慶應義塾大学学術情報リポジトリ
Keio Associated Repository of Academic resouces

Title	ニューラルネットワークと大規模データによるスーパーマーケット売上最大化分析：神奈川県におけるチューイングガムの事例
Sub Title	
Author	稲本, 聖也 萩原, 涼
Publisher	慶應義塾大学商学会
Publication year	2022
Jtitle	三田商学研究学生論文集 No.2021 ,p.17- 30
JaLC DOI	
Abstract	本稿の目的はスーパーマーケットのチューイングガムの売上最大化モデルの構築である。近年，大規模データを用いた分析への関心が高まっており，大規模なPOSデータを活用した，製品の価格変動や購買行動の分析，需要予測モデルに関する研究が行われてきている。これに対して本稿では，大規模なサンプル数を有する日次の製品価格と売上データを用いて，ニューラルネットワークによる価格予測モデルを構築することで，売上最大化についての分析を行っている。この際，売上を最大化する価格設定をニューラルネットワークによって試算している。また，価格設定を行う時には，他のスーパーマーケット，コンビニエンスストアとの競合度合いが重要な要素となってくるが，こうした要素を分析に取り込んでいる。こうすることで，新規の店舗を出店する際に，立地や販売価格をどのように選択すれば売上を最大化できるのかを明らかにした。分析の結果として，チューイングガムに関しては，価格が236円，スーパーマーケット競合店舗数が6.46個，コンビニエンスストア競合店舗数が7.8個の時，売上が3422円で最大となり，データが示す既存店の売上平均より約10倍大きくなることがわかった。
Notes	論文
Genre	Journal Article
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=AN00113718-00002021-0017

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

三田商学研究
学生論文集
2021年度号

ニューラルネットワークと大規模データによるスーパーマーケット売上最大化分析

――神奈川県におけるチューイングガムの事例――

稲本聖也
萩原涼

＜要　約＞

本稿の目的はスーパーマーケットのチューイングガムの売上最大化モデルの構築である。近年，大規模データを用いた分析への関心が高まっており，大規模なPOSデータを活用した，製品の価格変動や購買行動の分析，需要予測モデルに関する研究が行われてきている。これに対して本稿では，大規模なサンプル数を有する日次の製品価格と売上データを用いて，ニューラルネットワークによる価格予測モデルを構築することで，売上最大化についての分析を行っている。この際，売上を最大化する価格設定をニューラルネットワークによって試算している。また，価格設定を行う時には，他のスーパーマーケット，コンビニエンスストアとの競合度合いが重要な要素となってくるが，こうした要素を分析に取り込んでいる。こうすることで，新規の店舗を出店する際に，立地や販売価格をどのように選択すれば売上を最大化できるのかを明らかにした。分析の結果として，チューイングガムに関しては，価格が236円，スーパーマーケット競合店舗数が6.46個，コンビニエンスストア競合店舗数が7.8個の時，売上が3422円で最大となり，データが示す既存店の売上平均より約10倍大きくなることがわかった。

＜キーワード＞

POSデータ，固有効果，ニューラルネットワーク，売上最大化，競合度合い

1節　はじめに

スーパーマーケットやコンビニエンスストアをはじめ，多くの小売店では会計の際，商品に付けられたバーコードをスキャンするレジが一般的になっている。これがPOS（Point of Sale）システムである。このPOSシステムを活用することによって，販売時点におけるデータを収集，記録することで販売動向を把握することが可能になっている。企業はこのPOSデータを活用することで「どの分野で，今，

何が売れているか」が一目でわかり，企業はこうしたデータをもとに仮説を立て，製品の発注や価格戦略を行っている。また，学術分野においては，例えば水野・渡辺（2008）は EC 販売に着目し，インターネットの普及によって企業は容易にデータを収集できるようになり，経済取引に関する経済学者や経営学者の研究に大きな影響を及ぼしていると述べている。また，樋田（2016）は特売判定に着目しており，POS データ分析において，週次データや月次データは日次データに比べて，特売を判定する能力が劣っているとの分析結果を示している。他にも，箸本（1998）はコンビニエンスストアの POS データ分析，庄野・鈴木ほか（2000）は日経 POS データによる牛乳の需要分析を行っており，POS データによって様々な分析が行なわれている。

本稿では先行研究で問題視されていた「競合店舗の存在」といった問題に対処しつつ，ニューラルネットワークを活用して分析を行い，通常の回帰モデルでは扱うことのできなかった複雑なモデルを構築し，これをもとにスーパーマーケットの売上最大化モデルを構築している。この売上最大化モデルよると，チューイングガムに関しては，価格が 236 円，スーパーマーケット競合店舗数が 6.46 個，コンビニエンスストア競合店舗数が 7.8 個の時，売上が 3422 円で最大となり，データが示す既存店の売上平均より約 10 倍大きくなることが分かった。

本論文の構成は以下の通りである。次の 2 節では分析に用いるデータの変数の説明を行い，3 節では単回帰分析によるニューラルネットワークで用いる変数についての予備的な分析を行う。そして 4 節ではニューラルネットワークによる販売個数予測と売上最適化モデルの構築を行う。5 節では分析結果を踏まえてのまとめ，今後への展望を述べる。

2 節　分析に用いるデータの変数の説明

本分析では，大手スーパーマーケット，中小スーパーマーケットで販売されている加工食品，家庭用品などの日次の日経 POS データを用いている。ここでは，データとコンピュータの処理能力の制約から，特に神奈川県にあるスーパーマーケットの日次データを用いて分析を行うこととした。また，分析の対象とする製品を「チューイングガム」に絞ることとした。チューイングガムを分析対象とした理由は，今回分析対象とするスーパーマーケットやコンビニエンスストアでは販売面積が異なるが，その違いに関係なく，多くの店舗で共通に取り扱われていると考えられるためである。これによって，店舗の出店戦略を内包した，より正確な売上最大化モデルを構築することができる。

サンプル数に関しては，神奈川県だけで 49 店舗，データ数も総数で約 222 万個あり，正確な分析を行うことができると考えられる。データの詳細については，表 2-1 に示している。基本統計量については表 2-2 に示している [1)]。

1) 各変数の相関，分布図については補論を参照。

表 2-1　POS データの詳細

神奈川県のスーパーマーケットについて	
サンプル数	49 店舗，221 万 8701 個のデータ
製品数	217 個
収録期間	最長で 1985/8/26 ～ 2019/12/31
	最短で 2019/4/1 ～ 2019/12/31
データの頻度	日次
更新件数	一日あたり平均 217 件（首都圏全店舗で）
変数の種類	店舗名，大分類名，小分類名，チェーンコード，店舗コード，調査開始日，商品名，来店客数，販売個数，販売容量，販売金額，千人当り金額，金額シェア，千人当り個数，個数シェア，特売販売金額，特売販売個数，平均価格

資料出所：日経 POS データをもとに筆者作成。店舗の数は首都圏全体で 149 店舗ある。

本稿の以降の分析で用いる変数の具体的な計算方法と定義は以下の通りである。平均価格，販売数量，販売容量，金額シェア，個数シェアについては日次データとなる。競合店舗数については，2021 年の 11 月時点のデータとなる。

1）チューイングガムの平均価格

平均価格＝全店舗での財の販売金額÷全店舗での財の販売個数

2）販売個数

実際に売れた財の個数

3）販売容量

商品の容量。例えば 3 串の団子，それが 1 組となっている商品を例にとる。この場合，販売容量は 3 個となる。

4）金額シェア

金額シェア＝各店舗での商品の販売金額÷各店舗での分類全商品の販売金額× 100

商品分類に関しては，加工食品と家庭用品を日経独自の商品分類体系により「緑茶飲料」「住宅洗剤」など 217 個に分かれている。また，商品分類は大分類と，大分類を細分化した小分類の 2 種類があり，各大分類に含まれる小分類の数は分類によって異なる。チューイングガムは大分類であり，その中に，板ガム，粒ガム，風船ガム，シーズナルガム，その他のガムといった小分類化されたデータがある。

5）個数シェア

個数シェア＝各店舗での商品の販売個数÷各店舗での分類全商品の販売個数× 100

6）競合店舗数（競合度合い）

各スーパーマーケットの商圏を半径 3km とし，各商圏の中にいくつのスーパーマーケットがあるかを数えた。また，コンビニエンスストアに関しては，縮尺を用いたデータが存在しなかったため，スー

パーマーケットがある住所を入力し，その住所内にあるコンビニエンスストアの数を明記した。その結果が表 2-2 である

7）千人当り個数

千人当り個数＝販売個数÷来店客数× 1000

8）千人当り金額

千人当り金額＝販売金額÷来店客数× 1000

表 2-2　基本統計量

	平均価格	販売個数	特売販売個数	金額シェア	個数シェア	来店客数	販売容量
平均	213.24	2.08	0.86	4.87	4.87	5284.36	76.16
標準偏差	200.21	2.36	1.86	7.84	6.75	2739.93	138.34

	スーパーマーケット競合店舗数	コンビニエンスストア競合店舗数	千人当り金額	千人当り個数
平均	24.26	15.32	89.93	0.53
標準偏差	13.75	7.78	121.03	0.70

表 2-3　各店舗のデータ

店舗番号	住所 [2)]	競合店舗数 [3)]（スーパーマーケット）	競合店舗数（コンビニエンスストア）
1	藤沢市	29	9
2	大和市	17	13
3	秦野市	12	12
4	大和市	30	19
5	横浜市中区	31	13
6	海老名市	10	15
7	横浜市金沢区	7	23
8	横須賀市	6	20
9	横浜市戸塚区	25	11
10	横浜市旭区	7	14
11	横須賀市	10	21
12	伊勢原市	5	15
13	相模原市	12	20
14	川崎市麻生区	20	15

2) 店舗が特定される可能性があるため，住所は「市」または「区」までしかここでは表記していない。
3) 競合店舗数の単位はスーパーマーケット，コンビニエンスストアともに「個」。

15	藤沢市	11	19
16	川崎市麻生区	24	15
17	相模原市南区	41	20
18	座間市	27	18
19	横浜市港北区	42	24
20	横浜市戸塚区	22	17
21	横浜市緑区	20	10
22	横浜市神奈川区	68	27
23	藤沢市	35	19
24	横浜市瀬谷区	24	14
25	横浜市鶴見区	57	22
26	横浜市鶴見区	48	14
27	横浜市港北区	32	15
28	横浜市都筑区	39	18
29	横浜市都筑区	27	11
30	川崎市幸区	73	33
31	川崎市多摩区	56	16
32	横浜市西区	72	62
33	厚木市	21	10
34	横浜市青葉区	51	14
35	相模原市緑区	11	4
36	横浜市泉区	34	9
37	横浜市戸塚区	10	9
38	横浜市金沢区	15	19
39	平塚市万田	12	5
40	横浜市戸塚区	14	8
41	横浜市神奈川区	38	18
42	川崎市中原区	44	35
43	海老名市	18	10
44	横浜市戸塚区	22	11
45	藤沢市	25	20
46	横浜市鶴見区	47	30
47	横浜市緑区	23	12
48	座間市	28	9
49	横浜市港北区	32	15

資料出所：「https://t21help.nikkei.co.jp/reference/cat397/post-385.html」。スーパーマーケットとコンビニエンスストアの店舗数については，「https://networkprint.ne.jp/search_store/map.html」をもとに筆者作成。

3節　単回帰分析によるニューラルネットワークで用いる変数についての予備的な分析

本節では，まず*売上＝価格×販売個数*という式に着目した。この式からわかるように，売上の要素である価格と販売個数に影響を与える変数を探るべく，単回帰パネル分析を行った。西山ほか（2019）で説明されている通り，ハウスマン検定の結果に関わらず，パネル分析では固定効果が推奨されるため，本節の分析はすべて固定効果モデルで行った。また変数について，表 2-1 で説明した日経 POS データに含まれる全ての利用可能な変数のうち，販売金額と特売販売金額については基本的に販売個数と平均価格を掛け合わせて求められることから，被説明変数を販売個数，平均価格とするにあたり分析対象から除外することとした。同じく千人当り金額は 1000 人当たりの販売金額であるため分析対象から除外することとした。また金額シェアが平均価格にプラスの影響，個数シェアが販売個数にプラスの影響を与えるのは定義上自明であるため，それぞれの分析で除外した。特売販売個数と千人当り個数について，前者は販売個数に含まれることから，後者は 1000 人当たりの販売個数であるため，販売個数の分析対象から除外することとした。

表 3-1 は被説明変数を平均価格，説明変数をそれぞれ来店客数，販売個数，特売販売個数，千人当り個数，個数シェア，販売容量，スーパーマーケット競合店舗数，コンビニエンスストア競合店舗数として単回帰分析を行った結果である。表 3-2 は被説明変数を販売個数，説明変数をそれぞれ来店客数，平均価格，金額シェア，販売容量，スーパーマーケット競合店舗数，コンビニエンスストア競合店舗数として単回帰分析を行った結果である[4) 5)]。

ここでは各説明変数と被説明変数との関係を整理しておく。被説明変数を平均価格とした場合には，販売容量については，これが増加すると当然容量の増加から平均価格は上昇すると考えられる。また，販売個数，来店客数，特売販売個数，個数シェア，千人当り個数については，これらが大きくなるということは，商品への需要が大きくなっていると考えられるため，平均価格は上昇すると考えられる。スーパーマーケット競合店舗数が増えると価格競争が起きて，平均価格は減少すると考えられる。一方のコンビニエンスストア競合店舗数が増えると，コンビニエンスストアは割引を行わないことなどから，平均価格は増加すると考えられる。表 3-1 をみると，推計結果はこうした関係が成立することを統計的に示している。コンビニエンスストアとスーパーマーケットの競合の詳細については後述する。

被説明変数を販売個数とした場合，来店客数，金額シェアについては，これらが増加するということ

---

4) 販売金額と特売販売金額については，平均価格×販売個数で算出されるため，被説明変数と相関が高いと考えられることから，変数から除外した。

5) 価格変動の分析に関する先行研究として，水野・渡辺（2008）は安値争奪戦に加わる店舗と加わらない店舗の価格戦略の違いについて述べており，データ分析の結果，各商品に関して，各店舗で購買が発生する確率の対数値とその店舗の最安値からの安値順位の間には線形に近い関係があると述べている。しかし，課題点として内生的な店舗間競争をモデルに組み込むことができていないと述べている。また，庄野・鈴木ほか（2000）は 2 年分の POS データしか集めることができていない。

表 3-1　被説明変数を平均価格としたときの単回帰分析の結果

被説明変数を平均価格としたときの単回帰分析の結果[6]			
	係数	F-statistic（robust）	R-squared（within）
定数項（133.93） 来店客数（25.367）	1.496*** 0.1266***	643.47	0.0003
定数項（7247.4） 千人当り個数（−370.77）	5.1481*** −0.301***	1.38E＋05	0.0584
定数項（5362.5） 販売個数（−399.72）	1.9166*** −0.2034***	1.60E＋05	0.0664
定数項（7723.7） 特売販売個数（43.890）	4.9769*** 0.014***	1.93E＋03	0.0009
定数項（4593.4） 個数シェア（−344.0）	1.9187*** −0.1645***	1.18E＋05	0.05
定数項（3071.5） 販売容量（1526.7）	1.1945*** 0.3924***	2.33E＋06	0.5091
定数項（1590.5） スーパーマーケット競合店舗数（−73.46）	5.2265*** −0.0771***	5.10E＋03	0.0024
定数項（2364.9） コンビニエンスストア競合店舗数（84.240）	1.7183*** 0.0223***	7096.3	0.0032

資料出所：シミュレーション結果をもとに筆者作成。() 内の数字は t 値を表している。

表 3-2　被説明変数を販売個数としたときの単回帰分析の結果

被説明変数を販売個数としたときの単回帰分析の結果[7]			
	係数	F-statistic（robust）	R-squared（within）
定数項（−104.81） 来店客数（152.94）	−1.475*** 0.9621***	2.34E＋04	0.0103
定数項（863.06） 平均価格（−399.72）	1.2577*** −0.3264***	1.60E＋05	0.0664
定数項（1358.5） 金額シェア（546.67）	0.4905*** 0.2346***	2.99E＋95	0.1174
定数項（475.82） 販売容量（352.19）	0.6193*** 0.1167***	1.24E＋05	0.1004
定数項（794.08） スーパーマーケット競合店舗数（−165.41）	1.2686*** −0.0844***	2.74E＋04	0.0122
定数項（749.46） コンビニエンスストア競合店舗数（−10.568）	0.6875*** −0.0035***	111.68	5.041e−05

資料出所：シミュレーション結果をもとに筆者作成。() 内の数字は t 値を表している。

6)　* は有意水準 10%，** は 5%，***1%を表す。
7)　* は有意水準 10%，** は 5%，***1%を表す。

は，需要が増加していると考えられることから，販売個数は増加すると考えられる。販売容量に関して，同質な財の中では内容量が多いほど消費者にとって魅力的な商品であり，結果的に販売個数が増加している可能性がある。平均価格に関しては価格が上昇するほど，その商品は売れなくなると考えるため，販売個数は減少すると考えられる。競合店舗数についても，競合度合いが強くなるほど客の奪い合いが激しくなり，その商品が売れにくくなると考えられるため，販売個数は減少すると考えられる。図表 3-2 をみると，推計結果はこうした関係が成立することを統計的に示している。

次に平均価格への影響がコンビニエンスストア競合とスーパーマーケット競合で異なる点について議論しておきたい。コンビニエンスストア業界はセブンイレブン，ローソン，ファミリーマートの 3 社でシェアが 9 割を占めているように，大規模資本の大手による寡占が進んでいると考えられる。一方で，スーパーマーケットでは比較的小さな資本であり，街にスーパーマーケットなども生き残っているなど，その競争環境は大きく異なる。このため，コンビニエンスストアでは値下げが起こり難く，反対にスーパーマーケットでは特売という形で値下げが多々行われていると考えられている。こうした，競争上の違いがコンビニエンスストアに隣接するスーパーマーケットの価格戦略に影響を及ぼしていると考えられる。

また，財の同質・異質性も平均価格への影響がコンビニエンスストア競合とスーパーマーケット競合で異なるものとしていると考えられる。コンビニエンスストアとスーパーマーケットの違いは，コンビニエンスストアは 24 時間営業の店舗が多く，店内面積が狭く基本的には売れるもののみ在庫を置く。スーパーマーケットにはこうした点は当てはまらない。実際，店内面積に関しては，経済産業省商業統計調査（2014）では，店内敷地面積が $30m^2$ 以上 $250m^2$ 未満の業態をコンビニエンスストア，$250m^2$ 以上の業態をスーパーマーケットと定義している。コンビニエンスストアとスーパーマーケットではビジネスモデルが異なり，これが，競争が平均価格に与える影響を異なるものにしている。

また経済学・経営学観点では，田中（2015）や遠山（2020）によると，コンビニエンスストアはフランチャイズを含めたチェーン全体の価格統一性が崩れることや，「鮮度第一」というブランドコンセプトを崩してしまうという理由から，多くのコンビニエンスストアが値下げを嫌うと指摘している。こうした点も，異なる価格戦略を競争下で取ることに理由として挙げられる。

したがって，スーパーマーケットはディスカウントストアといった名前があるように，日常的にディスカウントを行うため，競合が増えると平均価格が減少するが，コンビニエンスストアは日常的にディスカウントを行わないため，競合が増えるとむしろ平均価格が増加する。

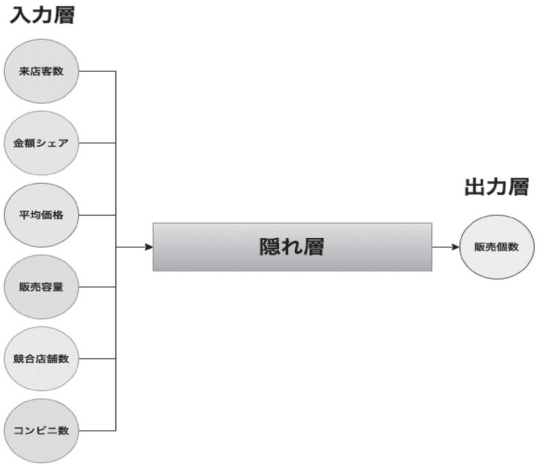
先行研究に対し，本節の分析結果では十分なサンプル数を有した上で，競合店舗数も平均価格と販売個数に対し，有意に影響を与えることが示されている。各スーパーマーケットには，他のスーパーマーケット，コンビニエンスストアといった競合店舗が存在し，その競合度合いによって価格の変動が異なると考えた。また，競合店舗数は時間によって変化しないため，固定効果として分析を行うことでより正確な分析結果が出ていることを強調する。

4節　ニューラルネットワークによる販売個数予測と売上最適化

3節の回帰分析を用いた分析より，販売個数は，6つの変数「来店客数」,「金額シェア」,「平均価格」,「販売容量」,「スーパーマーケット競合店舗数」,「コンビニエンスストア競合店舗数」の6つの変数により統計的に有意に説明変数されることが明らかになった。そこで本節では，より正確な販売個数の予測と，それに基づく売上最大化のために，これらの説明変数を用いてニューラルネットワークによる分析を行う。ニューラルネットワークとは，人間の脳の神経回路を模した数理モデルである。構造はデータを入力する入力層，入力層から値を受け取り複雑な計算を行う隠れ層，結果を出力する出力層の3層より構成される。これによって，複雑で精度の高い分析を行うことが可能となる。さらにニューラルネットワークは，回帰分析のように多重共線性や内生性の問題などの変数間の影響を考慮することが必要とされない。今回はPythonの深層学習ライブラリ「Keras」と最適化を行うパッケージである「Optuna」を用いて分析を行った。また今回の分析の前提として，学習及び最適化の際に使用したデータは回帰分析を行った時と同様に対数を取ったものを使用している。

売上が最大となる変数の組み合わせを見つけるための手順は次となる。まず販売個数を予測するニューラルネットワークを作成する。入力層には，販売個数に影響を与える来店客数，金額シェア，平均価格，販売容量，競合店舗数，コンビニ店舗数の6つの変数を入れる。出力層では販売個数の予測値を出力する。構造のイメージとしては図4-1となる。

図4-1　ニューラルネットワークのイメージ



資料出所：シミュレーション結果をもとに筆者作成。

今回のニューラルネットワークのより詳細な構造は以下の図4-2となる。

表 4-2　ニューラルネットワークの構造の詳細

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 372)	2604
dense_1 (Dense)	(None, 471)	175683
dense_2 (Dense)	(None, 325)	153400
dense_3 (Dense)	(None, 102)	33252
dense_4 (Dense)	(None, 419)	43157
dense_5 (Dense)	(None, 1)	420

Total params: 408,516
Trainable params: 408,516
Non-trainable params: 0

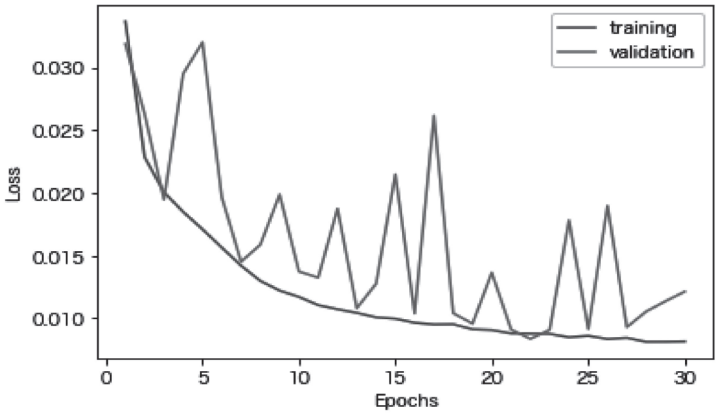
資料出所：シミュレーション結果をもとに筆者作成。

上図の Layer（type）は各レイヤーの名称とその種類を，Output Shape は各層の出力形状を，Param は各層のパラメータ数をそれぞれ表している。また Total params はモデル全体のパラメータ数を表しており，今回のモデルではおよそ 40 万個ある。ネットワークは入力層，5 つの隠れ層，出力層により構成されている。各レイヤーは全結合ニューラルネットワークレイヤーである Keras の Dense を使用した。隠れ層の活性化関数には ReLU を用いている。また隠れ層の数や各層の重みなど，いわゆるハイパーパラメータについては，最良の決定係数となるよう Optuna で調整した値を使用している。データを学習するための訓練データとモデルの性能検証に使用するテストデータにデータを分割して，前者のデータを用いて予測モデルを構築した。

こうして学習されたニューラルネットワークで販売個数についての予測を行うと，決定係数は 0.93 まで上昇した。また図 4-3 はこの予測モデルの学習曲線である。図より訓練データに対する予測とテストデータに対する予測がほぼ同じ値に収束しているため，過学習は起きていないと判断した。

この予測モデルを使用して，Optuna でベイズ最適化によって価格と販売個数の積で与えられる売上が最大となるように入力層の変数の値の組み合わせを探索する。より具体的には，ニューラルネットワークに入力する 6 つの変数のうち，平均価格，スーパーマーケット競合店舗数，コンビニエンスストア競合店舗数については店舗側が操作可能であると考えて，それらの値を売上が最大となるように探索した。商品の価格を店舗が決められることは説明するまでもないが，スーパーマーケット競合店舗数，コンビニエンスストア競合店舗数に関しては，新店舗出店時や店舗移転時であれば，場所の選定として操作が可能であると考えられる。一方で，来店客数，販売容量，金額シェアは店舗側が直接操作することができない変数であると考えることとした。例えば，来店客数は広告などで操作できるとも考えられるが，店舗のある地域や店舗のブランドなどに大きく左右されると考えられる。また，販売容量は製造メーカーが決定すると考えられる。このため，分析では来店客数をデータ平均の 5430 人，金額シェア

図 4-3　予測モデルの学習曲線



資料出所：シミュレーション結果をもとに筆者作成。

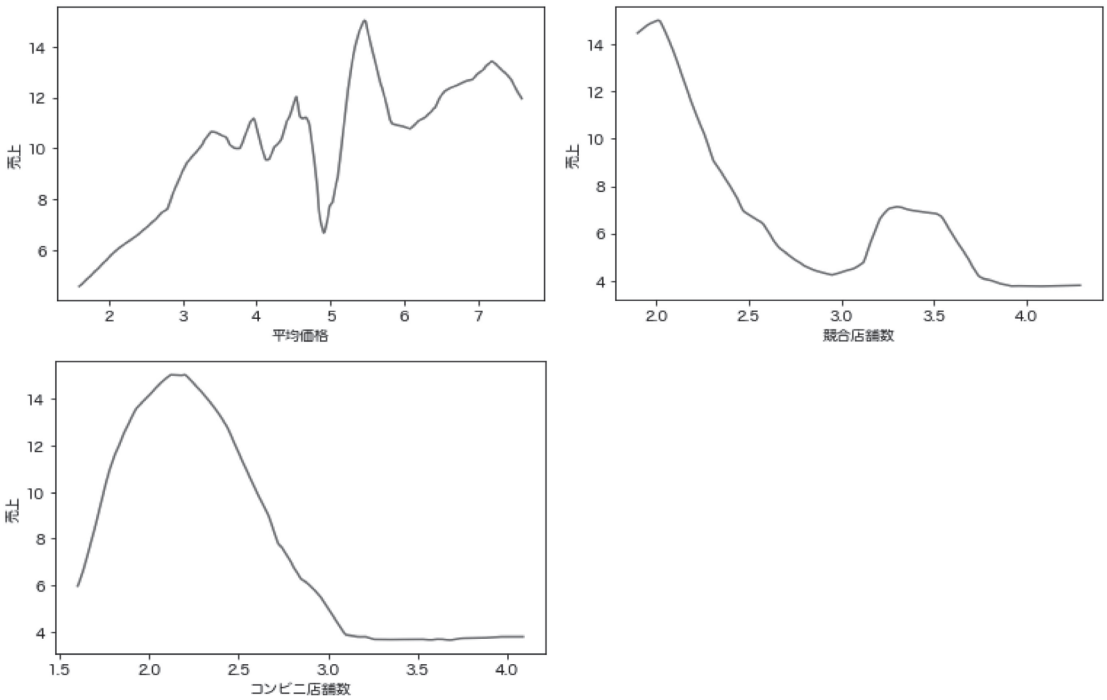
をデータ平均の 2.8%，販売容量は一般的なスティックタイプのガムを想定して 14 個として，それらの自然対数を取った固定値を代入した。

最適化の結果として，対数表示で価格が 5.47，競合店舗数が 2.01，コンビニ店舗数が 2.18 となった。下の図 4-4 は各入力変数と売上の関係を示したグラフである。平均価格がおよそ 5.5 付近で売上は最大になっている。またスーパーマーケット競合店舗数とコンビニエンスストア競合店舗数に関しても，結果の値とほぼ同じ値の時に売上が最大となっていることが図よりわかる。

対数を外した元の値で試算すると，平均価格が 236 円，スーパーマーケット競合店舗数が 6.46 店舗，コンビニエンスストア競合店舗数が 7.8 店舗の時に，売上が最大値の 3422 円となることがニューラルネットワークから示された。またこの時の販売個数は 14.5 個となった。データでは，平均価格は 213 円，平均販売個数は 2 個であるため，その際の売上は 426 円となる。つまり最適な平均価格，スーパーマーケット競合店舗数，コンビニエンスストア競合店舗数を選ぶことで，売上は平均よりおよそ 10 倍大きくなる。

平均価格については，データでの平均価格は 213 円となるが，ニューラルネットワークから示された最適な平均価格は 236 円となる。つまり，最適な競合店舗数の立地に出店することで価格を若干引き上げることが可能となり，この結果として売上も増加することになる。また，販売個数も最適な競合店舗数の立地に出店することで大きく増加して，これが売上の増加に寄与している。同時に，売上最大化を行うためには競合店舗がある程度必要になることも分かる。特に，コンビニエンスストア競合店舗数が 7.8 店舗となっているが，これは 3 節の平均価格についての回帰分析の結果から分かるように，コンビニエンスストアは価格の割引をほとんど行わないことから，平均価格の上昇要因となり，これが売上の増加につながっていると考えられる。データにおけるコンビニエンスストア競合店舗数の平均が 15 店舗となることを考えると，ニューラルネットワークが示す 7.8 店舗はそれほど大きく減っていな

図 4-4　平均価格と売上，スーパーマーケットの競合店舗数と売上，コンビニ店舗数と売上のそれぞれの関係



資料出所：シミュレーション結果をもとに筆者作成。

いことが分かる。一方で，特売などで価格の割引を行うスーパーマーケットについては競合店舗がなるべく少ない方が良いとの結果となっている。ニューラルネットワークが示す 6.46 店舗は，データの平均値の 24 店舗からかなり小さな値となっている。

5 節　おわりに

本稿では店舗側が恣意的に操作できる変数である「平均価格」「販売個数」「スーパーマーケット競合店舗数」「コンビニエンスストア競合店舗数」に着目し，これらをもとにニューラルネットワークで分析を行い，販売個数予測と売上最大化を行った。売上最大化の時に，スーパーマーケットとコンビニエンスストアの競合店舗数がともに 0 ではなく，それぞれ 6.46 店舗，7.8 店舗となったのは興味深い結果となる。これは，単回帰分析の結果からもわかるように，スーパーマーケットは孤立した立地よりも，ある程度は競争度合いがある立地の方が売上を伸ばすことができるということを示している。視点を変えて，競合度が需要を捉えているとすれば，需要があることが，店舗が売り上げを伸ばすために必要な要素であることが再確認できる。

本稿の分析はサンプル数を多く確保でき，固有効果を考慮することができたものの，1つの製品に限ったものに留まっている。今後の展望として，チューイングガムだけでなく，まんじゅうやチョコレートなどの他の菓子類についても今回と同様に分析を行い，菓子コーナー全体の売上最大化モデルを構築していきたい。

補論

表　相関係数表

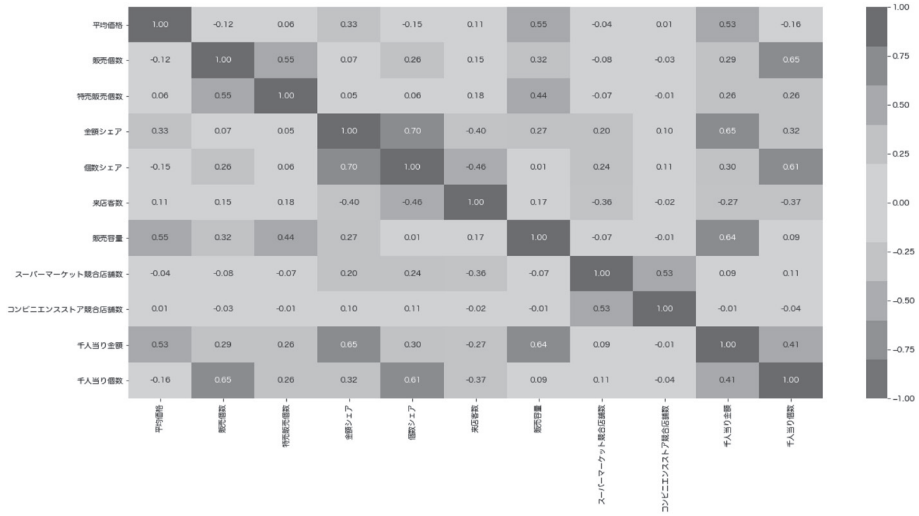


表　平均価格のヒストグラム

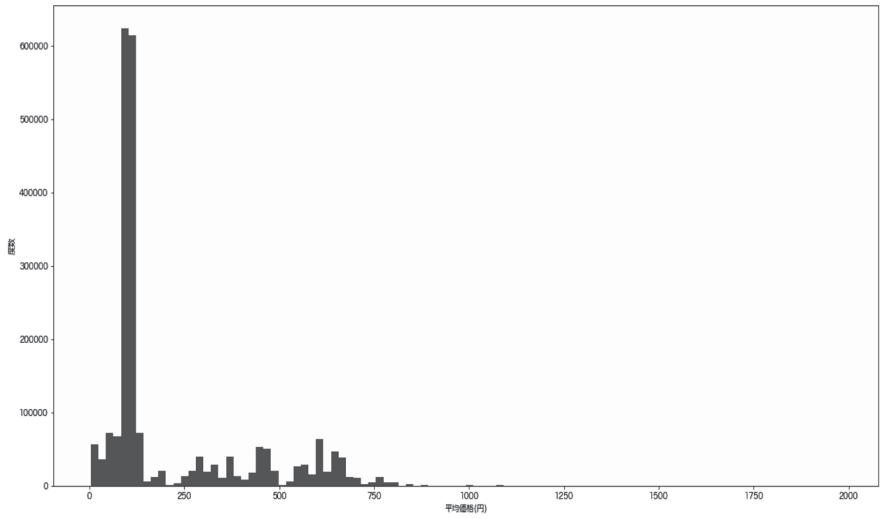
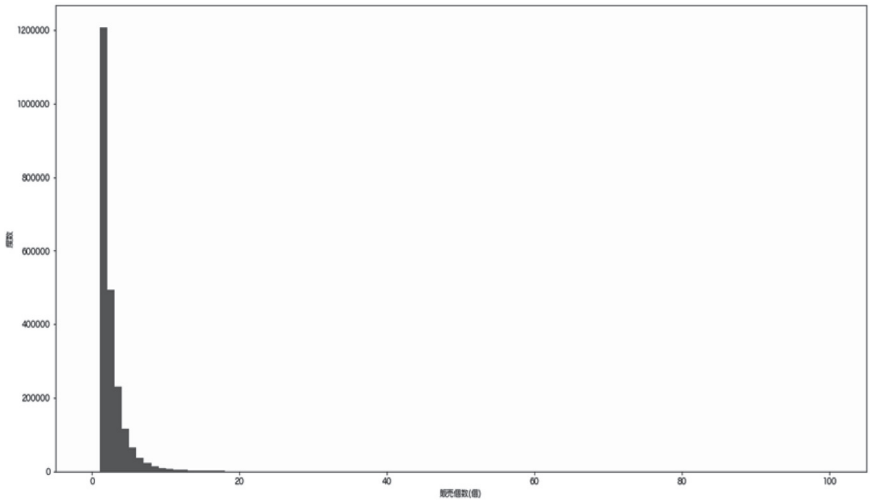


表　販売個数のヒストグラム



参　考　文　献

＜書籍＞
山本勲（2015）「実証分析のための計量経済学　正しい手法と結果の読み方」中央経済社

＜論文＞
水野貴之・渡辺努（2008）「オンライン市場における価格変動の統計的分析」
樋田勉（2016）「POS データにおける特売販売法の比較分析」
庄野千鶴・鈴木宣弘・川村保・渡辺靖仁（2000）「日別 POS データによる牛乳需要分析」
奈須野亜弓（2008）「POS データの分析と有効活用」
田中大介（2015）現代日本のコンビニと個人化社会―情報化時代における「ネットワークの消費」―
永井知美（2017）コンビニ業界の現状と課題―業界再編で寡占化進展，国内 5 万店時代をどう乗り切るか―

＜ Web サイト＞
スーパーマーケットの商圏　https://t21help.nikkei.co.jp/reference/cat397/post-385.html
コンビニエンスストアの商圏　https://networkprint.ne.jp/search_store/map.html
東洋経済オンライン　著：遠山綾乃記者（2020）ファミマで「弁当の値引き」が今後増える理由
経済産業省　商業統計調査（2014）業態別統計編