間を代用した。これを本章では定時打切りデータとしてモデル化する。打切りの考慮は Meeker, and Escobar(1998)[12]でも行われたが、試験時間を振らせたときの最適計画の変化については論じられていない。本章では試験時間を考慮しなかった場合の2因子最適試験計画を理論的に導出し、次いで試験時間を考慮した場合を数値解析で導出する。

3.2.4. 主な記号

本章で用いる主な記号を以下に示す。

t_{ij}	: 水準 j における i 番目の寿命値(h) ($i = 1, \dots, N_j, j = 1, \dots, J$)
T_j, RH_j	: j 番目の因子水準
$\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$: 回帰係数
x_{1j}, x_{2j}	: 標準化した因子水準 ($\mathbf{x}_j \equiv (1, x_{1j}, x_{2j})'$)
$\beta_0, \beta_1, \beta_2$: 標準化した回帰係数 ($\boldsymbol{\beta} \equiv (\beta_0, \beta_1, \beta_2)'$)
σ	: 標準偏差
N_j	: 水準 j に配分する標本数 ($\sum_{j=1}^J N_j = N$)
π_j	: 水準 j への標本配分割合 ($\sum_{j=1}^J \pi_j = \pi$)
t_c	: 総試験時間(h)
Φ, ϕ	: 標準正規分布の $c.d.f.$ および $p.d.f.$
$z_{\pi ij}$: 標準正規分布 $N(0,1)$ に従う確率変数

3.2.5. 寿命モデル

第2章と同様のアイリング加速モデル, および対数正規線形モデルを用いる。ただし本章では, 下式 3.1 の通り, はじめに回帰係数を α とおき, 2つの因子の尺度を 0~1 の範囲で標準化した。

$$\begin{aligned}
\ln t_{ij} &= \alpha_0 + \alpha_1 T_j^{-1} + \alpha_2 RH_j + z_{Pij} \sigma \\
&= \beta_0 + \beta_1 \frac{T_j^{-1} - T_L^{-1}}{T_H^{-1} - T_L^{-1}} + \beta_2 \frac{RH_j - RH_L}{RH_H - RH_L} + z_{Pij} \sigma \\
&= \beta_0 + \beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2j} + z_{Pij} \sigma
\end{aligned} \tag{式 3.1}$$

ここで $\{T_H, RH_H\}$ は各因子の取り得る最高水準、 $\{T_L, RH_L\}$ は最低水準を示し、標準化後の因子水準 $\{x_{1j}, x_{2j}\}$ は最大温度・湿度を1、最低温度・湿度を0とそれぞれ対応する。また標準化後の回帰係数 $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ はそれぞれ

$$\beta_0 = \alpha_0 + \alpha_1 T_L^{-1} + \alpha_2 RH_L, \tag{式 3.2}$$

$$\beta_1 = \alpha_1 (T_H^{-1} - T_L^{-1}), \tag{式 3.3}$$

$$\beta_2 = \alpha_2 (RH_H - RH_L). \tag{式 3.4}$$

となる。

温度・湿度の最高水準は、国際規格[6]の定める範囲である $\{85^\circ\text{C}, 85\%\}$ とした。また最低水準は実使用・環境条件である $\{25^\circ\text{C}, 50\%\}$ とした。標準化後の因子水準 $\{x_{1j}, x_{2j}\}$ は負の値も考慮しており、例えば温度・湿度 $\{0^\circ\text{C}, 0\%\}$ に対応する標準化後の因子水準は $\{-0.546, -1.429\}$ となる。

3.3. D 最適計画（試験時間を考慮しない場合）

3.3.1. D 最適基準

打ち切りを考慮しない，すなわち全サンプルの故障データが得られる場合の D 最適試験計画を導出する． D 最適基準となる Fisher 情報量行列は，モデルパラメータ最尤推定値の分散共分散行列の逆行列から得られる．

はじめに尤度関数は，寿命分布の仮定より

$$L(\beta, \sigma) = \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^{N_j} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{\ln t_{ij} - \mathbf{x}'_j \boldsymbol{\beta}}{\sigma}\right) \quad (\text{式 3.5})$$

となる． J は水準配置数であり， N_j は各水準点に配分する標本数である．ここから，Fisher 情報量行列 $F = E[-(\partial^2 \ln L)/(\partial \boldsymbol{\theta} \partial \boldsymbol{\theta}')]$ （ただし $\boldsymbol{\theta} \equiv (\boldsymbol{\beta}, \sigma')$ ）は

$$\begin{aligned} F &= \frac{1}{\sigma^2} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{N_j} \begin{bmatrix} 1 & x_{1j} & x_{2j} & 0 \\ & x_{1j}^2 & x_{1j}x_{2j} & 0 \\ & & x_{2j}^2 & 0 \\ \text{Sym.} & & & 2 \end{bmatrix} \\ &= \frac{N}{\sigma^2} \sum_{j=1}^J \pi_j \begin{bmatrix} 1 & x_{1j} & x_{2j} & 0 \\ & x_{1j}^2 & x_{1j}x_{2j} & 0 \\ & & x_{2j}^2 & 0 \\ \text{Sym.} & & & 2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{式 3.6})$$

となる．この行列式を取ると D 最適基準となる．

特に水準数 $J=3$ のときは

$$\begin{aligned} |F| &= \frac{2N^4}{\sigma^8} \left| \sum_{j=1}^J \pi_j \begin{bmatrix} 1 & x_{1j} & x_{2j} \\ & x_{1j}^2 & x_{1j}x_{2j} \\ \text{Sym.} & & x_{2j}^2 \end{bmatrix} \right| \\ &= \frac{2N^4}{\sigma^8} \left| \sum_{j=1}^J \pi_j \mathbf{x}_j \mathbf{x}_j^T \right| \\ &= \frac{2N^4}{\sigma^8} \pi_1 \cdot \pi_2 \cdot \pi_3 |\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3|^2 \end{aligned} \quad (\text{式 3.7})$$

と簡略化される．

ここで水準数を $J=3$ としたのは、因子数が 2 つであることから回帰平面の推定には 3 点あれば十分であり、各水準点により多くのサンプルを配分する為でもある。ただし加速モデル・寿命モデルの妥当性が不十分な場合は、なるべく多くの因子水準数で試験を行う必要もある。

3.3.2. 最適なストレス配置

サンプル数 N とパラメータ θ が所与の下で D 最適基準 (式 3.7) を最大化するには、サンプル配分を $\pi_1 = \pi_2 = \pi_3 = 1/3$ と等配分に取り、行列式 $|\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3|$ を最大にすれば良いことが分かる。ここで行列式 $|\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3|$ とは、図 3.2 のようなイメージである。

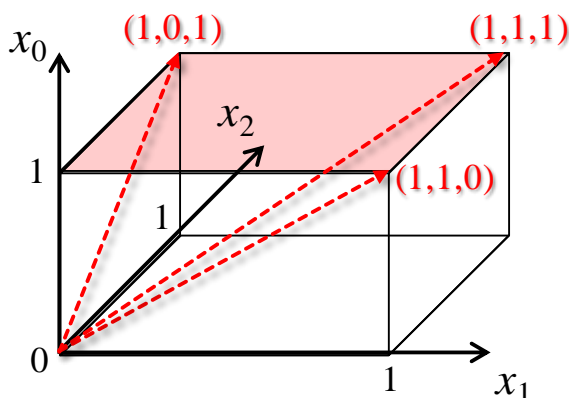


図 3.2. 座標 (x_0, x_1, x_2) 上の 3 水準ベクトルと計画領域

図は、座標 (x_0, x_1, x_2) 上に 3 つのベクトル $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3$ が張る平行六面体を示している (x_0 は常に 1 をとる)。行列式 $|\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3|$ はこの六面体の体積に等しい。いま計画領域 (因子水準の取り得る範囲) が $\{\{0,0\}, \{1,1\}\}$ と決められたとき、体積を最大にするには領域の各端点を選べば良い (図の矢印が示す各点)。

以上をまとめると、完全データを仮定した場合の 3 水準最適試験配置は

- ・ 計画領域の各端点に配置
- ・ サンプル配分は等配分

となった。

光ディスク加速試験の場合， $\{85^{\circ}\text{C}, 85\%\}$ ， $\{85^{\circ}\text{C}, 50\%\}$ ， $\{25^{\circ}\text{C}, 85\%\}$ の3点が最適な水準配置となる．またサンプル配分は，総サンプル数を $N=90$ とすると各水準に30個ずつ配分する．国際規格では，4つの水準点に20,20,20,30と不等配分であった．このように， D 最適基準による最適試験配置はシンプルで実用性のある方策となる．

3.4. D 最適計画（試験時間を考慮した場合）

3.4.1. D 最適基準

前節のように打ち切りを考慮しない場合は最適解が解析的に得られた。これに対して、より現実的なモデルとして、試験の定時打ち切りを考慮する。

はじめに尤度関数は、総試験時間（打ち切り時間）を t_c とすると、水準 j においてサンプルが故障する確率

$$\Phi\left[\frac{\ln t_c - \mathbf{x}'_j \boldsymbol{\beta}}{\sigma}\right] \quad (\text{式 3.8})$$

を用いて

$$L(\boldsymbol{\beta}, \sigma) = \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^{N_j} \left[\frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{\ln t_{ij} - \mathbf{x}'_j \boldsymbol{\beta}}{\sigma}\right) \right]^{I_{ij}} \left[1 - \Phi\left(\frac{\ln t_c - \mathbf{x}'_j \boldsymbol{\beta}}{\sigma}\right) \right]^{1-I_{ij}} \quad (\text{式 3.9})$$

と表わされる。ここで $t_{ij} \leq t_c$ のとき $I_{ij} = 1$, $t_{ij} > t_c$ のとき $I_{ij} = 0$ である。そして Fisher 情報量行列は次式の形となる (Escobar, and Meeker(1995)[1])。

$$F = \frac{N}{\sigma^2} \sum_{j=1}^J \pi_j \begin{bmatrix} A(\zeta_j) & x_{1j}A(\zeta_j) & x_{2j}A(\zeta_j) & B(\zeta_j) \\ & x_{1j}^2A(\zeta_j) & x_{1j}x_{2j}A(\zeta_j) & x_{1j}B(\zeta_j) \\ & & x_{2j}^2A(\zeta_j) & x_{2j}B(\zeta_j) \\ \text{Sym.} & & & C(\zeta_j) \end{bmatrix} \quad (\text{式 3.10})$$

上式の $A(\zeta_j), B(\zeta_j), C(\zeta_j)$ はそれぞれ、標準化した試験時間

$$\zeta_j = \frac{\ln t_c - \mathbf{x}'_j \boldsymbol{\beta}}{\sigma} \quad (\text{式 3.11})$$

を用いて

$$A(\zeta_j) = \Phi(\zeta_j) - \phi(\zeta_j) \left[\zeta_j - \frac{\phi(\zeta_j)}{1 - \Phi(\zeta_j)} \right], \quad (\text{式 3.12})$$

$$B(\zeta_j) = -\zeta_j \phi(\zeta_j) \left[\zeta_j - \frac{\phi(\zeta_j)}{1 - \Phi(\zeta_j)} \right], \quad (\text{式 3.13})$$

$$C(\zeta_j) = 2\Phi(\zeta_j) - \zeta_j \phi(\zeta_j) \left[-1 + \zeta_j^2 - \frac{\zeta_j \phi(\zeta_j)}{1 - \Phi(\zeta_j)} \right] \quad (\text{式 3.14})$$

と表わされる項である。これは、故障確率 $\Phi(\zeta_j)$ が1に近づくと $A=1, B=0, C=2$ となり、完全データの場合の *Fisher* 情報量行列 (式 3.7) に等しい。

水準数 $J=3$ のとき、この行列式を取った形は

$$|F| = \frac{N^4}{\sigma^8} \pi_1 \pi_2 \pi_3 (D_1 \pi_1 + D_2 \pi_2 + D_3 \pi_3) |\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3|^2, \quad (\text{式 3.15})$$

$$\begin{aligned} \text{ただし, } D_1 &= A_1 A_2 A_3 C_1 - A_2 A_3 B_1^2 \\ D_2 &= A_1 A_2 A_3 C_2 - A_1 A_3 B_2^2 \\ D_3 &= A_1 A_2 A_3 C_3 - A_1 A_2 B_3^2 \\ A_j &= A(\zeta_j), B_j = B(\zeta_j), C_j = C(\zeta_j) \end{aligned}$$

となる。これが定時打ち切りを考慮した D 最適基準となる。

3.4.2. 最適なストレス配置

得られた D 最適基準の最大化を行うが、 $D_1 \pi_1 + D_2 \pi_2 + D_3 \pi_3$ は解析的には解けない。そこで、第2章で用いた光ディスクの加速試験データを用いて、数値的に最大化を行う。

はじめに、標準化した試験時間 ζ_j (式 3.11) を求めるために各パラメータ値を設定する。第2章より、回帰係数の推定値は表 3.1 の上段のように得られている。これを 3.2.5 節の通り標準化した結果が表の下段である。

表 3.1. 設定するパラメータ

$\hat{\alpha}_0$	$\hat{\alpha}_1$	$\hat{\alpha}_2$	$\hat{\sigma}$
-13.934	8561.7	-0.041601	0.16778
$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	
12.702	-4.8108	-1.4560	

総サンプル数 N は 90 個とし、試験時間 t_c は 500 時間～4000 時間まで動かして変化を見る。以上の設定条件の下、 D 最適基準 (式 3.15) を解いた。

サンプル配分割合 π_j と因子水準 \mathbf{x}_j を制御変数とし、準ニュートン法による非

線形最適化を行った結果を表 3.2 にまとめる.

表 3.2. 最適配置の導出結果

試験時間	水準番号	因子水準 (標準化後)		因子水準 (標準化前)		サンプル 配分	故障確率
t_c	j	x_{1j}^*	x_{2j}^*	T_j^*	RH_j^*	π_j^*	$\Phi(\zeta_j^*)$
500	1	1.00	0.89	85.0	81.1	0.258	0.011
	2	0.97	1.00	82.6	85.0	0.258	0.011
	3	1.00	1.00	85.0	85.0	0.484	0.093
1000	1	1.00	0.65	85.0	72.7	0.291	0.403
	2	0.89	1.00	77.5	85.0	0.292	0.403
	3	1.00	1.00	85.0	85.0	0.417	0.997
2000	1	1.00	0.27	85.0	59.5	0.328	0.731
	2	0.78	1.00	69.8	85.0	0.328	0.731
	3	1.00	1.00	85.0	85.0	0.345	1.000
3000	1	1.00	0.02	85.0	50.5	0.332	0.792
	2	0.70	1.00	64.7	85.0	0.332	0.792
	3	1.00	1.00	85.0	85.0	0.337	1.000
4000	1	1.00	-0.17	85.0	44.0	0.333	0.818
	2	0.65	1.00	61.1	85.0	0.333	0.818
	3	1.00	1.00	85.0	85.0	0.334	1.000
∞	1	1.00	-1.43	85.0	0.0	0.333	1.000
	2	-0.55	1.00	0.0	85.0	0.333	1.000
	3	1.00	1.00	85.0	85.0	0.333	1.000

表の最下行 ($t_c = \infty$) は, 試験時間が無限大, すなわち打ち切りの無い完全データにおける最適試験条件である. この結果から考察した D 最適試験の特徴を

以下にまとめる.

- 特徴 1. 因子水準 x_j^* は, 第 1,2 水準が試験時間に応じて変化し, 第 3 水準は $\{1,1\}$ に固定された.
- 特徴 2. 故障確率 $\Phi(\zeta_j^*)$ は, 第 1,2 水準が試験時間に応じて等しい確率で推移した.
- 特徴 3. 最適サンプル配分 π_j^* は, 試験時間が長いほど等配分に近づいた.

特徴 1 に関して, 各因子水準の変化を図 3.3 に示す.

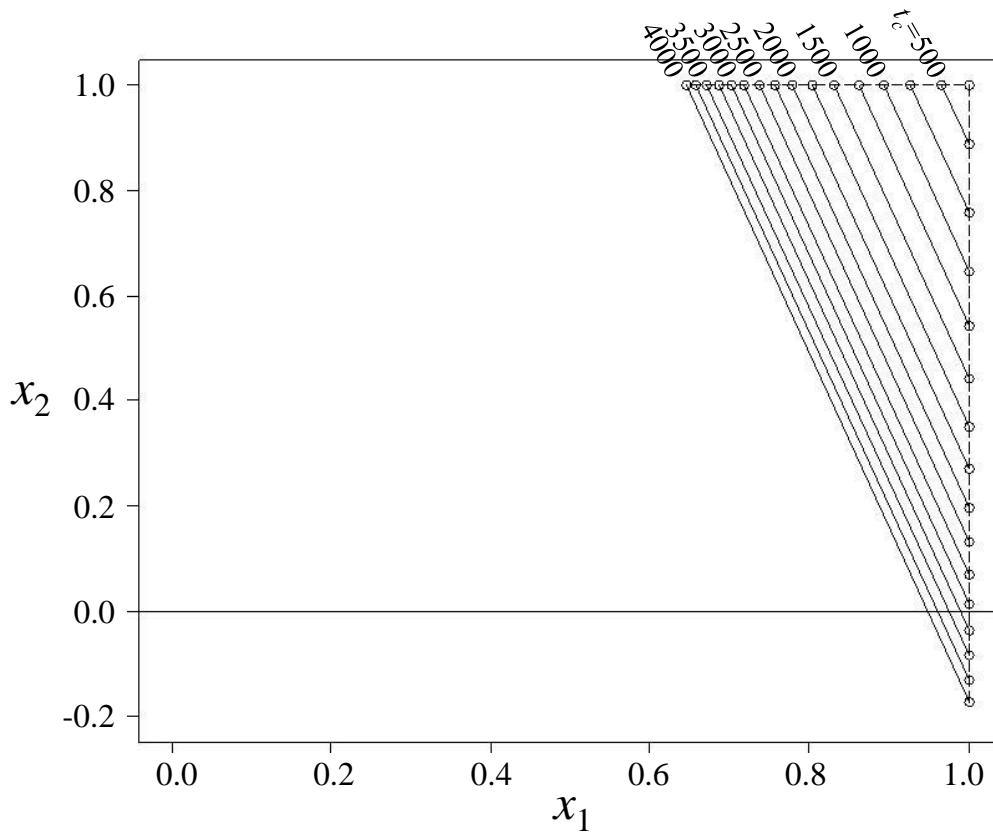


図 3.3. 各 t_c における 3 水準最適配置

図では, 試験時間 t_c 毎に最適因子水準 x_j^* の 3 点をプロットした. 第 3 水準は $\{1,1\}$ に固定され, 第 1,2 水準が試験時間に応じて下側へ進んでいく. このように取り得る試験範囲が広がっていく様子が見て取れる.

また特徴 2 および特徴 3 に関して, 故障確率の変化を図 3.4 に, サンプル配

分の変化を図 3.5 に示す.

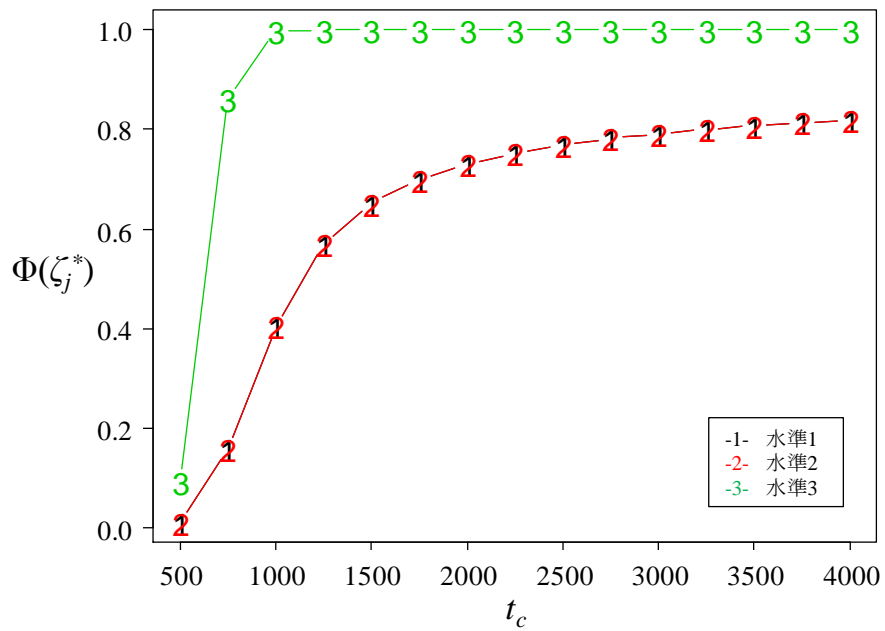


図 3.4. 試験時間による故障確率の変化

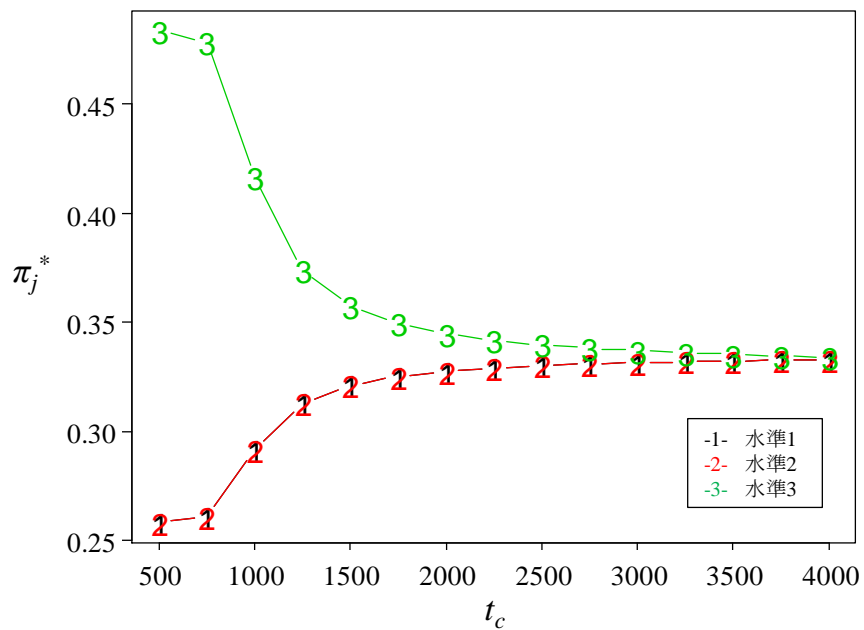


図 3.5. 試験時間によるサンプル配分の変化

図では、各水準の変化を{1,2,3}のプロットで示した。第 1 水準と第 2 水準のプロットは重なっている。結果より、試験時間が短いときは、第 3 水準のサン

プルを多くし、得られる故障確率を高くするように配分された。試験時間が長くなると下側の第 1, 2 水準のサンプル数も増やされ、このとき故障確率が 60～80% 程度の水準に配置される。そして試験時間が十分に長くなると、サンプル数の配分比は等配分に近づく。

また表 3.2 より $t_c \rightarrow \infty$ のときは、各水準が計画領域の端点 ($0 \sim 85^\circ\text{C}$, $0 \sim 85\%$) に配置され、3.3.2 節で述べた完全データにおける理論解に等しい。

3.4.3. サンプル配分比に関して

先述のように試験時間が短いときは、打ち切りデータを少なくする為か、第 3 水準（最高水準）へのサンプル配分比が多くなる。この時の比率は各パラメータ値によって変わるため、解析的に求めることは難しい。そこで、これを等配分に固定した場合、最適配分からどの程度の精度損失があるのかを検証した。表 3.3 にその結果を示す。

表 3.3. 等配分に固定した場合の行列式との比較

試験時間 t_c	D 最適基準(式 3.15)		比率
	最適配分	等配分	
500	4.581E+03	3.839E+03	0.838
1000	3.735E+09	3.588E+09	0.961
1500	4.608E+10	4.591E+10	0.996
2000	1.587E+11	1.586E+11	0.999
2500	3.426E+11	3.425E+11	1.000
3000	5.885E+11	5.884E+11	1.000
3500	8.863E+11	8.863E+11	1.000
4000	1.227E+12	1.227E+12	1.000

D 最適化の基準である Fisher 情報量行列の行列式 (式 3.15) の値で比較すると、最適配分時に対する等配分時の値は、試験時間 500 時間のとき約 84% とな

った。1000 時間であれば 96% であり，最適配分時とほぼ同等の値が得られている。すなわち，試験時間が短過ぎない限りはサンプル配分を等配分としても問題無いことが分かる。

3.4.4. モデルパラメータへの頑健性の評価

最適試験計画の導出は，事前に推定したモデルパラメータ $\{\beta, \sigma\}$ にも依存する。本章では国際規格に記載の試験データから推定したが，その推定値の妥当性までは確認できていない。本節ではパラメータへの依存がどの程度であるか検証する為，パラメータを動かして D 最適基準の変化を見た。

図 3.6 の等高線は，事前のパラメータ設定値 $\{\beta_1, \beta_2\}$ に基づく D 最適基準値 $|F|$ に対して，異なるパラメータ値 $\{\beta'_1, \beta'_2\}$ のときの D 最適基準値 $|F'|$ との比率を描いた図である。

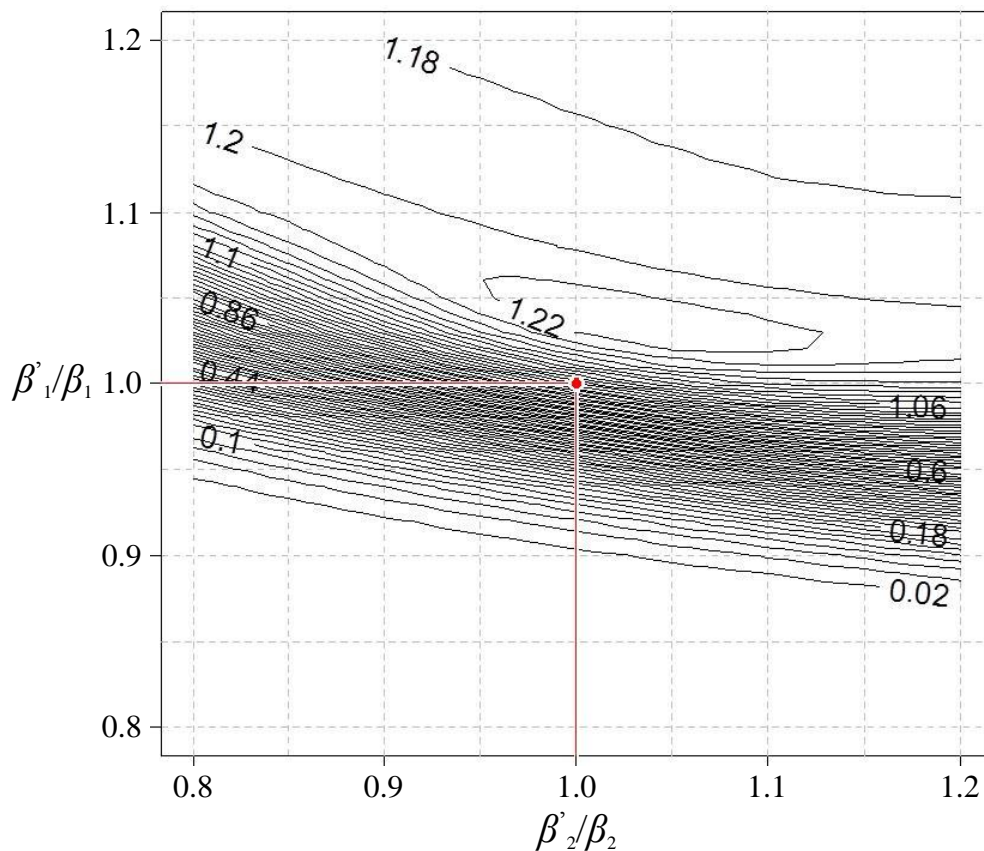


図 3.6. D 最適基準比の等高線図

縦軸と横軸はパラメータ値 $\{\beta'_1, \beta'_2\}$ の設定値からの変化率であり，80～120%の範囲で調べた．中心の点は $\{\beta'_1, \beta'_2\} = \{\beta_1, \beta_2\}$ である．

仮に $\{\beta_1, \beta_2\}$ をパラメータ真値， $\{\beta'_1, \beta'_2\}$ を推定値とみなすと，パラメータが小さめに推定された場合， D 最適基準値が急激に低下することが分かる．このような状況で導出した最適配置・配分で加速試験を行っても，精度の良い寿命評価が行えない可能性がある．パラメータが大きめに推定された場合のリスクは小さい．

3.5. 第3章のまとめ

本章では、前章に続いて製品開発段階に行われる信頼性試験を取り上げた。第2章で三本柱的な観点から改良した寿命モデルに基づき、試験計画自体の最適化を提案した。より良い信頼性寿命設計を行うには試験データの解析方法のみならず、試験データの取り方も改良していくことが望ましい。その為には寿命モデルの確立と最適試験計画の提案は有効なアプローチとなる。また開発段階の実験評価レベルでの三本柱の解明は、この次のステップで市場データ解析を行う上でも重要な基盤となる。

本事例はアイリング加速モデルと対数正規分布に基づいているが、これは実際に多くの分野・製品で適用されている汎用的なモデルでもある。また最適解は試験時間の制約を置きながらもシンプルな方策が得られた。サンプル配分は等配分に収束することが分かり、実用性のある結論となった。ただし、因子水準の最適配置の理論的な導出は困難であり、数値計算が必要となっている。これを汎用解に落とし込められれば開発現場への適用も容易となり、より有用な手法となる。このような実用性を考慮した検討が今後の課題である。

第4章

オンラインモニタリングデータに基づく市場特性の把握

4.1. はじめに

本章では商用車（トラック・バスなど）におけるオンラインモニタリングを事例に、その市場情報から使われ方のばらつきを把握する。はじめに実際のオンラインモニタリングシステムを紹介し、得られた市場情報の分析を進める。市場での使われ方を商用車の稼働データから定量的に表わし、サンプル間の使われ方のばらつきを評価した。

本章で扱う分析手法は既存の、よく知られた多変量解析法である。ここでは所謂“ビッグデータ”とされるオンラインモニタリングデータの効果的・効率的な分析アプローチの提案を目的としている。

4.2. 商用車におけるオンラインモニタリング

4.2.1. 商用車に求められる信頼性

トラックやバスと言った商用車は、人・物を運ぶという用途から高いスペック（動力性能、積載性能、稼働率など）が必要とされる。その為、乗用車に比べてその使用・環境条件は過酷であり、求められる信頼性・耐久性も高い。商用車における使用・環境条件とは、積載量・気候・路面・道路規格（高速道路、一般道路）・道路勾配・ドライバーの操作力などが挙げられる。



図 4.1. トラックの稼働例

図 4.1 はトラックが実際に稼働している様子を写している。このようにトラックは①建設・採掘現場において土砂等の重量物を運搬する図 4.1 のようなケース、あるいは②市街地を主とした資材・荷物等の運送、③拠点間移動を主とした資材・荷物等の大量輸送。主にこれらの使われ方に大別される。それぞれのケースで求められるスペックは異なり、その信頼度も異なる。この使われ方の違い、求められるスペックを市場・地域毎に把握して“地域適格”な信頼性寿命設計を行う為に、商用車においてもオンラインモニタリングが必要とされてきている。

また本稿では特に駆動系ユニット（図 4.2）に関する信頼性寿命設計を扱う。

本オンラインモニタリングシステムも駆動系の故障モード，故障メカニズム，使われ方に関連した観測値のモニタリングが行われている。

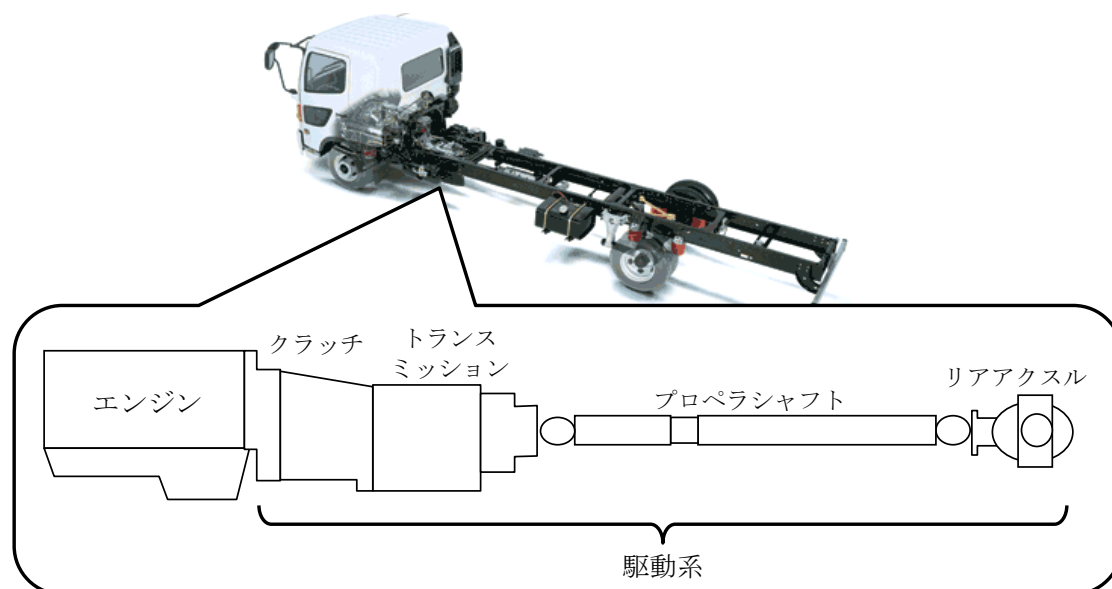


図 4.2. 駆動系ユニットの構成

駆動系ユニットにおける故障モードも，やはり代表的には亀裂・損傷・変形・ゆるみなどが考えられ，よって故障メカニズムは繰り返し応力，過負荷が挙げられる．各ユニットに加わる応力・負荷は，エンジンからリアアクスルまでを伝わる“駆動力（トルク）＝車両を動かす力”から評価が可能である。

4.2.2. 商用車のオンラインモニタリングシステム

商用車の開発においても，市場での負荷度や使用・環境条件の使われ方を把握する為，市場調査が行われる．しかし現地・現車によるデータ計測はコストが高く，グローバル環境化で対象市場が広い為，従来の市場調査では少数かつ作為的なサンプリングに限られていた．そこでオンラインモニタリングシステムを構築し，広範囲かつ効率的な稼働データの収集を可能とした．図 4.3 にシステムの概要図を示す（伊藤ら(2014)[7]）．

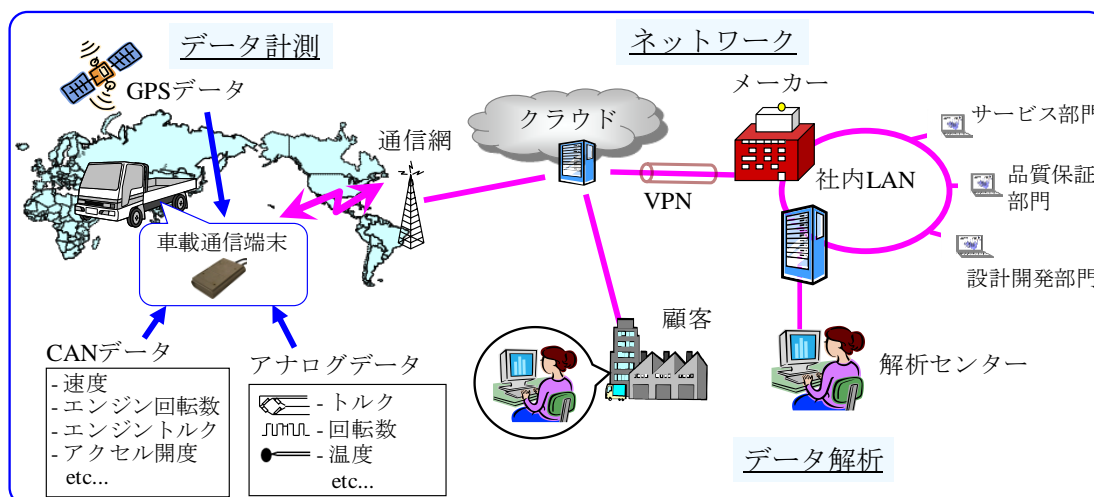


図 4.3. オンラインモニタリングシステムのイメージ図 [7]

車両に搭載した端末はデータロギング機能と外部送信機能を持っており、CAN(Controller Area Network)データやGPS(Global Positioning System)データをリアルタイムでロギングして公共通信網によりデータサーバへと常時送信される。CANデータ・GPSデータはどの車両でも取得可能なデータである。アナログ計測器（歪ゲージ，熱電対など）の追加も可能であるが，個別の取付け作業が必要となる為，本稿では扱っていない。蓄えられたデータは企業内の各部署で参照可能であり，それぞれの目的に応じて活用されている。

4.3. 商用車の稼働データ

4.3.1. 稼働データと共変量

このオンラインモニタリングシステムにより観測される稼働データの項目を表 4.1 に示す。

表 4.1. 観測される稼働データ

稼働データ	単位	備考
日時	-	-
走行時間	hour	-
走行距離	km	-
燃料消費量	L	-
GVW	ton	Gross Vehicle Weight: 車両総重量
車速	km/h	車両速度
エンジン回転数	rpm	-
アクセル開度	%	1,...,100%まで 10%刻み
現在ギヤ位置	-	N,1st,...,9th まで 10 段階
GPS 位置情報	-	緯経度, 高度

これらの情報は時系列データとして、車両が走行している間は常に得られる。図 4.4 は実際に収集した稼働データの一例であり、ある日時の 10 分間のエンジン回転数・車速・アクセル開度・現在ギヤ位置のデータである。

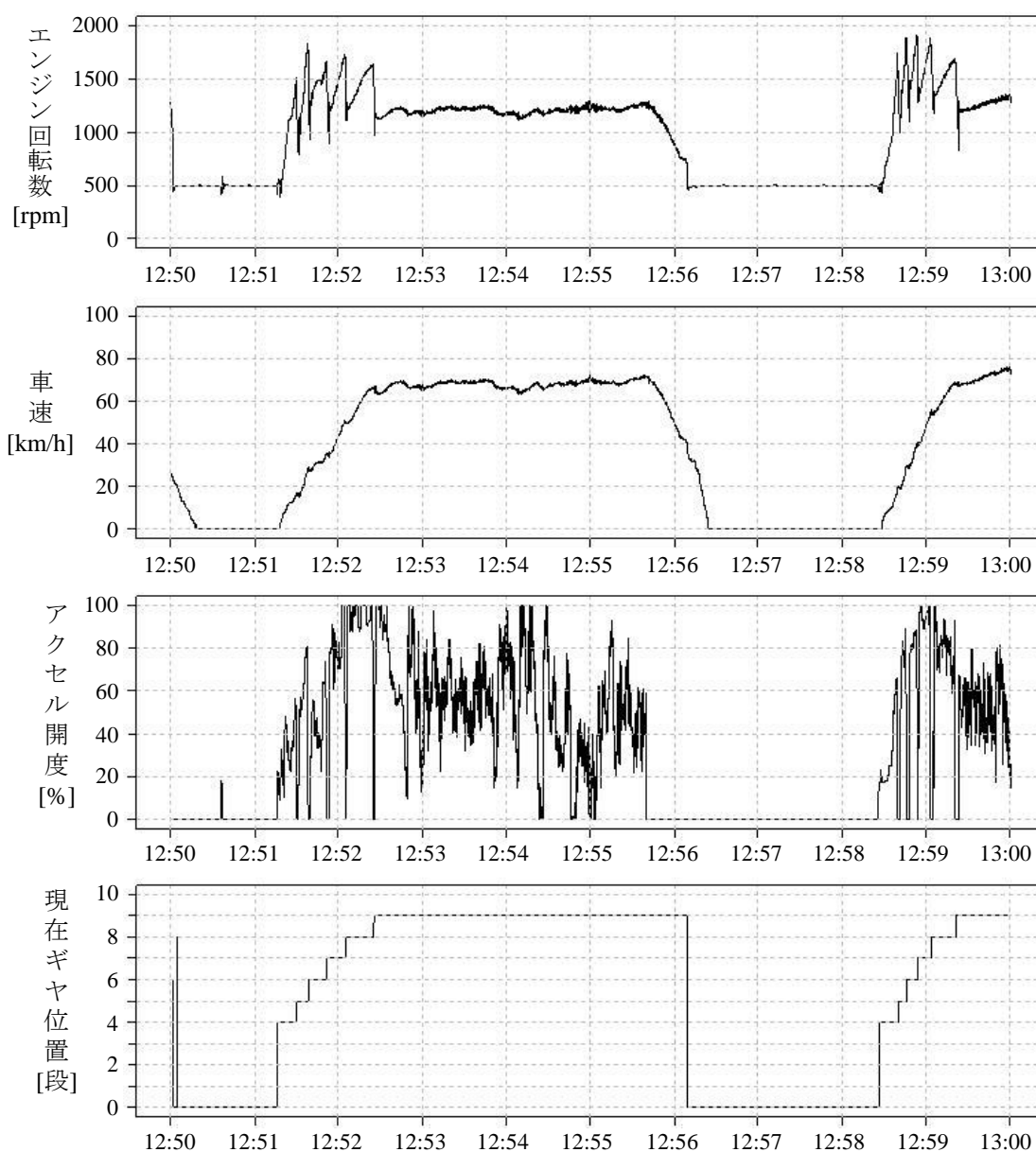


図 4.4. 稼働データの一例

(計測日時: 2014 年 1 月 5 日 12 時 50 分～13 時 00 分)

図のように、稼働データはリアルタイムに得られている。ただしこのままではノイズが多くデータ規模も非常に大きい為、一次解析を施してデータの簡略化を行った。

続く図 4.5 は、ある 1 日分の稼働データを頻度分布に表わした例である。

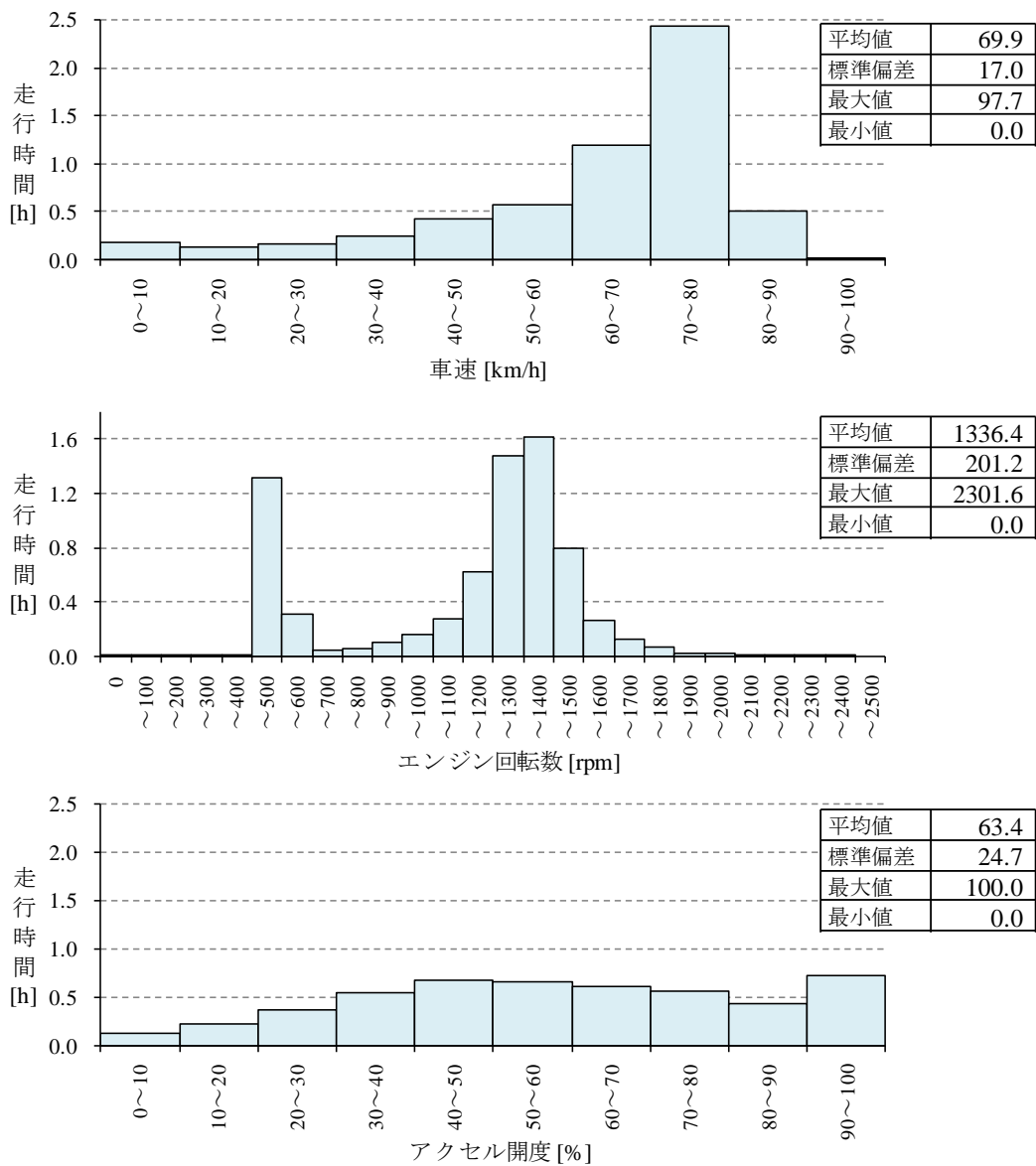


図 4.5. 頻度分布の一例

(計測日時: 2014 年 1 月 5 日 00 時 00 分~24 時 00 分)

図はある車両の 1 日分の稼働データを走行時間で頻度化している。ここから平均値・標準偏差・比率 (車速 v km/h 以上比率, アクセル開度 a % 使用率など) といった特性値を計算する。この特性値は, その車両の使われ方に関する情報であり, 代用特性値への要因系である共変量 (説明変数とも呼ばれる) となる。本稿のオンラインモニタリングから得られた共変量は表 4.2 の通りとなった。

表 4.2. 稼働情報から得られる主な共変量

稼働データ	共変量
GVW	最大 GVW, 平均 GVW
車速	最大車速, 平均車速, 車速分布の標準偏差, 発進回数頻度
エンジン回転数	最大エンジン回転数, 平均エンジン回転数, エンジン回転数分布の標準偏差
アクセル開度	平均アクセル開度, アクセル開度毎の使用比率(10%, 20%, ..., 100%)
現在ギヤ位置	ギヤ位置毎の使用比率(N, 1st, 2nd, 3rd, ..., 9th), 変速回数頻度
GPS 位置情報	路面勾配分布の標準偏差, 急勾配比率

※発進回数： 車速の立ち上がり時を発進としてカウント
頻度は単位距離辺りの発進回数[回/km]とした

※路面勾配： 勾配は 100m 辺りの高度変化量[%]
急勾配は勾配 3%以上とした

これらの変数はそれ自体では時間尺度（走行距離，走行時間）に依存していない．よって 1 日分の稼働データからこれらの変数を求めれば，日毎の使われ方の変化が表わされ，1 週間分の稼働データから求めれば，週毎の使われ方の変化が表わされる．

4.3.2. 解析対象とするデータ

これ以降の解析では，先に説明したオンラインモニタリングのデータを実際に使用する．市場で稼働中のトラックにオンラインモニタリングシステムを搭載し，2014 年 1 月 1 日から 4 月 30 日までデータ収集を行った．サンプル数は 13 台，全て同一の市場（地域）および車型である．1 日 1 回のタイミングで収

集しており，図 4.5 の頻度分布の形で各データが得られている。

表 4.3 に，サンプル車両の本稿での名称とデータ取得日数をまとめる．各車両は 4 社の運行会社（車両を保有するユーザー）の管理下で稼働しており，それぞれ A1, A2, …, D4 と呼称する．

表 4.3. サンプル車両のデータ取得日数

車両 No.	車両名	運行会社	稼働日数（データ取得日数）				
			1月	2月	3月	4月	合計
1	A1	A	20	25	24	19	88
2	A2		19	21	26	21	87
3	A3		20	19	26	21	86
4	B1	B	13	23	27	27	90
5	B2		24	23	27	27	101
6	B3		26	24	28	28	106
7	B4		27	25	28	27	107
8	C1	C	21	13	16	15	65
9	C2		19	11	14	8	52
10	D1	D	28	23	29	29	109
11	D2		29	16	30	27	102
12	D3		27	27	28	28	110
13	D4		18	27	26	25	96

4.4. 使用条件の分析

本節では，商用車の使用・環境条件に関する共変量の日々の変化を観察し，グラフ化や諸分析によって車両毎の使われ方を定量的に把握する．

4.4.1. 共変量のサンプル内でのばらつき

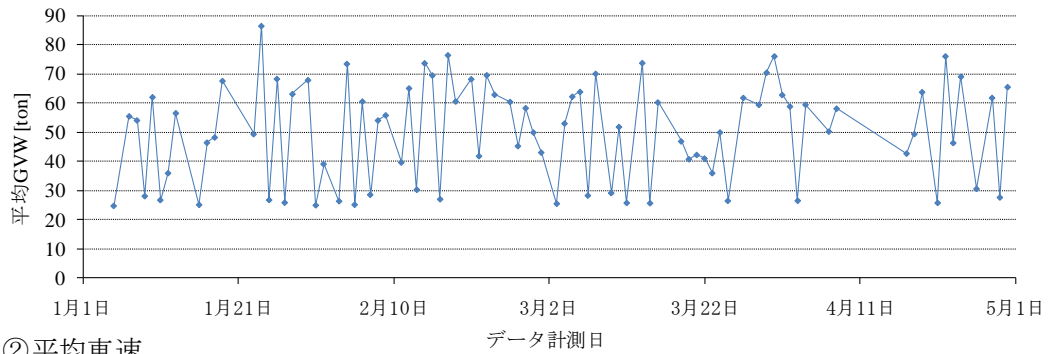
はじめに，オンラインモニタリングによって逐次的に得られる共変量の値とその推移を見る為に時系列グラフを作成した．以下では，

- ① 平均 GVW
- ② 平均車速
- ③ 平均エンジン回転数
- ④ 平均アクセル開度

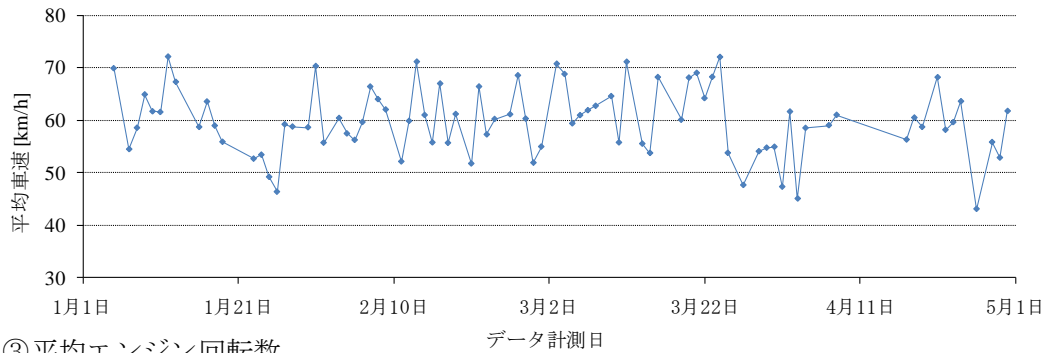
の 4 つの共変量について，観測期間内の日毎の変化を見た．

図 4.6 に車両 A1 に関するプロットを，図 4.7 に車両 B2 に関するプロットを示す．

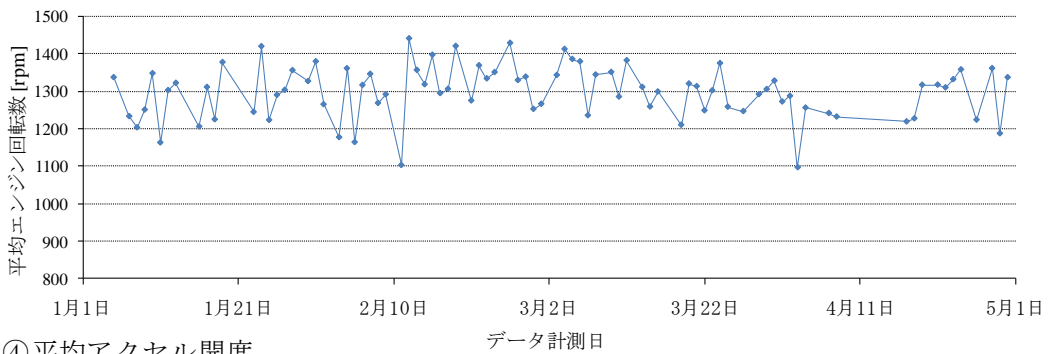
① 平均GVW



② 平均車速



③ 平均エンジン回転数



④ 平均アクセル開度

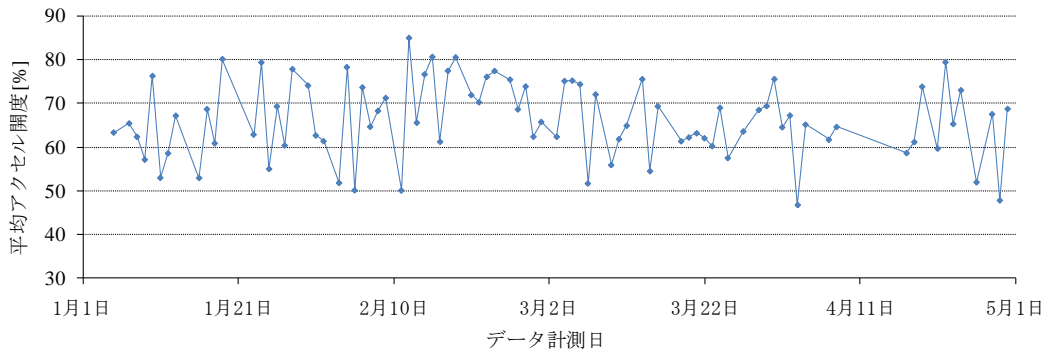
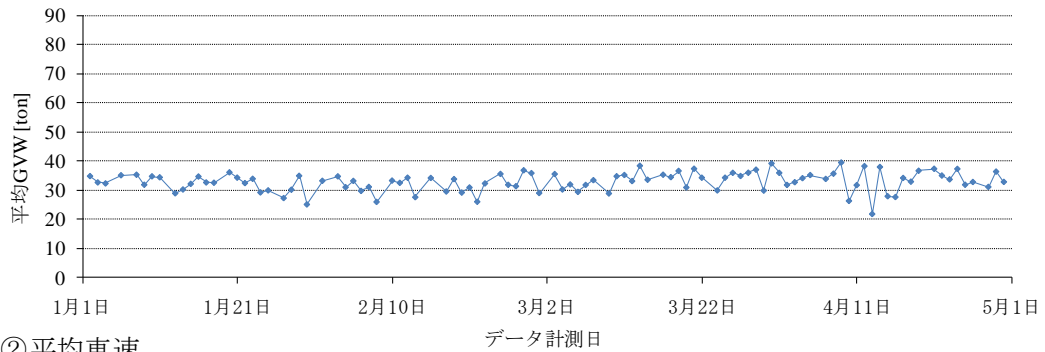
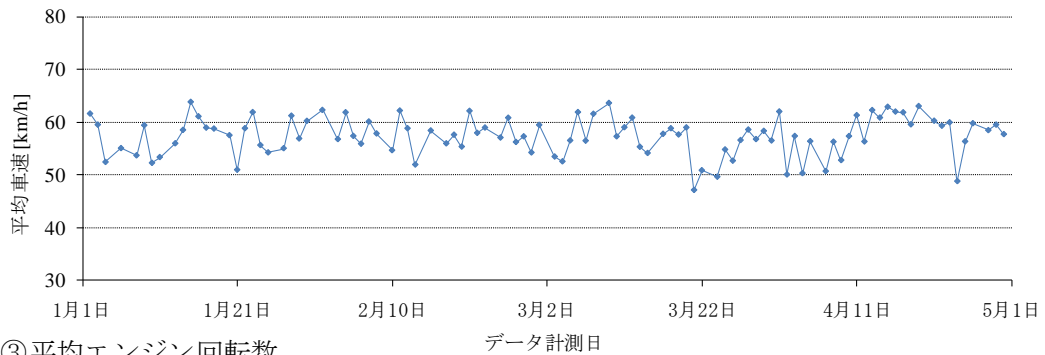


図 4.6. 共変量の時系列変化 (車両 : A1)

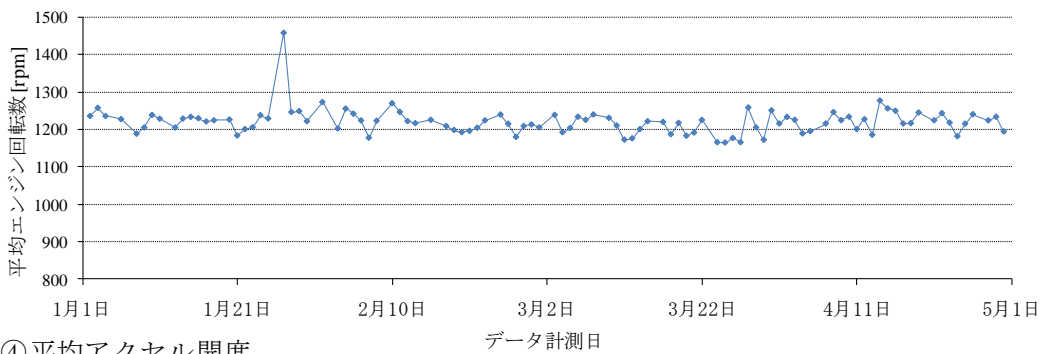
① 平均GVW



② 平均車速



③ 平均エンジン回転数



④ 平均アクセル開度

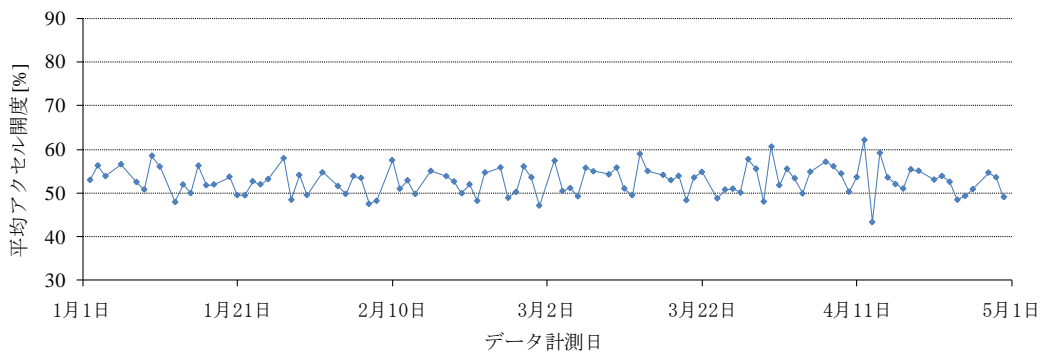


図 4.7. 共変量の時系列変化 (車両 : B2)

両図より、

- ・車両 A1 は日々の変動が大きい.
- ・4 つの共変量ともに車両 A1 の方が平均的に大きな値となる.
- ・日々の細かい変動はあるが、両サンプルとも 4 ヶ月間の長い傾向では大きな変化が無く、定常的に推移している.

と考察される.

車両 A1 は平均 GVW 約 30ton での稼働日と 40ton 超での稼働日を繰り返しており、空車状態 (荷物を積んでいない状態) と積車状態が明確に分かれている。特に積車時の重量が大きく、車両 A1 は負荷の大きい使われ方であると分かる。対して車両 B2 の変動量は小さい。図 4.8 は両車両の平均 GVW をヒストグラムに表わした図であり、その傾向は明確である。

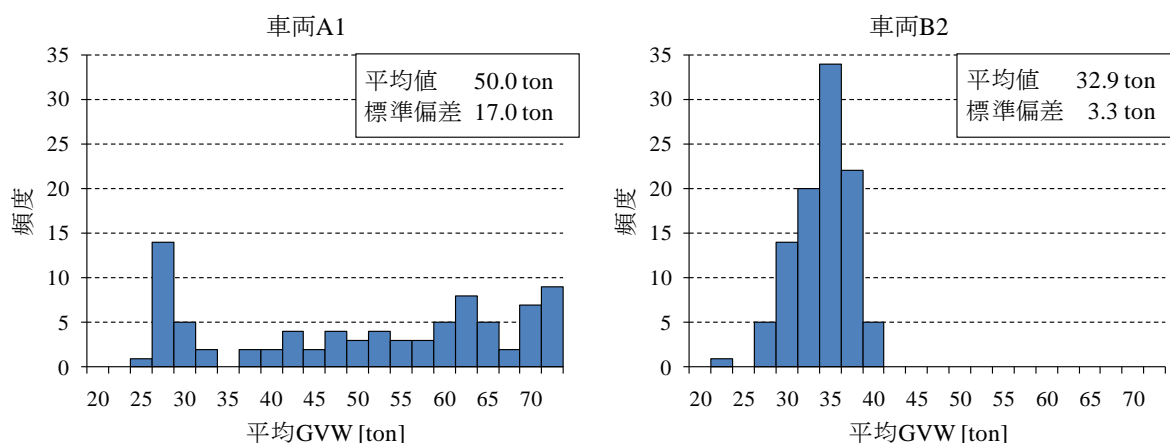


図 4.8. 平均 GVW のヒストグラム

4.4.2. レーダーチャートによるサンプル間ばらつきの評価

上記の分析を通して、各車両の 4 ヶ月間の稼働における「平均 GVW」や「平均車速」が得られる。これらをサンプル間で比較した。

オンラインモニタリングデータから得られる共変量は多く存在するが、ここでは表 4.4 に挙げる 10 個の共変量を取り上げ、商用車の使われ方を見ていく。

表 4.4. 着目する共変量

平均 GVW,	平均アクセル開度,
平均車速,	9th ギヤ使用比率,
車速分布の標準偏差,	急勾配率,
平均エンジン回転数,	発進回数頻度,
エンジン回転数分布の標準偏差,	変速回数頻度.

図 4.9 に、各共変量に関するレーダーチャートを示す。ここでは各共変量について、全 13 サンプルの平均値を“全体平均：100”とし、これに対する各サンプルの比率をプロットしている。

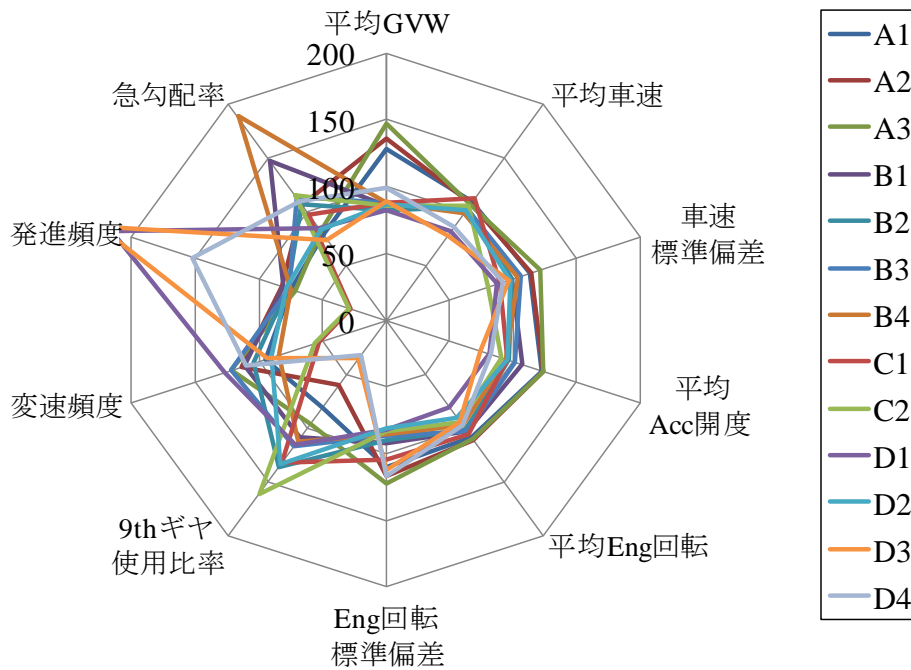


図 4.9. 各共変量に関するレーダーチャート（全サンプル）

見易くする為、運行会社 A~D 毎に分けたプロットを図 4.10 に示す。

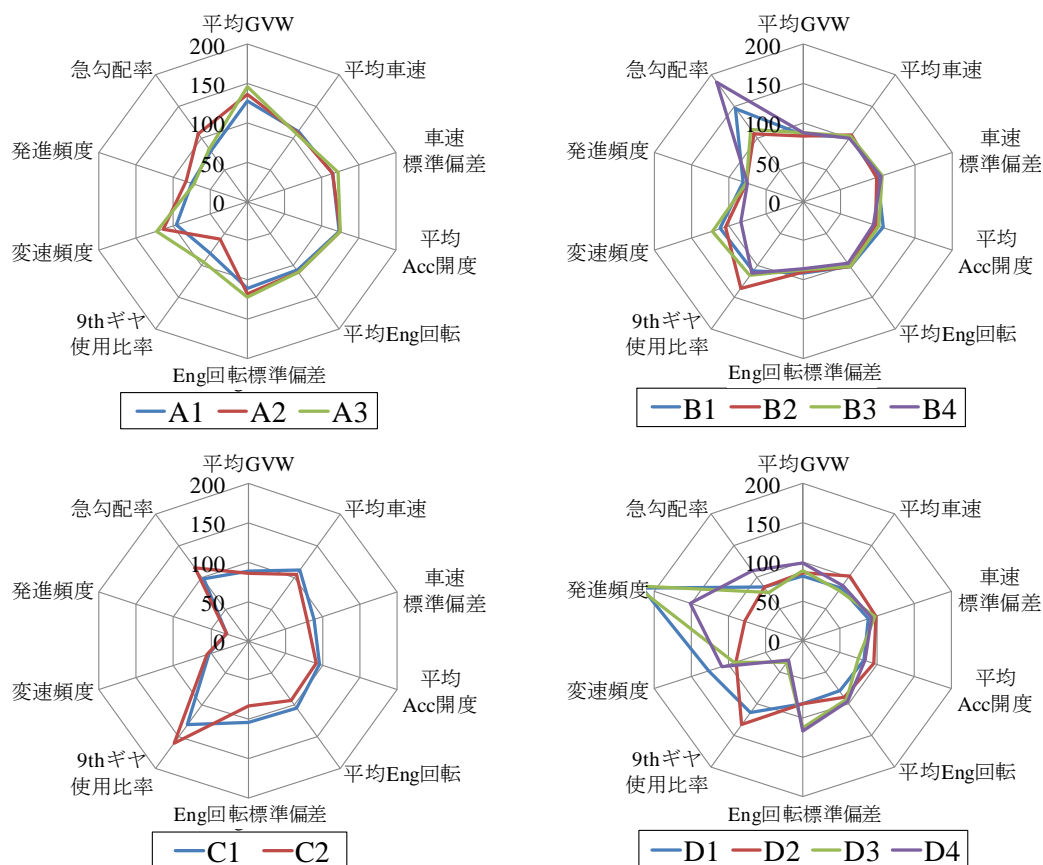


図 4.10. 各共変量に関するレーダーチャート（運行会社毎）

チャート形状の違いを比較すると、会社間で使われ方に差異がある。会社 A は平均 GVW や平均アクセル開度などが大きく、高積載であるが故にエンジンパワーを多く引き出すように運転していることが分かる。対して会社 B は平均車速の小ささと発進回数頻度の多さなどから、市街地での運送業務を行っていると思われる。また会社内での違いを見ると、会社 D では 4 台それぞれ異なる使われ方をしている。車両 D1 と D3 は発進・変速頻度が多く、車両 D2 は 9th ギヤ使用比率が多い。また会社 B 内では、車両 B1 と B4 は急勾配率が高い傾向にある。会社 A と会社 C は、どのサンプルも同様な使われ方である。

4.4.3. 主成分分析によるサンプル間のばらつきの評価

上記の分析にて、各共変量の時系列的な変化を見ることで個々の個体内の使われ方のばらつきとサンプル間でのばらつきを観察した。しかし、共変量間に

はそれぞれ相関関係・因果関係がある．平均 GVW が高ければ平均アクセル開度も高くなり，発進回数頻度の多い使われ方では平均車速も小さくなると思われる．このような共変量間の相互関係とサンプル毎の使われ方の特徴を把握するために，続いては主成分分析を行う．

表 4.5 に主成分分析の結果をまとめる．使用したデータは，前節と同様に 4 ヶ月分の稼働データから得られた共変量 10 種類である．

表 4.5. 主成分分析結果（全稼働データ使用）

	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4	主成分 5
固有値	4.442	3.116	1.090	0.866	0.217
寄与率	0.444	0.312	0.109	0.087	0.022
累積寄与率	0.444	0.756	0.865	0.951	0.973

結果より，第 3 主成分までの累積寄与率が 80% を超えており，今回の 10 個の共変量に基づく使われ方が 3 つの軸上 (3 次元上) で十分に説明可能である．そこで，図 4.11 に 10 共変量の因子負荷量を，図 4.12 に 13 サンプルの主成分得点を示す．それぞれ，左側が第 1 主成分と第 2 主成分，右側が第 3 主成分と第 2 主成分に関する散布図である．

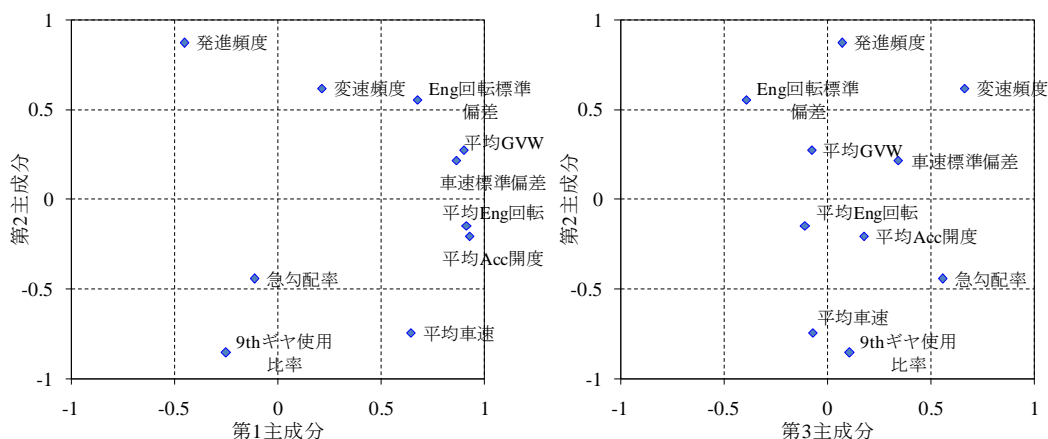


図 4.11. 第 1～3 主成分までの因子負荷量

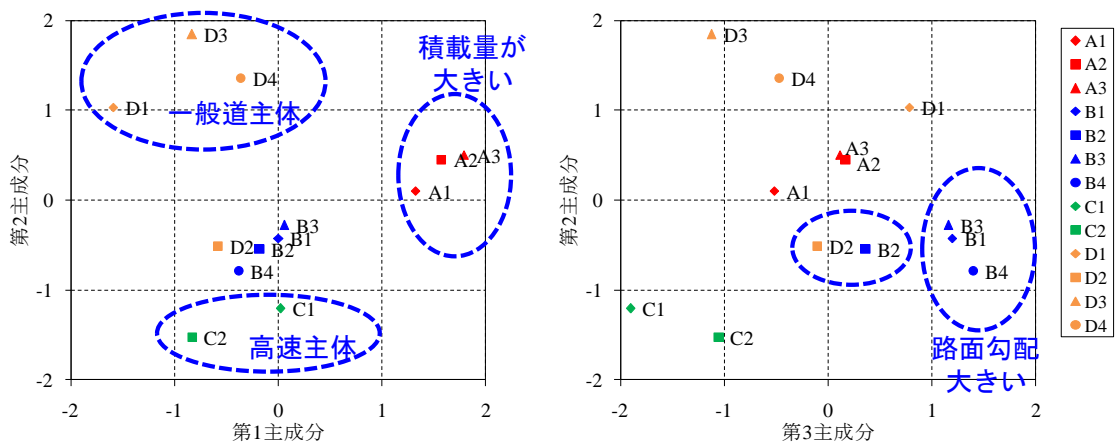


図 4.12. 第 1～3 主成分までの主成分得点

因子負荷量を見ると，第 1 主成分は平均 GVW，平均アクセル開度，平均エンジン回転数などが寄与しており，この軸は積載量の大小を表わしている．第 2 主成分は，9th ギヤ使用比率，平均車速，発進・変速回数頻度が寄与しており，この軸は走行路の違い（一般道か高速道か）を表わしている．そして第 3 主成分は，急勾配比率や平均車速が寄与しており，走行路の勾配の大小を表わしている．

上記の考察を基に各サンプルの主成分得点（図 4.12）を見ると，会社 A の 3 台は積載量が高い傾向にある．会社 B の B1，B3，B4 は路面勾配が大きい．会社 C の 2 台は高速主体に走行している．そして会社 D の D1，D3，D4 は一般道を主に走行している．車両 B2 および車両 D2 は中間付近にあり，また同会社のサンプルとは傾向が若干異なると分かる．

4.4.4. 主成分分析によるサンプル内のばらつきの評価

前節でサンプル間の違いを考察したのに対し，本節ではサンプル内でのばらつきを見る．前節は 4 ヶ月分の稼働データから“平均的な”使われ方を割り出したが，ここでは使われ方の週毎の経時的な推移を見た．図 4.13 は，図 4.7 の日毎のデータに対して，週毎のデータを赤線でプロットしている．

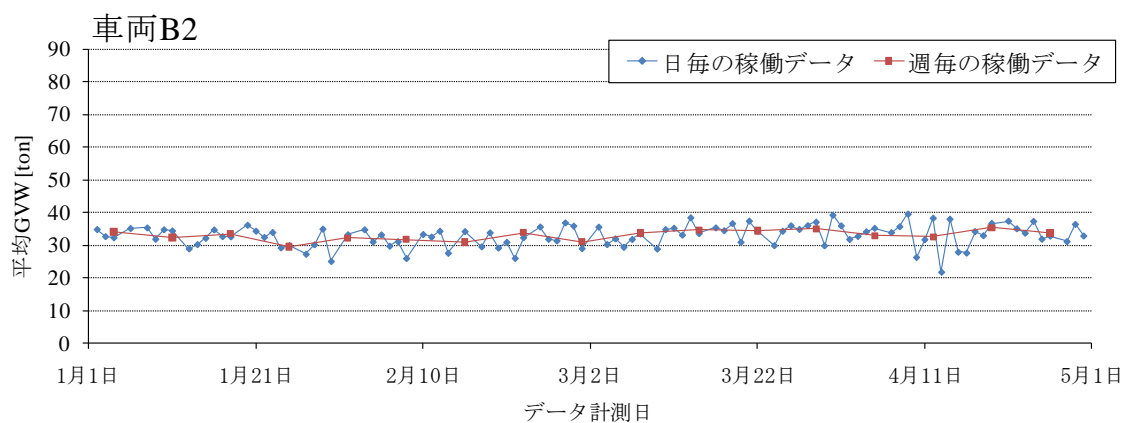
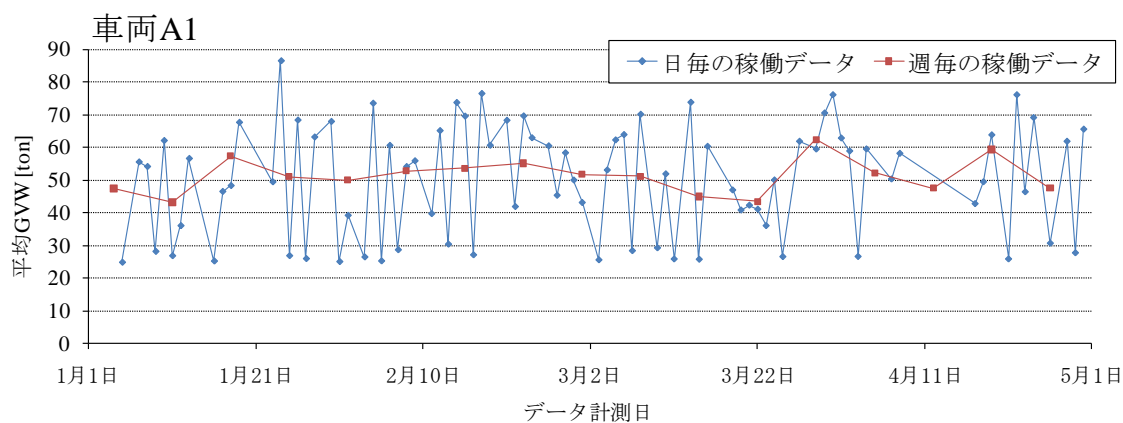


図 4.13. 平均 GVW の時系列変化（上段：車両 A1，下段：車両 B2）

週毎で見ると細かい変動が抑えられ、大まかな傾向が表わされている。この週毎の使い方に対して主成分分析を行った結果を図 4.14 に示す。

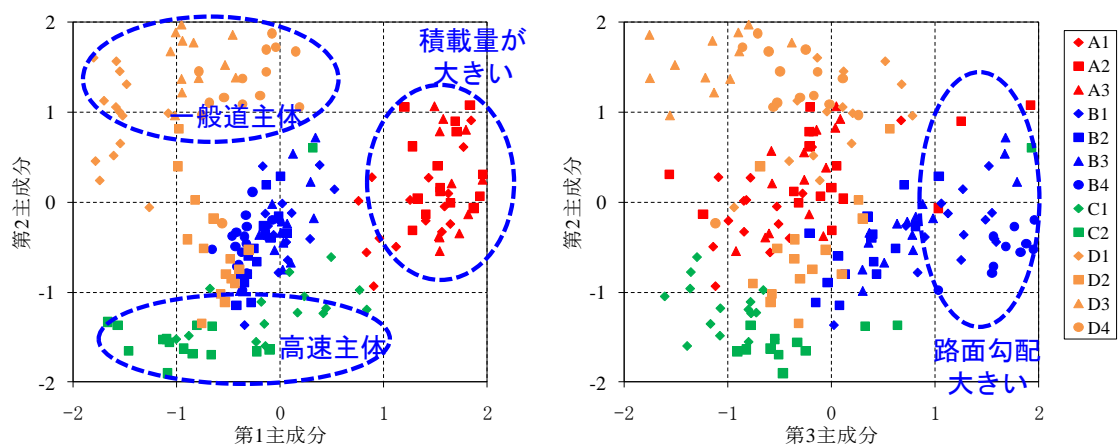


図 4.14. 第 1～3 主成分までの主成分得点（週毎の稼働データ）

各サンプルのおおよその位置（主成分得点）は図 4.12 と同様であり，その周辺で週毎のばらつきがプロットされている．会社 A・会社 B の各サンプルは，積載量（第 1 主成分）は大きく変わらないが，高速か一般道か（第 2 主成分）が週毎で変動する．また会社 C・会社 D の各サンプル（一部を除く）は，積載量が週毎で変動することが分かる．

4.5. 第4章のまとめ

4.5.1. 市場データに基づいた使われ方の把握

商用車は市場での要求に応じて製品仕様を細かく設定しており、地域適格な製品開発が進められる。異なる仕様間で同等の信頼性を保証する為には、要求・仕様の違いに応じて適切な寿命評価を行う必要がある。その為にも、第1章で述べたようにストレス（使用・環境条件）の範囲の妥当性確認（Validation）を行うことが重要である。

従来であれば、市場調査には数と時間の壁があり、少数サンプルから平均的な使われ方、あるいは最悪条件での使われ方を予測していた。これを本章では、オンラインモニタリングによる市場データから、市場での実際の使われ方の範囲、車両間のばらつきを分析した。

また本解析では多変量な使われ方に関するデータを主成分分析によって3次元空間上で表現し、今回の市場を

- ・積載量の大小
- ・路面特性（高速路主体～一般道主体）
- ・路面勾配の大小

で特徴付けた。そして主成分得点より、各車両がどのような使われ方をしているのか評価した。さらにサンプル数を増やして解析を進めることで、市場で保証すべき使われ方の妥当性確認がより深く行えると考えられる。

4.5.2. さらなる市場調査へのステップ

主成分分析の結果、図 4.15 に示すようにサンプルの存在しない領域が存在していた。

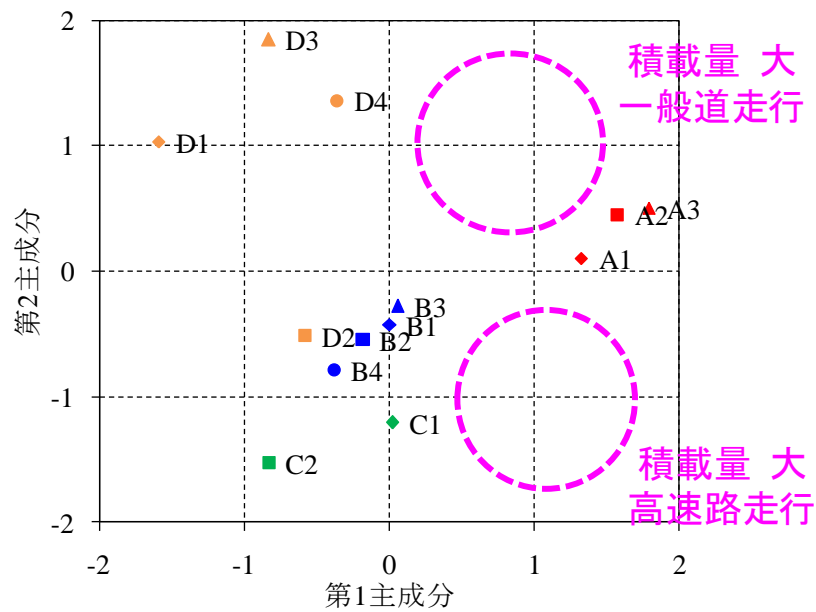


図 4.15. 使われ方の空白領域

これはその市場では成立しない使われ方なのか、あるいは存在するが把握しきれていないのか、注意深く判断する必要がある。前者の場合は物理的・工学的な検討を、後者の場合はサンプリングの問題点を洗い出し、再度の市場調査を行っていく。

今回の解析データでは無作為サンプリングを行っていない為、サンプリングに“抜け”が生じたと思われる。このような問題を防ぐ為には、オンラインモニタリングを行う際のサンプリング方法を改めるか、サンプル数を十分に多くしていく必要がある。

第5章

オンラインモニタリングデータに基づく寿命特性の検証

5.1. はじめに

第4章では、実際のオンラインモニタリングデータを用いて、

ストレス – 故障メカニズム – 故障モード

の中でもストレス（使用・環境条件）の範囲を評価した。続いて、信頼性寿命設計の次ステップとして、インプットであるストレスからアウトプットである故障モードの発生を予測する。すなわち寿命特性の検証（Verification）へと繋げていく。解析対象はトラックの駆動系ユニットであり、特にトランスミッション内部のギヤ（歯車）の故障を評価対象とする。故障メカニズムに基づいてギヤ故障の代用特性値を定義し、第4章で扱った使われ方の共変量から故障予測モデルを構築する。

熊崎・横山・山本・鈴木(2012)では、ある別の製品のオンラインモニタリングデータを取り扱い、同様に使用・環境条件のデータから製品の故障予測を行った。この時、多くの共変量と目的変数との関係を説明するために線形回帰モデルを用い、シンプルで応用性の高い予測アプローチを提案した。本稿でも同様に線形回帰モデルを適用し、ギヤの故障予測を進める。上記論文では共変量の選択に変数選択法のみ用いたが、本稿では変数選択法に加えて、物理メカニズム的に意味のある説明変数を選び、統計的選択と比較した。そして、その予測モデルを製品開発へと活用する為のアプローチを考察する。

5.2. 対象とする故障モードと寿命評価法

5.2.1. ギヤの故障モードと故障メカニズム

トランスミッションは、エンジンの駆動力を複数のギヤを通じて駆動輪へと伝達する。変速動作によりギヤが噛み合っている時、ギヤの歯面には回転する度に応力が加わり、金属材料であるギヤを疲労させる。故障モードとしては主に図 5.1 に挙げた 3 種類が考えられている。



図 5.1. ギヤの主な故障モード

歯の折損は、歯元に加わった過負荷が原因で折損に至る。ピッチングは、繰り返し応力により発生した歯面の微小な亀裂が進展してはく離に至る。スコーリングは、オイル潤滑の不足により摩擦力が増大して歯面が摺動することで焼付きに至る。「ストレス-故障メカニズム-故障モードの一覧(鈴木(2004)[29])」によれば、各故障モードに対するストレスと故障メカニズムの関係はそれぞれ

- ① 過負荷-疲労
- ② 繰り返し応力-疲労
- ③ 摺動-焼付き

とまとめられている。

本章では応力が影響する故障①と故障②に着目する。「過負荷」は急なクラ

ッチ操作時，変速操作時や路面凸凹から伝わる大きな応力である“ショックトルク”が主に影響する。「繰り返し応力」はギヤが噛み合って駆動力を伝達している間に加わり続けており，エンジン出力に応じてその強さは変動する。

応力と疲労の関係を説明する物理法則として，累積損傷則が一般に用いられる（真壁・鈴木・益田(2002)[11]）。すなわち，疲労破壊に至った時点で応力 S_i ($i = 1, 2, \dots, k$) が n_i 回印加されていた時，各応力での疲労破壊寿命を N_i とすると

$$\sum_{i=1}^k \frac{n_i}{N_i} = 1 \quad (\text{式 5.1})$$

というマイナーの式が成り立つ。疲労破壊寿命 N_i は実験室段階での信頼性試験（耐久試験，破壊試験などの試験方法）によって決められる。

5.2.2. S - N 曲線

式 5.1 のストレス S と回数 N の関係は S - N 曲線として表される。日本機械学会標準 JSME S 002 : 1994[18]では，金属材料の S - N 曲線推定方法とそれに基づいた寿命評価方法について規定している。また小出(2005)[8]では JSME S 002 の方法に基づいた歯車寿命評価法を述べている。これらの方法に基づいて，本稿でも対象とするギヤに関する S - N 曲線を用意している。

図 5.2 に，実際に行われたギヤの耐久試験データと，そこから推定された S - N 曲線を示す。

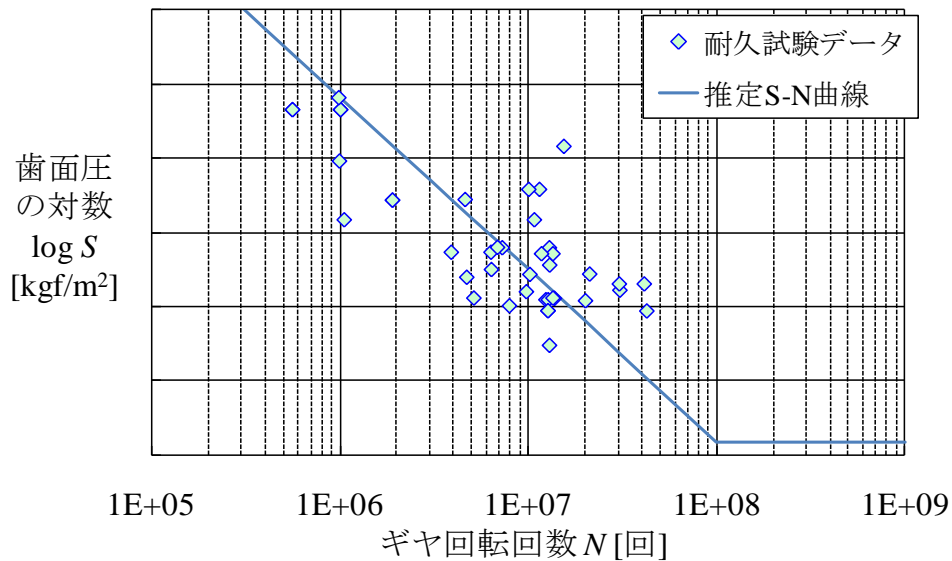


図 5.2. 耐久試験データと S-N 曲線の推定線

横軸はギヤの回転回数（歯面に応力が加わった回数），縦軸は歯面の面圧値である．S-N 曲線は，各破損点(S_i, N_i)の両対数軸上での単回帰モデル

$$\log N_i = a \times \log S_i + b + \varepsilon \quad (\text{式 5.2})$$

で推定した．図 5.2 の S-N 曲線（両対数軸上では直線となる）の傾きが a ，切片が b ，誤差項が ε である．すなわちこの推定では，各ストレス領域での寿命（疲労破壊に至る回数）が正規分布に従ってばらつくことを仮定している．

S-N 曲線が折れている部分は疲労限度であり，これより小さい応力域では疲労破壊が起きない．金属材料では一般に 1×10^8 回が疲労限度とされている．

5.2.3. 負荷頻度分布による寿命推定

実験室段階で行う信頼性試験では，S-N 曲線で考慮するストレスは定ストレスあるいは段階的なストレスが一般的である．しかし実市場におけるストレスは連続的な変動をもつ．実用的には，連続分布ではなく頻度分布として扱われる．実際に市場の稼働データからギヤへの入力トルク値の頻度分布を取った例を図 5.3 に示す．これを負荷頻度分布と呼ぶ．

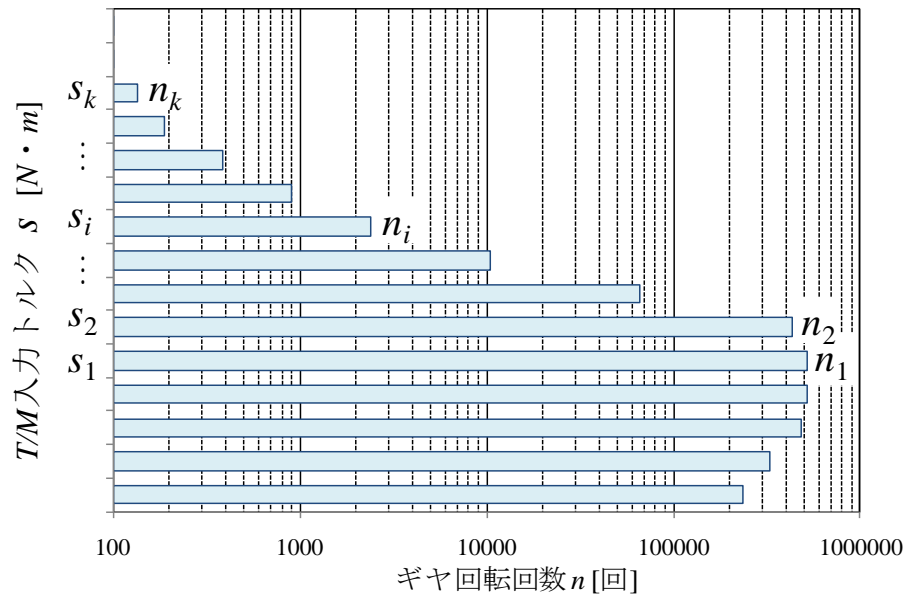


図 5.3. 負荷頻度分布

縦軸がトルク値 $\{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ であり，横軸はギヤの回転回数 $\{n_1, n_2, \dots, n_k\}$ である。 s_1 未満は $S-N$ 曲線における疲労限度以下の領域である。この負荷頻度分布が t [km] 走行後の稼働データから得られたとき，マイナーの式に対応する値

$$\sum_{i=1}^k \frac{n_i}{N_i} (\leq 1) \quad (\text{式 5.3})$$

をその時点での疲労度 y とする。このとき，ギヤ歯面の疲労破壊寿命 L [km] は疲労度 y が 1 に至った時点であり，

$$L = \frac{t}{\sum_i n_i / N_i} = \frac{t}{y} \quad (\text{式 5.4})$$

と求められる。この疲労度 y が，故障モード「歯面の破損」を定量的に表わす値として故障メカニズム「疲労」から定義した代用特性値となる。

5.3. オンラインモニタリングデータによるギヤの寿命予測

5.3.1. トルク値

代用特性値である疲労度 y は図 5.3 の負荷頻度分布から計算される．すなわちオンラインモニタリングシステムによりギヤへの入力トルク値（歯面応力値）が観測されれば，リアルタイムな寿命予測が可能となる．ただし，トルク計測には歪ゲージを要するため，現状のシステムではこの値のオンラインモニタリングは可能になっていない．そこで本稿では，オンラインモニタリングデータを利用して力学的に計算したトルク値を代用値として用いた．

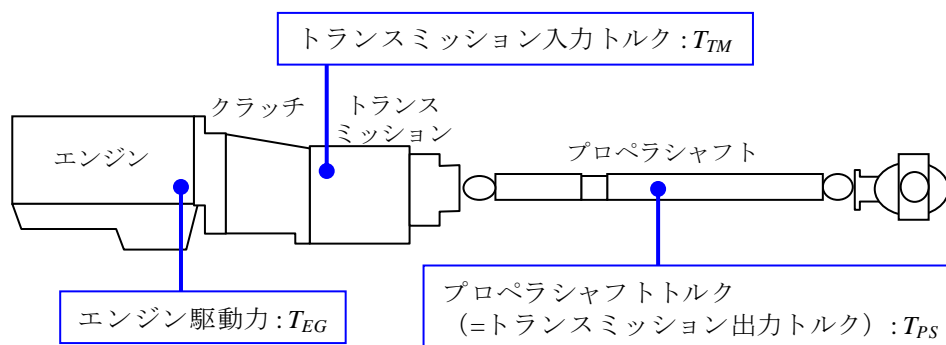


図 5.4. 駆動系ユニットと各部のトルク

モニタリングで観測できる値は，エンジン自体の駆動力 T_{EG} とユニット各部の回転数である．エンジン以降の各ユニットに加わるトルクは，そのユニットの回転の運動方程式から求められる．よって T_{EG} と各部の回転数（回転速度）から計算が可能である（伊藤ら(2014)[7]）．

5.3.2. 本解析サンプルにおける寿命推定結果（車両 A1）

上記の手順により，本稿の解析サンプルに対する疲労度が得られている．はじめに車両 A1 について，図 5.5 に疲労度の時系列変化を，図 5.6 に疲労度の日々の蓄積状況を示す．

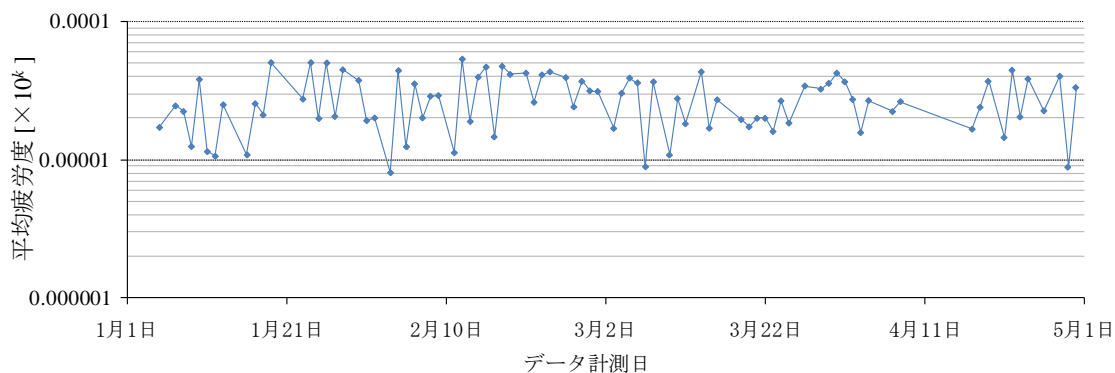


図 5.5. 平均疲労度の時系列変化 (車両 A1)

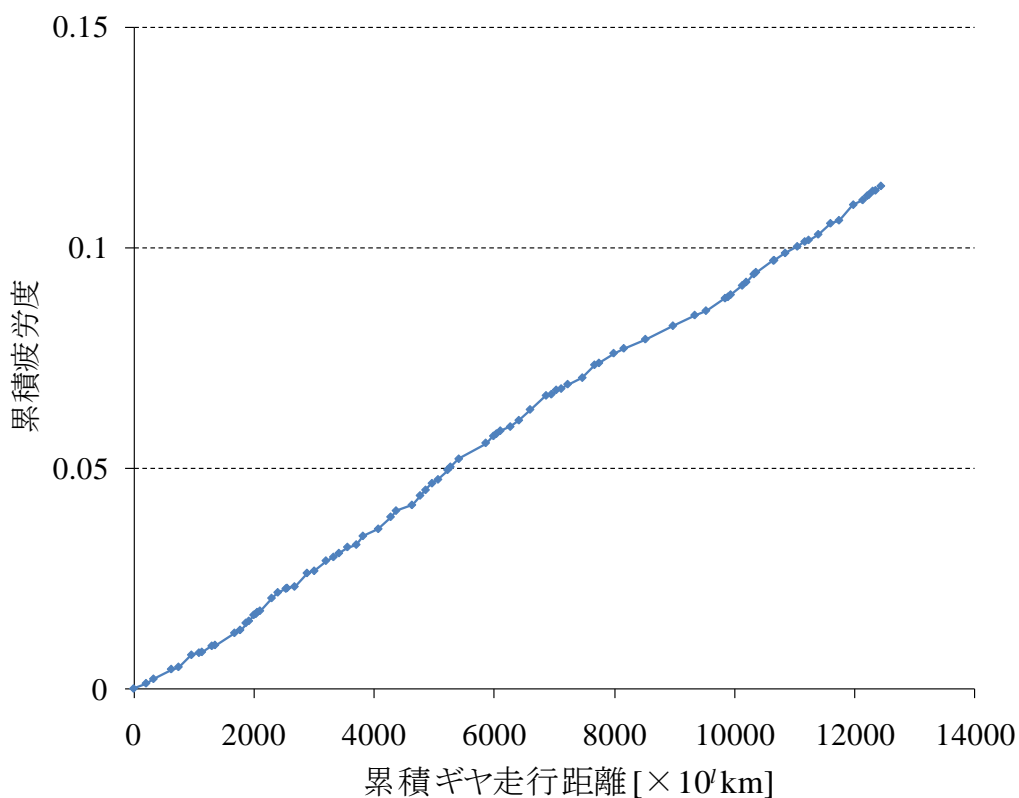


図 5.6. 疲労度の累積グラフ (車両 A1)

図 5.5 の縦軸は日毎の疲労度を走行距離で割った値であり、観測日毎の平均的な疲労度を表わす。また図 5.6 は横軸にギヤの走行距離（ギヤの回転回数を距離に換算）の累積値、縦軸に疲労度の累積値を示した。この折れ線のプロット点毎の傾きが、図 5.5 の縦軸に相当する。

これらのプロットにより、車両の負荷の状態、ギヤの疲労の状態を視覚的に捉えられる。折れ線の長期的な傾向が変化する場合は、その車両の稼働状況の変化（使用用途の変更など）、ドライバーの変更、経済状況の変更などが起こったと考えられる。この車両 A1 に関しては、日毎の変動はあるが 4 ヶ月間の傾向は定常的に推移している。

ここで、日毎のギヤの寿命 L を式 5.4 より求めた結果を図 5.7 に示す。

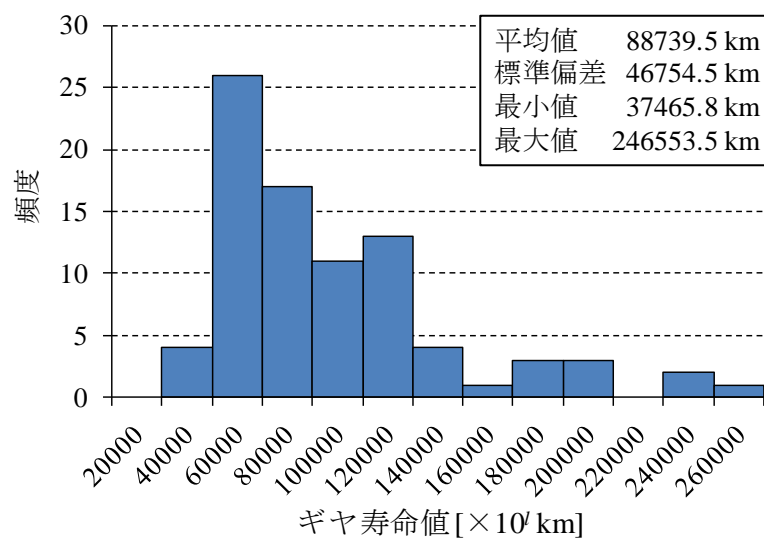


図 5.7. ギヤの寿命予測結果（車両 A1）

日毎の疲労度から予測した寿命値はばらつきが大きく、最小値と最大値で 6.5 倍の差がある。前章で共変量の変動を見た際に、この車両 A1 は特に使われ方のばらつきが大きい車両であった。日々の積載量や走行路の違いが、車両に与える負荷頻度にも反映されていると思われる。

従来市場調査で、現地・現車の計測の為に 1 日～数日間の稼働データしか得られなかった場合、このように寿命評価に大きな誤差をもたらすこととなる。

図 5.8 は、日毎の平均疲労度に対して週毎と月毎の平均疲労度を重ね合わせたグラフである。ここから予測した寿命値のヒストグラムを図 5.9 に示す。

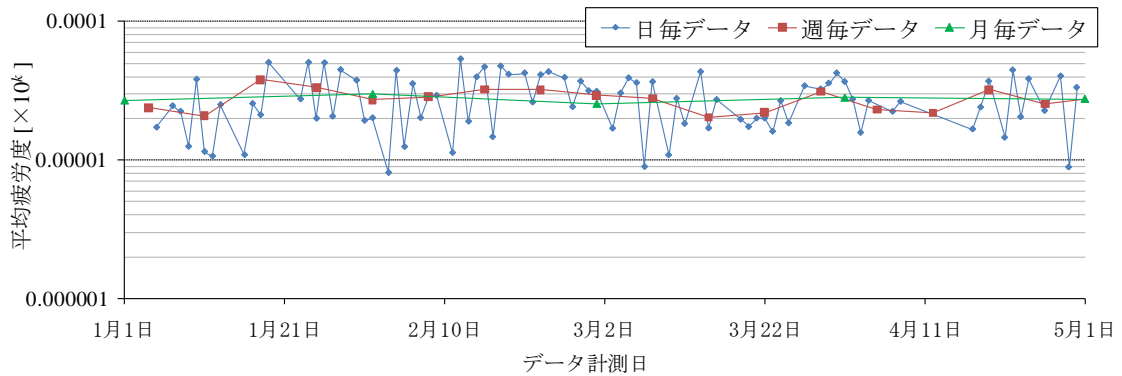


図 5.8. 平均疲労度の時系列変化（車両 A1, 縦軸: k 倍）

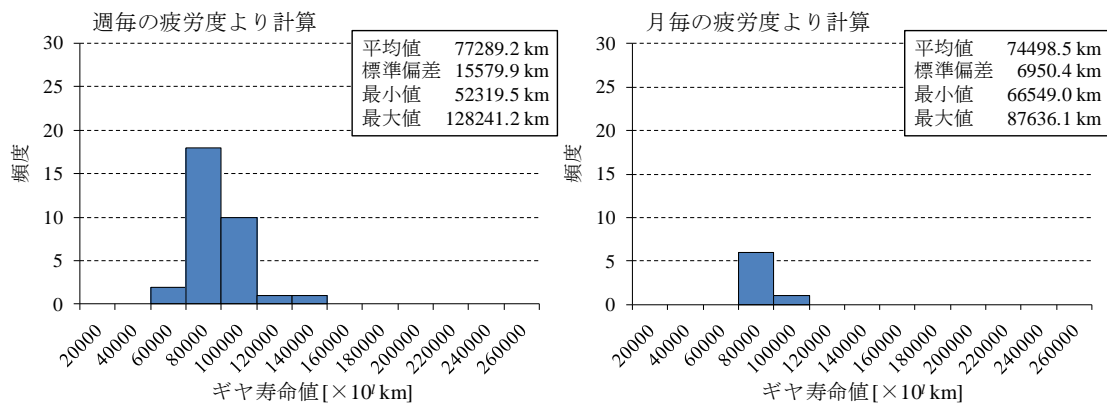


図 5.9. ギヤの寿命予測結果（車両 A1）

（左：週毎の疲労度より計算，右：月毎の疲労度より計算）

図 5.7 と図 5.9 を比較すると、標準偏差は日毎→週毎で 3 分の 1 に、日毎→月毎で約 7 分の 1 となった。

商用車のようにライフサイクルが長く、稼働日によって使用・環境条件が変化するような製品では、ある程度長い期間の稼働データから寿命評価を行う必要があると分かる。その為には、今回のようなオンラインモニタリングによる長期的な稼働データ計測が有用である。

5.3.3. 本解析サンプルにおける寿命推定結果（全サンプル）

他のサンプルに対しても同様に4ヶ月間のギヤの疲労度を求め、図5.10にまとめた。

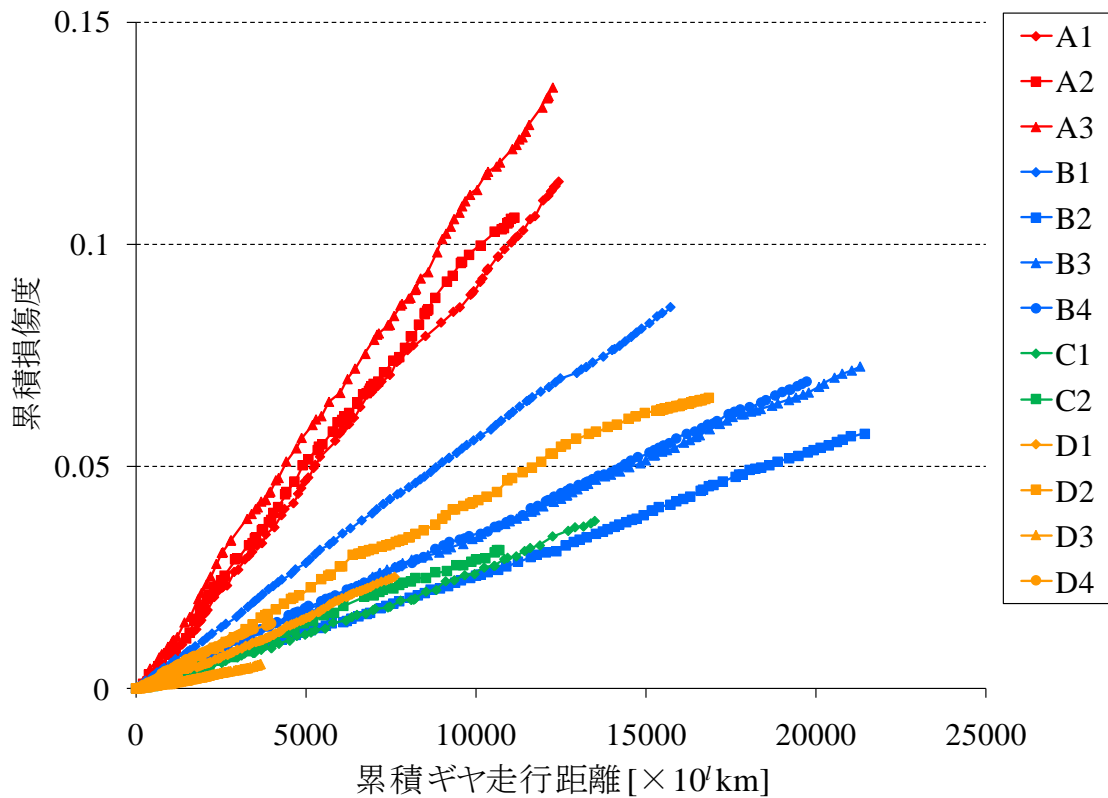


図 5.10. 損傷度の累積グラフ（全サンプル）

各サンプルを見ると、サンプル内での大きな変化は無く定常的な推移を示すが、サンプル間ではばらつく。特に会社Aの3台は他サンプルと比べて傾きが大きく、疲労の蓄積が早い。また車両D3は疲労の蓄積が最も遅く、同会社の車両D2と比べても大きく異なる。

このデータより各サンプルのギヤの寿命値を求めた結果を図5.11に示す。

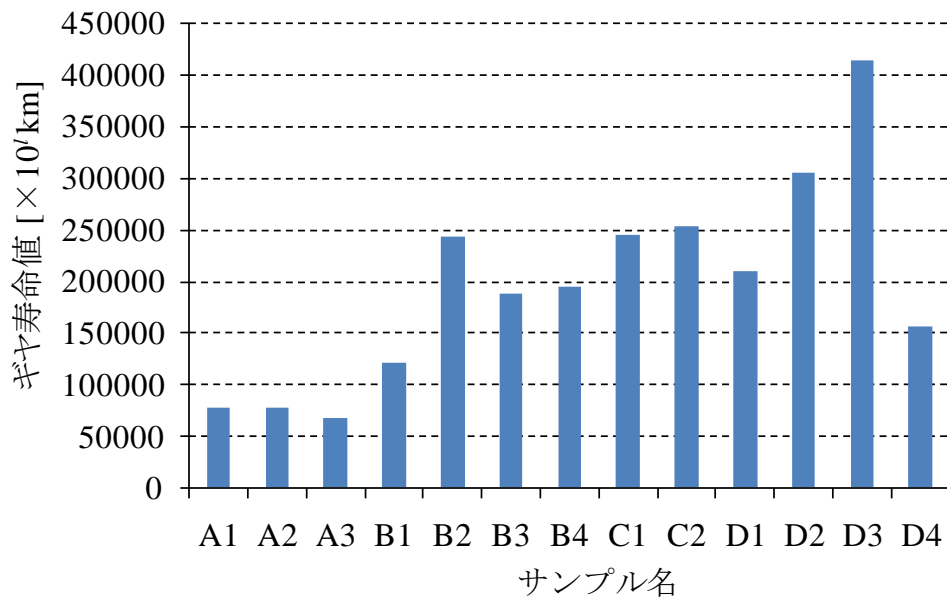


図 5.11. ギヤの寿命予測結果（全サンプル）

ここに図示した値は、サンプル毎の寿命値のヒストグラム（図 5.9 左側）の平均を取った値である。車両 A3 が最も寿命が短く、最も長い D3 との差は約 6 倍に至る。

5.4. 使われ方のデータを用いたギヤの寿命予測

前節では、代用特性値である疲労度から実際に寿命値を計算した。本解析サンプルではこの代用特性値が得られているが、実際には代用特性値でさえモニタリングが困難な場合が多い。本節では、オンラインモニタリングで容易に沢山のデータが得られる使われ方の共変量を用いて、ギヤの寿命予測を行う。

5.4.1. 疲労度の線形モデル

はじめに予測モデルを構築する。結果系変数は疲労度、要因系変数は使われ方の各種共変量である。ここで図 5.6・図 5.10 の累積グラフに示した疲労度 y は、サンプル i の稼働時点 j における累積疲労度 y_{ij} として

$$y_{ij} = y_{i,j-1} + \alpha_{ij} \times (t_{ij} - t_{i,j-1}),$$
$$i = 1, 2, \dots, 13, \quad j = 1, 2, \dots, n_i$$
(式 5.5)

と表すことができる。このとき α は時点毎の折れ線の傾きであり、平均疲労度にあたる。この平均疲労度 α を目的変数とし、線形回帰モデルで

$$\ln \alpha_{ij} = \mathbf{x}_{ij} \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_{ij},$$
$$\mathbf{x}_{ij} = [1, x_{1ij}, \dots, x_{pij}], \boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p]'$$
(式 5.6)

と定式化する。ここで p は共変量の個数、 \mathbf{x}_{ij} は共変量、 $\boldsymbol{\beta}$ は回帰母数、 ε は誤差項である。

5.4.2. 説明変数の選択

回帰モデルにおける説明変数について、本解析データには多くの共変量が存在する。4.4 節の解析では 10 個の共変量に絞ったが、これらは互いに相関もある。このような多重共線性の影響を排除する為には、説明変数の適切な選択が重要である。

熊崎・横山・山本・鈴木(2012)では変数選択法を使用し、多くの共変量から統計的に有意な説明変数を選んだ。選択基準は AIC であり、重回帰モデルでは

$$AIC = n \cdot \log S_e + 2p \quad (\text{式 5.7})$$

と計算される。ここで n はデータ数、 S_e は残差平方和、 p は説明変数の数である（久米・飯塚(1990)[9]）。選択のステップには変数増減法を用いた。

この変数選択法の問題点は、得られた変数が物理メカニズム的に意味のある変数とは限らない点、そして多重共線性が必ずしも除去しきれない点である。よってモデル学習としての精度は良いものの、外挿の精度が落ちることも多い。

そこで本稿では、企業の技術者らと議論し、駆動系への負荷に影響する5つの共変量をはじめに設定した（表 5.1）。

表 5.1. 回帰式の説明変数に用いた共変量

平均 GVW
平均車速
平均アクセル開度
急勾配率
発進回数頻度

以下に、その物理的考察を述べる。

車両の駆動系への負荷は、タイヤから入力される車両抵抗として考える。車両抵抗 R は“ころがり抵抗 R_r ”、“空気抵抗 R_a ”、“勾配抵抗 R_g ”に分けられ、

$$R = R_r + R_a + R_g \quad (\text{式 5.8})$$

$$R_r = \mu_r W \quad (\text{式 5.9})$$

$$R_a = \mu_a A V^2 \quad (\text{式 5.10})$$

$$R_g = W \sin \theta \quad (\text{式 5.11})$$

と表される。ここで W : 車両重量、 V : 車速、 θ : 勾配、 μ_r および μ_a : 係数、 A : 車体前面投影面積である（小田柿(1978)[22]）。これらの関係より、車両重量・車速・勾配は駆動系への負荷要因として重要な因子となる。

また、ドライバーから駆動系への直接的な入力方法にアクセルペダルがある。アクセルペダルによりエンジントルクが変化するため、その操作特性も駆動系

の負荷に直接関わる要因である。最後に、駆動力は車両発進時に大きなトルクを要し、発進時には瞬間的に高いトルク（ショックトルク）が発生する。この為、発進を多く繰り返している車両はそれだけ駆動系への負荷が大きい。

以上の考察・検討を基に表 5.1 の 5 つの共変量が選ばれた。続いて候補とした共変量の妥当性を検証するため、共変量間の相関関係を確認した。図 5.12 は車両 A1 のデータによる散布図行列である(上三角部分の数値は相関係数)。

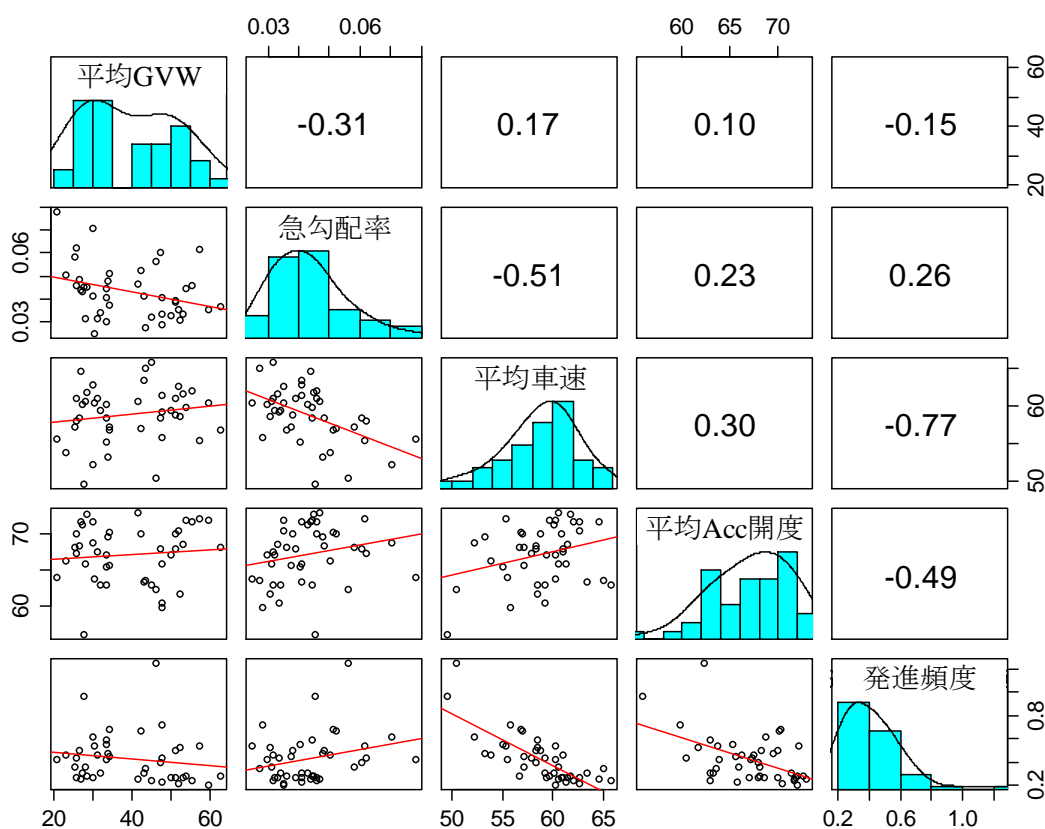


図 5.12. 共変量の散布図行列（車両 A1）

平均車速と発進回数頻度に若干の負の相関が見られるが、それ以外に共変量間の大きな相関は無い。また表 5.2 に、多重共線性の指標となるトレランスと VIF の計算結果を示す。VIF は変数間の相関行列の逆行列の対角成分であり、多重共線性が強い変数では VIF が 10 以上となる。トレランスは相関行列の固有値であり、多重共線性が強い変数ではトレランスが 0 に近づく（久米・飯塚 (1990)[9]）。今回の結果では、5 つの共変量間に強い多重共線性は見られない。

表 5.2. 多重共線性の確認 (車両 A1)

	トレランス	VIF
平均 GVW	0.207	4.839
急勾配率	0.436	2.294
平均車速	0.184	5.436
平均アクセル開度	0.306	3.267
発進回数頻度	0.421	2.376

5.4.3. 寿命評価の流れ

解析には、第 4 章と同様に 2014 年 1 月～4 月の稼働データを扱う。ここでは週毎の間隔で計測したデータを用いて、各サンプル 15 時点 (15 週) のデータセットとした。それらを図 5.13 に示すようにモデル推定用の学習データと予測精度検証用の検証データに分けた。これは実際の現場において、事前に代用特性値も含めて収集した (コストの大きい) 学習データから疲労度推定モデルを作成し、その後のステップで使用・環境条件のみの (コストの少ない) データから疲労度を予測する、と言った解析の流れを想定している。

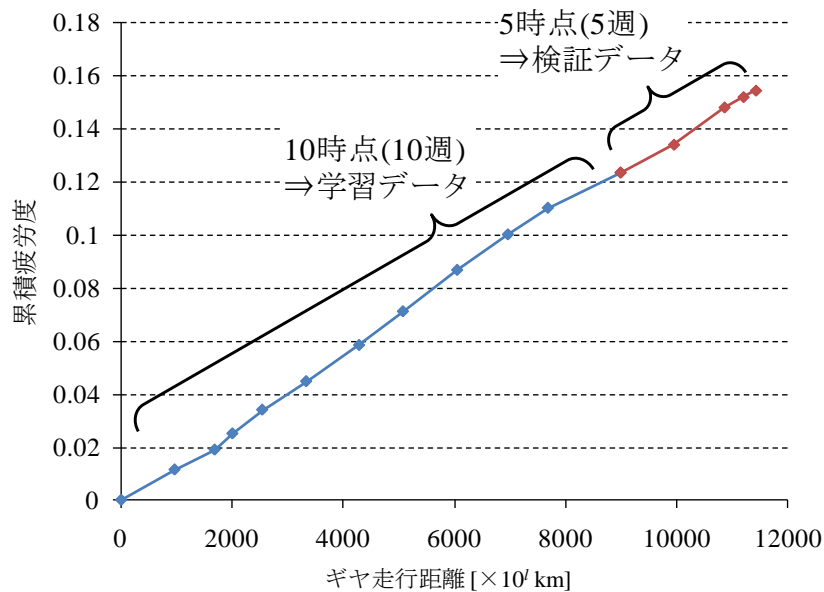


図 5.13. 学習データと検証データ

予測結果を寿命値で評価する為には、実測した平均疲労度 $\ln\alpha$ から直接求めたギヤ寿命値 L_a と重回帰予測値である平均疲労度 $\ln\hat{\alpha}$ から求めた寿命値 L_b との相対誤差

$$\frac{|L_a - L_b|}{L_a} \times 100 [\%] \quad (\text{式 5.12})$$

を求めた。 L_a および L_b の導出イメージは図 5.14 の通りである。

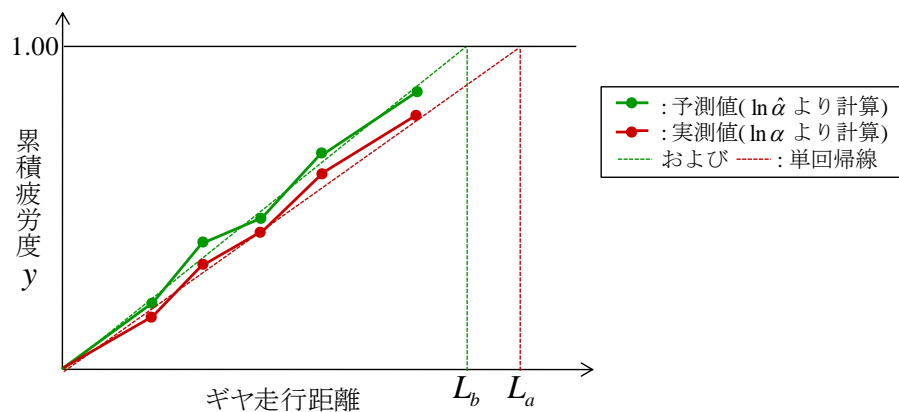


図 5.14. ギヤ寿命値の導出と相対誤差

ギヤの寿命時点は累積疲労度 y が 1 に至った時点であり、本稿では疲労度曲線の単回帰によって求める。すなわち、現時点での疲労の蓄積状況から寿命時点を求める。そして式 5.12 から求めた寿命の予測誤差を評価尺度とする。

5.4.4. 損傷度およびギヤ寿命値の推定結果（車両 A1）

はじめに、車両 A1 データに対する予測結果を示す。説明変数に表 5.1 の 5 共変量を用いた場合、そして変数選択法を用いた場合の結果を比較した。

表 5.3 に 5 共変量によるモデル推定結果を、表 5.4 に変数選択法によるモデル推定結果をそれぞれ示す。

表 5.3. 線形回帰モデル推定結果（車両 A1, 説明変数：5 共変量）

説明変数	回帰係数	p 値	標準誤差	調整済 R^2 値
(Intercept)	-14.049	1.09e-6	0.013	0.995
平均 GVW	0.014	0.016		
急勾配率	-2.773	0.016		
平均車速	-0.009	0.089		
平均アクセル開度	0.033	0.001		
発進回数頻度	0.442	0.003		

表 5.4. 線形回帰モデル推定結果（車両 A1, 説明変数：変数選択法）

説明変数	回帰係数	p 値	標準誤差	調整済 R^2 値
(Intercept)	-13.430	0.001	3.70e-4	0.999
アクセル 100% 頻度	1.031	0.009		
9th ギヤ使用率	-0.041	0.277		
平均 GVW	0.020	0.004		
車速分布の標準偏差	0.013	0.010		
最大エンジン回転	0.000	0.012		
アクセル 50% 頻度	-0.967	0.049		
発進回数頻度	0.155	0.015		
最大車速	0.001	0.032		

変数選択では AIC（式 5.7）を選択基準とし、これを最小とするような説明変数の組み合わせとなるように変数の増加・減少を繰り返した。選ばれた説明変数は、技術的に想定した 5 つの共変量とは異なる組み合わせとなった。ギヤ使用率・エンジン回転と言ったドライバーの操作特性に関わる変数が含まれている。調整済 R^2 値は変数選択法のモデルではほぼ 1 となり、5 共変量によるモデルよりも良い結果となった。

続いて寿命予測の結果を示す. 図 5.15 は検証データにおける疲労度の予測結果, そして図 5.16 は検証データにおけるギヤ寿命値の予測誤差である.

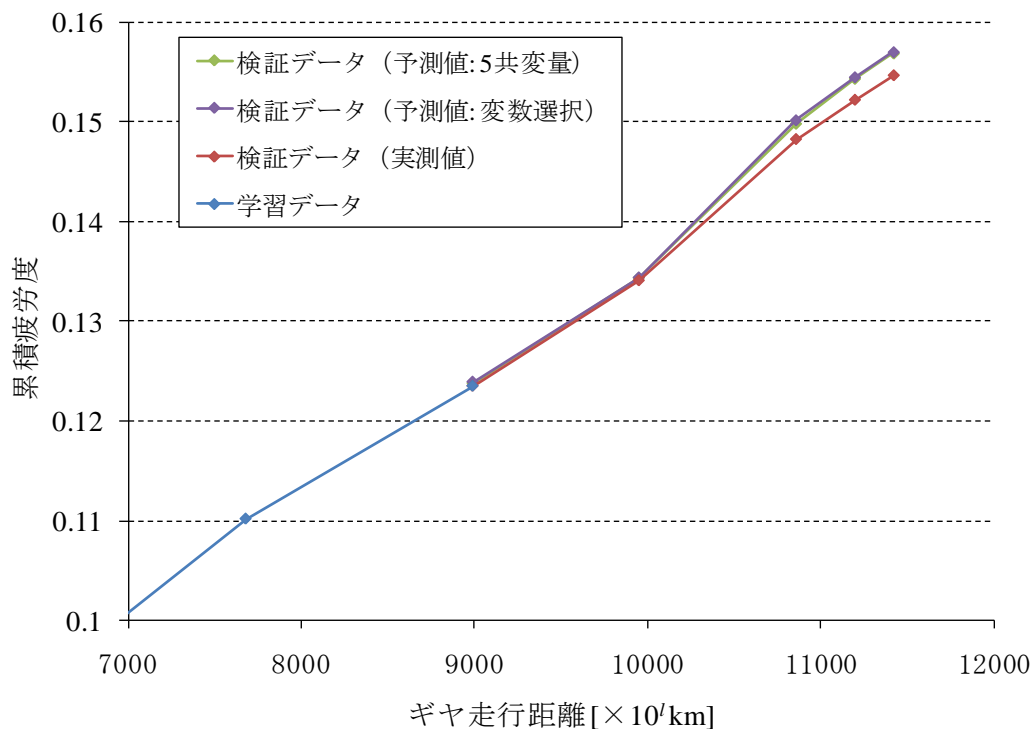


図 5.15. 平均疲労度の予測結果 (車両 A1)

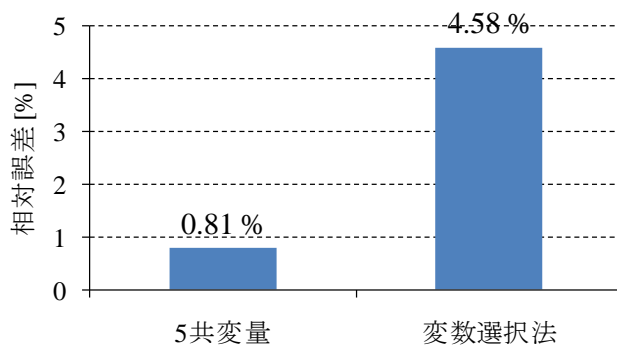


図 5.16. ギヤ寿命値の予測結果 (車両 A1)

累積疲労度の推定では実測値に対して近い値が得られ, 寿命予測では 5 つの共変量を用いた場合に誤差 1%以下での予測ができた. 変数選択法を用いた場合の予測誤差は大きい. モデル学習結果 (表 5.3 と表 5.4) では変数選択法が優

位に思えたが、寿命の予測結果，すなわち予測モデルの外挿結果では技術的な共変量を用いたモデルが良い結果になった。

このとき，ギヤの寿命を 10 万 km とすると予測誤差はそれぞれ約 800km，約 4500km に相当する．車両の走行距離を 500km/日とすると，5 共変量を用いた場合は 2 日以内，変数選択法を用いた場合は 9 日程度の予測誤差である．

5.4.5. 損傷度およびギヤ寿命値の推定結果（全サンプル）

続いて，全サンプルに対するギヤ寿命値の予測結果を図 5.17 に示す．

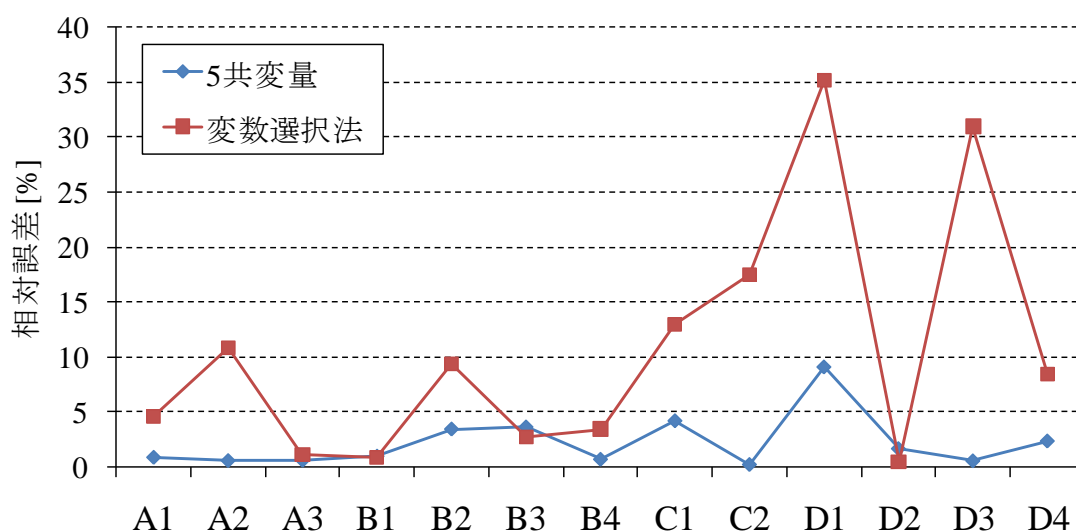


図 5.17. ギヤ寿命値の予測結果（全サンプル）

結果より全 13 サンプルの誤差の平均値を求めると，

5 共変量の場合: 2.16%

変数選択法の場合: 10.62%

となり，モデルの推定結果（表 5.3，表 5.4）とは対照的に，外挿時における優位性では，物理的に意味のある共変量を用いた方が良い。

変数選択法は，実データに基づいて回帰モデルを統計的に構成していく有用なツールである．しかし本解析データのように共変量間の相関関係が大きい場合や，物理メカニズム的に意味のある変数とそうでない変数が入り混じって

る場合，このように将来予測でズレを生じうる．特にオンラインモニタリングデータは数多くの共変量が存在する為，これらの変数を扱う際は物理的考察や故障メカニズムの裏付けがより重要であることが分かる．

5.5. 層別分析を利用した予測モデルの汎用化

5.5.1. 「個別の予測」から「全体の予測」へ

前節では、サンプル個別に線形回帰モデルを推定し、精度良い寿命予測が行えた。個々のサンプルに対する将来の疲労度予測が行えることは、サンプル個別（顧客個別）のトータルサポートとしては実用性がある。これを「虫の目」の視点と捉えると、設計開発部門では反対に「鳥の目」も必要である。より正確な寿命目標値策定の為には、市場から多くのサンプルの疲労度・寿命値のデータを得て寿命のばらつきを評価したい。そこで本節では、より広い範囲を予測する線形回帰モデルを考慮する。

想定としては、事前に代用特性値も含めた（コストが大きい）オンラインモニタリングデータから寿命予測モデルを作成し、それ以降のモニタリングでは使用・環境条件だけを収集して寿命予測を行っていく。このようにして多くの寿命サンプルを効率的に収集していくことを考える。

5.5.2. 層別分析

予測モデルの汎用化の為、層別分析を利用したモデル推定、および寿命評価を行う。

第4章において、サンプル間の使用・環境条件のばらつきを評価し、会社内で似た使われ方のサンプル、会社内で異なる使われ方のサンプルが存在すると分かっている。この時、仮に使用・環境条件が似たサンプルであれば、駆動系への負荷要因は共通しており1つの線形回帰モデルでの推定も可能であると思われる。これらのサンプルは一つのグループとしても良い。このように、使用・環境条件に基づいてサンプルのグルーピング（層別）を行っていく。

5.4節の線形回帰モデルとの違いは、それぞれ

$$\text{個別予測モデル： } \ln\alpha_{ij} = \mathbf{x}_{ij}\boldsymbol{\beta}_i + \sigma_{ij}, i = (1, 2, \dots, 13). \quad (\text{式 5.13})$$

$$\text{層別予測モデル： } \ln\alpha_{ij} = \mathbf{x}_{ij}\boldsymbol{\beta}_k + \sigma_{ij}, k = (1, 2, \dots, K). \quad (\text{式 5.14})$$

と、回帰係数 β の添字が異なる。本節ではサンプルを K 個の層に分類し、それぞれに回帰式を推定する。

5.5.3. $K=1$ の場合

はじめに $K=1$ の場合、すなわち層別ではなくサンプル全体を共通に予測した場合の結果を示す。説明変数は 5.4 節と同様の 5 つの共変量を用いた。

表 5.5 に回帰式の推定結果を、図 5.18 に全サンプルのギヤ寿命値の予測結果を示す。

表 5.5. 線形回帰モデル推定結果 (全サンプル, $K=1$)

説明変数	回帰係数	p 値	標準誤差	調整済 R^2 乗値
(Intercept)	-15.090	<2e-16	0.221	0.870
平均 GVW	0.011	0.016		
急勾配率	2.291	0.089		
平均車速	-0.023	0.012		
平均アクセル開度	0.063	<2e-16		
発進回数頻度	0.026	0.859		

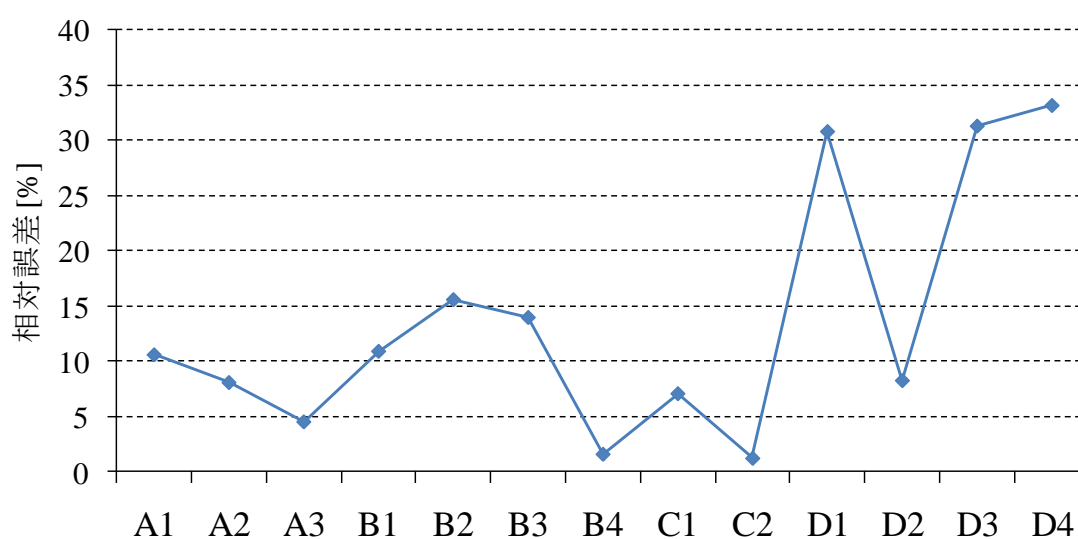


図 5.18. ギヤ寿命値の予測結果 (全サンプル, $K=1$)

予測の結果，誤差は平均値で 13.7%，最大値で 33.2%と大きな値になった。
 この結果より，市場全体を 1 つのグループと捉えて使用・環境条件の効果を共通に推定することは困難であると分かる。

5.5.4. クラスタ分析による層別

使用・環境条件に基づいてサンプルを分類する為に，第 4 章で行ったサンプル間ばらつきの分析を利用する。すなわち，4.4.3 節の主成分分析によって得られた 3 つの主成分軸上でのサンプル間ばらつきを基に，サンプルを層別した。層別の手法には，階層型クラスタ分析を用いた。

はじめに，図 5.19 に主成分得点（図 4.12）を再掲する。

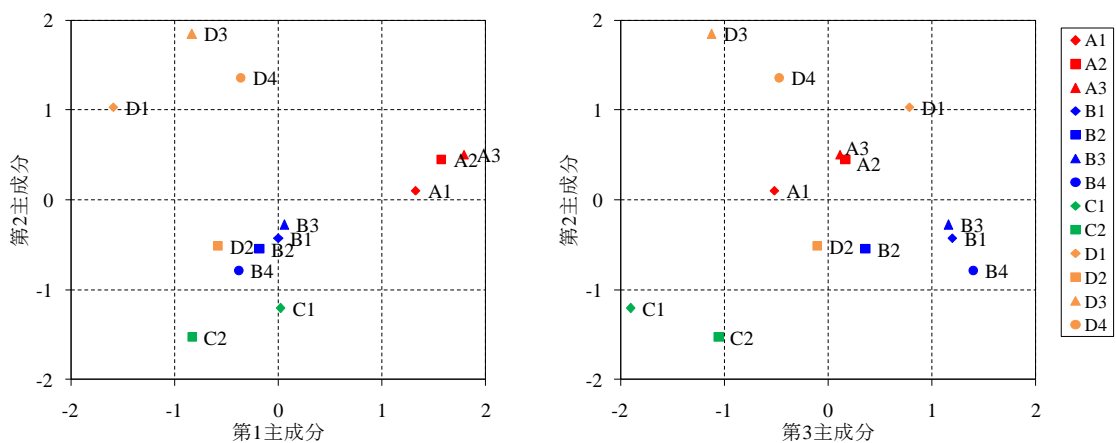


図 5.19. 第 4 章で計算した主成分得点（図 4.12）

サンプル毎に第 1～第 3 までの主成分得点が得られており，図のようにサンプル間ばらつきが把握できた。この値に対して，階層型クラスタ分析を行った結果を図 5.20 に示す。

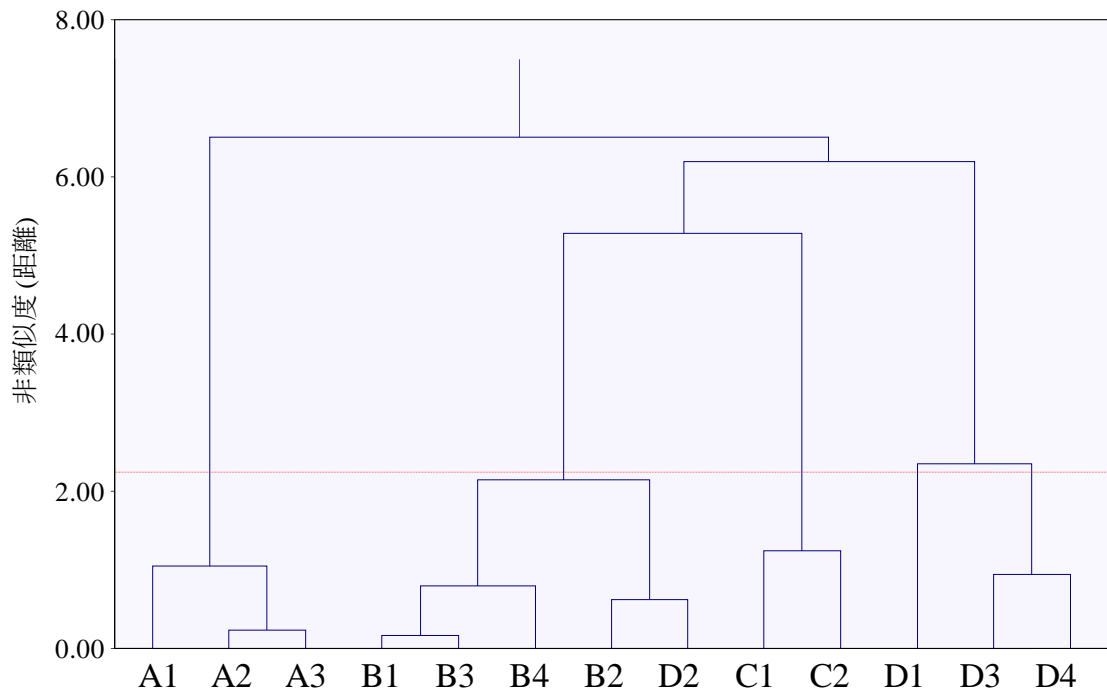


図 5.20. クラスタ分析結果（デンドログラム）

図の縦軸は非類似度（距離）である．距離はユークリッド距離で計算した．距離の近いサンプル同士がクラスターを形成していく様子が表されている．赤線のレベルでクラスタリングを止めると，サンプルは5つのクラスターに分類され，その結果は表 5.6 のようになった．

表 5.6. サンプルの分類結果（クラスター数：K=5）

クラスター	サンプル
1	A1, A2, A3
2	B1, B2, B3, B4, D2
3	C1, C2
4	D1
5	D3, D4

会社 A, 会社 C はそれぞれでクラスターを構成しており, 会社 D が車両 D1, 車両 D2, 車両 D3・D4 の 3 つにそれぞれ分かれた。この分類結果を主成分分析 (図 5.19) と照らし合わせると, 確かに主成分得点の近いサンプル同士がグルーピングされたことが分かる。それぞれを特徴付けると,

クラスター1: 高積載なユーザ

クラスター2: 勾配差が大きい地域のユーザ

クラスター3: 高速主体のユーザ

クラスター4: 一般道で高積載なユーザ

クラスター5: 一般道で低積載なユーザ

とそれぞれ見ることができる。

5.5.5. 層別分析の実施結果

分類結果より, 各グループで疲労度・寿命値の予測を行った。

はじめに各クラスターで線形回帰モデルを推定した結果を図 5.21 に示す。

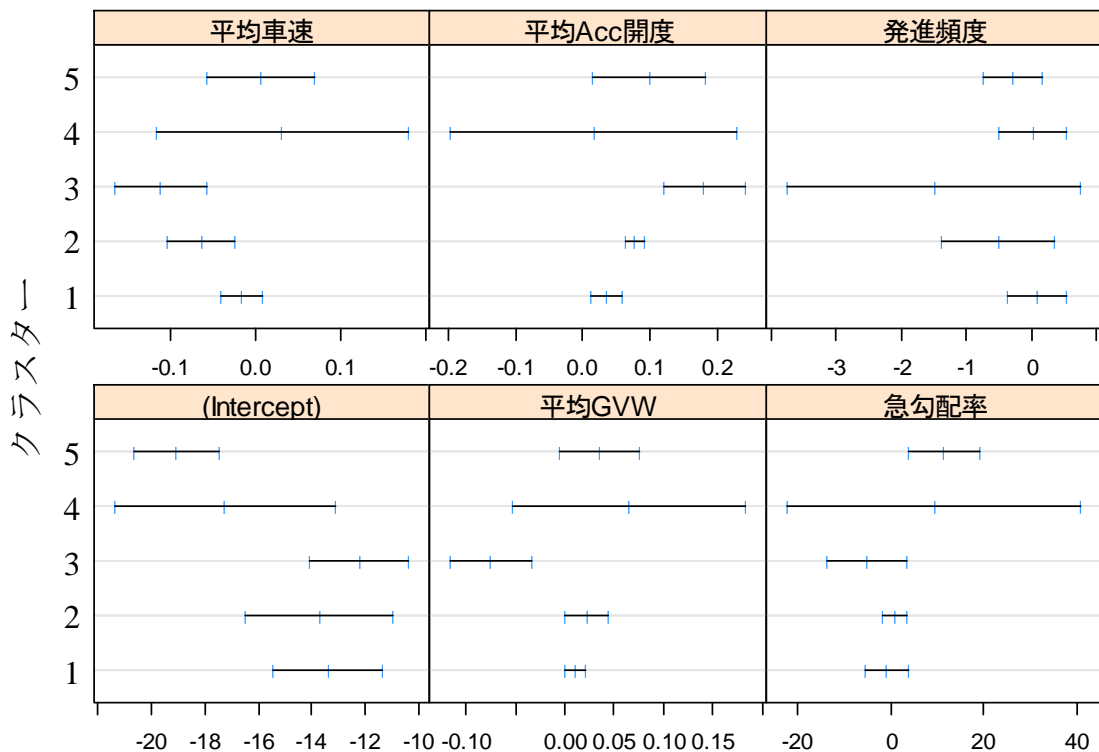


図 5.21. クラスター毎の回帰係数信頼区間 (信頼水準 95%)

図では、切片を含む各回帰係数の推定値とその信頼区間をクラスター毎に示した。発進頻度に関しては各クラスターの信頼区間が重なったが、それ以外の係数では信頼区間が重ならず、クラスター毎の共変量の効果（疲労度に対する使用・環境条件の影響度）が異なることが分かる。クラスター4はサンプル数が1つでありデータ数が少ない為、信頼区間が大きく推定された。

各クラスターで推定された上記の線形回帰モデルより、そのクラスターに属するサンプル（検証データ）のギヤ寿命予測を行った。その結果、各サンプルの予測誤差は図 5.22 のようになった。

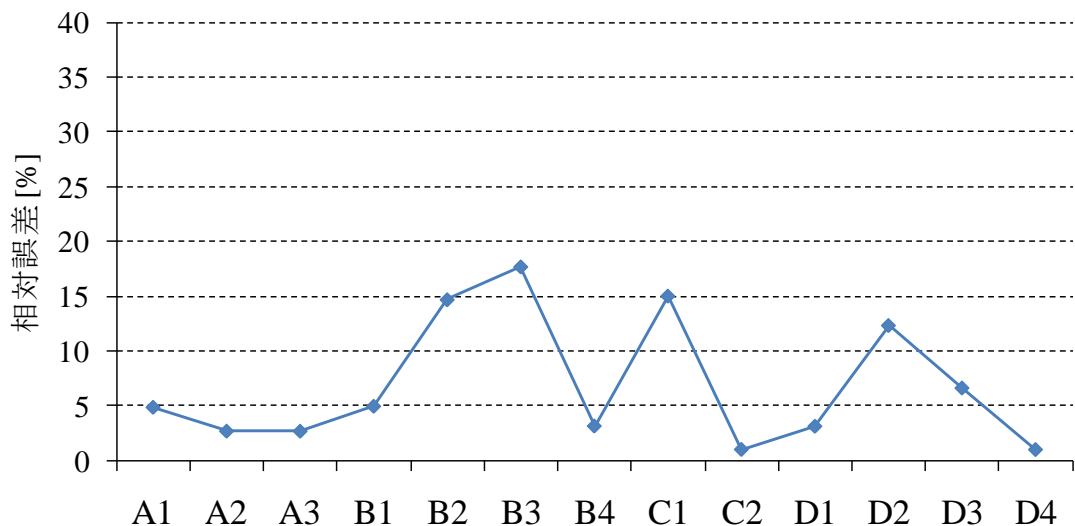


図 5.22. ギヤ寿命値の予測結果（全サンプル，層別分析 $K=5$ ）

層別をしない $K=1$ の場合の結果では予測誤差が最大 30%以上になったが、層別して予測すると、その誤差は図の通り大幅に小さくなった。

結果より、共変量の大小（GVW の大きさ、車速の速さ、頻度の多さなど）だけで疲労度を一律に評価することは難しく、使われ方の違いに合わせてその効果を見ていくべきであることが分かる。

5.5.6. 分析結果の比較

本解析では層別を $K=5$ としたが、サンプルが 1 つの層（クラスター4）がある。今回のような比較的少ないサンプル数に対して、5 層への分類が適切であったかは検討していくべき課題である。ここでは、層の数と寿命予測誤差との関係を見た。

クラスター分析において、クラスター数を $K=4$ とした場合の分類、あるいは $K=6$ とした場合の分類をそれぞれ表 5.7, 表 5.8 に示す。また、各分類で層別分析を行った結果（ギヤ寿命予測結果）を図 5.23 に示す。

表 5.7. サンプルの分類結果（クラスター数： $K=4$ ）

クラスター	サンプル
1	A1, A2, A3
2	B1, B2, B3, B4, D2
3	C1, C2
5	D1, D3, D4

表 5.8. サンプルの分類結果（クラスター数： $K=6$ ）

クラスター	サンプル
1	A1, A2, A3
2	B1, B3, B4
3	B2, D2
4	C1, C2
5	D1
6	D3, D4

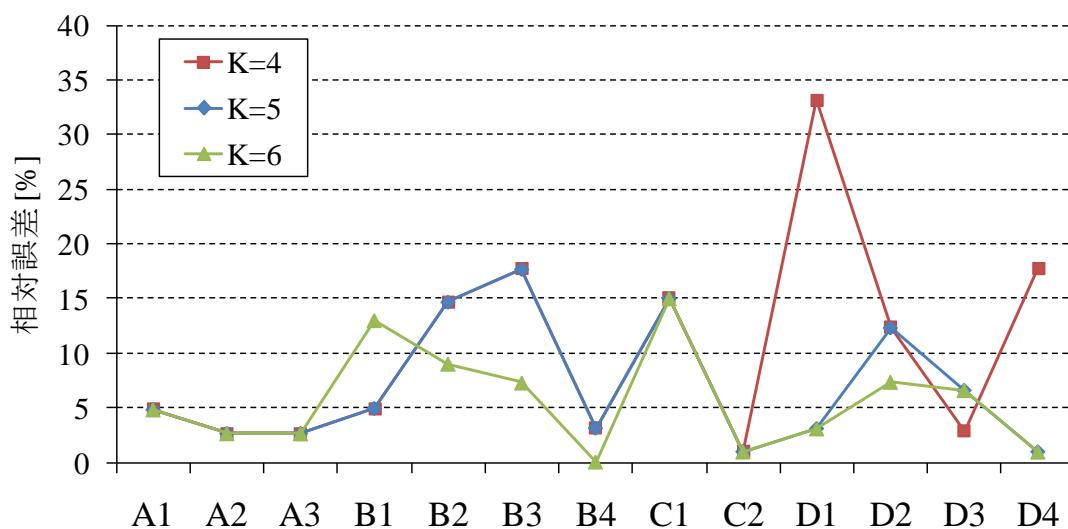


図 5.23. ギヤ寿命値の予測結果（全サンプル，層別分析 $K=4,5,6$ ）

層の数に比例して全体の予測精度が向上していく。以上の層別分析の結果を表 5.9 にまとめる。 $K=13$ は個別予測モデル（図 5.17）の結果と同じであり、 $K=1$ は図 5.18 で示した結果である。

表 5.9. 層の数と寿命予測誤差（全 13 サンプルの最大値，平均値）

	クラスター数 K	最大値 [%]	平均値 [%]
個別予測	13	9.09	2.16
層別予測	6	15.01	5.66
	5	17.68	6.89
全体予測	4	33.17	10.20
	1	33.15	13.65

最大値，平均値ともに，クラスターの数が多いほど精度が向上する。すなわち分類が細かいほど，各サンプルに対して上手くフィットしたモデルとなる。また $K=4$ および $K=1$ の場合に誤差の最大値が 33% と高くなったが，これは車両 D1 の予測の困難さが影響していると思われる。主成分分析（図 5.19）から，車両 D1 は D3・D4 と積載量・勾配特性が異なり，これらと同じクラスターに

含めては上手く予測できないことが分かる。

適切な層の数 K に関して、本解析データはサンプル数が十分とは言えない為に検証しきれていない。1つの市場の使われ方を5つ以上に分類することが効率的か否かの議論は、開発側の意見も含めて検討する必要がある。

5.6. 第5章のまとめ

5.6.1. オンラインモニタリング活用による寿命評価方法の変化

市場データを収集し製品の寿命を評価する手段として、

- ・市場故障データに対する寿命解析（ワイブル解析など）
- ・現地計測データに対する劣化量解析（本稿での疲労度に相当する）

などの方法がある。ただしデータ数、サンプル数の少なさが実用上の課題となる。本稿では、近年発展してきたオンラインモニタリングに注目し、この豊富なデータから寿命を予測することを提案した。従来の故障データ収集や現地現物の計測に比べて低いコストでデータ計測が可能な為、寿命評価におけるサンプル数の問題を克服しうる。

オンラインモニタリングで得られる製品の稼働データには、故障に直接的に関与しないような情報もある。従来は重要視されなかったこれらのデータを、既存の解析手法によって寿命評価に活用した。

5.6.2. 各種の分析手法を用いたモデルの実用性検討

本章では、はじめに立てた線形回帰モデルの推定方法として

- ・個別のデータセットに対する予測
- ・全体のデータセットに対する予測
- ・層別したデータセットに対する予測

の3パターンを取り上げ、それぞれ比較した。そして図 5.24 に示すようなモデル間の一般的な関係が、実際のデータ解析結果からも明らかになった。

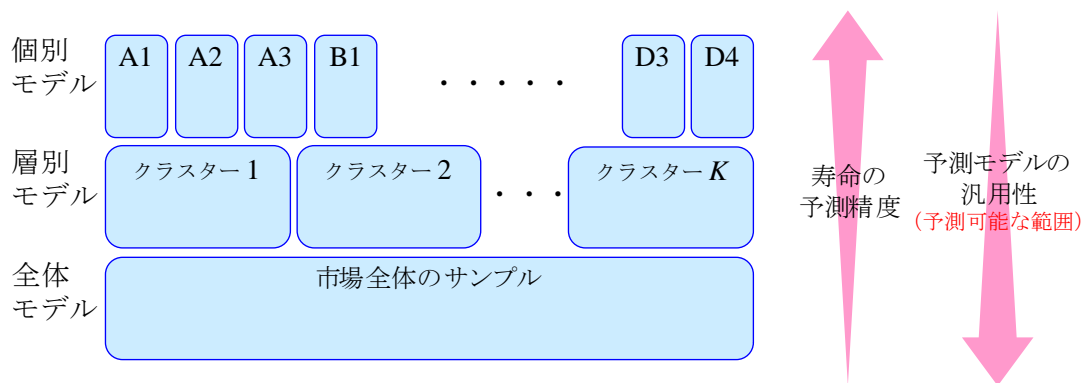


図 5.24. 予測モデルの汎用性と精度の関係

個別モデルであれば個々のサンプルの予測に特化した回帰式となり，全く同一条件のサンプルで無ければ応用の効かないモデルとなる．全体モデルの場合は，今回の解析対象のように使用・環境条件のばらつきが大きい時，良い予測精度が得られない．これらのトレードオフを解決する為に層別分析を行った．また層別の視点としてオンラインモニタリングデータが活用できることも分かった．

5.6.3. 更なる故障メカニズムの検証

本稿ではギヤ破損の故障メカニズムを金属疲労とし， $S-N$ 曲線に基づいた寿命予測を行った．この $S-N$ 曲線が疲労度を出す上で非常に重要である．例えば，横軸の回数が正規分布以外の分布に従う可能性もある．推定方法の課題に関しては，山本・金(2014)[34]は寿命分布にワイブルを仮定した場合と対数正規を仮定した場合での比較を行った．そして清水(2003)[26]，清水ら(2006)[27]は，寿命分布に基づいた $P-S-N$ 曲線の推定方法を提案した．また， $S-N$ 曲線を求める為にギヤの耐久試験データを用いたが，実際にはギヤの寿命は製造誤差などの外乱も大きく，耐久試験データの精度検証が必要である．様々な検討課題を経て，ギヤの寿命特性をより精確に検証 (Verification) し，信頼度・寿命設計へと繋げていく必要がある．

第 6 章

まとめ

6.1. 研究内容のまとめ

6.1.1. [ストレスー故障メカニズムー故障モード] への着目

本稿のはじめに、開発段階における

1. [ストレスー故障メカニズムー故障モード] の関係の把握
2. 市場における製品のストレス条件の把握

が、信頼性寿命設計を行う上で重要であることを述べた。

第 1 項の三本柱への着目に関して、光ディスクの事例では、ディスクの劣化要因を物理的に考察し、加速モデルを立案した。また実データから寿命分布を推定し、モデルに落とし込んだ。これにより従来手法に比べて理論的に適切な推定を提案し、また区間推定で推定精度を検証した。さらに、寿命モデルを確立したことで最適試験計画の立案へと議論を進め、光ディスクの信頼性試験の精度向上を為し得た。またトラックのギヤの事例では、ギヤ破損の故障メカニズムを考慮して故障の代用特性（疲労度）を定義し、これを本来のストレスである応力値では無く、その他のストレス要因である稼働データから予測する線形回帰モデルを立てた。この回帰モデルでは、応力値による寿命予測と比較しても小さい誤差で予測することが可能となった。

このように、三本柱の着眼点に基づくモデリングを進めたことにより寿命特性の検証（Verification）を精度良く為すことが出来た。これらの検証は開発目標値を適切に判断することに繋がり、信頼性寿命設計の為に重要である。

6.1.2. オンラインモニタリングによるストレス条件の把握

三本柱の着眼点が明確にされると、続いてインプットであるストレス条件の把握が大切となる。その為に本稿ではオンラインモニタリングデータを利用し、

その有用性を述べた。実例としては後半のトラック事例のみであったが、前半の信頼性試験に関しても同様に有用性があると考えられる。

ここで、鈴木(2013)[30]は製品の部品要素レベルからシステムレベルに至る各段階での“リスク”とその低減のための手法を図 6.1 のようにまとめた。

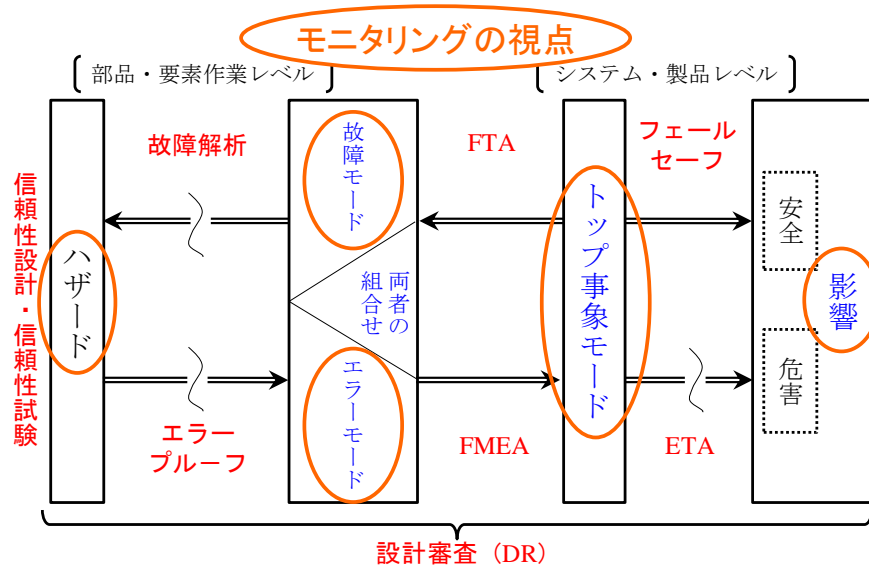


図 6.1. リスクモードと信頼性手法の位置づけ[30]

“ハザード”とは「損害を与える可能性のあるもの、危険・損害をもたらす潜在的状況・要因またはそのシナリオ[11]」であり、ストレスと故障メカニズムもそれに含まれる。本稿での議論は、部品・要素レベルの

信頼性試験 → [ハザード] ← 故障解析 ← [故障モード]

の一連の流れと対応できる。そして本稿で取り上げたオンラインモニタリングは、この位置づけの中にある“故障解析”と“信頼性試験”のどちらにも活用しうるものである。

第2章・第3章では直接的にはオンラインモニタリングを用いていないが、試験計画における加速ストレス条件（水準値）の範囲設定、および実ストレス条件の仮定を行う上で実市場の把握は重要である。モニタリングの視点を通し、従来のような経験則ではなく事実に基づいた使用・環境条件の設定が可能となる。また第4章・第5章は、オンラインモニタリングデータを用いて使用・環

境条件を特性値化した上で、対象製品の故障解析に繋げた。従来市場調査に比べて多サンプルを低コストで収集でき、これまでは経験則などから推測されていた使用・環境条件を、データに基づき、ばらつきも考慮しつつ特性値化した。これにより開発段階で想定された使用・環境条件の妥当性確認（Validation）を適切に為し得る。

6.1.3. 市場データ活用の今後の変化

オンラインモニタリングによって、アフターマーケットで得られる市場データはその用途を大きく広げている（図 6.2）。

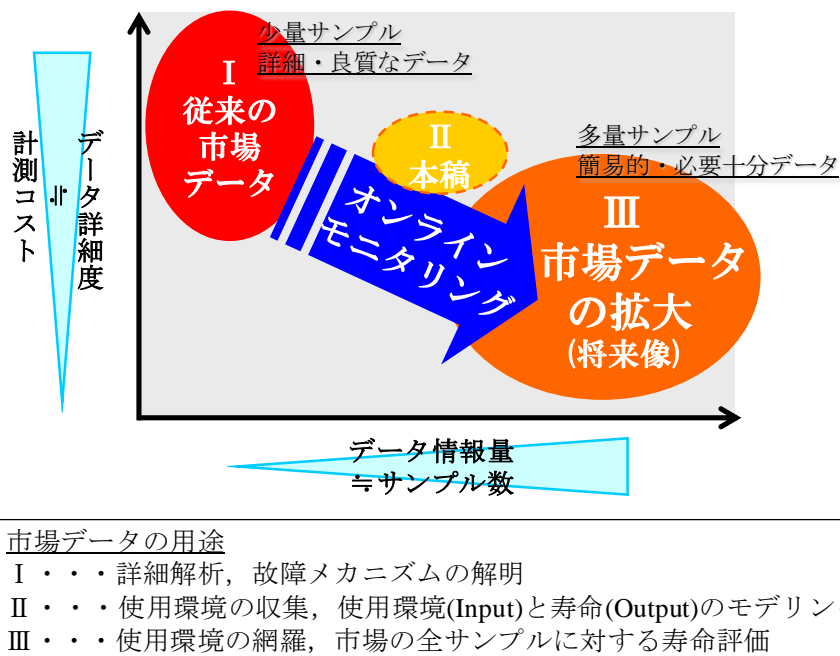


図 6.2. オンラインモニタリングによる市場データの拡大

従来市場データは、現地現物での計測・ベンチマーク・市場回収品（故障データ等）と言ったサンプル数が限られたデータであるものの、重点的な計測によって詳細な情報が得られる。これは故障の詳細解析や故障メカニズムの解明の為にも有用である。対して本稿で扱った市場データはオンラインモニタリングの初期モニター段階にあたり、サンプル数規模は中程度だが、故障の代用特性も含めたデータが得られた。そしてこのデータを用いて使用・環境条件が

ら寿命特性を説明する線形回帰モデルを立て、実際に寿命予測を可能とした。

オンラインモニタリングを更に拡大して全製品へ広げるには、計測データの簡素化も必要になると思われる。ただし、本稿のように事前にモデリングが出来ていれば、使用・環境条件を示す情報だけであっても寿命特性を検証しうる。自動車のように市場稼働台数の多い製品では始めから第Ⅲ段階に進むことは難しい。そこで、ある程度の規模でサンプリングした市場データから **Validation** と **Verification** への有用性を検討し、十分な費用対効果を得た上で、第Ⅲ段階へと市場データを拡大しうる。

6.2. 今後の課題

最後に、本研究に対する幾つかの課題とその検討案について述べる。

6.2.1. 実験室モデルの精度検証

第4章、第5章のギヤ寿命解析では、実験評価段階の信頼性試験から得られた $S-N$ 曲線に基づいて疲労度が求められた。この $S-N$ 曲線の妥当性を検証するには、解析サンプルの“真の”疲労度を知る必要がある。方策としては、ギヤの耐久試験の追加実施や、市場サンプルの回収調査が考えられる。回収調査に伴い、オンラインモニタリングデータから予測した疲労度と実際の疲労度との比較検証も重要である。オンラインモニタリングを活用し、このような「予測」と「検証」のプロセスを市場も含めて行っていくことが可能である。

6.2.2. 層別分析アプローチの実用化

第5章では寿命評価アプローチ汎用化の為に層別分析を行った。今回は使われ方のばらつきに基づいて層別し、それぞれに回帰モデルを推定した。このアプローチを実務でも適用しうるよう、実用性ある手法となるよう検討していく。

本稿の分析では、事前の学習データから寿命予測モデルを準備した後に検証データに対してあてはめを行った。その為、検証するデータがどのクラスターに属するサンプルであるかは既知としていた。より実用的な分析としては、検証を行うデータが新しいサンプルであり、属するクラスターも不明な場合を考慮すべきである。

これに関する分析の一例として、下図 6.3 では、週毎の計測データに対してクラスター番号を結果系とし、共変量を要因系として決定木分析を行った。

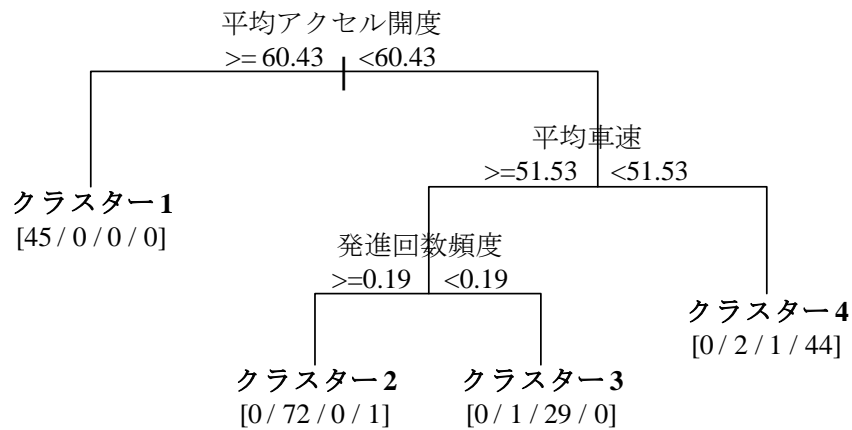


図 6.3. 決定木分析に基づくクラスターの判別

ここでは、シンプルであるが各ノードへの分類精度の高い決定木が得られている。このような情報を基に、今後新たに得られたサンプルの使われ方がどのグループに（どの予測モデルに）あてはまるかを推測し、寿命評価を行う。

ただしクラスター分析や決定木の他にも機械学習手法は様々あるため、比較検証しながら最良な手法を探っていく必要がある。本稿で提案した寿命評価のアプローチ（市場を使われ方で層別してグループ毎に寿命を予測する）をより実用的なものとするためにも、このような検討が大切である。

6.2.3. 他サンプルへの適用と提案内容の検証

6.1.3 節で述べたように、本稿のオンラインモニタリングデータはサンプル数が限られており、市場データ計測を更に増やし、続けていく必要がある。そして 4.5.2 節で述べたようにサンプリングの方法に注意する必要がある。

本稿執筆時点でもオンラインモニタリングが継続中であり、新たなサンプルも増えつつある。この時、第 4 章の主成分分析結果に基づいて使われ方の“空白の領域”に的を絞ったサンプリングが行われた。新しいサンプル（約 1 ヶ月分）を加えた主成分分析の結果を図 6.4 に示す。

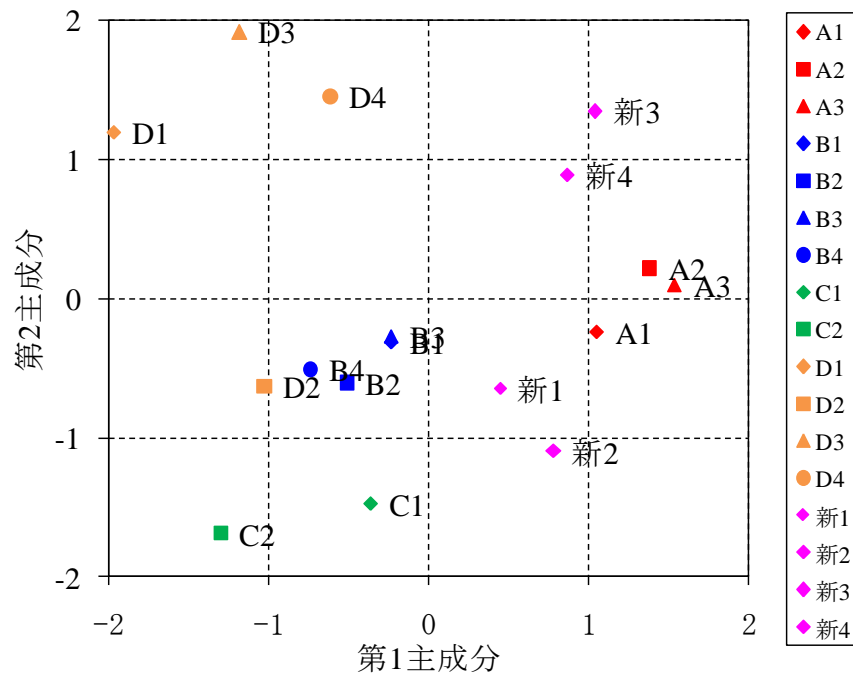


図 6.4. 新規サンプルを追加した主成分分析（第 1-2 主成分得点）

計測途中の稼働データであるものの、本稿の解析では現れなかった「高積載かつ高速走行主体のユーザ」・「高積載かつ一般道走行主体のユーザ」が実際にサンプリングされたことが分かる（新 1～新 4 の 4 サンプル）。すなわち事前にサンプリングした 13 台では、使われ方の把握に漏れがあったことが分かる。

使われ方のばらつきを定量的に示すことで、このようにサンプリングの網羅性を検証し、新たなサンプリングを行って評価を逐次更新していくことも可能となった。本事例のオンラインモニタリングのように全数搭載が困難な場合、このような検証を続け、今後オンラインモニタリングを標準化していく為の寿命評価モデル構築をさらに行っていくことが大切である。

参考文献

- [1] Escobar, L. A. and W. Q. Meeker (1995): “Planning Accelerated Life Tests with Two or More Experimental Factors”, *Technometrics*, **37**, pp.411-427.
- [2] Everitt, B. S. (2007): RとS-PLUSによる多変量解析, Springer.
- [3] 市田嵩・鈴木和幸 (1984): 信頼性の分布と統計, 日科技連.
- [4] 入江満 (2005): “国際標準における光ディスクの期待寿命推定法”, 信頼性, **27** (6), pp.392-399.
- [5] Irie, M., Y. Takahiro and O. Yoshihiro (2008): “Simple Estimation Method for Life Expectancy of Optical Disks Using Resampling Statistical Analysis”, *Japanese Journal of Applied Physics*, **47** (7), pp.6035-6038.
- [6] ISO/IEC 10995 (2008): Information technology -- Digitally recorded media for information interchange and storage -- Test method for the estimation of the archival lifetime of optical media, ISO.
- [7] 伊藤伸二・武田克信・三輪茂・瀬野堅司・小林正仁 (2014): “走行データとシミュレーションを活用したドライブトレイン開発”, 日野技報, 日野自動車株式会社, No.64, pp.96-100.
- [8] 小出隆夫 (2005): “疲労試験による寿命と強度の推定”, RC205 歯車装置に関する実用技術革新のための調査研究分科会 研究報告書, 日本機械学会, pp.21-29.
- [9] 久米均・飯塚悦功(1990): 回帰分析, 岩波書店.
- [10] Lee, J., F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao and D. Siegel (2014): “Prognostics and health management design for rotary machinery systems -Reviews, methodology and applications”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, **42**, pp.314-334.
- [11] 真壁肇・鈴木和幸・益田昭彦 (2002): 品質保証のための信頼性入門, 日科技連.

- [12] Meeker, W. Q. and L. A. Escobar (1998): *Statistical Methods for Reliability Data*, John Wiley and Sons, New York.
- [13] Meeker, W. Q. and Y. Hong (2013): “Reliability Meets Big Data: Opportunities and Challenges,” *Quality Engineering*, **26** (1), pp.102–116.
- [14] 中野真治 (2007): “半導体デバイスの信頼性基礎講座 (4) ーデバイス劣化の物理と化学ー”, *信頼性*, **29** (7), pp.475-478.
- [15] Nelson, W. (1990): *Accelerated Testing: Statistical Models, Test Plans, and Data Analyses*, John Wiley and Sons, New York.
- [16] Nelson, W. and W. Q. Meeker (1978): “Theory for Optimum Accelerated Censored Life Tests for Weibull and Extreme Value Distributions”, *Technometrics*, **20**, pp.171-177.
- [17] Ng, H. K. T, N. Balakrishnan, and P. S. Chan (2007): “Optimal Sample Size Allocation for Tests with Multiple Levels of Stress with Extreme Value Regression”, *Naval Research Logistics*, **54**, pp.237-249.
- [18] 日本機械学会(編) (1994): JSME S 002 : 1994 統計的疲労試験方法(改訂版).
- [19] 日本規格協会(編) (2003): JISハンドブック57 品質管理.
- [20] 日本信頼性学会(編) (2014): 新版 信頼性ハンドブック, 日科技連.
- [21] 日本信頼性学会(編) (2014): 日本信頼性学会2014年度第1回フォーラム「新版 信頼性ハンドブック」刊行記念レクチャーシリーズ 第3回: 信頼性ビッグデータの獲得・活用とその課題ーオンラインモニタリングの体系とその未来ー 講演資料集.
- [22] 小田柿浩三 (1978): 自動車の設計, 山海堂.
- [23] Pecht, M. and J. Gu (2009): “Physics-of-failure-based prognostics for electronic products”, *Transaction of the Institute of Measurement and Control*, 31 (3-4), pp.309-322.

- [24] Roff, D. A. (2011): 生物学のための計算統計学 —最尤法, ブートストラップ, 無作為化法, 野間口眞太郎訳, 共立出版.
- [25] Silvey, S. D. (1980): *Optimal Design*, Chapman and Hall.
- [26] 清水茂夫 (2003): “新P-S-N曲線と機械設計への応用”, 信頼性, **25** (8), pp.756-767.
- [27] 清水茂夫・当舎勝次・上田大介・下田博一(2006): “高硬度軸受鋼の回転曲げS-N試験の寿命分布と信頼性”, 精密工学会, **72** (9), pp.1108-1112.
- [28] 鈴木和幸 (1994): “寿命データのモデルと要因分析”, 標準化と品質管理, **47**, pp.84-88.
- [29] 鈴木和幸 (2004): 未然防止の原理とそのシステム, 日科技連.
- [30] 鈴木和幸 (2013): 信頼性・安全性の確保と未然防止, 日本規格協会.
- [31] 鈴木和幸・嶋崎真仁 (1995): “寿命データの要因分析と残差分析”, 標準化と品質管理, **48**, pp.76-82.
- [32] 鈴木和幸・椿広計 (2013): “トラブル未然防止への全体スキームとオンラインモニタリング情報の活用”, 第17回信頼性とシステム安全学予稿集, pp.38-45.
- [33] 角田義人 (1995): 光ディスクストレージの基礎と応用, 電子情報通信学会.
- [34] 山本渉・金路 (2014): “S-N曲線の推定について”, 第18回信頼性とシステム安全学予稿集, p.42.
- [35] 渡部篤美 (2005): “長期保存用DVDディスクの寿命評価法”, 信頼性, **27** (6), pp.400-410.

関連・参考論文の印刷公表の方法及び時期

I. 関連論文

[1] 全著者名：熊崎千晴, 鈴木和幸, 山本渉

論文題目：対数正規分布に基づく加速寿命試験のD最適計画

印刷公表の方法及び時期：日本信頼性学会「信頼性」, 34巻, 3号,
pp.203-213, 2012年3月.

[2] 全著者名：Chiharu Kumazaki, Watalu Yamamoto, and Kazuyuki Suzuki

論文題目：Lifetime Prediction of Vehicle Components Using Online
Monitoring Data

印刷公表の方法及び時期：ANQ Congress 2014 Singapore, RL2-2-2, pp.1-13,
2014年8月.

II. 参考論文

[1] 全著者名：熊崎千晴, 鈴木和幸, 山本渉

論文題目：加速寿命試験データに基づく DVD の寿命推定法とその考察
印刷公表の方法及び時期：日本信頼性学会 第 22 回秋季信頼性シンポジ
ウム発表報文集, pp.57-60, 2009 年 11 月.

本論との対応：第 2 章, 第 3 章

[2] 全著者名：熊崎千晴, 鈴木和幸, 山本渉

論文題目：加速寿命試験データに基づく寿命推定法と最適試験計画
印刷公表の方法及び時期：日本信頼性学会 第 18 回春季信頼性シンポジ
ウム発表報文集, pp.61-64, 2010 年 5 月.

本論との対応：第 2 章, 第 3 章

[3] 全著者名：熊崎千晴, 鈴木和幸, 山本渉

論文題目：対数正規分布に基づく加速寿命試験の D 最適試験計画に関する考察

印刷公表の方法及び時期：第 41 回信頼性・保全性シンポジウム報文集,
pp.333-338, 2011 年 7 月.

本論との対応：第 2 章, 第 3 章

- [4] 全著者名：熊崎千晴, 鈴木和幸, 山本渉
論文題目：対数正規分布に基づく加速寿命試験の D 最適計画導出とその
考察
印刷公表の方法及び時期：日本信頼性学会 第 24 回秋季信頼性シンポジ
ウム発表報文集, pp.15-18, 2011 年 10 月.
本論との対応：第 2 章, 第 3 章
- [5] 全著者名：熊崎千晴, 横山真弘, 山本渉, 鈴木和幸
論文題目：オンライン情報に基づく寿命予測と最適サンプリング計画
印刷公表の方法及び時期：電気通信大学情報システム学研究科 第 16 回
信頼性とシステム安全学予稿集, pp.46-51,
2012 年 2 月.
本論との対応：第 5 章
- [6] 全著者名：熊崎千晴, 山本渉, 鈴木和幸
論文題目：オンラインモニタリングデータ活用による使われ方のばらつ
きを考慮した車両ユニット寿命予測
印刷公表の方法及び時期：第 44 回信頼性・保全性シンポジウム報文集,
pp.489-494, 2014 年 7 月.
本論との対応：第 4 章, 第 5 章

- [7] 全著者名 : Chiharu Kumazaki, Watalu Yamamoto, and Kazuyuki Suzuki
論文題目 : Lifetime prediction of vehicle components in considering usage
conditions based on online monitoring
印刷公表の方法及び時期 : ICQ' 14 Tokyo, pp.952-963, 2014 年 10 月.
本論との対応 : 第 4 章, 第 5 章

謝辞

本論文をまとめるにあたり，指導教官の電気通信大学 鈴木和幸教授には大変多くの御指導，御鞭撻を賜りました．私が信頼性工学・品質管理の世界に足を踏み入れて以来，御多忙の中も多くの御教示をいただいたこれまでの6年間は身に余る貴重な時間であったと感じます．その中で，信頼性・品質に対する胆識や思想，研究に対する真摯な姿勢など多くの事柄を学ばせていただきました．ここに心より感謝申し上げます．

情報システム学研究科 田中健次教授，栗原聡教授，および情報理工学研究科 由良憲二教授，内海彰教授の諸先生方には査読や審査会において多くの御助言をいただきました．これらの御助言は本研究の有用性や実用性をまとめる為の大きな助けとなっており，ここに厚く御礼申し上げます．

また，日野自動車株式会社 鈴木孝幸氏をはじめ内野直明氏，岡崎要一郎氏，庄山幸司氏の諸氏には，社会人博士への進学のお機会を与えていただき，本論文をまとめるにあたっては技術者の立場から多くの御助言をいただきました．心より深謝申し上げます．

一方，本論文におけるオンラインモニタリングデータ活用に関する考え方は富士ゼロックス株式会社の高野昌泰氏をはじめとした諸氏とのこれまでの議論が重要な基盤となっております．ここに心より御礼申し上げます．

鈴木研究室に身を置いて研究を進めるにあたり，山本渉先生，石田勉先生，大石修二先生，横川慎二先生，金路先生には，研究の妥当性や理論上の正当性を高める為の多くの貴重な御意見を賜りました．諸先生方にも6年間に渡り大変お世話になり，ここに心より御礼申し上げます．

最後に，私の業務内容を理解していただき多くの補助をいただいた会社の上司の皆様，博士課程の先輩としていつも応援して下さった横山真弘先生，そして私にお付き合い下さったゼミ生の方々に対し，心より感謝の意を申し上げます．今後とも何卒宜しくお願い致します．

著者略歴

熊崎 千晴 (くまざき ちはる)

2010年3月 電気通信大学 電気通信学部 システム工学科 卒業

2010年4月 電気通信大学大学院 情報理工学研究科
総合情報学専攻 博士前期課程 入学

2012年3月 同上 修了

2012年4月 日野自動車株式会社 入社

2013年10月 電気通信大学大学院 情報理工学研究科
総合情報学専攻 博士後期課程 入学
現在に至る

日本信頼性学会, 日本品質管理学会 正会員