

ホームセンターにおける売れ筋商品の売上予測と在庫政策

2015SS082 渡辺朱里

指導教員：鈴木敦夫

1 はじめに

今回、委託研究を受けたホームセンターでは、POS(Point Of Sales) システムの導入により、各商品の販売日時や売上数量などを正確に把握することができるようになってきた。このシステムを使って顧客 ID などの情報を含んだレシートデータの集積がされており、それらを用いることで顧客傾向や販売動向などの分析から販売促進に生かすことが期待されている。

その中でも本研究では、売上数量のデータから在庫政策を目的に、深層学習で売上数量の予測を行う。このホームセンターでは、経費削減や利益向上に取り組んでおり、過去にも、在庫管理として季節品の需要予測を数理的手法で求める研究を行っていた。しかし、予測はかなり難しい。売上予測ができると発注の手間や在庫の管理の手間が省けるので大幅に経費削減ができると考えられる。経費削減を目的に、今年度から導入された深層学習ができるソフトウェアを用いてホームセンターの商品の売上予測を行う。

2 ホームセンターの商品の在庫管理

委託研究を受けたホームセンターでは長年、欠品が問題となっている。欠品とは商品が売れて在庫がなくなってしまう状態のことである。特に売れ筋商品の欠品は売上への影響が大きいため、優先的に解決すべき問題であると考えられる。

このホームセンターでは現在多くの商品が取り扱っており、定期発注という方法を用いて発注を行っている。発注は自動発注で行われており、定期的に商品の在庫量を数え、コンピュータで自動的に発注を行っている。定期発注方式によって、発注の手間を省くことができ多くの商品について適切な量だけ発注することができる。しかし、この自動発注は一部例外を除き全商品一律に適用されているため、商品の欠品や在庫量に大きく影響を与える。また、定期発注により必要以上の発注を行ってしまい、在庫の増加の一因となっている商品も存在する。

過去にも発注と在庫管理の研究は行われており、発注ロジックや在庫数量のシミュレーションを行ってきた(文献[1],[3])。在庫数量を削減しすぎると欠品率が増え、非効率な発注ロジックになることがわかった。このように、発注と在庫のバランスを取るのには難しいが、売上数量が予測できれば欠品と過剰在庫を防ぐことができると考えられる。そこで今回、売れ筋商品の売上数量を予測して在庫政策に取り組む。

2.1 使用したデータ

本研究では、ホームセンターから提供された売上数量のデータを用いる。これらの POS データは、部門、JAN(商品識別番号)、商品漢字名、規格漢字名、売上日付、売上数量、在庫数量、発注単位、本体売価が記録されている。JAN とは、各商品に与えられた固有のコードであり、コードのみで商品の識別が可能である。

POS データは、2016 年 2 月 29 日から 2018 年 11 月 11 日の売れ筋商品 400 品目のデータを使用する。また、深層学習の学習させるパラメータとして、気象庁から 2016 年 2 月 29 から 2018 年 11 月 11 日の過去の天気データを、未来の天気データは、無料天気予報サイト Accuweather のデータを使用する。今回用いる天気データは最高気温、平均気温、最低気温、降水量合計とする。

3 深層学習による売上予測

深層学習は、多層の複雑なアルゴリズムによって法則やルールを見つけ出す。与えられたデータから特徴や組み合わせを人工知能が自ら決定し、人間が気付かない判断や予測を行う。

本研究では Visual Mining Studio (以下 VMS と省略する) というソフトウェアを用いて深層学習で売上予測を行った。VMS とは NTT データが開発した Visual Analytics Platform の上で用いることで、データマイニングのため前処理やデータの分析・処理など、高機能なツール群を簡単に利用できることのできるツールである。その中に Deep Learner という深層学習ができる機能が入っており、パラメータ、モデル、学習方法を設定することで予測ができる。

3.1 予測方法

学習データである説明変数と目的変数、層、活性化関数、出力次元数、学習率、エポック数を設定し予測する。目的変数は売上数量、説明変数は休日(土日祝)、月、日、週、曜日、週、平均気温、最高気温、最適気温、降水量の合計から選択する。活性化関数と出力次元数は VMS 内の Optimizer 機能により自動で最適なモデルを作成することができ、活性化関数は LSTM, GRU, ReLU の 3 層、出力次元数は 14 とした。また学習率は 0.0001、エポック数は 2000 とした。

4 深層学習による売上予測と在庫政策

4.1 商品の分析

売上予測の精度を向上させるために、商品ごとに分析を行った。寒くなると売れやすい、平日だと売れやすいなど

商品ごとに特徴がある．月で売上数量の差が大きい商品『商品 A』を予測すると，説明変数に月を入れた場合と入れなかった場合の相関係数はそれぞれ 0.644, 0.526 であり，月で売上数量の差があまりない商品『商品 B』を予測すると，説明変数に月を入れた場合と入れなかった場合の相関係数はそれぞれ 0.443, 0.514 となっており，売れ方に傾向がある説明変数を入れると予測がしやすくなる．

4.2 売上予測と在庫政策

実際に売上予測するときは天気予報を用いる．今回，AccuWeather という天気予報の無料サイトからデータを記録したものを使用し予測を行う．天気予報は 11 月の 30 日に 1 カ月まとめて記録したものを使用し，12 月の 1 カ月間売上予測を行った．『商品 C』を予測した結果が以下の表である．

表 1 売上予測『商品 C』

日付	売上実績	売上予測	予測(整数)	誤差(割合)	誤差(個数)
2018年12月1日	1	2.82822	3	2.82822	-2
2018年12月2日	6	12.7328	13	2.122133	-7
2018年12月3日	5	2.04083	2	0.408166	3
2018年12月4日	5	1.29047	1	0.258094	4
2018年12月5日	5	6.33997	6	1.267994	-1
2018年12月6日	0	3.74284	4	#DIV/0!	-4
2018年12月7日	0	-0.12736	0	#DIV/0!	0
2018年12月8日	4	3.84945	4	0.962363	0
2018年12月9日	0	10.4042	10	#DIV/0!	-10
2018年12月10日	1	1.70484	2	1.70484	-1
2018年12月11日	5	1.85212	2	0.370424	3
2018年12月12日	3	1.60185	2	0.53395	1
2018年12月13日	1	2.17839	2	2.17839	-1
2018年12月14日	2	2.02083	2	1.010415	0
2018年12月15日	4	1.61697	2	0.404242	2
2018年12月16日	4	4.16581	4	1.041453	0
2018年12月17日	1	2.2975	2	2.2975	-1
2018年12月18日	2	1.66982	2	0.83491	0
2018年12月19日	2	1.63956	2	0.81978	0
2018年12月20日	1	1.50784	2	1.50784	-1
2018年12月21日	9	1.56816	2	0.17424	7
2018年12月22日	5	3.46778	3	0.693556	2
2018年12月23日	7	5.549	6	0.792714	1
2018年12月24日	2	3.53624	4	1.76812	-2
2018年12月25日	2	3.22389	3	1.611945	-1
2018年12月26日	0	2.99112	3	#DIV/0!	-3
2018年12月27日	0	3.4424	3	#DIV/0!	-3
2018年12月28日	5	4.61757	5	0.923514	0
2018年12月29日	3	5.71322	6	1.904407	-3
2018年12月30日	6	6.31765	6	1.052942	0
2018年12月31日	0	4.82066	5	#DIV/0!	-5
合計	91	110.6046	113		-22
平均	2.935484	3.567892		相関係数	欠品日数
				0.186903	8

3 割の誤差が 29.3% しかなく，また欠品日数も 8 日と目立ち，予測の精度は高いとは言えない．この予測したデータを 1 週間にまとめた．

表 2 予測を 1 週間にまとめたもの『商品 C』

	売上実績	売上予測	誤差(割合)	誤差(個数)
12月1～7日	22	29	1.318182	-7
12月8～14日	16	24	1.5	-8
12月15～21日	23	14	0.608696	9
12月16～28日	21	27	1.285714	-6

欠品している週があるが，毎日発注の場合は欠品数量が 23 単位だったのが 1 週間まとめたとき 9 単位になった．また，他の週で在庫量が多いときがあるので，在庫量を数

えて発注量を調節すれば，欠品は防げると考える．

4.3 考察

売上予測は長年取り組んでおり，深層学習の手法を用いても予測は難しい．分析をしてから説明変数を選択することで特徴を掴め精度が上がるのがわかった．今回は説明変数に時系列データと天気情報を加えたが，売上数量に影響するのはこれだけではない．DM 送付や特売情報，来場者人数，他商品の売れ行きなども影響してくる．これらの情報も学習させ予測の精度を上げたい．

また，売上予測の精度が高くないため，欠品や過剰在庫の問題点も出てきてしまう．売上予測をしたものと現在の在庫量を考慮して発注すると最適な在庫管理ができると考える．また，売上予測したものをある期間にまとめると欠品数量が小さくなる傾向があったが，物流面も考慮し，コストが最小となるような発注頻度を考えていく必要がある．

5 おわりに

本研究では，ホームセンターから提供された売上数量のデータから分析と売上予測を行った．昨年度までは ID 付きレシートデータから分析を行い DM 送付システムを考案し利益促進を目指していたが，今年度からは欠品を減らすために売れ筋商品の日ごとによるデータを基に分析して売上予測を行った．分析するとその商品の売れ方がわかり，特徴があるパラメータを説明変数に加えることで売上予測の精度が少し上がった．また，実際に売上予測を行ったが，欠品になってしまう日が，多くて全体の $\frac{1}{3}$ あり実用には遠い．発注頻度を見直し，在庫数量を考慮し売上予測から発注数量を調整すると最適な在庫管理ができると予想される．今後の展望として，特売情報やテレビなどのメディアでの紹介の有無，他商品との関係などを学習させ精度を向上したい．そして自動で売上予測を行うシステムの開発を行い，実用を目指していきたい．

参考文献

- [1] 芥正裕：『効率的な在庫管理を目的とした発注と棚割り』．2012 年度南山大学大学院数理情報研究科システム運用工学分野修士論文，2013．
- [2] 市川総一郎：『小売店における季節品の在庫管理』．2005 年度南山大学大学院数理情報研究科システム運用工学分野修士論文，2006．
- [3] 加藤勇輝：『ホームセンターにおける在庫削減を目的とした発注と棚割り』．2013 年度南山大学大学院数理情報研究科システム運用工学分野修士論文，2014．
- [4] 株式会社 NTT データ数理システム：Visual Minig Studio，マニュアル，バージョン 8．3
- [5] 巢籠悠輔：詳解 Deep Learning，TeNsrFlow・Keras による時系列データ処理