

XAIに基づいた学習塾のアンケートにおける他者推奨要因の可視化

中原 正雄[†] 齊藤 史哲[†]

[†] 千葉工業大学先進工学部〒275-0016 千葉県習志野市津田沼 2-17-1

E-mail: [†] s18c3080yu@s.chibakoudai.jp

あらまし 学習塾業界では少子高齢化に伴う顧客の減少が見込まれているが、子供一人当たりにかかる教育費は増加傾向にある。より質の高い運営を通じて高い満足度を得ることは今後の学習塾の経営において必要不可欠であると考えられ、生徒や保護者のニーズに影響を及ぼす要因を把握したうえでの運営が望まれている。本研究ではブラックボックス化しがちな学習モデルの解釈性を高める説明可能な人工知能(XAI)に着目し、学習塾の満足度に影響を及ぼす要因の可視化法を提案する。本稿では、代表的な XAI のひとつである LIME の寄与度を変数とした t-SNE に基づいた特徴量全体に対する傾向を可視化する方法を提案する。t-SNE の出力結果を変数の寄与度に基づいたバブルチャートに拡張することにより、サンプル毎に解釈を与える LIME に対して、学習塾における満足度に関する全体的な傾向を掴むことが可能になり、全体的なニーズの理解を支援することが可能になる。

キーワード XAI, LIME, t-SNE, 顧客満足度, アンケート, 学習塾

1. はじめに

日本における学習塾業界では少子高齢化に伴う顧客の減少が見込まれている。その一方で、子供一人当たりにかかる教育費は相対的に増加傾向にある。そこで、より質の高い運営を通じて満足度の向上や高い学習成果を得ることは今後の学習塾の経営において必要不可欠であると考えられる。受験において高い成果や満足を獲得するためには、生徒自身にあった学習塾選びが必要である。

さらに、塾を運営する側の立場に立つと、生徒や保護者のニーズに合致した運営が望まれる。そこで、本研究ではデータに基づいた学習塾の選択や塾運営を支援すべく満足度に関するアンケート調査に基づいた要因の抽出するシステムの構築を目指して解析法を提案する。

近年では、推薦システムに代表されるや顧客の行動を予測する顧客支援システムでは、高精度な機械学習のアルゴリズムを用いることで多くの成功を収めている。その一方で、これらのシステムの多くは機械学習モデルのブラックボックス化により、解釈性が低く、ユーザに対して推薦理由や予測の根拠を与えることが難しいと考えられている。こうした中で、近年では機械学習アルゴリズムを用いながら解釈性の高い学習モデルを実現するための研究が盛んに行われており、説明可能な人工知能 (Explainable Artificial Intelligence, XAI) が注目を集めている。

本研究は XAI を用いた学習塾の満足度に影響を及ぼす要因の可視化法を提案し、学習塾の満足度調査に適用することで満足度の解析を試みるものである。XAI の中で広く利用されているもののひとつである LIME に着目してシステムを構築している。LIME はサンプル毎に各特徴量の予測結果に対する寄与度を算出

する方法であり、データ全体を俯瞰的に眺めて全体の性質を可視化するものではないことから、本研究ではデータ全体の寄与度を視覚的に理解できるような方法提案する。

本稿では、LIME の寄与度を変数とした t-SNE に基づいた特徴量全体に対する傾向を可視化する方法を提案する。オリコン満足度調査で利用された質問項目を LIME で評価する特徴量にすることで、提案法による要因の可視化し、この結果を通じて学習塾における満足度に関する全体的な傾向を掴むことを目指している。

2. 解析対象の概要

本研究では国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社 oricon ME から提供を受けた「オリコンデータセット」を利用している。この中における高校受験を対象とした学習塾に対する満足度調査のものを利用している。

ここでは、解析データの詳細について述べる。アンケートの実施年度は 2018 年度であり、「〇〇についてどの程度満足しているか」といった学習塾の評価対象毎の満足度を表す質問項目を対象としている。例えば、「自習室の雰囲気」「教室の清潔度」「授業の満足度」「受講費の費用対効果」「交通の便の良さ」「スタッフの対応」などが代表的な評価項目として挙げられる。質問は全部で 42 個であったが、「クラス分けの適切さ」などの回答者によっては回答できない欠損が目立つ変数を 3 個削除し、計 39 個の変数を対象として解析を行っている。これらに対してどの程度満足しているかを 10 段階評価している。本研究ではこれらが満足度に対してどれだけ寄与するかを評価するために、特徴量として扱っている。全回答数は 9747 件であった。

総合満足度を評価するために本研究では他者への

推薦意向をクラスとしてモデルを構築する。ここでは、回答者が利用した塾を他者に対して推薦したいか否かがデータとして与えられている。近年のマーケティングにおいて他者への推薦意向は重要視されており、他者に対して商品サービスを推薦したいという感想がその商品サービスに対して真に満足していることを表しているとしてされている。これは近年のマーケティングにおいて注目されているネットプロモータ指標（NPS）に代表される満足度を評価する指標として使われていることから、総合的な満足度を表す指標として有効と考えられる。

3. 基礎事項の準備

ここでは、準備として提案システムの構成要素となる手法の概要について述べる。

3.1 LIME

Local Interpretable Model-agnostic Explanations(以下、LIME)とは代表的な XAI 手法の一つであり、ブラックボックス化する予測モデルに対して予測の根拠をユーザに提示する方法である。これを用いることで、各データに対して予測の根拠として、局所的な評価に基づいた特徴量の識別に対する寄与度の大きさが求められる。説明対象のひとつのデータに対して、摂動を加えることによって対象データの近傍に対して疑似的なデータを作成し、特徴量空間内の局所空間に対する線形回帰によってブラックボックス化したモデルの識別境界を近似的に構築している。

i 番目のデータの特徴量 j に対する回帰係数 w_{ij} を出力とすると、 w の絶対値が大きい要素ほど、対応する特徴量が予測結果に与える影響が大きいと解釈できる。さらに、正の要素に対応する特徴量は、出力値を正の値にするために寄与した特徴であり、負の要素に対応する特徴量は、出力値を負の値にするために寄与した特徴であると解釈できる。

3.2 t-SNE

準備として、本研究においてデータの可視化に利用する t-SNE(t-distributed Stochastic Neighbor Embedding)の概要について述べる。t-SNE は高次元なデータを視認可能な 2～3 次元に次元縮約することに特化した教師なし学習手法である。高次元データである X をサンプル間の位置関係を保持したまま低次元のデータ Y に縮約する。すなわち、高次元空間上 X で近接するデータは低次元空間 Y においても近接しており、高次元空間上 X で遠方に配置されるデータは低次元空間 Y においても遠方に配置されるに学習する。

データ間の類似度行列を高次元空間では多次元正

規分布によって表現し、低次元空間では t 分布で表現することで次元削減行われる。ここでは、高次元空間の分布と低次元空間の分布の間のカルバックライブラー距離が最小になるようにデータを変換するための演算を繰り返し更新することでデータ間の位置関係を保持した状態での低次元への埋め込みを獲得する。

これを用いて多次元データである各質問項目の総合満足に対する寄与度を低次元空間に配置することができれば、視覚的に顧客満足度の全体像が把握できると考えた。

4. LIME による出力結果の可視化

ここでは提案法の概要について説明する。全体像を示す処理手続きのフローは以下のとおりである。

-
- Step1: 満足度のデータを用いて識別器を訓練し、各項目に基づいた満足度の識別モデルを構築する。
 - Step2: 各データに対して LIME を適用し、各クラスに対する全特徴量の寄与度を算出する。
 - Step3: Step2 で得られた各データに対する寄与度ベクトルを変数とした t-SNE を訓練し、これらのサンプルを 2 次元平面に可視化する。
 - Step4: サンプル毎に t-SNE の散布図を表示し、散布図のサイズを解析したい特徴量の寄与度に比例させてプロットする。
-

Step.1 および Step.2 では、ランダムフォレストを用いて学習しており、質問項目への回答の傾向から総合満足に対する知識を構築している。このモデルから知識を抽出するために、LIME でサンプルの識別への寄与度を算出する。LIME を利用する際は一般的にはひとつのサンプルに対する識別結果に対して説明を与えるが、ここでは、全体的な性質を理解するために、対象サンプルすべてに説明を与える。

Step.3 ではデータの 2 次元マップを獲得している。Step.2 までのプロセスにて獲得された特徴量に対する寄与度を変数として t-SNE を訓練する。これにより、アンケートの回答の 2 次元プロットではなく、各特徴量の識別への寄与度を変数とした各回答データの 2 次元プロットを獲得している。これにより、データの識別（他者への推奨）の予測において重要視する特徴量が類似するデータ同士が近くに配置され、この傾向が異なるデータは遠くに配置される。

ここで獲得された 2 次元マップは識別の根拠が類似するデータを近くに配置するだけのものであり、どの変数が満足度（他者への推奨）にどのように影響するかはこれだけでは把握できない。そこで、Step.4 では

t-SNE 各質問項目に対する寄与度をドットのサイズに反映させたバブルチャートとして表示することで、質問項目の全体的な傾向を可視化する。

LIME によって構築される局所的な回帰式によって構築される決定境界の係数とみなせることから、 i 番目のデータにおける j 番目の変数がクラス k に対する寄与度を w_{ijk} とすると、バブルチャートのドットのサイズは次式によって定義される。

$$s_{ijk} = \beta \exp(\alpha w_{ijk}) \quad (1)$$

ここでは、 α と β はドットサイズの大きさを調整するためのパラメータであり、可視化の際に調整するものである。クラス k は他者への推奨か否かを表すものであることから、同じ i と j に対する結果でも k が逆になると w_{ijk} の正負は反転する（同じデータの同じ変数が満足に対する影響は不満に対する値と絶対値は同じでも正負が逆になる）。このため、本研究では式のように \exp を計算することで負の値が得られた場合でも大小関係を評価できるようにしている。

5. データ解析

5.1 解析の設定

本研究ではランダムフォレストを識別器として解析を行う。ここでは、先述のとおりアンケートに対する各回答の評価対象に関する質問項目を特徴量とし、他者に対する推薦意向をクラスとしてランダムフォレスト訓練する。ランダムフォレストの森のサイズは 500 であり、精度評価はランダムに選択された全回答の 20% をテストデータとしたホールドアウトにより、50 試行の結果精度評価しており、識別精度は 81.2% であったことから、おおむね妥当なモデルが構築できているといえる。

上記のランダムフォレストに対して LIME を用いて各サンプルに対して各クラスに対する特徴量の寄与度を取得しそれらを変数とした t-SNE を訓練することで、データの要因を可視化している。提案における、可視化の調整パラメータ α は 50 とし、t-SNE のハイパーパラメータの perplexity は 20 としている。

5.2 解析結果

ここでは、提案システムによって表示された識別に対する影響度の可視化結果の一部を図 1～3 に示している。これらの図におけるドットの色は紫色が他者に対して「勧めたくない」クラスに対応しており、橙色が他者に対して「勧めたい」のクラスにそれぞれ対応している。ドットの大きさは先述の式(1)によって求められたサイズの大きさであり、対象の変数の寄与度に対して単調増するものである。

図 1 は質問項目「模擬試験の精度・内容」に対する評価がクラス「勧めたくない（紫色）」に対する影響度のマップを表している。紫と橙のドットの大きさを比較すると大小の差異が明確であり、この質問項目は総合的な顧客満足に対して影響を及ぼす要因である可能性が示唆されている。

図 2 は質問項目「通塾による学習態度の変化」に対する評価がクラス「勧めたい（橙色）」に対する影響度のマップを表している。これも紫色と橙色のドットの大きさを比較すると大小の差異が明確であり、この質問項目は総合的な顧客満足に対して影響を及ぼす要因である可能性が示唆されている。

図 3 は質問項目「次週室の解放時間・曜日」に対する評価がクラス「勧めたくない（紫色）」に対する影響度のマップを表している。紫色と橙色のドットの大きさを比較すると大小差がほとんどなく、この質問項目は総合的な顧客満足に対して影響を及ぼすことはない可能性が示唆されている。

このように、可視化されたグラフを用いて各変数の影響度が可視化できることから、各変数の性質を理解することが可能となる。また、マップ内における位置関係を比較検討することで、サンプルの特徴に解釈を与えることができる。例えば、図 1 の右下には橙色で「模擬試験の精度・内容」がネガティブに影響しているにもかかわらず、他者に推薦したい顧客が密集しており、このセグメントでは模試以外の要因に着目した対応が求められる可能性がある。

このようなマップは変数の数だけ表示できるので、紙面の都合上、ドットサイズの差異が顕著に表れた「勧めたい」に影響する要因の一例は以下のとおりである。

- 「模試の精度や内容」
- 「受講費用と効果のバランス」
- 「講師（授業）に対する満足度」
- 「情報を伝える手段の充実度」
- 「スタッフの対応の良さ」
- 「通塾による学習態度の変化」 など

逆に、ドットサイズの差異が現れず特徴量の影響が小さいと判断された要因の例は以下のとおりである。

- 「自習室の清潔度」
- 「教室のイスの座りやすさ、机の広さ」
- 「駅から近いなどの通学のしやすさ」
- 「教室の雰囲気の良い」 など

5.3 まとめと考察

類似した質問間でも影響度に差があったものとして「講師の説明のわかりやすさ」と「講師の質問対応」があった。ここでは、類似した質問であるにもかかわらず、前者の方が「勧めたい」に影響が大きく、後者

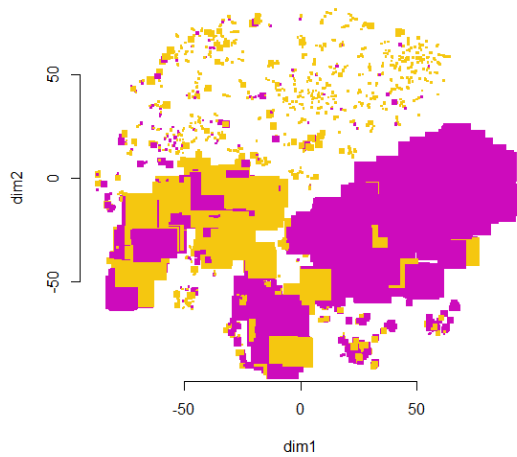


図1 模試の精度・内容に対する評価が非推奨に及ぼす影響のマップ

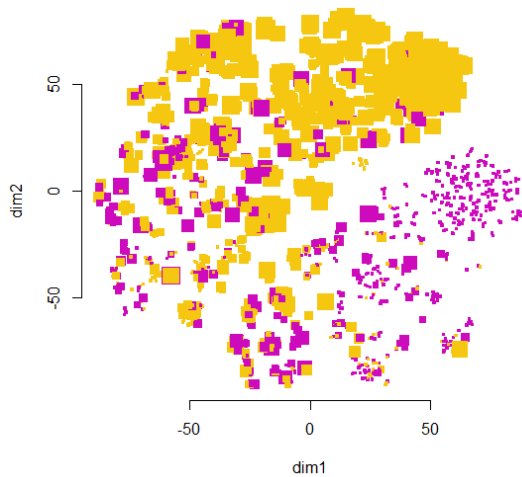


図2 通塾による学習態度の変化に対する評価が推奨に及ぼす影響のマップ

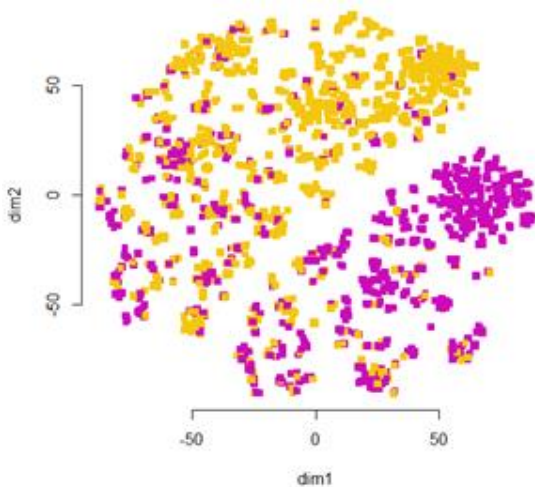


図3 自習室の解放時間・曜日に対する評価が非推奨に及ぼす影響のマップ

は影響が小さかった。この結果より、高校入試の塾においてはわかりやすさを重視した対応が求められている可能性があることが示唆された。

今回の結果より、同業界における「他者への推奨」に影響を及ぼす要因とそうでない要因の差異に注目すると、直接的に講師やスタッフが対処することで、生徒の成長に貢献する項目が影響を及ぼすのに対して、立地や内装といった要因が満足度に対する影響が小さいと解釈できる。

6. おわりに

本稿では、各サンプルのデータに対する予測根拠を示される LIME の特徴量の寄与度を複数サンプルに対して求め、その結果を t-SNE により可視化することでデータの理解を支援するツールを提案した。これにより、学習塾の満足度調査に適用し、満足度に影響を及ぼす要因の抽出に応用した。

後の課題として、他年度のデータや他受験との比較を通じて同業界における顧客満足度の構造に関する知見獲得が挙げられる。さらに、提案手法の他業種への応用や提案システムにおけるハイパーパラメータの設定に関する議論を深める必要があると考えている。

謝辞: 本研究では国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社 oricon ME から提供を受けた「オリコンデータセット」を利用しました。また、本研究は科学研究費（基盤 C）19K04887 による支援を受けたものです。ここに記して感謝いたします。

参考文献

- [1] 手島虎太郎, 高荷良太, 齊藤史哲, “変数重要度に基づいたサブスク市場における顧客の評価要因抽出,” 第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム(DEIM2021)
- [2] Marco Tulio Ribeiro et al.: "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier, Proc. of KDD, 2016
- [3] L.Maaten and G. Hinton, "Visualizing Data using t-SNE," J. of Machine Learning Res., vol.9, pp.2579-2605, 2008.
- [4] 森澤竣, 山名早人, “アイテム推薦理由の説明のための特徴量選択手法の検証”, 第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2021)
- [5] 株式会社 oricon ME (2019): 顧客満足度調査データ. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. <https://doi.org/10.32130/idr.10.1>