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

Title	ホームセンター店舗の経営力評価モデル : ニューラルネットワークを用いて
Sub Title	Management Ability Model of Home Improvement Center Stores using Artificial Neural Networks
Author	岡本, 大輔(Okamoto, Daisuke)
Publisher	
Publication year	2002
Jtitle	三田商学研究 (Mita business review). Vol.44, No.6 (2002. 2) ,p.61-
JaLC DOI	
Abstract	1972年に埼玉県に誕生したと言われる日本のホームセンターは,米国式スーパー・ GMSなどのチェーオペレーション方式をうまく活用し,順調に成長を遂げ,今や3兆円市場と呼ばれるまでになった。しかし近年ではその勢いに陰りが見られ,成長に歯止めがかかってしまっている。ホームセンターという市場はまだ新しく,一定のフォーマットが存在しないため,今後の成長要因を探るための理論的フレームワークは不十分である。本研究では,そのようなケースに適用可能である,ニューラルネットワーク手法を用い,ホームセンター店舗の経営力評価モデ
Notes	
Genre	Journal Article
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=AN00234698-20020200-00686248

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
第44巻第6号
2002年2月

2001年12月14日掲載承認

ホームセンター店舗の経営力評価モデル

――ニューラルネットワークを用いて――

岡　本　大　輔

<要　約>

1972年に埼玉県に誕生したと言われる日本のホームセンターは，米国式スーパー・GMSなどのチェーオペレーション方式をうまく活用し，順調に成長を遂げ，今や3兆円市場と呼ばれるまでになった。しかし近年ではその勢いに陰りが見られ，成長に歯止めがかかってしまっている。ホームセンターという市場はまだ新しく，一定のフォーマットが存在しないため，今後の成長要因を探るための理論的フレームワークは不十分である。本研究では，そのようなケースに適用可能である，ニューラルネットワーク手法を用い，ホームセンター店舗の経営力評価モデルの構築を試みている。そのために，「21世紀HC経営研究会」によるデータを用いたが，これには複数のホームセンター企業の店舗別の経営要因（戦略関連，店長・社員関連，財務データetc.）170項目が含まれており，このような分析がなされるのはおそらく日本で初めてである。というのは一企業による店舗別データの分析はあったが，複数企業の店舗別データ，それも営業利益段階にまで踏み込んだ店舗別財務データはおそらく皆無であるからである。

ホームセンター経営力評価理論のフレームワークの不十分さから，本研究では，通常はデータの検証に用いられるQAQF（定性要因の定量分析法）を仮説構築のために用い，そこから導き出された仮説をニューラルネットワークに学習させる，という方法を採った。その結果，粗利人件費比率，在庫回転期間，日曜日来店客数，売上上位5部門構成比が重要な要因として抽出され，更に社員の質，という問題が今後のホームセンター経営のポイントになることを確認した。

<キーワード>

ニューラルネットワーク，学習能力，非線形関係，定性要因の定量分析法QAQF，KNNA，ホームセンター，チェーンオペレーション，人件費，在庫回転期間，正社員

1．はじめに

ニューラルネットワーク（artificial neural networks, ANNs）研究は人間の情報処理の源である脳の神経細胞の情報処理メカニズムを研究し，それをコンピュータ上で実現する，というものであるが，筆者はこれをマネジメント研究に適用する，という試みを行なってきた。岡本大輔他［2000a,

2000b］ではANNsの経営学研究への適用時のメリットを示し，デメリットとその対処策を論じ，適用可能性の大きさを示した。そこではまずANNsの特徴として次の点を指摘した。

・ANNsは学習メカニズムを持ち，自ら変数間の関係を構築できる
・ANNsは閾値の考え方を持ち，非線形関係の分析ができる
・ANNsは情報の分散的表現により，学習能力を増強できる

これらの能力は，理論的にはハッキリしないが一定のパターンが認められるような分野の漠然とした知識の分析に適用可能であるというメリットになる。またデメリットとしては，学習がブラックボックス的になされ，複雑なネットワークになってしまうケースが多いので，解釈ができないというものであったが，後述の方法により経営学の理論構築のプロセスにおいては条件付ながら適用可能であることを示した。本研究では日本のホームセンター業界に焦点を当て，ANNsを用いた評価モデルの構築を試みることにする。ホームセンターの経営においては，後述するように，あまりハッキリしたフォーマットが確立されておらず，混沌とした状況である。分析は基本的なファクトファインディングの段階から始めなければならず，ニューラルネットワークのメリットが最大限に活かせる分野であると言える。

2．ホームセンター業界概要[1)]

日本初のホームセンターは1972年に埼玉県にオープンしたドイト与野店とするのが業界での通説となっている。これは従来の衣料品・食料品を中心とするスーパー・GMSなどと異なり，それまで長く買い物の真空状態だったノンフーズ分野をカバーするDIY志向の店であった。以来日本のホームセンター業界はわずか30年弱で市場規模3兆円を超える巨大市場に成長した[2)]。2001年現在では，店舗数3,500店を超え，上場企業も25社となっている（表1）。

ホームセンターの定義としては，「一般消費者を対象に，住関連商品を総合的，かつ系統的に品揃えした大型小売店（一般的には売場面積300㎡以上[3)]）」というものがある。しかし実際には，DIY，ホームファニッシング，ハウスキーピング，インテリア，エクステリア，ガーデニング，ペット，その他多く住居関連商品を取り扱う店舗が多く，なかなか一言で言い表すことは困難である[4)]。筆者は日本各地のホームセンターを見て歩いてきたが，もともとの出身が木材店，金物店，薬局，石油販売店，カー用品店など様々であり，その出身業種によって店舗の特徴も大きく異なっており，同

1) 本章のホームセンターに関する歴史的事実に関しては，石原靖曠［2001］，大山健太郎［2001］を参考にした。
2) 百貨店，スーパーがそれぞれ，8－9兆円市場と言われる。
3) DIY産業振興対策委員会［1983］
4) 大山健太郎［2001］p. 4.

表1　ホームセンターランキング上位20社

順位	企業名	本部所在地	株式上場	小売部門 売上高（億円）	店舗数
1	カインズ	群馬県	—	1542	117
2	ケーヨー	千葉県	東京	1540	115
3	ホーマック	北海道	東京	1471	122
4	ナフコ	福岡県		1412	110
5	コーナン商事	大阪府	大阪	1276	86
6	カーマ	愛知県	東京	1203	85
7	コメリ	新潟県	東京	1066	414
8	島忠	埼玉県	東京	1022	57
9	東急ハンズ	東京都	—	969	13
10	ジョイフル本田	茨城県	—	915	11
11	トステムビバ（現トステム）	埼玉県	—	885	83
12	ダイキ	愛媛県	東京	637	59
13	エンチョー	静岡県	店頭	549	27
14	ジュンテンドー	島根県	東京２部	520	177
15	マキヤ	静岡県	店頭	406	18
16	ドイト	埼玉県	—	406	25
17	山新	茨城県	—	393	18
18	大和ハウス工業	大阪府	東京	393	36
19	アークランドサカモト	新潟県	店頭	389	23
20	サンワドー	青森県	店頭	374	25

出典：Chain Sore Age, 2000.12.1. より，筆者が加筆，作成（複数市場への上場の場合，東京，大阪の順で１市場のみ記載）

じホームセンターといっても実に様々な店舗が存在することを実感した。本研究ではホームセンターを“社団法人日本DIY協会の小売部門に加盟する企業”と定義しておく。[5)]

ホームセンターはスーパー・GMSなどと同様に，米国チェーンストア理論を柱に成長してきた。「チェーンストア方式をうまく活用し，当時進行しつつあったクルマ社会の到来に合わせ，郊外のロードサイドに次々と店舗を増やしていった。それまで金物店でしか買えなかったネジ・クギ・金

5)　日本DIY協会では小売業129社のほかに卸売業195社，製造業435社，賛助会員31社がメンバーとなっており，特にホームセンターを定義しているわけではないが，DIYの定義としては「住まいと暮らしをよりよいものにするために，自らの手で快適な生活空間を創造すること」としている。なお日本DIY協会は略称で，正式名称は日本ドゥ・イット・ユアセルフ協会。cf.http://www.diy.or.jp/

物や工具，長尺ものの木材，切売りで購入できるインテリア用品，軽家具，そして園芸やペット用品，果てはティッシュや洗剤などの消耗品に至るまで――大量仕入れ・大量販売をベースにしたホームセンターの商品は価格が安く，あっという間に業種店の金物店市場，あるいはGMSの住居関連部門の市場を奪い，さらに住宅関連市場そのものの需要を掘り起こし，拡大させてきた。[6]」しかしながら現在のホームセンターは前述のように実に様々な店舗が入り混じってきており全体を統一するフォーマットが存在しない状況である。たとえばスーパーでは，入り口から左に入ってまず野菜売場があり，時計回りに移動しながら壁面に魚・肉類・牛乳・ジュース類が続き，売場中央部にドライ食品，パントリー商品があるなど，ある程度のフォーマットがあるが，ホームセンターにはそれがない。後述するように，ローコスト経営と一口に言っても，ホームセンターの場合とスーパー，GMS，ディスカウンターとそれぞれ異なる性格を持っている。それ故，ホームセンターの経営力を評価する，というときに使える理論的枠組みはほとんど無い，と言ってよい状況である。

ホームセンターは前述のようにこの30年弱で順調に伸びてきたが，ここ数年はその勢いが鈍化し，特に2000年以降は厳しい状況である。従来うまくいってきたチェーンストア理論であるが，経営の統一フォーマットがぼやけてきており，うまくいかなくなってきている。このような状況のもと，アイリスオーヤマ株式会社・日本総合研究所はAPPENDIXに示すような新しいホームセンター経営を考える研究会を発足させ，数社のホームセンターの協力を得て，データ収集・現状分析を行なっている。調査内容はAPPENDIXに示されているように，協力ホームセンター数社の店舗ごとの経営要因，財務データである。従来，一つの企業内での店舗データは存在したかもしれないが，複数の企業の店舗ごとのデータ，それも営業利益に至るまでの財務データは類を見ない，貴重なデータである。本研究では，このデータを利用し，ホームセンター店舗の経営力を評価するモデルを作成し，新しいホームセンターのフォーマットを作っていく糸口を考えていくことにする。そしてその分析にニューラルネットワークモデルを用いることにする。

3．ファクトファインディングのためのHC経営力分析

本章では，ニューラルネットワークを用いた経営力評価モデル構築に先立ち，ホームセンターの経営力を規定する要因を探り出すファクトファインディングを行なう。そのために，APPENDIXにある，21世紀HC経営研究会による調査データを用い，QAQF[7]により，ホームセンター店舗の成長性・収益性・業績といった成果変数に貢献する要因の抽出を試みる。なお，APPENDIXにあるように当該調査では170項目もの要因が調査されているが，ここでは主要なもののみをまとめるこ

6) 大山健太郎［2001］pp. 33-35.
7) 岡本大輔［1996］pp. 5-6.

表 2　売上高に対する経費の比率

	販売費一般管理費比率	人件費比率	広告費比率	家賃減価償却費比率	粗利人件費比率
度数	118	118	118	118	118
平均値	21.6	9.8	1.8	6.2	39.2
標準偏差	7.2	2.4	0.9	3.4	8.4
最小値	11.6	5.2	0.5	0.4	23.0
最大値	75.1	19.6	4.8	25.9	78.1

＊家賃減価償却費比率：賃貸物件の場合に家賃，所有の場合に減価償却費

表 3　販売費一般管理費比率

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 18%未満	28.8	2.626	＊3.119	7.721
2. 18%以上	23.7	2.299	2.787	7.615
3. 21%以上	22.0	2.319	2.581	＊7.919
4. 24%以上	25.4	2.435	1.652	6.703

とにする。

3－1　各経費の売上に占める割合

売上高に占める各経費，すなわち販売費一般管理費比率・人件費比率・広告費比率・家賃減価償却費比率を見てみると，表2のようになった。一般にこれらの比率の低さは営業利益の多さにつながり，収益性に貢献するのはいわば当然であるが，まずはこれらの比率と成長性・収益性・業績との関係をQAQFで確認してみよう。[8)]

販売費一般管理費比率の低い店舗はそれ以外の店舗に比べて統計的に有意に高い収益性を上げている（表3）。業績では必ずしもそうとは言えないが，少なくともこの比率の高い店舗の業績が悪い。人件費比率の低い店舗は成長性が高い（表4）。これは給料が安いということではなく，少数精鋭でやっていると解釈できる。広告費比率も低い店舗の収益性・業績が高い（表5）。一般に粗利に対して広告費は10%未満が望ましいと言われているが，今回のサンプルで売上高粗利率の平均は25%なので，換算すると，2.5%ということになるので，ほぼその通りになる。効率的で無駄のな

8)　各成果変数はQAQF用に基準化されているが，本来の定義は以下のとおりである。【成長性】店舗ごとの売上高3年間移動平均伸び率，【収益性】店舗ごとの売上高営業利益率，【業績】＝【成長性】＋【収益性】＋【売上高粗利益率】。以下，各要因と成果変数との関係をQAQFにより分析することを，QAQFを見る，と呼ぶ。

表4　人件費比率

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．8％未満	23.7	*2.714	2.534	6.461
2．8％以上	29.7	2.333	*3.093	*8.314
3．10%以上	31.4	2.518	2.364	7.821
4．12%以上	15.3	2.011	1.896	6.752

表5　広告費比率

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．2％未満	64.4	2.341	*2.833	*8.038
2．2％以上	23.7	*2.670	2.300	6.780
3．3％以上	11.9	2.450	1.508	5.861

表6　家賃減価償却費比率

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．5%未満	40.7	2.379	*2.994	7.553
2．5%以上	38.1	2.468	2.568	*7.758
3．8%以上	21.2	2.470	1.660	6.845

表7　粗利人件費比率

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．34%未満	26.3	*2.774	*2.961	*8.048
2．34%以上	20.3	2.363	2.960	7.987
3．38%以上	29.7	2.435	2.480	7.436
4．45%以上	23.7	2.110	1.826	6.476

い広告が必要と言えよう。家賃減価償却費比率も低い店舗の収益性・業績が高い（表6）。一般に粗利に対しての家賃は15%—25%と言われているので，換算すると3％—6％となり，これも一致する。また粗利益に占める人件費を見ると，売上高に占める割合よりも，よりはっきりと差が出ている（表7）。人件費の割合が低いほど，収益性はもちろん，成長性も高く，したがって業績も有意に高い。一般に優良小売店ではこの比率は25%以下が望ましいと言われている。つまり，従業員が人件費の4倍の粗利を稼ぎ出せ，ということである。今回のサンプル店舗では，平均39%，最小23%，最大78%なのでこの経験則は当てはまらない。スーパーマーケットやGMSなどの都市型ハイコストディスカウント店と違って，ホームセンターはロードサイドが基本のローコストオペレー

表 8　在庫回転期間（全部門，および部門別）

	在庫回転期間(日)	DIY 回転期間(日)	家電回転期間(日)	インテリア回転期間(日)	家庭用品回転期間(日)	日用雑貨回転期間(日)
度数	118	118	112	118	117	96
平均値	95.5	165.3	118.1	109.7	83.6	56.5
標準偏差	39.4	79.6	56.0	44.1	52.2	22.1
最小値	48.4	1.3	9.5	45.1	22.0	3.3
最大値	336.5	668.8	331.9	276.5	274.4	151.7
園芸ペット回転期間(日)	カー用品回転期間(日)	スポーツ・レジャー回転期間(日)	衣類回転期間(日)	文具玩具回転期間(日)	時計カメラ回転期間(日)	食品回転期間(日)
118	107	93	93	93	92	112
84.29	168.4	85.3	91.8	74.7	120.9	30.8
61.82	55.2	35.2	37.9	43.2	56.9	33.2
41.41	80.6	16.5	41.7	7.1	24.2	3.6
666.26	423.9	224.5	225.9	212.9	259.7	180.9

表 9　在庫回転期間

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1.　75日未満	22.9	* 2.548	* 3.184	* 8.608
2.　75日以上	24.6	2.538	2.677	7.199
3.　85日以上	30.5	2.474	2.460	7.548
4. 105日以上	22.0	2.135	1.870	6.533

ションである。ところが人件費はそのままローコストにというわけにはいかず，その他の経費と比較すれば相対的には高くなってしまう。これはホームセンターの業界特性と言えよう。

3－2　在庫回転期間

次に在庫／売上原価という算式により，在庫回転期間を見る（表 8）。製品全体の平均在庫期間は96日だがこれは部門によって当然大きく異なっている。QAQF を見ても部門ごとに差があるが全体としてみると，平均在庫期間75日未満の店舗では明らかに成長性・収益性・業績がともに高い（表 9）。

在庫回転期間が短いという事は，在庫回転が速いということになり，これは在庫費用の削減につ

表10 店舗規模

	建物床面積(m²)	売場面積(m²)
度数	118	105
平均値	4009.4	3878.5
標準偏差	2055.2	1443.7
最小値	955	779
最大値	11330	10479

表11 建物床面積

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 2500m²未満	24.6	2.083	2.487	6.749
2. 2500m²以上	27.1	2.352	2.539	7.587
3. 3500m²以上	22.9	2.360	2.703	* 7.981
4. 5000m²以上	25.4	* 2.920	2.481	7.626

表12 売場面積

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 3000m²未満	27.9	2.017	2.574	7.465
2. 3000m²以上	29.8	2.467	2.573	7.771
3. 4000m²以上	23.1	2.535	2.630	8.111
4. 5000m²以上	19.2	* 2.994	2.422	7.696

ながる。つまりどんどん商品が売れれば，在庫が減り，支払利息，保険料，在庫費用などの在庫関連費用が削減できる。また新鮮な商品，つまり顧客のニーズに合った商品の販売が可能になる。何度もマークダウンをする必要が無くなり，陳腐化，劣化，損傷などのリスクが低下する。さらに，これらの好条件は，販売促進の必要性が低下するので，販売促進費の低下も見込める，など一連の好ましい効果が生まれるのである。

3－3 店舗規模

店舗の規模を示す，建物床面積，売場面積を見ると表10のようになる。QAQF をみると，建物床面積5000m²以上の店舗の成長性，売場面積5000m²以上の店舗の成長性が高い（表11—表12）。両方とも大型店有利という結果である。昔から地域一番店有利と言われるが，一番店であるか否かは別として，大型店有利という点では同じである。また，最近注目されるワンストップ型店舗の発想にも通じるものがある。一つの店ですべて揃うワンストップ型店舗での顧客の囲い込み，という発想

表13　部門別売上高構成比

	DIY	家電	インテリア	家庭用品	日用雑貨	園芸ペット	カー用品
度数	118	118	118	118	118	118	118
平均値	17.2%	5.4%	7.7%	5.0%	17.7%	20.6%	2.9%
標準偏差	5.8%	2.3%	2.0%	3.0%	8.5%	5.0%	1.7%
最小値	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
最大値	27.8%	12.4%	12.7%	22.1%	28.5%	41.0%	13.1%

	スポーツ・レジャー	衣類	文具玩具	時計カメラ	食品
度数	118	118	118	118	118
平均値	4.1%	5.4%	5.0%	4.3%	2.6%
標準偏差	2.4%	6.4%	1.9%	2.8%	3.1%
最小値	0.3%	0.5%	0.0%	0.0%	0.0%
最大値	14.1%	54.5%	16.7%	19.3%	11.8%

表14　DIY 売上構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 15%未満	25.4	2.480	2.380	6.057
2. 15%以上	33.9	2.266	2.520	7.587
3. 20%以上	21.2	2.515	2.698	8.280
4. 22%以上	19.5	2.568	2.658	* 8.286

である。

3－4　部門別売上高構成比，粗利構成比

では，ワンストップ型になるためになんでもかんでも品揃えの幅を広くすれば良いのであろうか？　そこで取扱商品の部門別データを分析してみることにする（表13）。部門別売上高構成比を見ると，12部門のうち，DIY 売上22%以上の店舗と家電売上７%以上の店舗の業績が高い。ところが，スポーツ・レジャー売上では３%未満の店舗と時計カメラ売上では４%未満の店舗の成長性・業績が高い。また，食品売上２%未満の店舗の業績が高い（表14―表18，その他の部門については省略）。以上をまとめると，まず DIY はホームセンターの中核的な部門なので，力を入れるべき部門であることがわかる。その他の部門では家電のように多いほうが高業績という部門もあるが，少ないほうが高業績という部門も多い，という結果になっている。これはそれらの部門はやらない

表15　家電売上構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．6％未満	28.8	2.488	2.452	6.384
2．6％以上	38.1	2.391	2.532	7.869
3．7％以上	33.1	2.431	2.653	*7.990

表16　スポーツ・レジャー売上構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．3％未満	15.3	*2.819	2.645	*8.262
2．3％以上	48.3	2.388	2.562	7.924
3．4％以上	36.4	2.328	2.492	6.567

表17　時計カメラ売上構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．4%未満	44.9	*2.564	2.571	*7.979
2．4%以上	30.5	2.179	2.662	7.872
3．5%以上	24.6	2.506	2.368	6.086

表 18　食品構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1．2％未満	71.2	2.477	2.628	*8.090
2．2％以上	28.8	2.322	2.355	5.977

ほうが良い，という解釈ではなく，店舗によって強みが異なるので，一概にどの部門が望ましいとは言えない事を示していると言える。

そこで，どんな部門にせよ，特定部門に集中することの効果を見るため，最大部門売上構成比，最大部門粗利構成比，売上・粗利それぞれの上位3部門までの合計構成比，上位5部門までの合計構成比を計算してみた（表19）。まず，最大部門売上構成比のQAQFをみると，成長性・収益性では有意にならないが，少なくともあるひとつの部門の売上高が25%以上ある店舗はよくない（表20）。業績では，25%以上の店舗が有意に悪くなっている。[9] つまり，ひとつの部門に絞って，その売上構成比が大きくなることは好ましくないと言える。一方全粗利にしめる最大部門粗利構成比をみると，成長性ではなんとも言えず，収益性では21%以上23.5%未満の店舗が良く，業績では

9)　第3カテゴリーの統計的に有意な差の相手は第4カテゴリーである。

表19　売上粗利集中度

	最大部門売上構成比	上位3部門売上構成比	上位5部門売上構成比	最大部門粗利構成比	上位3部門粗利構成比	上位5部門粗利構成比
度数	118	118	118	118	118	118
平均値	24.2	59.5	75.1	22.6	56.7	73.2
標準偏差	4.5	7.1	5.6	6.9	16.0	19.4
最小値	14.1	41.1	57.7	0.2	0.2	−5.0
最大値	54.5	88.3	99.9	45.1	90.4	102.6

表20　最大部門売上構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 22%未満	25.4	2.688	2.557	7.392
2. 22%以上	22.9	2.334	2.538	7.599
3. 23.5%以上	27.1	2.398	2.617	*7.863
4. 25%以上	24.6	2.296	2.475	7.043

表21　最大部門粗利構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 21%未満	22.9	2.598	2.173	6.194
2. 21%以上	29.7	2.412	*2.782	7.813
3. 23.5%以上	19.5	2.208	2.677	*8.027
4. 25%以上	28.0	2.474	2.521	7.802

表22　上位3部門売上構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 57%未満	25.4	2.451	2.290	5.883
2. 57%以上	25.4	2.406	2.460	7.787
3. 61%以上	22.9	2.402	*2.864	*8.371
4. 63%以上	26.3	2.465	2.612	7.956

23.5%以上25%未満の店舗が良い，というように一貫した結果は出ていない（表21）。利益が上がる部門を持っているか否かで，店舗によって差が出てくると考えられる。

次に，売上上位3部門までの合計構成比をみると，4分割の3番目，すなわち61%以上63%未満の店舗の収益性・業績が有意に良い（表22）。そして，63%以上の店舗もそれに匹敵する収益性・業

表23　上位3部門粗利構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 50%未満	23.7	*2.585	2.250	6.028
2. 50%以上	30.5	2.577	2.727	*8.113
3. 62.5%以上	21.2	2.105	*2.836	8.109
4. 65.5%以上	24.6	2.387	2.369	7.559

表24　上位5部門売上構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 73%未満	22.0	2.523	2.384	5.952
2. 73%以上	24.6	2.288	2.498	7.663
3. 75.5%以上	29.7	2.166	2.668	7.858
4. 77.5%以上	23.7	*2.830	2.606	*8.242

表25　上位5部門粗利構成比

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 71%未満	22.9	2.647	2.257	6.122
2. 71%以上	26.3	2.559	*2.786	*8.100
3. 79%以上	24.6	2.201	2.778	8.061
4. 82%以上	26.3	2.334	2.352	7.504

績を上げている。さらに，1番目の合計構成比が最も少ない57%未満の店舗の収益性・業績は最も悪い。つまり3部門合計くらいになると，この比率の高い店舗の業績が良い，という傾向がはっきりしてくる。ある程度ターゲットを絞るべき，と言える。同様に粗利上位3部門構成比をみると，成長性では少ないほうが良いが，収益性・業績は50%以上65.5%未満の真中が有意に良く，50%未満の1番低い店舗では悪い（表23）。やはりある程度絞るべきか，と考えられる。

最後に上位5部門売上構成比をみると成長性では，構成比77.5%以上の高い店舗が有意に良い（表24）。ただし73%未満の低い店舗も悪くはなく，真中が悪い。つまり5部門くらいにターゲットを絞るのが良いといえるが，絞らないなら絞らないで，ものすごく品揃えを広くするという策も考えられる。とはいえ収益性では全般的には構成比の高い店舗が良く，業績では有意に高いほうが良い。これはかなりはっきりしていて，77.5%以上の店舗の業績が高い。やはり5部門まで考えると，店舗の強みがあるほうが望ましいと言える。粗利上位5部門構成比の業績では71%以上79%未満の第2カテゴリーが有意に良く，79%以上82%未満の第3カテゴリー，82%以上の第4カテゴリーもそれに匹敵する業績を上げ，71%未満の第1カテゴリーだけが悪くなっている（表25）。以上をまと

表26　商圏半径・世帯数・来店客数

	商圏半径（km）	世帯数	客数（平日）	客数（土曜・祭日）	客数（日曜）
度数	127	124	128	128	127
平均値	5.9	43934.5	1131.6	1506.0	1934.9
標準偏差	4.6	40532.1	1111.1	856.0	1109.6
最小値	1	1000	200	250	300
最大値	30	256641	11993	5000	6000

表27　商圏半径

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
4 km未満	36.2	2.394	2.546	4.940
4 km以上 6 km未満	40.9	2.500	2.658	* 5.158
6 km以上	22.8	2.379	2.368	4.748

表28　売場面積別の商圏半径と業績

CATEGORY	3000m²未満	3000m²以上	5000m²以上
4 km未満	4.790(41%)	5.055(43%)	5.615(14%)
4 km以上 6 km未満	5.025(41%)	5.155(46%)	5.372(36%)
6 km以上	4.586(19%)	4.631(11%)	4.822(50%)

めると店舗の強みを5部門くらいには絞り，ホームセンターの中核であるDIY部門を強化するとともに，あといくつかの部門に集中して店舗の個性を出し，それらを強みとする，という店舗の業績が良くなっていると言える。

3―5　商圏と客数

前項までは各店舗の状況を本社に回答してもらったものであるが，ここから先は各店舗の店長に回答してもらったものである。[10] まず店長が設定している商圏の半径・商圏内世帯数・来店客数をみると表26のようになった。業績との関係では，商圏を4キロ以上6キロ未満に設定している店長のいる店舗の業績が高い（表27）。売場面積5000m²以上の大店舗に限ってみても，商圏6キロ以上の店舗は多いが決して業績は良くない（表28）。売場面積10000m²を越すスーパーストアであればともかく，通常の店舗ではクルマで10分―15分程度の距離までの商圏が効率的と言える。

10）　店長調査では，D値の成果変数の定義が異なる。【成長性】【収益性】の定義は注8と同様であるが，【業績】＝【成長性】＋【収益性】。

表29 商圏内世帯数

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
25000未満	35.5	2.365	2.597	4.962
25000以上45000未満	29.8	2.347	2.488	4.835
45000以上	34.7	*2.575	2.566	5.141

表30 売場面積別の商圏内世帯数と業績

CATEGORY	3000m²未満	3000m²以上	5000m²以上
25000未満	5.005(43%)	4.948(38%)	5.462(9%)
25000以上45000未満	4.736(32%)	4.902(28%)	4.780(23%)
45000以上	4.715(24%)	5.318(34%)	5.203(68%)

表31 来店客数

平日来店客数				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
800人未満	33.6	2.344	2.168	4.511
800人以上1200人未満	33.6	2.434	2.565	4.999
1200人以上	32.8	*2.521	*2.920	*5.441
土祭日来店客数				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1000人未満	26.6	2.332	2.134	4.466
1000人以上1600人未満	39.8	2.414	2.510	4.923
1600人以上	33.6	*2.533	*2.921	*5.454
日曜日来店客数				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1400人未満	33.9	2.346	2.194	4.540
1400人以上2200人未満	33.1	2.426	2.554	4.980
2200人以上	33.1	*2.528	*2.905	*5.434

次に商圏内の世帯数をみると，多いほど成長性が高く，業績にも同様な傾向が見られる（表29）。これは特に中規模・大規模店舗の場合に顕著である（表30）。来店客数では，当然ながら成長性・収益性・業績ともに，多いほど高い（表31）。商圏内の潜在顧客数が多く，そして来店客数が多いほど高業績という当然の結論であるが，データとして意味があるのは，上位１／３を考えると統計的に

表32　チラシの撒き方

	1次商圏（枚数）	1次商圏（回数）	2次商圏（枚数）	2次商圏（回数）
度数	123	118	86	84
平均値	36494.4	38.5	49374.7	20.5
標準偏差	25049.9	22.0	32986.0	14.8
最小値	1600	4	0	0
最大値	144000	210	150000	52

表33　一次商圏チラシ枚数

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
25000枚未満	36.6	2.356	2.631	4.987
25000枚以上40000枚未満	29.3	2.363	2.519	4.882
40000枚以上	34.2	* 2.513	2.460	4.973

表34　売場面積別のチラシ枚数と業績

CATEGORY	3000m²未満	3000m²以上	5000m²以上
25000枚未満	* 5.048(53%)	4.944(33%)	5.327(5%)
25000枚以上40000枚未満	4.412(25%)	5.034(35%)	5.535(14%)
40000枚以上	4.830(22%)	5.115(33%)	4.899(81%)

有意な業績の差があり，その基準は45000世帯以上の商圏で，平日1200人以上，土祭日1600人以上，日曜日2200人以上の来店客数，という数字である。

3－6　チラシによる販促活動

通常，商圏はメインと考える一次商圏と，拡大して考える二次商圏に分けられるが，それぞれにチラシをどのくらい撒くか，を見てみる（表32）。まず一次商圏のチラシでは，撒く枚数が多いほど成長性は高いが収益性・業績は逆の傾向となっていることがわかる（表33）。売場面積5000m²以上の大店舗ならチラシを撒く枚数も多くて当然だが，業績は決して良くない（表34）。一方，チラシを撒く回数を見てみると，多いほど収益性・業績が高くなっている（表35）。チラシは撒けば撒くほど効果があると聞く。まるで麻薬のようだ，と言う店長も多い。しかしチラシは売上増加に効果を上げるが，実はそれほど単純には儲からないと言える。回数が多い店舗ほど高い収益性・業績を上げているので，頻度は重要だが，その際，あまりに無作為に多く撒くのではなく，ターゲットを絞って，そこだけに何回も撒くほうが良いのではないか，という推測ができる。この推測は二次商

表35　一次商圏チラシ回数

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
30回未満	30.5	2.448	2.326	4.774
30回以上50回未満	37.3	2.404	2.500	4.903
50回以上	32.2	2.392	*2.825	*5.218

表36　二次商圏チラシ枚数

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
30000枚未満	30.2	2.386	2.636	5.023
30000枚以上60000枚未満	36.1	2.347	*2.732	5.079
60000枚以上	33.7	*2.603	2.239	4.842

表37　二次商圏チラシ回数

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
12回未満	28.6	2.434	2.338	4.771
12回以上24回未満	42.9	2.478	2.546	5.024
24回以上	28.6	2.422	2.733	5.155

圏の結果からも補強できる。

二次商圏のチラシの撒き方を見ると，枚数が多いほど成長性は高まるが収益性は逆の傾向がみられ（表36），更に回数では多いほど収益性・業績が高まる傾向にあり（表37），一次商圏と同様な結果である。しかし一次商圏とは異なり回数増加は有意な差にはなっていない。二次商圏ではチラシを撒く範囲が大きくなりそれだけターゲットがボケるので，回数を増やしても業績向上の度合いが少ないから，と解釈できるのである。

3－7　価格競争力

定番商品の価格競争力を表38左側のような4選択肢で聞くと，ほぼ同じ水準という店舗が5割，競争力がある店舗は2割5分であった。同様に特売品についても聞くと（表38右側），五分五分の店舗が4割5分，競争力のある店舗は1割5分となった。当然，価格競争力のある店舗の業績が良いことが予想されたが，QAQFをみると表39のような結果が得られた。定番商品においては，有意な差が見られず，むしろより価格競争力のある店舗の業績は悪い傾向である。特売品については価格競争力が収益性・業績に貢献している（表40）。つまり，安いからそれだけで売れる，という時代は完全に終わった，という状況がわかる。安いからといって儲かるとは限らないのである。とはいえ，特売品の場合，お客様は価格をまず見るので，それは安くないとダメである。価格弾力性の

表38　価格競争力

定番商品			特売品		
	度数	パーセント		度数	パーセント
ほぼ全てで圧倒	5	3.9	いつも安い	3	2.3
約7割で競争力	27	21.1	5回のうち3回は安い	16	12.5
ほぼ同じ水準	66	51.6	五分五分	57	44.5
最初の値付けは高い	30	23.4	5回のうち3回は高い	41	32.0
合計	128	100.0	ほとんど高い	11	8.6
			合計	128	100.0

表39　定番商品の価格競争力

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
価格競争力あり	25.0	2.407	2.445	4.851
同じ水準	51.6	2.431	2.621	5.051
最初は高い	23.4	2.462	2.498	4.961

表40　特売品の価格競争力

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
競合店より安い	14.8	2.457	*2.839	*5.296
五分五分	44.5	2.461	2.740	5.202
競合店より高い	40.6	2.391	2.231	4.621

表41　競合他社への価格対応

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
個店対応	51.2	2.435	2.497	4.931
本部指示	19.2	2.403	2.606	5.009
非対応	29.6	2.458	2.584	5.042

高い商品，すなわち価格によって需要量が大きく変化する商品とそうでない商品があるので，それらを峻別すべきである，と言えよう。

競合他社への価格対応として，お客様からチラシを示され高いと指摘された場合などの対応を聞いたところ，個店対応が5割で最も多かったが，対応していない店舗も3割あり，QAQFをみても，有意な差はない（表41）。個店対応店舗の高業績が予想されたが決してそうとは言えず，対応していない3割の店舗のほうがむしろ良い傾向にある。ここでもまた，安いからといってそれだけで売れるということは無く，価格弾力性が重要であり，ホームセンターの取扱商品には，特売品や

表42 パート・アルバイトの状況

	主婦	学生	高校生	フリーター	定年退職者	合計
平均①	67.8	16.8	6.6	6.1	2.7	100.0
平均②	48.7	13.0	4.7	4.4	1.8	72.6

平均①：パート・アルバイト合計に対する％
平均②：（正社員＋パート・アルバイト）合計に対する％

表43 主婦

主婦①（パートに占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
65%未満	37.5	2.447	2.456	4.903
65%以上	32.8	2.423	2.695	5.118
75%以上	29.7	2.423	2.502	4.925
主婦②（全従業員に占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
45%未満	31.3	2.367	2.432	4.799
45%以上	38.3	2.504	2.638	* 5.142
55%以上	30.5	2.408	2.554	4.962

逆に高額商品のように価格を他店と比較して買う商品とそうでない商品があることが分かる。

3－8　パート・アルバイトの状況

パート・アルバイトの状況として，主婦，学生（大学生，短大生，専門学校生），高校生，フリーター，定年退職者の5分類を考え，パート・アルバイト合計に対する割合①と正社員を含む全従業員に対する割合②を計算してみた（表42）。QAQFを見ると，まず主婦では主婦①･主婦②ともに真中が高い傾向である。パートとして主力の主婦は，その割合が低いと業績が悪くなってしまうようである（表43）。

次に，学生①では多い方が高収益性・高業績であり，学生②でも多いと高収益性につながっている。パートとして第2戦力の学生は，その割合が多いと業績も良くなると言える（表44）。

逆に，高校生①・高校生②をみると少ない方が高収益性という結果である。高校生はパートとして補助的存在であり，極論すればいなくても良いし，少なくとも多いと業績が低下してしまう（表45）。

フリーターと定年退職者は同じような傾向であり，両者とも少な目の4－5％未満の店舗で高成長性・高収益性・高業績となっている（表46，表47）。つまりフリーター・定年退職者ともに多いと

表44　学生

学生①（パートに占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
0％	22.7	2.337	2.282	4.619
15%未満	26.6	2.520	2.533	5.053
15%以上	18.8	2.403	2.656	5.059
25%以上	32.0	2.444	*2.685	*5.129
学生②（全従業員に占める割合）				
GATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
5％未満	32.0	2.447	2.376	4.823
5％以上	37.5	2.410	2.575	4.985
20%以上	30.5	2.443	*2.696	5.139

表45　高校生

高校生①（パートに占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
0％	56.3	2.409	*2.684	5.093
10%未満	19.5	2.506	2.314	4.820
10%以上	24.2	2.426	2.420	4.846
高校生②（全従業員に占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
0％	56.3	2.409	*2.684	5.093
10%未満	21.9	2.497	2.276	4.773
10%以上	21.9	2.427	2.469	4.896

業績が低下するが，しかし0％でも良くなく，少ないながらもいる方が業績は高い。これらの人々は多く過ぎても効率が落ちるが，少しいると，全体を引き締める効果があるものと考えられる。

5分類のパート・アルバイトの状況より，多い方が良かったのは学生だけであり，しかもその学生も全従業員の1割強にしか過ぎない。あまりにパートに頼りすぎ，コスト削減ばかり考えても業績向上にはつながらないようである。

パート・アルバイト採用の際の面接方法について聞いてみると，多くの店長が自ら面接し，パート採用を重視しているようであるが，QAQFからは部下に任せる店舗で高収益性・高業績となっており，成長性も同じ傾向にある（表48）。前項同様，パート・アルバイトをそれほど重要視してもダメということであり，結局正社員の方が重要であると言える。責任を持って売場を担当し，売場作

表46 フリーター

フリーター①（パートに占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
0％	36.2	2.352	2.586	4.939
5％未満	26.0	*2.575	*2.961	*5.537
5％以上	17.3	2.412	2.255	4.666
10％以上	20.5	2.363	2.199	4.562
フリーター②（全従業員に占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
0％	36.7	2.379	2.588	4.968
5％未満	32.0	2.535	*2.716	*5.251
5％以上	31.3	2.388	2.329	4.717

表47 定年退職者

定年退職者①（パートに占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
0％	58.3	2.344	2.460	4.804
5％未満	26.0	2.548	*2.858	*5.406
5％以上	15.8	2.507	2.355	4.863
定年退職者②（全従業員に占める割合）				
CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
0％	58.6	2.361	2.463	4.824
4％未満	28.1	*2.542	*2.838	*5.381
4％以上	13.3	2.512	2.308	4.819

表48 パートの採用

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
かならず直接面接	36.2	2.410	2.391	4.802
なるべく面接	48.8	2.414	2.593	5.007
部下に任せる	15.0	2.545	*2.816	*5.362

りをしていくという意味では正社員の方が戦力になるのである。

3－9 店長の個人属性

最後に，店長個人の属性を見てみると，平均年齢42歳，平均勤続年数16年，ほか表49のように

表49 店長の個人属性

	年齢	勤続年数	店長になった年齢	店長として何店目
度数	121	127	127	128
平均値	42.0	16.2	35.1	2.8
標準偏差	5.2	4.5	5.0	2.0
最小値	26	2	23	0
最大値	58	25	50	13

表50 店長の年齢

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
40歳未満	26.5	2.501	2.596	5.096
40歳以上45歳未満	42.2	2.400	2.359	4.759
45歳以上	31.4	2.429	* 2.779	* 5.208

表51 店長の勤続年数

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
15年未満	27.6	2.516	2.348	4.864
15年以上20年未満	47.2	2.407	2.553	4.960
20年以上	25.2	2.382	* 2.739	5.121

表52 初めて店長になった年齢

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
34歳未満	33.9	2.504	2.680	* 5.184
34歳以上37歳未満	31.5	2.402	2.550	4.952
37歳以上	34.7	2.391	2.432	4.823

なった。QAQF をみると，年齢45歳以上の店長がいる店舗の収益性・業績が高く（表50），同様に勤続年数20年以上の店長のいる店舗の収益性が高い（表51）。有意ではないが，成長性は逆の傾向で，若く，勤続年数の短い店長のいる店舗で高い傾向にある。高業績を上げる店は，若く優秀な店長のいる店と経験を積んだ45歳以上で勤続20年以上の店長のいる店に分かれるようであるが，しかし全般的には経験が業績に大きく貢献していると言える。

初めて店長になった年齢では，34歳未満の若い店長の店舗が高業績であり，成長性・収益性も高い傾向にある（表52）。何店目の店長かをみると，平均2.8店であるが 4 店目以上の店長の店舗の業績が高い傾向にあり，これも経験の重要性を示している（表53）。やはり店長としての経験が重要

表53　店長として何店目

CATEGORY	比率（%）	成長性	収益性	業績
1店目	28.9	2.420	2.536	4.956
2，3店目	43.8	2.438	2.435	4.873
4店目以上	27.3	2.436	2.741	5.177

表54　店長のカン

	回答数	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 数字・資料を重視	10	48.4	2.444	2.408	4.852
2. 〃	52				
3. 〃	26	20.3	2.429	2.499	4.928
4. 〃	31	31.3	2.416	*2.796	*5.212
5. 〃	9				
6. 自分のカンを重視	0				

であり，若いうちに店長になり，経験を積み，さらに複数の店舗経験を持つ店長が高業績を上げている，と解釈できる。

店長のモノの考え方を調べるため，以下，いろいろな状況を設定した問題に応えてもらった。まず，売上予測をする際，「自分のカンよりも数字や資料を重視する」と「数字や資料よりも自分のカンを重視する」を両極端とする6段階でどれに該当するかという質問をしたところ，表54のようになり，割合，前者の数字・資料重視に偏った結果となった。しかしQAQFをみると，後者のカン重視の店長の店舗の収益性・業績が高い。カンを重視すると言えるのは，問題意識がはっきりしている証拠であると言える。つまりデータを見ないという意味ではなく，データのどこを見ればよいかの問題意識がはっきりしている，という意味である。忙しい店長が予測を行なうとき，自信が無く，まずデータに頼るようではダメなのである。

次の設問は株や投資信託を買うとしたら，「値動きの大きいハイリスクのものより，安定した株・商品を買う」と「安定したものより，ハイリスク・ハイリターンを狙う」というもので，表55のように前者の安定志向に偏った結果となった。またその次に，新しい仕事のやり方について「儲かる仕事でも，人・資金に問題のある場合は手を出さない」と「人・資金に問題があっても，儲かる仕事には積極的に取り組む」という設問でも，表56のように前者の保守的に偏った結果となった。しかしこの2つの設問をQAQFで見てみると，ハイリスク店長，積極派店長の店舗の業績が高くなっている。この二つは，リスクテイキング・思い切った決断力を表していると言える。多くの調査の示すところ，意思決定失敗の原因として，性急過ぎというより優柔不断が指摘される。[11] 優れたリーダーは将来の状況を楽観的に見てすぐ行動を起こす。[12] 思い切ったリスクテイキングのできる決

表55 店長のリスクテイキング1

	回答数	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 安 定 志 向	16	12.5	2.354	2.153	4.507
2. 〃	51	39.8	2.478	2.509	4.987
3. 〃	34	26.6	2.366	2.717	5.083
4. 〃	11	21.1	2.476	2.642	*5.117
5. 〃	14				
6. ハイリスク・ハイリターン	2				

表56 店長のリスクテイキング2

	回答数	比率（%）	成長性	収益性	業績
1. 保守的	8	43.8	2.407	2.524	4.931
2. 〃	48				
3. 〃	31	24.2	2.406	2.610	5.016
4. 〃	21	16.4	2.399	2.337	4.736
5. 〃	17	15.6	2.577	2.742	*5.318
6. 積極的	3				

断力に優れた店長が高業績をあげているのである。

4．変数の抽出と仮説の構築

ここでは前章のファクトファインディングで明らかになった点をまとめ，次章以降で用いる変数を抽出し，仮説を構築する。まず各経費の比率は当然低い方が望ましい。しかしホームセンターの場合，スーパーマーケットやGMSなどの都市型ハイコストディスカウント店と違ってロードサイド基本のローコストオペレーションのため，人件費が相対的に高くなってしまうことが分かった。従って，特に人件費の低い店舗は高業績と言える。ここではQAQFの有意性検定の結果から粗利に対する人件費比率を仮説に採用することにする。

仮説1：粗利人件費比率の低さは成果変数に貢献する

在庫回転期間の短さは品揃えが新鮮であることを意味し，それだけ消費者ニーズに対応することが可能になる。逆に回転期間が長くなるとそれだけ売り場の鮮度が落ち，売り場の魅力がなくなっ

11） レビット［1998］p. 33.
12） 清水龍瑩［2000］p. 106.

てしまう。そもそも欲しい商品と要らない商品が混ざって並んでいる売場に魅力はないであろう。従って，在庫回転期間の短い店舗は高業績と言える。

仮説 2 ：在庫回転期間の短さは成果変数に貢献する

一番店，ワンストップショッピングという言葉があるように，一つの店舗の品揃えの多さは有利である。QAQF の結果も建物床面積・売場面積という規模を示す指標は両方，大型店有利となった。通常大型店とは売場面積の広さを示すので，ここでも売場面積を大型店を示す代表指標とする。

仮説 3 ：売場面積の大きさは成果変数に貢献する

品揃えの幅をひろくした方が有利とはいえ，物理的な店舗面積には限界がある。多くの部門に手を広げすぎるのも品揃えの広さが品揃えの浅さになってしまう。QAQF の結果からは，ホームセンターにとっての中核である DIY 部門とその他4部門程度に重点をおく店舗の業績が良い，ということがわかった。すなわち，売上上位 5 部門程度に絞り，強みを明らかにすることが店舗の業績向上につながる。

仮説 4 ：売上上位 5 部門構成比の高さは成果変数に貢献する

商圏に関してはその広さが車で10分程度の半径 4 － 6 km，潜在顧客数である世帯数は多いほうが高業績になる傾向であったが，それほどはっきりした結果ではなかった。QAQF の結果が明確に出たのはやはり来店客数であり，特に最も多い日曜日来店客数をここでは仮説に加えることにする。

仮説 5 ：日曜日来店客数の多さは成果変数に貢献する

チラシの撒き方については，撒けば売上が増加し成長性には貢献するものの，なかなかそれが収益性にまで結びついてこないことがわかった。QAQF ではターゲットを絞って撒くという解釈をしたが，具体的な指標にはならないため，ここで仮説を導入することは見送ることにする。

価格競争力に関しても，必ずしも安いから売れる，儲かる，という時代ではなくなってきたことがわかった。特売品や高額商品のように価格弾力性の高い商品と，それが低い定番商品を峻別する必要がありそうであるが，今回調査で利用できる変数はなく，ここでも仮説導入は見送ることにする。

パート・アルバイトの状況からわかったことは，コスト削減を目指してパート・アルバイト比率を増加させても，その結果，効率重視になり，お客様に対する接客の質が落ちてしまうようではまずい，ということであった。従って全社員に占めるパート・アルバイト比率は少ない方が高業績につながると言える。これは逆にいえば，正社員比率の多さを示している。

仮説 6 ：正社員比率の多さは成果変数に貢献する

店長の個人属性を見ると，比較的若いうちに店長になり，複数店舗での店長経験を積み，現在45歳以上勤続20年以上という OJT を行なってきた店長が高業績をあげている，というパターンが QAQF により抽出された。すべて店長としての経験の重要性を示している。ここでは QAQF の有意性検定の結果から店長の年齢を仮説に採用することにする。

仮説 7 ：店長年齢の高さは成果変数に貢献する

店長のモノの考え方も店舗の業績を左右する。それが店舗のマネジメントに大きく影響するからである。問題意識の高さを示すカン重視の店長のいる店舗の業績の高さがそのひとつである。また，思い切ったリスクテイキングのできる決断力に優れた店長のいる店舗の業績の高さもその一つである。そこで，店長のカン，店長のリスクテイキングという2変数に関する仮説も導入する。[13)]

仮説 8 ：カンを重視する店長のモノの考え方は成果変数に貢献する

仮説 9 ：リスクテイキングを示す店長のモノの考え方は成果変数に貢献する

5．ニューラルネットワークによる経営力評価モデル

5－1　サンプル・データ・分析手法

本章では，前章で導入した仮説に従い，ニューラルネットワークによる経営力評価モデルの構築を試みる。サンプルには3章のQAQF分析と同じものを用い，ネットワークへの入力変数には4章で構築した仮説9変数を用いる。[14)] その際，ニューラルネットワークの入力データを0から1の間の刺激信号とするために，

刺激信号＝（各変数－最小値）／（最大値－最小値）

という変換を行なった。教師信号には次の3種類を設定した。

z1：成長性（2分類）

z2：収益性（2分類）

z3：業績（2分類）

それぞれの値はQAQFで用いたものを元に，平均以上の場合0.9，平均未満の場合0.1をとるように設定した。従ってニューラルネットワークモデルの出力層の値が0.5以上の場合はz1～z3それぞれが高いと判別され，0.5未満であれば低いと判別されることとなる。[15)]

ニューラルネットワークには様々なバリエーションがあるが，ここでは筆者らの開発した，KNNA（Keio Neural Network Analysis）ver.3.2を用いる。これはKNNAが次のような特徴をもっているからである。

・　過学習を防止するためのクロスバリデーション

・　決定係数を用いた中間層決定のための中間層出力

---

13)　リスクテイキングの変数は2つあったが，QAQFの結果から，リスクテイキング2を仮説に使用する。

14)　正確には3章前半と後半の2回の調査サンプルであるが，両者を統合し，仮説9変数の利用できる133サンプルを利用する。

15)　これらの設定法については岡本大輔他［2000b］p. 54. また業績の定義は3章後半の調査に合わせ，業績＝成長性＋収益性とした。

・ 学習と忘却を同時に行なう再構築学習

・ 解析的な偏微係数による変数の貢献度分析

通常，ニューラルネットワークは高い学習能力，高い判別力を強みとするが，構築されたモデルが複雑になり，その動きを追跡することも解釈することもほとんどできないというブラックボックス状態になってしまうことが大きな欠点として指摘されている。そこで筆者らはこの欠点を補うため，そして少しでも客観的にモデルを設計・分析・解釈するという目的で上記の特徴をもつKNNAを開発したのである。[16)]

ニューラルネットワークを用いた経営力評価モデルを構築する目的は，ホームセンター店舗の成長性・収益性，そして両者を合わせた業績という基準に対して，どの変数がどのように貢献するかを探り出すことである。分析に入力変数として用いる9変数は，前述のQAQF分析で既にこれらの基準に対して貢献することが検証され，その上で仮説が作られているわけであるが，QAQFはそれぞれの変数を独立に分析するのでお互いの関係はわからない。しかし現実の世界ではすべての変数が同時に，有機的に，総合的に作用する。そこで多変数を同時に考慮する評価モデルを構築し，お互いの関係を分析するのである。

5－2 仮説9変数によるKNNAモデル

モデル構築の第1段階では，ネットワーク入力変数として9変数すべてを用いたモデルを考える。ネットワーク出力変数には，成長性z1と収益性z2という2変数のモデルと，業績z3のみという1変数のモデルを考える。従って構築される評価モデルは大別して，9変数→中間層→2変数というモデルと，9変数→中間層→1変数というモデルの2種類になる。更に実際にモデルを設定する場合には，中間層を何層にするか，それぞれの中間層のユニット数をいくつにするか，学習回数を何回にするか，学習条件となる慣性係数ω・ステップサイズγをいくつにするか，などによって様々なモデルができる。通常のニューラルネットワーク分析においては，出力結果が最良になるようにそれぞれの条件を試行錯誤で設定していく，という方法が採られるが，本研究では少しでも客観的なモデル構築を行なうため，統一ルールを使用することにする。その概略は次の通りである。[17)]

1．全体のネットワーク構造を，入力層，1つの中間層，出力層の3層構造とする。

---

16) 詳しくは岡本大輔他［2000a, 2000b］参照。なお，同文献で紹介されているのはKNNA ver.2.0であるが，それは出力層ユニット（出力変数）が1変数に限られていた。本研究では，複数の出力層ユニットを必要とするため，KNNAをver.3.2にバージョンアップした。使用したソフトはBorland Delphi5 Learning (KNNA), SPSS for Windows 10.0.7J（決定係数計算，判別関数計算），Microsoft WindowsXP/2000/98/95 (OS), ハードはSONY VAIO PCG-F16/BP (Pentium II 300MHz, 192MB, HDD6.4GB), PCG-505GX/4G (MMX Pentium 266MHz, 64MB, HDD20GB), Fujitsu FMV-610 GSL7 (Pentium III 1GHz, 256MB, HDD60GB), Fujitsu FMV-5166DE4 (Pentium 166MHz, 96MB, HDD1.7GB)。

17) 詳しくは岡本大輔他［2000a］pp. 33-40.

2．中間層ユニット数を決めるため，「決定係数による方法」を用いる。その際，当初の十分な中間層ユニット数には刺激信号数の2倍程度，という経験則を採用し，$b_2=2b_1+1$ を採用する。[18)]

3．慣性係数 ω には0.7，ステップサイズ γ には0.1を用いる。

4．再構築学習法を導入し，最適中間層ユニット数決定の情報を増やし，2．の決定係数による方法の情報と併せて中間層ユニット数を決定し，ニューラルネットワーク構造を決定する。

5．過学習を阻止し，ウエイト行列初期値による変動を吸収し，サンプルによる偏りを除去するため，クロスバリデーションを用いる。Small Test と全サンプルによる Large Test を併用し，それぞれについて再構築学習法による変数の貢献度と解析的な偏微係数による変数の貢献度を計算し，情報を総合して，各変数の貢献度を推定する。[19)]

最初のネットワークトポロジー（NT，ニューラルネットワークの構造）は，上記の統一ルール1と2より，入力層9ユニット，中間層は1層でユニット数は19（2×9＋1），出力層は2ユニットまたは1ユニットとなる。これを以下では，NT［9→19→2］または NT［9→19→1］と記述することにする。

では，NT［9→19→2］から考察を始めよう。10,000回の学習を行なったところ，誤分類率[20)]は18.05%になり，これが50,000回の学習では0.75%，100,000回の学習でも0.75%となった。100,000回の結果を利用して，「決定係数による方法」により中間層ユニット数候補値を計算すると，$19-\sum_{i=1}^{19-1}R_i^2=10.447$ となり，また，再構築学習を取り入れた結果も，入力層から中間層へのウエイ

18）b_1：入力層のユニット数，すなわち入力変数の数，b_2：中間層のユニット数

19）Small Test は学習に用いた Training サンプル以外のサンプルに Training 結果を当てはめたものである。Large Test はすべてのサンプル，つまり Training と Small Test を合わせたサンプルに Training の結果を当てはめたものである。詳しくは岡本大輔他［2000a］p. 24.

20）誤分類率は以下の要領で計算されている。表頭・表側の値は00：低成長性―低収益性，01：低成長性―高収益性，10：高成長性―低収益性，11：高成長性―高収益性を示し，Actual が実際の成長性―収益性，Neural が KNNA による結果を示している。すると左上から右下にかけての対角線上の数値は，実際の成長性―収益性の高低と KNNA による結果が一致していることを示しており，それ以外が誤分類であり，それは133サンプル中24(6+4+14)である。そこで，誤分類率は24/133=0.18045..... となる。以下，誤分類率は%表示，少数第3位四捨五入とするが，誤分類率0%という表記は，誤分類が全く無かったことを示すことにする。

	Neural			
	00	01	10	11
Actual				
00	45	0	0	0
01	0	43	0	6
10	4	0	11	0
11	0	14	0	10

誤分類率　：　18.05%

表57　9変数4分類におけるKNNAと多群判別関数分析との誤分類率比較

	Training 誤分類率	Training 誤分類率II	Small Test 誤分類率	Small Test 誤分類率II
KNNA	31.75	19.38	42.86	25.94
多群判別関数	43.61	26.69	53.38	31.95

※ KNNA：NT［9→12→2］，学習回数1,250回

ト行列の各行を見ると，明らかにゼロに近い数値の並んでいる行が7行，逆に非常に大きな数値の並んでいる行が10行となった。これらの結果から中間層ユニット数の候補を10～12とすることにした。NT［9→(10 or 11 or 12)→2］で学習を行なうと，学習回数10,000回でも誤分類率はそれぞれ，5.26%，2.26%，2.26%となり，非常に高い学習能力を示した。誤分類率2.26%は誤分類店舗数が133店舗のうちわずか3店舗ということであり，分類結果としては素晴らしい。しかし，残念ながらこの数値は高すぎ，過学習が起こっていることが予想される。その確認も含めて，統一ルールの予定どおり，再構築学習と10分割クロスバリデーション（延べサンプル数1330）を行なった。学習回数を多くすると学習が進むので当然，Trainingの誤分類率は低下するが，過学習が起きるとそれを検証したときのSmall Testの誤分類率は上昇してしまう。両者のトレードオフを勘案すると中間層12ユニット，学習回数1250がその過学習を最小限に留める条件であることがわかった。この結果と9変数4分類という同じ条件で多群判別関数分析を行なったものとを比較したものが表57[21]である。手法自体が異なりまた使用ソフト[22]も異なるため厳密な比較ではないが，KNNAの

21）それぞれの誤分類率は次の要領で計算されている。下表はKNNA Small Testの結果であり，通常の誤分類率は注20のように全サンプルに対する左上から右下の対角線以外のサンプルの比率として計算される。しかし誤分類と判定されたサンプルは，成長性も収益性も誤分類されたサンプル（00→11，01→10，10→01，11→00）と，どちらか一方だけ誤分類されたサンプル（00→01 or 10，01→00 or 11，10→00 or 11，11→01 or 10）がある。後者については前者に比べて半分は当っているので，0.5ポイント分ディスカウントしたものが誤分類率IIである。下記の例では，{(1+2+6+3)+0.5(9+2+5+8+5+1+15+0)}/133=0.259398..... となる。本文の表では，誤分類率IIがTraining, Small Testそれぞれについて算出されている。

	Neural 00	01	10	11
Actual				
00	33	9	2	1
01	5	34	2	8
10	5	6	3	1
11	3	15	0	6

22）判別関数分析にはSPSS 10.0.7Jを使用。Trainingに対応する誤分類率は全サンプルでの誤分類率，Small Testに対応する誤分類率には，交差妥当化確認済みの分類結果表より算出。

表58　9変数4分類のKNNA解析的貢献度分析

入力変数	出力変数に対する貢献度	仮説との整合性
粗利人件費比率	−0.85	○
在庫回転期間	−0.57	○
売場面積	+0.09	○
売上上位5部門構成比	+0.07	○
日曜日来店客数	+0.21	○
正社員比率	−0.25	×
店長年齢	−0.25	×
店長のカン	+0.10	○
店長のリスクテイキング2	−0.04	×

能力の高さは明らかである。

ではこのKNNAの結果を解釈してみることにする。偏微係数を用いた解析的貢献度分析を行なうと，表58のように各変数の貢献度がわかる[23]。貢献度の符号と仮説との整合性を見ると，9変数のうち6変数で整合的であるが，3変数は逆の結果になっている。仮説が間違っていて逆の結果が出ているということももちろん考えられるが，もう一つの可能性は9変数を同時に考慮するため，多変量解析でいう多重共線性のようなものが生じていて，仮説と合わない，というケースである。経営学的に考えれば，仮説は十分支持されうるものなので，統計学的な結果と経営学的な結果に矛盾が生じたときは経営学的な結果を優先するという実証研究の方針[24]により，後者の可能性を更に探ることにする。

変数を減らす際，入力変数を減らすのが自然であるが，その前に出力変数を減らすことを考えてみることにする。今までは出力変数としてz1：成長性（2分類）とz2：収益性（2分類）を同時に用いて4分類の分析を行なってきたが，ここでは，z3：業績（2分類）のみ用いることにする。9変数4分類の分析と同様なステップで分析を進めると，表59—表60のような結果を得た[25]。4分類と違い，誤分類率は当然低下しているが，仮説との整合性という意味では，9変数中6変数が整合的，

23）Trainingサンプル（延べ1197サンプル）より算出。
24）岡本大輔［1996］pp. 10-24.
25）各ステップの途中経過は以下の通りである。
・NT［9→19→1］10,000回学習：誤分類率0％
・中間層ユニット数候補値計算：$19-\sum_{i=1}^{19-1} R_i^2=5.845$
・中間層ユニット数の候補：5～7
・NT［9→(5 or 6 or 7)→1］10,000回学習：誤分類率0.75％～1.50％
・再構築学習と10分割クロスバリデーションによる最適学習条件：中間層6ユニット，学習回数1250回

表59　9変数2分類におけるKNNAと二群判別関数分析との誤分類率比較

	Training 誤分類率	Small Test 誤分類率
KNNA	17.46	24.06
二群判別関数	20.30	23.31

※ KNNA：NT［9→6→1］，学習回数1,250回

表60　9変数2分類のKNNA解析的貢献度分析

入力変数	出力変数に対する貢献度	仮説との整合性
粗利人件費比率	−1.12	○
在庫回転期間	−1.11	○
売場面積	−0.26	×
売上上位5部門構成比	+0.07	○
日曜日来店客数	+0.15	○
正社員比率	−0.19	×
店長年齢	−0.44	×
店長のカン	+0.18	○
店長のリスクテイキング2	+0.001	○

と，変化していない。正確にはその内容が一部入れ替わっているが，いずれにせよ，多変数の相互作用という意味では同じである。そこで次節では入力変数を減らしたモデルを構築し，分析を進めることにする。

5－3　4変数KNNAモデル

入力変数を減らす組み合わせは数多いが，ここではQAQFの結果を参考にし，成長性・収益性・業績に対する貢献度の高い変数を選択することにする。具体的には，もともとQAQFの結果を参考に仮説をたてて9変数を選んだわけであるが，その選択基準を厳しくし，成長性・収益性・業績のD値分析において，2項目以上が統計的に有意な差があること，及び残り1項目が有意でなくても2項目と同様な傾向が示されていること，という基準で変数を選んだ。その結果，粗利人件費比率，在庫回転期間，売上上位5部門構成比，日曜日来店客数の4変数が入力変数となった。出力変数は4分類及び2分類とし，前項の9変数モデルと全く同じステップで分析を行なった結果は表61－表64の通りである。[26] 出力変数に対する貢献度の符号を見ると，4分類2分類両方のモデルにお

26)　4変数4分類の各ステップは以下の通りである。

表61　4変数4分類におけるKNNAと多群判別関数分析との誤分類率比較

	Training 誤分類率	Training 誤分類率II	Small Test 誤分類率	Small Test 誤分類率II
KNNA	30.41	17.50	41.35	25.19
多群判別関数	44.36	28.20	48.87	30.83

※ KNNA：NT［4→5→2］，学習回数10,000回

表62　4変数4分類のKNNA解析的貢献度分析

入力変数	出力変数に対する貢献度	仮説との整合性	貢献度のウエイト
粗利人件費比率	−0.76	○	51.1%
在庫回転期間	−0.27	○	17.9%
売上上位5部門構成比	+0.05	○	3.6%
日曜日来店客数	+0.41	○	27.3%

表63　4変数2分類におけるKNNAと二群判別関数分析との誤分類率比較

	Training 誤分類率	Small Test 誤分類率
KNNA	15.87	22.56
二群判別関数	22.56	23.31

※ KNNA:NT［4→4→1］，学習回数10,000回

表64　4変数2分類のKNNA解析的貢献度分析

入力変数	出力変数に対する貢献度	仮説との整合性	貢献度のウエイト
粗利人件費比率	−1.02	○	46.0%
在庫回転期間	−0.64	○	29.2%
売上上位5部門構成比	+0.06	○	2.8%
日曜日来店客数	+0.49	○	22.0%

↘・NT［4→8→2］10,000回学習：誤分類率24.81%
・NT［4→8→2］50,000回学習：誤分類率20.30%
・NT［4→8→2］100,000回学習：誤分類率12.78%
・中間層ユニット数候補値計算：$9-\sum_{i=1}^{9-1}R_i^2=5.750$
・中間層ユニット数の候補：5～7
・NT［4→(5 or 6 or 7)→2］100,000回学習：誤分類率18.05%～28.57%
・再構築学習と10分割クロスバリデーションによる最適学習条件：中間層5ユニット，学習回数10000回

4変数2分類の各ステップは以下の通りである。
・NT［4→8→1］10,000回学習：誤分類率15.79%
↗

いて，仮説との整合性は4変数中4変数一致，となっている。

では，それらのウエイトを計算することにより内容をチェックしてみよう。[27] 4変数4分類モデルと4変数2分類モデルの両モデルに共通して最もウエイトの高い変数は粗利人件費比率であり，4変数中4割5分～5割程度[28]のウエイトとなっている。人件費が低ければ利益額が増えるのは当然であるが，粗利に対する比率に意味があり，しかも4変数の中で半分近いウエイトを占めている，ということがポイントである。人件費の4倍を稼ぎ出す一般優良小売店に比べてどうしても相対的に高いコストになってしまう人件費をどのように抑えていくかが，ローコストを目指すホームセンター経営にとって重要といえよう。

両モデルで多少の違いがあるが，次にウエイトの高い変数は日曜日来店客数と在庫回転期間であり，ともに2割～3割のウエイトとなっている。そもそもお客様に店に来てもらわなければ物は売れないわけであるから来店客数の重要性は当然であるが，他にも多くの“当然”な指標のうち日曜日来店客数という指標が最後まで残り，しかも2割～3割のウエイトを占めている点は注目に値する。せいぜいクルマで10分―15分くらいの地域市場において，多くのお客様に来ていただき，もし満足してもらえば，それは口コミなどを通じて大きな宣伝効果を発揮する。そして実際に満足してもらえたか否かを示すのが在庫回転期間の短さであろう。既に述べたように在庫回転期間が短いということは顧客のニーズに合った商品をスピーディーに揃えることを可能とし，常に新鮮な，そして魅力的な商品を扱うことを可能にする。しかしそれだけではなく，短い在庫回転期間はフリーキャッシュフローを増加させるとともに，在庫評価のリスクも減少させ，財務体質の改善に繋がるのである。[29]

ウエイトという意味では1割を大きく割っているが，売上上位5部門構成比の高さがホームセンターの業績に貢献する，という事実も興味深い。実際，筆者らの行なった店長インタビュー調査によれば，“拡大の部門と縮小の部門は常に意識している，中途半端は止めようと考えている”，“品揃えは面と奥行き，面は削らないが奥行きで勝負する”，“週1で売れる商品をA，月1で売れる商品をB，3ヶ月～1年で1売れる商品をCとすると，AとCを重視している”，“売れ筋ごとに部門

↘・NT［4→8→1］50,000回学習：誤分類率7.52%
・中間層ユニット数候補値計算：$9-\sum_{i=1}^{9-1}R_i^2=4.545$
・中間層ユニット数の候補：4～6
・NT［4→(4 or 5 or 6)→1］100,000回学習：誤分類率8.27%～11.28%
・再構築学習と10分割クロスバリデーションによる最適学習条件：中間層4ユニット，学習回数10000回

27) 貢献度のウエイトは，出力変数に対する貢献度の絶対値のシェアで，各変数ウエイトの合計は100%になる。以下同様。

28) ウエイトは細かく算出できるが，経営学的に意味のあるのはせいぜい何割，という程度である。詳しくは岡本大輔他［2000a］pp. 39-40.

29) 大山健太郎［2001］pp. 113-114.

を管理し，ウチは16部門あるが上位5～6部門が重要”，“大規模店の場合はなんでも揃わなければならないが，小規模店ではホームセンターではなく言わばホームハウス，必要最低限あればよい”などの声が聞かれた。前述のように現在のホームセンターはチェーンオペレーションを推し進めすぎ，店の個性を出すことができず，同質化に陥ってしまっているが，高業績店においては商品の絞込みを行なっている。お客様を惹きつけるには店舗の個性が大事であり，魅力的な品揃えが必要である。そのためには単に幅広い品揃えではなく，店舗の強みを発揮する選択と集中の品揃えが必要なのであろう。

5－4　5変数KNNAモデル

4変数KNNAモデルにおいては統計学的な結果（QAQF）を重視して変数の選択を行なったが，最後に最もウエイトの高かった人件費と密接に関連する正社員比率を加えた5変数KNNAモデルを検討してみることにする。結果は表65－表70のようになった[30]。まずモデルの精度として誤分類率を判別関数分析との比較で見ると，4分類では判別関数45.11%に対してKNNAでは22.06%，2分類では判別関数24.81%に対してKNNAでは11.36%と，ここでもKNNAの圧倒的な判別力の高さが見られた。

次に結果の解釈であるが，4変数については前項の4変数モデルと同様，出力変数に対する貢献度の符号と仮説はすべて整合的であり，またそれらのウエイトに関しても，粗利人件費率が最も高く，日曜来店客数と在庫回転期間が続き，売上上位5部門構成比，となっていて，矛盾の無い結果が得られている。問題の正社員比率であるが，4分類モデルでは出力変数に対する貢献度の符号が

---

30)　5変数4分類の各ステップは以下の通りである。
・NT［5→11→2］10,000回学習：誤分類率18.05%
・NT［5→11→2］50,000回学習：誤分類率7.52%
・NT［5→11→2］100,000回学習：誤分類率3.76%
・中間層ユニット数候補値計算：$11-\sum_{i=1}^{11-1} R_i^2=6.484$
・中間層ユニット数の候補：6～9
・NT［5→(6 or 7 or 8 or 9)→2］100,000回学習：誤分類率4.51%～21.05%
・再構築学習と10分割クロスバリデーションによる最適学習条件：中間層7ユニット，学習回数8000回

5変数2分類の各ステップは以下の通りである。
・NT［5→11→1］10,000回学習：誤分類率9.02%
・NT［5→11→1］50,000回学習：誤分類率6.02%
・NT［5→11→1］100,000回学習：誤分類率0.75%
・中間層ユニット数候補値計算：$11-\sum_{i=1}^{11-1} R_i^2=6.375$
・中間層ユニット数の候補：6～10
・NT［5→(6 or 7 or 8 or 9 or 10)→1］100,000回学習：誤分類率0.75%～3.75%
・再構築学習と10分割クロスバリデーションによる最適学習条件：中間層10ユニット，学習回数7500回

表65　5変数4分類モデルによる分類表

	Neural			
	00	01	10	11
Actual				
00	348	50	2	5
01	32	385	0	24
10	32	5	93	5
11	11	87	11	107

00：低成長性-低収益性，01：低成長性-高収益性，10：高成長性-低収益性，11：高成長性-高収益
誤分類率：22.06%（Training 延べ1197サンプル）

表66　5変数4分類におけるKNNAと多群判別関数分析との誤分類率比較

	Training 誤分類率	Training 誤分類率II	Small Test 誤分類率	Small Test 誤分類率II
KNNA	22.06	11.90	42.11	25.19
多群判別関数	45.11	27.82	51.88	33.83

※ KNNA：NT［5→7→2］，学習回数8,000回

表67　5変数4分類のKNNA解析的貢献度分析

入力変数	出力変数に対する貢献度	仮説との整合性	貢献度のウエイト
粗利人件費比率	−1.21	○	64.4%
在庫回転期間	−0.10	○	5.3%
売上上位5部門構成比	+0.01	○	0.6%
日曜日来店客数	+0.32	○	17.0%
正社員比率	−0.23	×	12.7%

表68　5変数2分類モデルによる分類表

	Neural	
	0	1
Actual		
0	500	76
1	60	561

0：低業績，1：高業績
誤分類率：11.36%(Training 延べ1197サンプル)

マイナスであり，仮説と逆の結果になっている。しかし2分類モデルではこの符号がプラスに転じ，仮説と同じく正社員が多いほど高業績，という結果になり，そのウエイトも大きくなっている。一般に正社員比率が高ければ人件費が増加するため，最もウエイトの高い粗利人件費比率との関係で，

表69　5変数2分類におけるKNNAと二群判別関数分析との誤分類率比較

	Training 誤分類率	Small Test 誤分類率
KNNA	11.36	20.30
二群判別関数	24.81	25.56

※ KNNA：NT［5→10→1］，学習回数7,500回

表70　5変数2分類のKNNA解析的貢献度分析

入力変数	出力変数に対する貢献度	仮説との整合性	貢献度のウエイト
粗利人件費比率	−1.62	○	51.3%
在庫回転期間	−0.47	○	14.9%
売上上位5部門構成比	+0.10	○	3.1%
日曜日来店客数	+0.25	○	7.9%
正社員比率	+0.72	○	22.8%

このように大きく変動する結果が得られてしまうものと考えられる。たとえ正社員比率が高くても少数精鋭で人件費としては多くならない，という店舗も存在するのであろう。正社員比率を多くしているということは戦力になる社員，質の高い社員が多い，ということである。これらを勘案してみると，高業績で正社員比率の低い店舗においては，単に人件費が低いだけでなく，たとえ非正社員であっても正社員並みの社員の質が維持されている，と読むことができる。

巷ではパート・アルバイト・派遣労働者・契約社員・嘱託社員など，様々な雇用形態の非正社員が増加してきている。1995年～2000年の6年間で正社員は139万人減少しているのに対して，非正社員は358万人増加しているという[31]。しかしいくら人減らしのリストラをやって，正社員を減らして非正社員で代替しても，その結果サービスの低下を招くようでは本末転倒である。特にホームセンターにおいてはスーパーやディスカンターと違って，売り場における専門知識をもった販売員による接客対応が重要である。つまり正社員を減らしてコスト削減を達成してもサービスが低下してしまうことは最も避けなければならないことと言える。ホームセンターには，非正社員であっても正社員並みの質を維持するため社員教育をしっかりやること，深い商品知識を持ち，キメ細かい接客対応のできる非正社員を育てること，非正社員にも正社員並みの権限を持たせること，などが求められる。筆者らの行なった店長インタビューでも，業績の良い店の店長は“当店舗の強みはチームワークである，皆がコミュニケーションをしっかりととり，権限委譲をどんどん行なっている”，“正社員とパートに，接客レベルにおける差は無い”，“当店はチェーンオペレーションではない，

31）日本経済新聞2001年11月21日朝刊。

パート社員は歯車ではない”と明言する。重要なことは正社員か非正社員かではなく，その社員の質にあると言える。

6．要約と結論と今後の課題

本研究では，実態がよくわからず，理論的にもしっかりしたフォーマットが作られてこなかったホームセンター業界に焦点を絞り，KNNA モデルにより成長性・収益性・業績といった成果変数を左右する要因は何か，を検討してきた。その結果，説明力という意味でウエイトの最も高い要因は粗利人件費比率であり，この比率の低い店舗の成果変数は有意に高いことがわかった。また日曜日来店客数の多さ，在庫回転期間の短さ，売上上位5部門構成比の高さも成果変数に貢献することが確認できた。さらに正社員比率に関してはそれ程はっきりした結果にはならなかったが，人件費との関連を考えると，正社員を減らして非正社員にするという選択肢も考えられるが，その結果，社員の質が低下してしまうようではまずく，要はキメ細かい接客サービスなどの質を維持できるだけの人材が必要である，ということがわかった。

通常では QAQF を検証手段として用いるが，本研究では KNNA モデル構築のための仮説設定に QAQF を用いた。これはホームセンター業界のフォーマットがはっきりしないため，仮説作りの前にファクトファインディングを行なっておこう，という目的があったからである。すなわち本研究では，QAQF →仮説→ KNNA モデル→検証，という形で分析を進めたが，これは，言い換えれば，QAQF →ファクトファインディングによる仮説の仮説→ KNNA モデル→仮説という段階であるとも言える。一般に実証研究は，仮説設定→検証→仮説修正→検証というサイクルを繰り返しながら中範囲での理論[32]を構築していくので，仮説と検証の順番はそれほど重要ではない。KNNA モデルにより得られた結果も今後の分析の仮説になる。また QAQF から抽出された9つの仮説のうち売場面積，店長に関する属性など4つについては何も結果が出なかったが，今後検討を重ねていく必要はある。特に同じ立地，同じ規模の店舗において，店長が代わるとその店の業績も変わることが筆者らの研究会で確認されている。どんな店長が店の業績を伸ばすのか？　本研究の仮説のように年齢などデモグラフィックな要因が重要なのか？　カンやリスクテイキングなどの考え方が重要なのか？　あるいはまったく異なった要因が重要なのか？　これらについては他日を期したいと思っているが，その際には再び，QAQF，KNNA モデルなどが強力な武器になる。本研究で示されたように，ニューラルネットワークによる分析は既存の手法の代表である判別関数分析に比べて格段に優れた判別力を持っている。ニューラルネットワーク手法の可能性はまだまだ大きい，と筆者は考えている。

---

32)　清水龍瑩［1990］pp. 239-269.

【付記】本号に論文を書かれている清水龍瑩慶應義塾大学名誉教授は2001年9月15日に逝去されました。筆者は1979年に清水龍瑩研究会に入会させて頂き，以来，学生時代，大学院生時代，助手時代，助教授時代，そして現在に至るまで20年以上，先生のご指導を戴いて参りました。現在の私があるのはすべて先生のお蔭であると感謝しております。

龍瑩先生のご冥福をお祈り致します。

[2001年12月脱稿]

APPENDIX 21世紀HC（ホームセンター）経営研究会調査

調査機関：21世紀HC経営研究会（アイリスオーヤマ株式会社，日本総合研究所）
座　　長：岡本大輔（慶應義塾大学商学部教授）
専門委員：高橋郁夫（慶應義塾大学商学部教授）
業界委員：大山健太郎（アイリスオーヤマ株式会社代表取締役社長）他匿名HC経営者数名
研究管理：富永哲郎（日本総合研究所東京事務所長）
　　佐藤和彦（日本総合研究所副主任研究員）
調査対象：ホームセンター6社，258店舗
調査時期：2000年―2001年
調査項目：店舗別の経営要因（戦略関連，店長・社員関連，財務データetc.）170項目
調査方法：アンケート，訪問インタビュー

参考文献

石原靖曠『なにが小売業をダメにした』日本経済新聞社，2001。
市川紘『階層型ニューラルネットワーク』非線形問題解析への応用，共立出版，1993。
大柳康司「倒産予測モデルの検討―財務指標の評価を中心に」『年報　経営分析研究』15，1999，pp. 55-62.
大山健太郎『ホームソリューション・マネジメント』，2001。
岡本大輔『企業評価の視点と手法』，1996。
岡本大輔・古川靖洋・大柳康司「ニューラルネットワークの経営学研究への適用可能性Ⅰ」『三田商学研究』43―1，2000，pp. 13-44.a.
岡本大輔・古川靖洋・大柳康司「ニューラルネットワークの経営学研究への適用可能性Ⅱ」『三田商学研究』43―特，2000，pp. 51-66.b.
清水龍瑩『経営者能力論』千倉書房，1983。
清水龍瑩『大企業の活性化と経営者の役割』千倉書房，1990。
清水龍瑩『社長のリーダーシップ』千倉書房，2000。
高橋郁夫『消費者購買行動』千倉書房，1999。
DIY産業振興対策委員会『DIYの普及とDIY産業振興のために』通商産業省，1983。
豊田秀樹『非線形多変量解析』朝倉書店，1996。
古川靖洋「エキスパート・システムを利用した企業評価モデルの研究」『嘉悦女子短期大学研究論集』64，1993，pp. 211-233.
レビット『レビット教授の有能な経営者』ダイヤモンド社，1998。

Boussabaine, A.H., & M. Wanous, "A Neurofuzzy Model for Predicting Business Bankruptcy," in Lisboa et al. [2000] pp. 55-72.

Lisboa, P. J. G., B. Edisbury, & A. Vellido, *Business Applications of Neural Networks*, World Scientific, NJ, 2000.

Liu H. & S. T. Tan, "X2R: A Fast Rule Generator," *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1995, pp. 388-391.

Lu H., R. Setiono, & H. Liu, "Effective Data Mining using Neural Networks," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 8-6, pp. 957-961.

Rumelhart, D. E., G. E. Hinton, & R. J. Williams, "Learning Representations by Back-Propagating Errors," *Nature*, 323-6088, 1986, pp. 533-536.

Serrano-Cinca, C. "Self Organizing Neural Networks for Financial Diagnosis," *Decision Support Systems*, 17, pp. 227-238.

Serrano-Cinca, C. "Feedforward Neural Networks in the Classification of Financial Information," *The European Journal of Finance*, 3-3, pp. 183-202.

Setiono, R., J. Y. L. Thong, & C. S. Yap, "Extracting Rules Concerning Market Segmentation from Artificial Neural Networks," in Lisboa et al. [2000] pp. 13-28.

Trippi, R. R. & E. Turban, (ed.), *Neural Networks in Finance and Investing*, Revised Edition McGraw-Hill, NY, 1996.

Turban, Efraim, *Decision Support and Expert Systems*, Prentice Hall, NJ, 1995.

Van Kenhove, P., K. D. Wulf, & W. van Waterschoot, "The Impact of Task Definition on Store-Attribute Saliences and Store Choice," *Journal of Retailing*, 75-1, 1999, pp. 125-137.

Vellido, A., P. J. G. Lisboa, & K. Meehan, "Characterizing and Segmenting the Business-to-Consumer E-Commerce Market Using Neural Networks," in Lisboa et al. [2000] pp. 29-54.

Wilson, R. L. & R. Sharda, "Bankruptcy Prediction using Neural Networks," *Decision Support Systems*, 11, pp. 545-557.

Zadeh, L.A. "Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing," *Communication of the ACM*, 37-3, pp. 77-84.