

中古車オークションデータを用いた 自動車リースの査定条件に関する分析

中原 孝信, 森田 裕之, 羽室 行信, 本橋 信次

1. はじめに

本研究の目的は、中古車のオークションデータを用いることで、自動車リースにおける「リース条件」の設定方法、ならびに「残存価額」の推定手法を確立することにある。さらに、それらの手法に基づき、我々が「戦略マップ」と呼ぶ、条件設定に応じた期待利益率を提示する手法を提案する。リース会社は、これらの手法を用いることにより、車種別のリース契約に関する効果的な条件設定を行うことが可能となる。

自動車リースは法人向けリースを中心として国内新車販売台数の13%を占めるまでに成長している。自動車リースの契約には多様な形態が存在するが、概ね次にあげる特徴を備えている。1) ユーザーはリース会社に5年程度の契約で月額の使用料を支払って車を借り受ける。2) 購入時に契約満了時の車両価値を「残存価額」(以下「残価」と略記する)として設定し、その額を車両本体価格から差し引いて月額の使用料を決定する。3) 金利、税金、登録料、保守管理費用などはリース料金に含まれる。4) 契約満了時に一定の走行距離を超えていた場合、ユーザーは定められたペナルティ料金を支払う。5) 契約満了時に一定の基準を超えた著しい損傷があれば、ユーザーは原状回復費

用を負担する。6) 契約満了後には、車両は中古車市場で売却される。

リース会社の立場に立つと、2)に示された契約時における残価の設定、および4, 5)に示された契約満了時の条件設定(「リース条件」と呼ぶ)が制御変数となっており、また実際の残価は契約満了時の中古車市場(6)で決まる。それゆえに、契約時に行われる残価の推定精度およびリース条件の設定内容がリース会社の利益率を左右する核心となる。

日本における企業向け自動車リースは40年以上の歴史があるが、これまでは、営業用社用車に見られるように用途および対象車種が限定されていた。そのため、経験則によって残価を設定することでもある程度は対応可能であった。しかしながら近年、新車購入時の経済負担が少ないという理由から個人向け自動車リースが注目されており、多様な用途かつ多様な車種への対応が不可避となり、残価設定に伴うリスクが今後ますます増大すると予測される。

そのようなリスクへの対応手段としては、残価に伴う損失を証券化するなどリスクマネジメントの手法によりリスクをヘッジする方法[4]と、残価の推定精度を向上させ、また、より適切な条件設定を行うことで、変動リスクそのものをできる限り軽減する方法が考えられる。本研究は後者の方法について焦点をあてる。

残価に影響を及ぼす要因は、車種によって異なり、また、走行距離など大きな影響を及ぼす要因もあれば、バンパーの小さな傷のようにほとんど影響を与えない要因も存在する。そこで、残価の変動に大きなマイナスの影響を及ぼす主要因を車種別に抽出し、それらの要因を契約時のリース条件としてユーザー負担とすることで残価の変動リスクを軽減する。主要因の発見については、頻出パターンマイニングの手法を応用する。そしてそれらの主要因が原状回復された場合の残価をその他の要因から推定するが、そこでは協調フィルタ

なかはら たかのぶ
大阪府立大学 大学院経済学研究科
もりた ひろゆき
大阪府立大学 経済学部経営学科
〒599-8531 堺市中区学園町1-1
はむろ ゆきのぶ
関西学院大学 経営戦略研究科
〒530-0013 大阪市北区茶屋町19-19
もとはし のぶつぐ
エフアンドエムネット(株)
〒564-0063 吹田市江坂町1-23-38
受付 08.7.22 採択 08.11.10

リングで利用される手法を応用する。残価を高い精度で推定することで、残価設定に伴うリスクを軽減することが可能となる。さらには、上記で求めたリース条件および推定残価に基づき、契約時に設定する残価と金利に応じた期待利益率を提示することでリース会社を支援する手法（「戦略マップ」と呼ぶ）を提案する。

2. 分析対象データと基礎分析

本稿で利用するデータは、自動車のオークションデータである¹。開催期間は2005年から2007年の3年間で323回のオークションが開催されており、全体で約12万5千台の車が出品されている。車の情報は、メーカー名、車種名などの基本的な項目に加え、ナビやエアコンの有無、燃料・駆動方式、そして認定形式など各車を特定できる情報が含まれている。また、中古車特有の情報としては、初年度登録、走行距離、損傷箇所などの傷に関する情報、そして、車検期限や保証書の有無などの情報が利用可能である。入札に関しては、入札数は確認できるが、個々の入札金額は不明であり、最高値の落札金額のみが利用可能である。

データの基礎集計から、新車価格に対する落札金額の割合は、平均すると2割程度（約19%）であることが確認された。また、出品された車の99%は何らかの傷を伴っており、1台あたり平均16カ所に傷が存在している。そして、走行距離が10万キロ未満の車が約50%であり、初年度登録から出品された年までの経過年数は、10年未満の車が全体の約93%で大部分を占めている。これらの結果から、大部分の車には何らかの傷があり、経過年数に対して走行距離の多い車が出品されている傾向がある。また出品されている車の85%が、新車価格200万未満の車であり、高級車の出品は全体として少ない。これは、出品者の大部分がオートファイナンス事業者であり、主として法人利用車が出品されていることが理由として考えられる。一般的な傾向として落札金額は、走行距離、経過年数、そして傷の多少に依存していると考えられる。走行距離と経過年数については、予備実験として重回帰分析を行った結果からもその傾向が確認されたが、トラックなど車種によっては、傷が多くてもさほど落札金額に影響を与えない場合も確認された。

3. 本データにおける分析の方針と手法の提案

今回のデータに対する分析の一般的な目的としては、オークション会場における買い手や売り手に対する何らかの示唆を与えること、または会場提供者に対する成約件数の増大支援などが考えられる。しかし買い手に対する有利な情報は、また同時に売り手に対してはその対抗策を与える結果となる。その逆も同じであり、結局は、ある車両に対する均衡価格へ近づける結果となるだろう。これは少し長期的な視点で見れば、会場提供者に対する成約件数の増大としての効果をもたらすと考えられるが、所与のデータでそれを確認することは困難であると思われた。

そこで本稿では、個人向け自動車リース業の観点から、リース条件設定に関する有益な示唆を与えることを目的とした分析を以下で展開する。前述のように法人向け自動車リース市場は確立されている一方で、個人向け自動車リースは発展途上にあり、市場を拡大するためには、複雑な傷などの査定条件を緩和しながら、残価に重大な影響を与える条件だけを抽出して、それらをリース条件として設定できるような方法を提案すること、そしてシンプルな条件設定下での、リース会社の制御変数であるリース金利と残価（残価率）の設定を支援することが重要であると考えられる。これらを実現するため、以下の3つのことが必要となる。

1. 各車両の残価に重大な影響を与える傷などの要因（条件パターン）を抽出すること
2. 識別された条件パターンを原状回復した場合の落札金額を推定すること
3. 推定落札金額を用いた場合の有効なリース金利と残価（残価率）の設定を支援すること

所与のデータの多くの項目は有無を表す離散値であり、出力された結果の解釈の容易性からもパターン分析のアプローチは魅力的であると思われたが、いくつかの説明変数の離散値化と目的変数値の設定について工夫する必要があった。説明変数に関しては、傷は程度を示すポイントが付与されており、走行距離は、距離そのものが数値で与えられていた。傷は予備実験の結果から必ずしもポイントに従って比例した影響を受けるわけではなく、関係者にインタビューしたところ、傷の程度は修理するか交換するかの2つに大きく分かれることがわかった。そのため、ポイントによって各車両部位の傷を、傷なし、修理、交換という3つの区分

¹ 平成19年度データ解析コンペティションで提供していただいたデータを用いている。

に分類した。走行距離については、比較的価格との相関性が強い傾向を示したが、1 kmの違いというよりは、ある程度大きな区分で十分であることが予備実験から観察された。そこで本実験では分布を3等分して値を離散化することにした。

次に目的変数について、通常パターン分析では、あるパターンに該当する件数を全体の件数で除したサポート値やその類似指標が評価基準として用いられることが多い。しかし、本分析においては、多くの車両に該当しても、落札金額を大きく低下させるような影響がなければ、あまり重要なパターンであるとはいえない。逆に、該当数が少なくても大きく価格を低下させるならば、それは重大な意味を持つパターンであるといえる。したがって、各車両にパターンが該当した場合の評価値としては、ユニットコストで考えるより、重要度を示す相対的な値が望ましいと考えた。実際の落札金額をそのまま使うことも可能であるが、その場合、抽出されるパターンは、落札金額の高いもの、低いものの両方に該当する可能性が生じる。理想的には、当該データを落札金額の高いグループと低いグループの2つに分け、それぞれに正值と負値の重みを付けることができれば、対照的かつ影響力が大きなパターンを発見することができる。そこで本実験では、落札金額をZ得点に変換し、各トランザクションに与えることとした。

以上の操作によって、落札金額を低下させる特徴的なパターンが発見されるわけだが、このパターンが原状回復された場合の落札金額に対する影響はこのままではわからない。そこで、パターンに該当する部分を回復させたと仮定した車両条件を新たに作り、その場合の落札推定金額を協調フィルタリングの手法を用いて推定し、その差分をパターンの価値と考える。協調フィルタリングは、一般には映画や本などの各個人の評価値データをもとに、他の未評価作品の評価値推定に用いられ、高い評価値推定を得た作品を推奨するアプリケーションなどが存在している。本稿では、傷などの各条件値をそれぞれの既存評価値、落札金額を未評価値と考え、類似している車両のデータから、未評価値である落札金額を推定値として求める。

以上の計算結果を元に、制御変数であるリース金利と残価率を決定すれば、粗利率が推定される。売上と売上原価は以下の図1のように考えることにする。まず売上としては、ユーザーが支払う「(新車価格-残価)」とそれに必要な金利手数料、そして、リースが

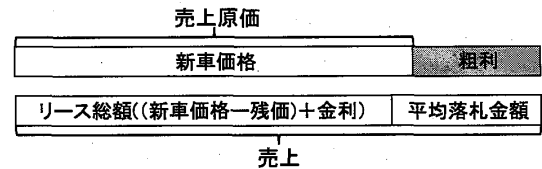


図1 自動車リースの支払いモデル

		残価率	
		0%	100%
リース金利	0%	それぞれの設定値における粗利率や支払金額などを計算する	
	・		
	・		
	α%		

図2 戦略マップの例

終了した車をオークションにかけた際に発生する落札金額がある。落札金額は車によって異なるため、ここでは同一車種の平均落札金額を利用して各車種の売上金額を計算することにする。また売上原価としては、主に車両の新車価格が考えられる。これ以外にも、例えばリース会社が新車を購入するのに必要な資金の調達コストを売上原価と考える見方もあるかもしれない。しかしそれは企業によっても異なりコストは明確ではないため、ここでは資金調達コストは用いずに粗利を計算することにする。他の販売および一般管理費や営業外損益は、営業利益や経常利益の計算には必要であるが、ここでは粗利の計算であるため列挙していない。したがって粗利=売上-売上原価となるので、粗利率は以下のように計算される。

$$\text{粗利率} = \frac{\text{粗利}}{\text{売上}} \quad (1)$$

残価は新車価格×残価率によって計算される。リース金利に関しては、新車価格から残価を差し引いた金額を元本とし、返済期間は、初年度登録から出品された年までの経過年数を返済期間と想定し元利均等返済方式でそれぞれ計算する。リース金利と残価率は、競合他社との関係も考慮すべきであるため、ある程度幅をもって、それぞれの組合せによる予測粗利率を提示することが2つの変数を決定することの大きな支援になると考えた。そこで図2のようなリース金利と残価率のマトリックスを作成し、戦略マップと呼ぶことにする。また戦略マップ内の1つのセルを1戦略と呼ぶことにする。このときのリース金利および残価率の範囲とその刻みは任意である。戦略マップでは残価率を大きく設定するほど、またリース金利を安く設定するほど

ど利益の確保は困難となり、それぞれ逆にすれば容易になる。したがって右上のほうが利益が薄くなり、左下が最も利益が生じる設定となる。この際、金利は調達金利との関係から、また残価率は粗利の観点から積算されて算出されることが多いが、逆に競争優位性を獲得する観点からトップダウンで設定される場合もあると思われるので、ここでは0%から任意の値を設定できるものとする。そして各車両に対し戦略マップを提示することで、競合他社などとの関係も考慮に入れた設定が容易になる。

4. 関連研究

本手法は、既存の手法を工夫して組み合わせて用いているところに独自性がある。以下では、手法の中で利用しているパターン抽出と協調フィルタリングに関する研究について言及する。

パターンの抽出は、文献[1]以来、多くの研究が積み重ねられてきている。特に近年の発展は目覚ましく、飽和集合に着目した効率的なパターン探索方法であるLCM[6][7]は特に高速列挙が可能であり、大きな可能性を秘めている手法である。近年、このような手法の高速化に伴って、実用性の観点から2種類以上の異なるデータベースに対する対照的パターンの抽出にも焦点が当てられている。既存手法としては、Emerging patternと呼ばれる2つの集合間のサポート比の下限值を設定することで抽出数を制限し、集合の判別に利用する手法[2]などが存在するが、計算コストが大きいという問題が存在している。ところで上述のLCMは、現在5.2というバージョンが公開されており²、このバージョンではトランザクションに正值と負値の重みを異なる集合のトランザクションに付加し、正值集合の重み合計値が大きなパターンを抽出可能である。これは例えば2つの異なるデータベースAとBの各トランザクションに、それぞれ1と-1の重みをつけたとすれば、Aのデータベースに顕著なパターンが抽出されることになる。この機能を活用し、本論文では、落札金額の平均値以上と以下の2つの集合を分類し、それらの各トランザクションには、落札金額をZ得点化した値を付与することによって、落札金額に大きな影響を与えるパターンが抽出できるように工夫している。

² 国立情報学研究所宇野毅明先生のHPで公開されている。
<http://research.nii.ac.jp/~uno/codes-j.htm>

一方、協調フィルタリングは、文献[5]の論文以来いくつかの工夫が提案されている。その中のユーザーベースの手法では、当初は他のユーザーとの類似性をピアソンの相関係数などを使って算出し、これをウェイトとしてそれぞれのユーザーの評価値を修正して推定値を計算する方法がとられていた。その後文献[3]にまとめられているように、あるユーザーに類似したユーザーだけを推定計算に利用するような近傍ベースの方法が利用されるようになってきている。本分析でも、ユーザーベースの類似近傍の利用方法を一部修正した手法を適用している。

5. 提案手法の適用

上述した提案手法を本分析データへ適用するに際し、分析対象車種として、初年度登録から出品までの年数が3, 4, 5年の車で、新車価格が特定可能であり、取引数が最低40以上存在する202車種を対象とした。分析では、メーカー名、車種名、グレード名、排気量、駆動方式、そして年数が同一の車を同一車種として扱うことにする。対象とする202車種の総出品数は約2万2千台であった。

5.1 落札金額に影響を与えるパターンの抽出

まずLCMによるパターン抽出を行うため、前述のように、説明変数には、各車両部位の損傷度(傷なし、修理、交換)、距離(少、中、多の3等分割)、各種オプションの有無(パワーウィンドウなど、色も含む)が与えられる。目的変数として各トランザクションには、区分した車種ごとに落札金額を平均0、標準偏差1になるように標準化したZ得点を与える。このとき、あるパターン pt の重みは以下のように定義される。

定義 (ptの重み) $w_s(pt)$: あるパターン pt を持つトランザクションのウェイト合計
ここでウェイトは、Z得点を意味している。またZ得点は落札金額の大きさを反映させたものであり、あるパターン pt の重みの合計値が負の場合には、落札金額が平均よりも小さい車両に顕著なパターンを意味している。したがって、落札金額にマイナスの影響を与えるパターンを抽出するために、重みの合計値が小さいものからトップ100個のパターンを選択する³。最

³ 前述のように、LCMは重みの合計値が大きなパターンのみ抽出可能であるため、実際の計算では、重みの正負を反転させてパターンを抽出している。これは実際には、重みの合計値が小さいものからパターンを抽出していることに等しい。

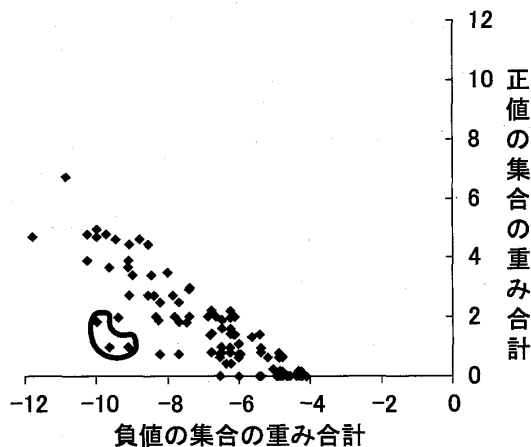


図3 抽出したパターンの散布図

最終的には、後で説明する評価基準によって、数個のパターンを採用するが、その候補となるパターン数は今回のデータに対しては100程度で十分であった。

図3は、スズキアルトLb(3年)の車種に対して、抽出したパターンをプロットしたものである。ここで各点は、1つのパターンを表している。それ以外の201車種に対しても同様にパターンを抽出している。図の中で特に負値の集合に強く出現しているパターンは、囲みのある3つのパターンで、正と負の差が-8以上と非常に顕著なパターンである。その内の1つのパターンを詳細に見ると、「前バンパー交換&左前ドア交換&左後ドア交換」という交換レベルの傷が3つ存在するパターンであり、落札金額を下げる強い要因であることがわかる。したがってオートリース返却時の査定条件としては、このようなパターンに着目し、これを原状回復させることを条件とすることで、落札金額の増加が期待される。

5.2 協調フィルタリングによる落札金額の予測

リース条件を決定するに際し、傷については原状回復可能である。傷以外の要因についてもすべてを傷と同じように扱って原状回復コストを推定することは可能であるが、距離、各種オプションの有無、そして色については、事実上原状回復することはあまり現実的であるとはいえない。そこで距離は、「少」「中」「多」の3つの集合の各平均落札金額を計算して、1ランク条件が良くなるような差額分をペナルティ料金とする。一般的には、規定の走行距離を超えた距離に応じて1kmごとにペナルティが発生するケースも多いが、データからは、もう少し大きな距離区分が落札金額に影響を与えていると考えても問題がないようであった。一方、ユーザー側の実用的な観点からは、条件はシン

プルなほうが望ましいともいえるので、上記のようなペナルティ方法を採用した。

また、各種オプションは同様に有無により2つの集合に車を分け、各集合の平均落札金額の差額分をペナルティ料金として設定する。色は、ユーザーがリース契約時に選択可能な条件であるため、事前に査定条件が示され、不利な色がわかればそれを避けることができると思われるので、ここではペナルティ料金は設定しないことにする。傷に関しては、抽出したパターンに該当する傷の部分を実状回復させたと仮定し、パターンに該当する傷を傷なしの状態に置き換えたデータを作成する。前述のパターン例では、前バンパー、左前ドア、そして左後ドアの交換傷と完全に一致する傷を持つ車の該当箇所が傷なしの状態に置き換えられる。最終的には、予測価格と実際価格との差から傷パターンのコストと、上述の距離とオプションのペナルティ

コストの和を該当する条件の原状回復費用と考える。ある車種のある車を $c_i, i=1, \dots, l$, 車 i の属性 j を $a_{ij}, j=1, \dots, m$ とする。ここで属性は、LCMで用いた説明変数と同様に、傷、距離、そして各種オプションからなる離散値データを合計33項目利用している。それらのコーディングとして、傷は、傷なし、修理、交換、そして走行距離は少、中、多をそれぞれ1, 2, 3にコーディングしている。また各種オプションは、PS, PW, NAVI, Wタイヤ、抹消区分、保証書、整備手帳、そして修復歴に関する有無をそれぞれ0, 1でコーディングし、色は22種類の一致、不一致を0, 1にコーディングしている。

このとき以下の方法で落札金額を推定する。

1. c_t を落札金額を予測する車としたとき、類似度 $sim(c_i, c_t)$ を以下の式(2)で計算する。そして $sim(c_i, c_t) \geq 0.5^4$ を c_t の近傍メンバーとし、その集合を $neighbor(c_t)$ とする。

$$sim(c_i, c_t) = \frac{\sum_{j=1}^m (a_{ij} - \bar{a}_i)(a_{tj} - \bar{a}_t)}{\sigma_i \cdot \sigma_t} \quad (2)$$

$$\text{ただし, } \sigma_k = \sqrt{\sum_{j=1}^m (a_{kj} - \bar{a}_k)^2}, \quad i \neq t$$

ここで、 \bar{a}_i は a_{ij} の j に関する平均値とする⁵。

2. 車 $c_i \in neighbor(c_t)$ の落札金額を b_i とすると、落札金額を予測する車 c_t の予測落札金額 \hat{b}_t は

⁴ 文献[3]でも同様に閾値は実験的に設定している。これはデータに依存する値であると考えられ、今回、複数の閾値を設定して計算実験を行ったところ、閾値を0.5に設定した場合の結果が最もよかった。そこで本稿では、0.5に設定して計算実験を行うことにした。

以下の式(3)で計算される。

$$\hat{b}_i = \bar{b} + \frac{\sum_{i=1}^n (b_i - \bar{b}) \times \text{sim}(c_i, c_t)}{n} \quad (3)$$

ここで、 $n = |\text{neighbor}(c_t)|$, $\bar{b} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n b_i$ とする。

まずこの方法の精度を確認する。ここでは各車種に対してデータをテスト 20%とトレーニング 80%に分け、テストデータに含まれている車の落札金額を上述の方法によって予測し、協調フィルタリングでよく利用される MAE を利用する。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{b}_i - b_i| \quad (4)$$

N は 202 車種の 20% ずつの合計で $N=4467$ とした。

計算の結果、提案手法による MAE は 51061.2 であり、これは、全車種の平均落札金額約 30 万円に対して約 ±5 万円程度の差で予測できていることを示している。

次に得られたパターンはいずれも落札金額を改善する有用なリース条件であるが、それらすべてをリース条件に設定すると複雑になる。そこでより明確でシンプルなリース条件を提示するという観点から、落札金額が最も増加するパターンを用いることにする。ただしその際、単一のパターンでは、各車種のカバー率⁶が低く 30%に満たない場合は、30%を超えるまで次に増加金額の高いパターンをリース条件に加える。最終的に、202 車種のうち、129 車種は単一のパターンをリース条件とし、残りの 73 車種は 2 つのパターンをリース条件として利用した。

5.3 計算結果

図 4 は、上述の手法でリース条件を設定した場合と、リース条件を設定していない場合の最大粗利率と戦略の広さを比較したものである。これらは、リース金利を 0~10% までの 1% 刻みで、また残価率を 20~50% までの 5% 刻みに設定して作成した戦略マップから得られたものである。図では、全部を表示すると細かすぎるので、戦略の広さを 40% 以上、最大粗利率を 15% 以上に限定して図示している。ここで戦略の広さ

⁵ (2)式では、一般には 2 つの車の属性が異なっているにも関わらず、類似度が最大値の 1 になる場合や、 a_{ij} がすべての j について等しいとき、 σ_i が 0 になり(2)式が計算できない場合が存在する。しかし、今回利用したデータでは、いずれの場合も発生していないことを確認している。

⁶ カバー率 = $1 - \frac{\text{どのパターンにも当てはまらなかった車数}}{\text{全車数}}$

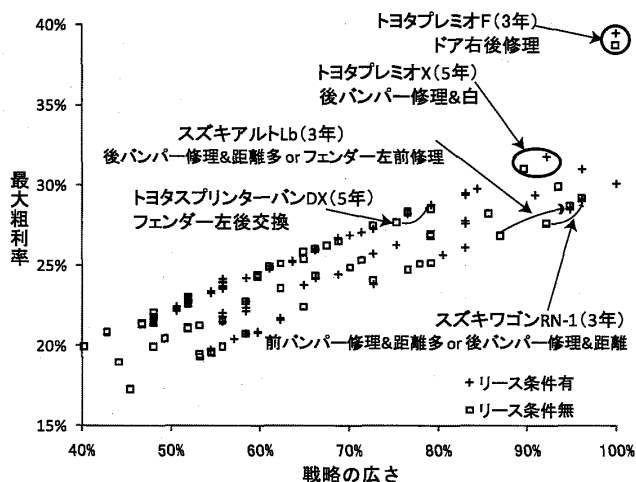


図 4 リース条件有りとのリース条件無しとの比較

表 1 リース条件の有無による効果の比較

全体の効果	平均	標準偏差	最大
粗利率	1.2%	0.8%	5.3%
戦略の広さ	4.3%	3.3%	16.8%

は、総戦略数に対して、正の粗利率を持つ戦略数の割合を表している。また最大粗利率は、当該戦略マップ中で粗利率が最大の値を表している。図中の+の点は、リース条件を設定した場合、また、□の点は、リース条件を設定していない場合を示している。例えば、最も右上の点であるトヨタプレミオ F (3 年) は、リース条件の有無にかかわらず、戦略の広さは 100% を示しているため、戦略マップの中で粗利率が負となる戦略は 1 つもないということが分かる。また、「ドア右後修理」をリース条件に設定することで、最大粗利率が若干ではあるが改善されることが確認できる。これらの全体的な効果を表 1 に示す。リース条件を設定することで、設定しない場合に比べて、粗利率は平均 1.2%、最大では 5.3% 増加していることがわかる。また、戦略の広さは平均 4.3% 増加しており、総戦略数は 77 なので、約 3 つの戦略がマイナスからプラスの粗利率に転じている。これは設定条件をかなり絞った状態の結果の比較であり、より多くのリース条件を設定することに問題がなければ、戦略をさらに改善することが可能である。このようにそれぞれの車に合わせて明確なリース条件を設定することで、オートリース会社にとってより明確なリース条件をユーザーに提示することが可能になり、同時に自社の競争戦略の策定も容易になると考えられる。

図 5 は、トヨタプレミオ X (3 年) で後バンパーに

トヨタプレミオX3年								
粗利率	残価率							
	20%	25%	30%	35%	40%	45%	50%	
0%	21.2%	18.0%	14.5%	10.7%	6.5%	1.9%	-3.1%	
1%	22.0%	18.8%	15.3%	11.5%	7.3%	2.7%	-2.3%	
2%	22.8%	19.6%	16.1%	12.3%	8.1%	3.5%	-1.5%	
3%	23.5%	20.3%	16.8%	13.1%	8.9%	4.3%	-0.7%	
4%	24.2%	21.1%	17.6%	13.8%	9.7%	5.1%	0.1%	
5%	25.0%	21.8%	18.4%	14.6%	10.5%	5.9%	0.9%	
6%	25.7%	22.5%	19.1%	15.4%	11.3%	6.7%	1.7%	
7%	26.4%	23.3%	19.9%	16.1%	12.0%	7.5%	2.5%	
8%	27.1%	24.0%	20.6%	16.9%	12.8%	8.3%	3.3%	
9%	27.8%	24.7%	21.3%	17.6%	13.5%	9.0%	4.0%	
10%	28.5%	25.4%	22.0%	18.3%	14.3%	9.8%	4.8%	

1回の支払額	残価率							
	20%	25%	30%	35%	40%	45%	50%	
0%	39,667	37,188	34,708	32,229	29,750	27,271	24,792	
1%	40,281	37,764	35,246	32,728	30,211	27,693	25,176	
2%	40,902	38,345	35,789	33,233	30,676	28,120	25,564	
3%	41,528	38,932	36,337	33,741	31,146	28,550	25,955	
4%	42,160	39,525	36,890	34,255	31,620	28,985	26,350	
5%	42,798	40,124	37,449	34,774	32,099	29,424	26,749	
6%	43,443	40,727	38,012	35,297	32,582	29,867	27,152	
7%	44,092	41,337	38,581	35,825	33,069	30,314	27,558	
8%	44,748	41,952	39,155	36,358	33,561	30,764	27,968	
9%	45,410	42,572	39,734	36,896	34,058	31,219	28,381	
10%	46,078	43,198	40,318	37,438	34,558	31,678	28,798	

図5 トヨタプレミオXの戦略マップ

修理傷がある場合は原状回復というリース条件を設定した場合に、得られた戦略マップと、一回あたりのリース料金を示している。色つき部分は、粗利率が負の領域と、他のリース会社で契約した場合に支払う1回あたりのリース料金よりも、支払額が高額になる領域を示している。色つき部分の戦略は、赤字になるかまたは競争優位性を確保できないため、最終的には、色つき以外の領域の中で、最も粗利率が高くなる残価率35%、リース金利6%のプランをリース会社は選択することで、競争的なリース条件を提示することが可能となる。

6. 終わりに

本稿では、中古車のオークションデータに対して、パターン分析と協調フィルタリングの手法を工夫して活用することで、落札金額に重大な影響を与える条件パターンを発見し、それを原状回復した際の落札金額の推定方法を提案した。これらを組み合わせて用いることは、それほど実用的には多くはないかもしれないが、それぞれ単独でも十分に活用できる方法であると思われる。

今回のデータでは、車両の種類や経過年数などで分類した複数の戦略マップを作成し、これらを個々に活

⁷ この場合は、おくるまりース (<http://www.o-kuruma.jp>) の35,500円と比較した。

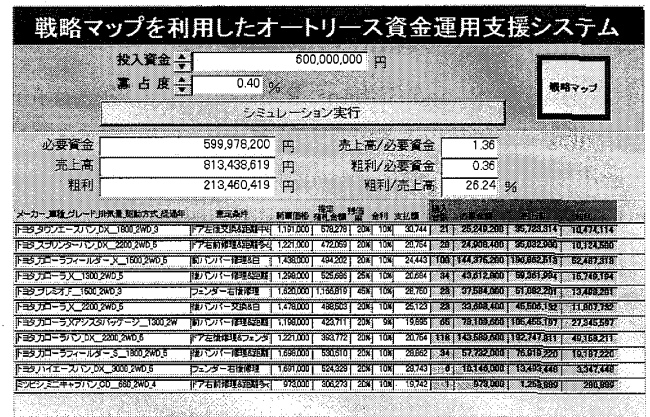


図6 戦略マップの活用例

用することが可能であるが、まとめて全体として活用することも可能である。追加的な情報として、各車両の販売予測上限値、投資可能資金額、そして競合他社の設定条件を入力できれば、各車両における1台あたりの利益を最大にする設定値は、前述のように、戦略マップと追加された競合他社の設定条件から決定される。各車両の1台あたりの最大利益と必要コスト、そして追加する各車両の販売予測上限値と投資可能資金額を併せると、全体としては、投資額に対する最大利益額を算出する一種のナップザック問題と考えることができる。そのような想定で作成した1つの例が図6に示す『戦略マップを利用したオートリース資金運用支援システム』である。このシステムでは利便性を考慮して、システムが解を提示するとともにそこから、さらにユーザーが対話的に一部を変更することが可能となっている。したがって、変更しながら、全体の利益やコスト、そして全体の状況を確認しつつ設定が可能ないように支援する仕組みとなっている。これらの機能は戦略マップを個人向けオートリース事業の現場で利用することを想定し、より実務に近いイメージとして提示したものであるが、さらに競合他社の価格や車種ごとの販売台数をメンテナンスする機能を付加することで、実務での使用も可能なシステムに成り得ると考えている。

謝辞 本研究を行うに際し、多大なご協力をいただいた(株)エフアンドエム原田博実氏、エフアンドエムネット(株)片本一平氏、楽天(株)米田知弘氏、そしてLCMをご提供いただいた国立情報学研究所の宇野毅明先生に感謝いたします。また、本研究の一部は科研費(18300055)および(0196928)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Agrawal, R. and Srikant, R.: "Fast Algorithms for Mining Association Rules," in Bocca, J. B., Jarke, M. and Zaniolo, C. eds., Proceedings of the 20th Very Large Data Bases Conference, pp. 487-499, Morgan Kaufmann (1994).
- [2] Guozhu, D., Xiuzhen, Z., Limsoon, W. and Jinyan, L.: "CAEP: Classification by Aggregating Emerging Patterns," Proceedings of the Second International Conference on Discovery Science (1999).
- [3] Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Borchers, A. and Riedl, J.: "An Algorithmic Framework for Performing Collaborative Filtering," Proceedings of the 22nd ACM SIGIR Conference on Information Retrieval, pp. 230-237 (1999).
- [4] 甲斐良隆, 加藤進弘: 「リスクファイナンス入門」, 文唱堂印刷, pp. 146-147 (2004).
- [5] Resnick, P., Iacovou, N., Sushak, M. and Bergstrom, P.: "GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews," Proceedings of ACM Computer Supported Collaborative Work Conference, pp. 175-186 (1994).
- [6] Uno, T., Asai, T., Uchida, Y. and Arimura, H.: "LCM: An Efficient Algorithm for Enumerating Frequent Closed Item Sets," IEEE ICDM 04 Workshop FIMI 03 (2003).
- [7] 宇野毅明, 有村博紀: "飽和集合列挙アルゴリズムを用いた大規模データベースからのルール発見手法," 統計数理, 第53巻, 第2号, pp. 317-329 (2005).