

分析成果の業務活用とモデルの解釈性についての一考察

A Study on Utilization of Analysis Results in Business and Interpretation of Model

梅津 圭介^{*1}
Keisuke Umezu

本橋 洋介^{*2}
Yosuke Motohashi

^{*1} NEC 情報・ナレッジ研究所

Knowledge and Discovery Research Laboratories, NEC Corporation

In recent years, analysis results had begun to be used. However, because of the lack of interpretation of analysis result and model, analysis results are not used in business enough. In this paper, we consider the effects of interpretation of analysis result and model. We evaluate influence of interpretation to use the analysis results.

1. はじめに

コンピューティングリソースや機械学習技術の進化を背景に、データ分析の成果を活用しようとする動きが活発化している。データ分析の活用例の一つに、人の意思決定の支援がある。例えば、小売業における商品の発注数量決定はその一例である。小売業では、商品の需要を予測した上で商品の発注数量を決定する。機械学習を用いて商品の需要を予測し、その結果をもとに人が発注数量を決定する。

データ分析の結果を人の意思決定に活用するとき、その結果に納得した上で、有効性を判断できることは重要である。なぜそのような分析結果が出力されたのか、根拠に納得ができない場合、結果を積極的に活用することは難しい。また、有効性の低い、すなわち問題のある分析結果の除去は、間違った意思決定の回避につながる。Caruanaらは、予測精度の高さと、結果やモデルに対する解釈性が、分析結果を活用する際に重要としている。その理由は、過学習などが原因で発生する問題のあるモデルや結果の破棄が可能となるためである[Caruana 15]。

本論文では、まず分析結果の根拠などを記載した分析成果レポートについて説明する。次に、レポートにより分析結果の根拠に対する納得感が得られるか否かを評価する。さらに、根拠に対する納得感が分析結果の活用に与える影響を明らかにする。

2. 分析成果レポート

2.1 異種混合学習

異種混合学習とは、藤巻らが開発した機械学習アルゴリズムの一種である[Fujimaki 12][Eto 14]。異種混合学習は、異なるパターンや規則に従うデータが混在する、異種混合性を備えるデータに対して、因子化漸近ベイズ理論を応用し規則性が切り替わる要因を発見、内在する異種混合性を解消する。

異種混合学習は、予測精度の高さとモデルの解釈性の高さの2つの特徴を備える。これらの特徴を生かして、エネルギー需要予測システムや需要予測型自動発注システムへの活用が進んでいる[本橋 15]。

異種混合学習が出力するモデルを「異種混合予測モデル」と呼ぶ。異種混合予測モデルは、回帰式である複数の予測式と、予測式の選択条件からなる。異種混合予測モデルの一例を図1、表1に示す。図1は、予測式の選択条件を木構造で表現

したものである。木構造の内部ノードには条件式、葉ノードには予測式が割り当てられる。内部ノードには、例えば「予測対象月が販促キャンペーン実施期間中である」というような1つの特徴量を使用した条件式が1つ割り当てられる。表1は、異種混合モデルに含まれる回帰式の係数の例である。

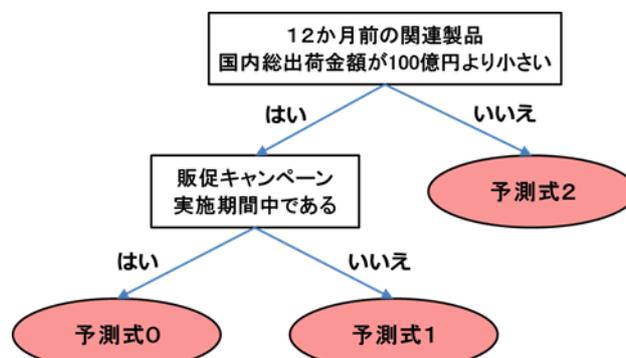


図1 異種混合予測モデルの例(予測式の選択条件)

表1 異種混合予測モデルの例(回帰式の係数)

	予測式0	予測式1	予測式2
為替レート(ドル円)	-0.001	-0.001	0
製品重量	0	0.009	-0.014
予測対象月が3月	0.350	0.276	0.313
出荷停止迄の残月数	0	-0.001	0
直近6か月トレンド傾向	0.551	0.512	0.560
bias	0.013	-0.105	0.270

2.2 分析成果レポートの試作

分析成果レポートは、分析結果とその根拠などの情報を記載したレポートである。本論文では、製品の原材料の発注数量決定のために実施する需要予測をターゲットとし、分析成果レポートを試作した。

レポートに記載する需要予測数と根拠の準備のため、異種混合学習による製品需要予測分析を実施した。分析には、1020製品分の2008年4月から2016年1月までの月別受注実績データ(19488サンプル)を使用した。1020製品分のデータは、訓練用データと評価用データに7対3の比率でランダムに分けた。目的変数は、直近6か月の月平均受注実績数と予測対象月の受注実績数との差分を、直近6か月の平均受注実績数で除算

した結果とする。この値は、予測対象月の受注数が直近6か月の平均受注実績数からの増減の大きさを意味する。説明変数には、製品の重量やサイズ、価格、出荷停止年月などの製品に関する情報や、為替相場などの情報を使用した。

分析成果レポートには、需要予測対象製品の基本情報、過去の受注実績数と予測数、需要予測結果、需要予測の根拠を記載した。試作した分析成果レポートのイメージを図2に示す。

需要予測対象製品の基本情報は、対象製品の名称、価格、受注開始日、受注停止日などからなる。過去の受注実績数と予測数は、受注実績数の棒グラフと予測数を表す折れ線グラフを重ねてレポートに記載した。記載したグラフは、予測対象月の予測精度の良し悪しを人が判断する際に参照する。

分析成果レポートには、予測に使用した各特徴量の「寄与値」の大きさを予測の根拠として記載する。寄与値は、回帰式における各特徴量の係数に対し、その特徴量の予測対象月の実績値とあらかじめ定義する標準値との差分、を乗じた値である。例えば、「ドル円相場」という特徴量について、回帰式の係数が-0.001、実績値が122円、標準値が100円であるとき、寄与値の大きさは $-0.001 \times (122-100) = -0.022$ となる。これは、ドル円相場が122円であるとき、予測対象月の受注数は直近6か月の受注実績平均値より2.2%減少する、と解釈できる。このとき、回帰式の係数に標準値を乗じた値はbiasに加算する。なお、回帰式に含まれるbiasは、その予測式の親ノードの条件式に使用されている特徴量に紐づけて記載する。例えば、図1、表1に記載の異種混合予測モデルの例では、予測式2の親ノードの条件式に使用されている特徴量は「12か月前の関連製品国内総出荷金額が100億円より小さい」であり、予測式2のbiasの値は0.270である。この場合、予測式2の「12か月前の関連製品国内総出荷金額が100億円より大きい」という特徴量の寄与値を0.270とする。

分析成果レポート(***)

作成: 20***年***月***日



図2 分析成果レポートの例

3. 評価実験と考察

3.1 実験方法

本実験の目的は、1)分析成果レポートより、分析結果の根拠に対する納得感が得られるか否かを明らかにすること、2)分析結果の根拠に対する納得感が、分析結果の活用に与える影響を評価すること、の2点である。

実験対象の事例は、製造業における原材料発注のための需要予測分析とした。被験者は原材料の発注業務を担当する5名である。被験者5名のプロフィールを表2に示す。

表2 被験者プロフィール

性別	その他情報
男性	管理職, 発注業務チームリーダー
男性	主任
女性	主任
女性	担当
男性	管理職

実験は、被験者が各分析成果レポートを確認した後、アンケートに回答する、という形式で実施した。提示したレポートは被験者1名あたり10製品分であり、その内容は被験者共通である。なお、10製品中5製品分のレポートについては、予測の根拠を空欄とした。

アンケートに記載した質問を表3に示す。アンケートは、確認した分析成果レポート毎に回答いただいた。図3にアンケートへの回答結果を示す。アンケートの有効回答数は50であった。

表3 アンケート項目

番号	質問の内容
Q1	予測の根拠に納得感はあるか?
Q2	予測精度は良いと思うか?
Q3	予測結果を業務活用できるか?
Q4	(Q3の回答が「できる」である場合) 予測結果を修正なしに活用できるか?

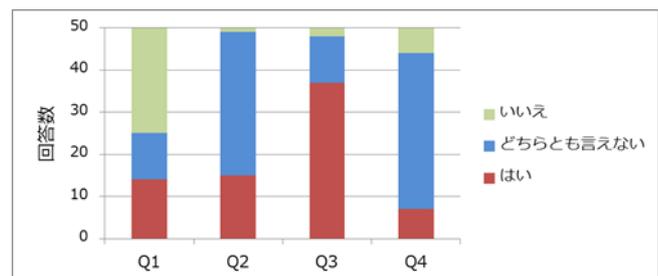


図3 アンケート回答結果

3.2 分析成果レポートと根拠に対する納得感

図4は、需要予測の根拠を提示したときのQ1に対する回答結果である。結果、予測の根拠に対する納得感が「ある」との回答が25サンプル中14サンプル、56%を占めた。今回試作した分析成果レポートとそれに対する寄与値の記載は、予測の根拠に対する納得感につながると考える。

また、実験では、人が需要に影響ありと考える要素が予測の根拠に記載されている場合に納得感が高まるという意見が多数得られた。裏を返すと、人が需要に影響ありと考える要素が予測の根拠に記載されていない場合に、納得感が低下するという

ことである。異種混合学習などの機械学習は、正則化の作用により使用される特徴量を取捨選択する。このとき、人が需要に影響ありと考える特徴量が使用されない場合、予測の根拠に対する納得感が低下する。そのため、人が需要に影響ありと考える要素がより多く使用されるモデルを生成すること、または使用されなかった理由を提示することが、予測の根拠に対する納得感の向上につながると考えられる。

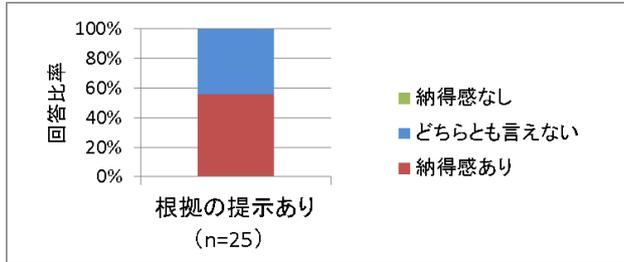


図 4 予測の根拠に対する納得感

3.3 分析結果の活用

図 5 は、Q1(予測の根拠に納得感はあるか?)への回答が「あり」の場合、「どちらとも言えない」の場合の Q3(予測結果を業務活用できるか?)に対する回答結果である。Q1 への回答が「あり」のとき、業務活用「できる」の回答数は 13 であり、その比率は 90%を超えている。一方、Q1 への回答が「どちらとも言えない」のとき、回答数は 7、回答比率は 65%弱であった。また、Q1 への回答が「あり」の場合であっても、Q2(予測精度が良いと思うか?)への回答が「悪いと思う」の場合、Q3 への回答は「業務活用できない」となった。

この回答比率の差は、納得感が「あり」の場合と「どちらとも言えない」の場合において、予測結果を有効活用できる可能性の違いがあることを示唆する。すなわち、予測の根拠に対する納得感が高いほど、分析結果の活用頻度も高くなると考えられる。分析結果を人の意思決定に活用する際、予測の根拠に対する納得感は重要であると考えられる。

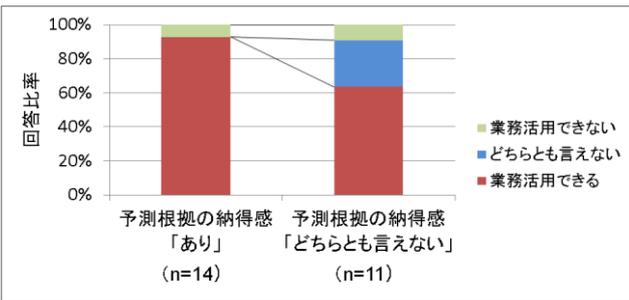


図 5 根拠に対する納得感と結果活用可能性

図 6 は、Q1(予測の根拠に納得感はあるか?)への回答が「あり」の場合、「どちらとも言えない」の場合の Q4(予測結果を修正なしに活用できるか?)に対する回答結果である。Q1 への回答が「あり」のとき、分析結果を「修正なしで活用可能」の回答数は 4 であり、その比率は約 29%であった。一方、Q1 への回答が「どちらとも言えない」のとき、回答数は 0 であった。

今回の実験では、分析結果を修正の上活用するという意見が想定以上に多かった。この結果は、予測の根拠に納得感がある場合であっても、予測結果を人の承認や修正なしに無条件で活用することの危険性を示していると考えられる。今のところ、デ

ータ分析は分析結果を人が承認、または修正の上活用するという活用方法が人の感覚には合うということが分かった。

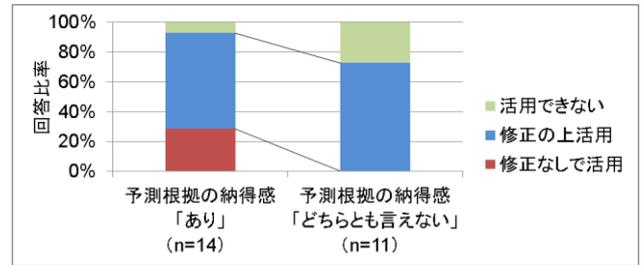


図 6 根拠に対する納得感と結果活用方法

図 7 は、Q2(予測精度が良いと思うか?)への回答が「よい」の場合、「どちらとも言えない」の場合の Q3(予測結果を業務活用できるか?)に対するアンケートの回答結果である。予測精度が「よい」のとき、業務活用「できる」の回答比率は 100%であった。それに対し、「どちらとも言えない」のときの回答比率は約 65%であった(p<0.1)。

この結果より、分析結果を活用するためには、分析の根拠に対する納得感だけではなく、分析の精度も重要であることが分かる。分析の根拠に対する納得感が高い場合であっても、予測精度が低い場合には分析結果を活用し難いことが確認できた。

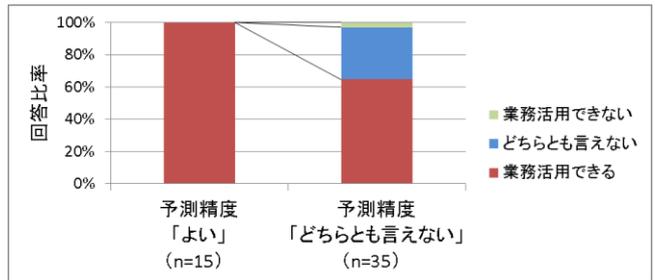


図 7 予測精度と結果活用可能性

4. おわりに

本論では、分析結果の根拠などを記載した分析成果レポートより、予測の根拠に対する納得感が得られるか否かを評価した。また、分析結果の根拠に対する納得感が、分析結果の活用と与える影響を評価した。

実験とアンケートの結果、寄与値を記載した分析成果レポートは、予測の根拠に対する納得感につながる可能性が高いことが分かった。また、人が需要に影響ありと考える要素を分析に多く使用することは、予測の根拠に対する納得感の向上につながると考えられる。

また、予測の根拠に対する納得感の大小は、予測結果を有効活用できる可能性の違いにつながるということが分かった。予測の根拠に対する納得感が高いほど、分析結果の活用頻度も高くなる。また、予測の根拠に対する納得感が高いと、予測結果をより効果的な方法で活用できることが明らかになった。

一方、人が需要に影響ありと考える特徴量がモデルに登場しない場合、予測の根拠に対する納得感が低下する。そのため、人が需要に影響ありと考える特徴量がより多く使用されるモデルを生成する、もしくは使用されなかった理由を提示するなどの対策によって、予測の根拠に対する納得感を向上する必要がある。

また、今回の実験では、予測の根拠に納得感がある場合であっても、分析結果を修正の上活用するという意見が想定以上に多かった。今のところ、データ分析の結果は人の承認または修正なしで無条件に活用するのではなく、人が承認、もしくは修正の上活用する方法が人の感覚に合うことが分かった。

今後は、人が需要に影響ありと考える特徴量をより多く使用する方法や、使用されなかった場合の理由の可視化方法など、分析結果に対する納得感をさらに高める方法について研究を進める。

参考文献

- [Caruana 15] Caruana R, Lou Y, Gehrke J, Koch P, Sturm M, Elhadad N.: *Intelligible Models for HealthCare: Predicting Pneumonia Risk and Hospital 30-day Readmission*, in *Proceedings of the 21st ACM SIGKDD international conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, (2015)
- [Fujimaki 12] Fujimaki R, Morinaga S.: *Factorized Asymptotic Bayesian Inference for Mixture Modeling*, in *Proceedings of the 15th AISTATS international conference on Artificial Intelligence and Statistics*, (2012)
- [Eto 14] Eto R, Fujimaki R, Morinaga S, Tamano H.: *Fully-Automatic Bayesian Piece-wise Sparse Linear Models*, in *Proceedings of the 17th AISTATS international conference on Artificial Intelligence and Statistics* (2014)
- [本橋 15] 本橋洋介, 藤巻遼平.: *機械学習を用いた予測ソリューションの開発*, 電気学会論文誌 C Vol.136 No.3 pp.249-252 (2015)