

サウナの顧客評価を推定する回帰型ニューラルネットワーク における L2 正則化と汎化性能の関係

日大生産工(院) ○出川 健太 日大生産工 大前 佑斗 豊谷 純

1. 目的

リスクの低い店舗運営を行うには、どのような店舗が顧客に望まれているのか明らかにしておくことが必要である。実際に近年多くの企業がデータ分析による需要予測や商品開発への適用を行っており、このような観点からデータ分析を用いた経営支援に関する研究も多数行われている。例えば、石橋ら¹⁾はオーラルケア用品、菅野ら²⁾は食品の顧客評価などを推定するモデルを構築している。

本研究では、これらの事例を参考にし、サウナの店舗属性に対する顧客評価を推定するニューラルネットワークの構築を行い、ニューラルネットワークにおけるL2正則化と汎化性能の関係について一定の示唆を得ることを目的とする。

サウナを対象にした理由として、神田の研究³⁾より、近年、サウナを題材にしたドラマの放送などにより日本のサウナの認知度が増加しており、これに伴い、サウナの新規出店も増加していることが報告されている。また、新型コロナウイルスによる外出制限も緩和されたため、今後サウナを利用する人は増加すると考えられる。また、サウナの店舗運営について、ニューラルネットワークを適用した例は少なく、今後、市場が大きくなると考えられるサウナ業界において、本研究を行うことは有意義であると考えたため、サウナを対象とした。

2. ニューラルネットワークの入出力

本研究で構築するニューラルネットワークにおいて、出力 y と入力 x_i はそれぞれ表1の意味を持つ。出力となる y はどのくらいのユーザがそのサウナに行きたいと考えるかという顧客評価である。

入力となる x_i は、顧客評価に影響を与える可能性があるいくつかの要因を採用した。初めに、サウナの温度が高く、水風呂の温度が低いサウナ施設を好むと思われるため、 x_1 と x_2 にサウナと水風呂の温度を採用した。サウナの利用後は休憩スペースを利用したいと思う顧客がいると考えられるため、休憩スペースの収容人数を

x_3 として採用した。また、ロウリュ付きのサウナは人気があると思われるため、アウフグースロウリュ、オートロウリュ、セルフロウリュの有無をそれぞれ x_4 、 x_5 、 x_6 として採用した。外気浴の有無もサウナへの人気に影響すると考えたため、 x_7 として採用した。電車などの公共交通機関を使用して来店する顧客もいると考えたため、駅からの距離を x_8 として採用した。

以上が今回提案するニューラルネットワークの入出力関係の概要である。今回構築するニューラルネットワークに上記の x_i を入力することで、対象とするサウナの顧客評価 y を予測することができる。これを使用することで、サウナの新規店舗を出店させる際、どのようなサウナを作れば顧客評価の高いサウナを作れるのか、出店前に把握することができる。

表1 ニューラルネットワークで使用する変数

変数	要因	値
y	顧客評価	実数
x_1	サウナの温度	実数
x_2	水風呂の温度	実数
x_3	休憩スペースの数	実数
x_4	アウフグースロウリュの有無	{0,1}
x_5	オートロウリュの有無	{0,1}
x_6	セルフロウリュの有無	{0,1}
x_7	外気浴の有無	{0,1}
x_8	駅からの距離	実数

3. L2正則化

L2正則化とは、機械学習において過学習を防ぐために行う対策の1つである。まず、過学習とは、ニューラルネットワークのようなパラメータの数が多い手法において、複雑な回帰を行うことが可能な代わりに特異なケースを推定してしまうような学習が生じてしまい、教師データには強いが未知のデータに弱いモデル

Relationship between L2 regularization and generalization performance of regression neural networks for estimating sauna customer ratings

Kenta DEGAWA, Yuto OMAE, and Jun TOYOTANI

になってしまうことをいう。L2正則化はそのような過学習を防ぐための対策である。L2正則化を行うことで、過学習の原因である重みに極端な値が採択されることを防ぐことができ、過剰な重みの値を制限しながら、誤差を小さくすることができる。ただし、正則化の影響を強くすることで過学習になりにくくなる一方、正常なデータも予測できなくなり、未学習のリスクが高まる。逆に、正則化の影響を弱くすれば、様々な教師データを予測することができるが、過学習になる可能性が高まる。このようなことから、適切な正則化の重みを探索することが必要となる。

4. 実験

4.1 概要

本研究のデータ収集に際しては、東京23区内にある183店舗のサウナ施設を対象とし、サウナの口コミサイトより収集を行った。今回の研究では1つのサウナ施設の中に複数のサウナや水風呂がある場合、その施設で1番温度の高いサウナと1番温度の低い水風呂をデータとして採用した。

このように収集した183店舗分のデータについて、7割を教師データ、3割をテストデータとして分割した。また、分割するにあたって、乱数シードを200回変化させ、すべてのRMSEと相関係数の平均と標準偏差を記録した。

今回構築するニューラルネットワークの構造について、入力層は2章で述べたサウナの店舗属性であり、それが中間層に伝播され、出力層である顧客評価 y に到達する。本研究では、L2正則化の重みを0.01→0.1→0.3と以降0.2ずつ変化させていき、L2正則化の重みと汎化性能の関係を確認した。中間層のニューロン数は10、学習回数は1000回、学習係数は0.001を採用した。

4.2 結果と考察

教師データによりモデルを構築し、テストデータにより推定を行った際の推定性能をFig.1, 2に示す。いずれも200シードの平均値である。RMSEは正則化の重みを高めるごとに小さくなり、0.5、0.7のときに0.382と最小となった。その後、正則化の重みが大きくなるにつれてRMSEの平均値も増加した。相関係数についても同様の傾向であり、正則化の重みが0.5、0.7のときに最大となった。その後、正則化の重みを高めるにつれて相関係数は徐々に低下することが確認された。以上のことから、本研究で

構築したニューラルネットワークについては、正則化の重みが0.5、0.7のときに最良となることがわかった。

Fig.3とFig.4は、推定性能が最も高いL2正則化の重み・乱数シード値を採択した場合の推定と実測の散布図である。この結果より、どちらの結果も右上がりの傾向を持つデータになっていることが確認された。教師データの相関係数は0.51、テストデータの相関係数は0.85であった。テストデータの相関が極端に高い理由は、散布図の右上の4サンプルが原因と考えられる。そのためこの4サンプルを抜いて再度相関係数を算出した。その結果、テストデータの相関係数は0.39となった。このことから、本研究で構築したニューラルネットワークの予測精度は、教師データでは相関係数0.51、テストデータでは相関係数0.39程度であると考えられる（なお、除去した4サンプルは、人気のあるサウナを人気があると推定しているため、良い予測であることには注意されたい）。

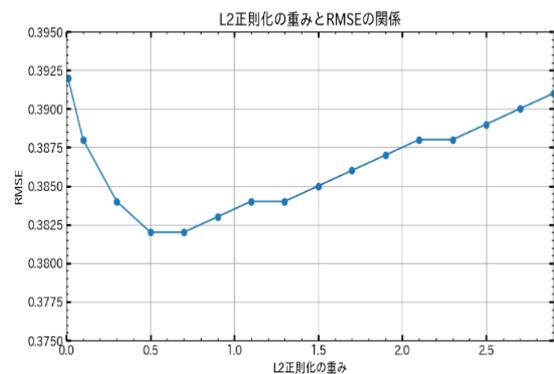


Fig. 1 L2正則化の重みとRMSEの関係

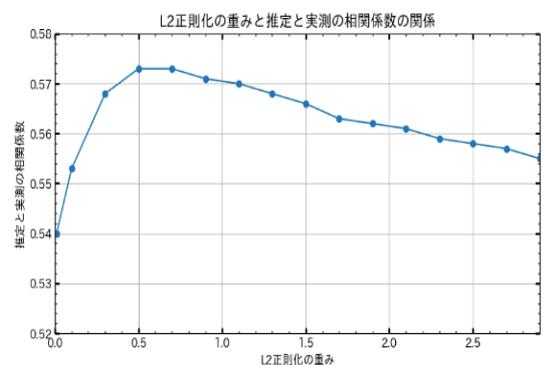


Fig. 2 L2正則化の重みと推定と実測の相関係数の関係

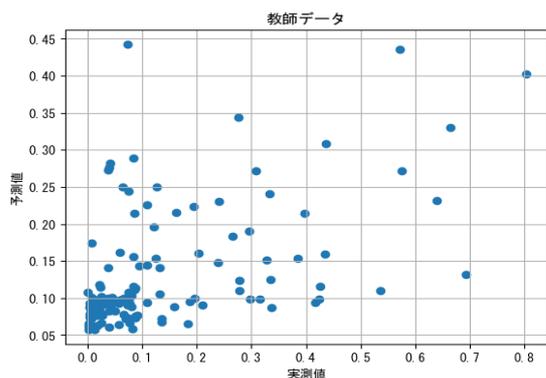


Fig. 3 推定と実測の散布図 (教師データ)

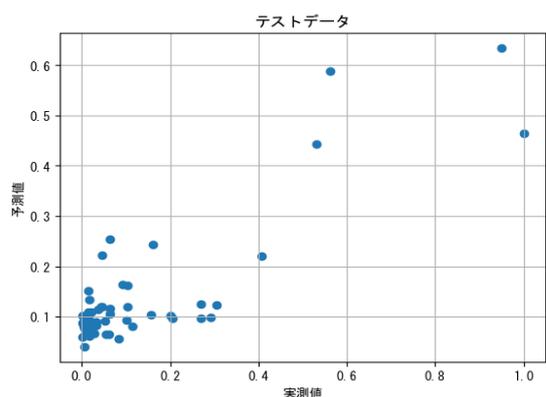


Fig. 4 推定と実測の散布図 (テストデータ)

5. おわりに

本研究では、近年のデータ分析による経営への適用事例を参考にし、サウナの店舗属性から顧客評価を推定するニューラルネットワークの構築と、L2 正則化と汎化性能の関係について実験を行った。本実験の結果、適切な L2 正則化の重みがあることが確認された。このことから必ずしも L2 正則化の影響を強くすることがニューラルネットワークの汎化性能の良さにつながると限らないということが検証された。

今後の課題として、より高い精度で予測を行うためにデータ量を増やすことや、顧客評価に影響の少ない項目の削除などを行うことを検討している。また、重回帰分析など、他の分析手法と性能比較を行い、サウナの顧客評価の推定に適した分析手法を検討することなどが挙げられる。

参考文献

- 1) 石橋洋子, 寺野隆雄, 模擬育種法と機能学習を適応したマーケティング情報分析, 人工知能学会論文誌, vol.12, no.1, pp.121-131, 1997.
- 2) 菅野憲明, 佐々木雄大, 高山毅, 池田哲夫, コンビニにおける新商品開発時の売り上げデータマイニング-目的変数と説明変数の導出, 情報処理学会研究報告データベースシステム (DBS), vol.72, pp.545-552, 2004.
- 3) 神田彩, 近年のサウナブームの形成要因に関する考察-コミュニティ型マーケティング視点での観察と分析-, 日本マーケティング学会ワーキングペーパー, vol.9, no.9, 2023