

原著論文

SOMを用いたキャッシュ・フローにもとづく
倒産予測手法の提案†

中岡 伊織*1・谷 久壹朗*1・星野 孝総*2・亀井 且有*3

近年、長引く不況により倒産する企業が増加している。したがって、倒産を事前に精度良く予測することは、融資・取引する企業や投資家においては重要な問題となっている。この倒産予測において、AltmanのZ-scoreに代表される従来手法では、判別分析を用いているため、現存企業数と倒産企業数が異なっている場合には精度が低くなるという問題がある。また、それらは一般的な経営指標を採用しているため、近年起きている黒字倒産のような場合には、倒産予測は難しい。

本研究では、そのような状況にも適用可能な、キャッシュ・フロー計算書のデータを採用した倒産予測システムの構築を行う。まず、不必要な指標を削除するため、因子分析を用いてキャッシュ・フロー計算書の指標を絞り込む。次に、個々の企業経営指標を評価するのではなく企業間の相互関連を考慮して経営指標を評価するため、自己組織化マップ(SOM)を用い、倒産予測を行う。さらに、予測誤差を倒産企業平均や全企業平均との誤差と比較することにより予測精度を検証する。最後に、AltmanのZ-scoreなどの従来手法と比較することにより、提案手法の有用性を示す。

キーワード：自己組織化マップ、キャッシュ・フロー、倒産予測、判別分析、因子分析

1. はじめに

近年、長引く不況により倒産する企業が増加している。したがって、倒産を事前に精度良く予測することは、融資・取引する企業においては重要な問題となっている[1]。また、投資家においては、リスク回避のためにポートフォリオ[2,3]として一つの企業に投資するのではなく、複数の企業に投資することにより、一つの企業の価値が下がっても大きな損失を抑えるという考え方があ。しかし、その投資した企業が倒産した場合、価値を損なってしまい、大きな損失となってしまうため、倒産予測を行うことは、重要性があると考えられ、過去にさまざまな研究が行われている。この倒産予測・分析は1960年頃から、Altman[4]やBeaver[5]により行われている[6]。また近年では、ニューラルネットワークを用いた手法[7]、Altmanと

は異なる判別分析を用いた手法[1]、SOMやLVQを用いた手法[8,9]、データマイニングのアプローチを用いた手法[10]、メタ分析を用いた手法[11]、遺伝的プログラミングを用いた手法[12]など様々な手法が提案されている。しかしながら、これら従来手法では、一般的な経営・財務指標を入力データとして採用しているため、経営状況が悪化しているかどうかは判断できても、実際のお金の流れ・増減といった観点より分析することはできないという問題がある。実際に近年、銀行による貸し渋りにより黒字倒産する企業が増えてきている。従来手法では、そのような企業の倒産を一般的な経営指標を用いているため予測することは難しい。そこで、お金の流れ・増減を示すキャッシュ・フローの採用が考えられる。キャッシュ・フローを用いた手法は、すでに提案されているが[13,14]、実際に日本において有価証券報告書に記載されたキャッシュ・フロー計算書を用いた倒産予測システムは提案されていない。また、倒産の原因は多種多様であり、企業の評価指標は複雑かつ相互依存しているため、その指標のみを用いて倒産を予測することは大変困難である。さらに、最も一般的な判別分析を用いた手法で倒産予測した場合、倒産企業群と現存企業群の企業数が異なっていると、良好な結果が得られない場合がある。したがって、これら企業数が大きく異なっているも、良好な結果を出力することができるシステムを構築する必要がある。

† A Bankruptcy Prediction Method Based on Cash Flow Using SOM

Iori NAKAOKA, Kyuichiro TANI, Yukinobu HOSHINO and Katsuari KAMEI

*1 立命館大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

*2 高知工科大学電子・光システム工学科

Department of Electronic and Photonic system Engineering, Kochi University of Technology

*3 立命館大学情報理工学部知能情報学科

Department of Human and Computer Intelligence, Ritsumeikan University

本研究では、キャッシュ・フローデータを用いて予測する企業とすでに倒産あるいは非倒産が判明している企業との類似性(相互関係)を明らかにすることにより予測企業の倒産/非倒産を予測する。ここで企業の相互関係を調べるために、多次元ベクトルデータを入力ベクトルの位相関係を保持したまま2次元マップに表現することができる自己組織化マップ(SOM) [15]を採用する。具体的には、まず因子分析を用いて多数のキャッシュ・フロー計算書の指標の絞り込みを行う。次に、正規化されたキャッシュ・フローデータをSOMに入力し、企業間の相互関係を明らかにした後、倒産が判明している企業に類似した企業を倒産企業として予測する。さらに、予測誤差を倒産企業平均や全企業平均との誤差と比較することにより予測精度を検証する。最後に、AltmanのZ-scoreなどの従来手法と比較することにより、提案手法の有用性を示す。

2. キャッシュ・フローデータ

2.1 キャッシュ・フロー

本研究では倒産を扱うが、その見極めや予測のために実際のお金の増減を扱う必要がある。キャッシュ・フローは従来の損益計算書のように利益があるかどうかといったものではなく、細部にわたってお金の流れがどのようになっているのかを表すことができる指標であり、近年非常に注目・重視されている。その理由として「黒字倒産」などのように、利益は出ていても資金の調達があまくいかず、倒産している企業を見抜くことができるからである。またそれにともない、近年は企業価値の測定尺度も変わってきている。従来は他社とのシェア・売上高・利益比較だけで評価していたが、株主の出資金からどの程度の資金や利益が生み出されたかといった資本の効率性が大きな評価の基準と変わってきている。

このキャッシュ・フローは2000年度より有価証券報告書に記載することが義務付けられている。具体的なキャッシュ・フロー計算書例を表1に示す。表1のようにキャッシュ・フロー計算書は以下の項目により構成されている。

- ・営業活動によるキャッシュ・フロー
本業によるキャッシュの流入と流出の差額である。そのため数値は大きく、毎年増加して行くことが望まれる指標
- ・投資活動によるキャッシュ・フロー
固定資産や投資有価証券の取得や売却などによる資金の支出・回収を表す指標
- ・財務活動によるキャッシュ・フロー
営業活動と投資活動を維持するためにどの程度の資

表1 キャッシュ・フロー計算書例

期 別	前連結会計年度		当連結会計年度		増 減
	自平成11年4月1日 至平成12年3月31日	金 額	自平成12年4月1日 至平成13年3月31日	金 額	(△)の円
I 営業活動によるキャッシュ・フロー					
現金受取等当座増減額	△15,172	23,163	△15,172	23,163	38,335
減価償却費	304	253	304	253	△51
固定資産売却益	△19	△1	△19	△1	18
退職給付引当金の増加額	0	92	0	92	△92
退職給付引当金の減少額	12,240	△159	12,240	△159	△20,894
貸与引当金の増加額(△減少額)	△26	15	△26	15	41
繰上引当金の増加額(△減少額)	2,740	△2,287	2,740	△2,287	△5,027
受取利息及び受取配当金	△619	△856	△619	△856	△237
支払利息	188	63	188	63	△125
新株発行費用	56	238	56	238	181
仕掛不動産処分損	3,204	-	3,204	-	△3,204
仕掛不動産処分による収入	100	-	100	-	△100
有価証券売却損	633	-	633	-	△633
債権回収益	0	△125	0	△125	△125
債権回収益	△3,438	△9,403	△3,438	△9,403	△5,965
未払利息戻入額	93	△1,340	93	△1,340	△1,247
有価証券売却益	26	0	26	0	△26
売上債権の増加額	△89	△1,801	△89	△1,801	△1,712
たな卸資産の減少額(△増加額)	217	△2,594	217	△2,594	△2,811
仕入債権の増加額	31	516	31	516	185
自己株式売却損(△売却益)	△20	6	△20	6	26
その他	62	△443	62	△443	△511
小計	333	△3,443	333	△3,443	△3,776
利息及び配当金の受取額	619	856	619	856	237
利息の支払額	△123	△112	△123	△112	11
法人税等の支払額	△13	△17	△13	△17	△4
営業活動によるキャッシュ・フロー	815	△2,717	815	△2,717	△3,532
II 投資活動によるキャッシュ・フロー					
有価証券の取得による支出	△103	-	△103	-	103
有価証券の売却による収入	92	△92	92	△92	△92
有価証券の売却による収入	48	△565	48	△565	△517
有価証券の売却による収入	237	△237	237	△237	△237
投資有価証券の売却による収入	△29	△1,670	△29	△1,670	△1,641
貸付金の貸付による収入	1	525	1	525	524
貸付金の貸付による収入	△4,409	△4,988	△4,409	△4,988	△579
新株主からの払込による収入	1,687	766	1,687	766	921
長期預り金の増加	-	△940	-	△940	△940
借入金による収入	0	100	0	100	100
その他	0	△7	0	△7	△7
投資活動によるキャッシュ・フロー	△2,571	△6,780	△2,571	△6,780	△4,209
III 財務活動によるキャッシュ・フロー					
短期借入金純増減額	△1,108	△1,559	△1,108	△1,559	△451
長期借入金による収入	21	112	21	112	91
借入金金の返済による支出	△465	-	△465	-	465
転換社債発行による収入	-	4,980	-	4,980	4,980
新株主からの払込による収入	3,791	8,050	3,791	8,050	4,259
少数株主からの払込による収入	120	24	120	24	△96
自己株式の取得による収入	48	58	48	58	10
自己株式の取得による支出	△22	△73	△22	△73	△51
財務活動によるキャッシュ・フロー	2,394	11,912	2,394	11,912	9,528
IV 現金及び現金同等物の増加額	628	2,415	628	2,415	1,787
V 現金及び現金同等物の期首残高	355	1,291	355	1,291	936
VI 現金及び現金同等物の期末残高	207	26	207	26	△285
VII 現金及び現金同等物の期首残高	1,291	3,726	1,291	3,726	2,435

金を調達・返済したかを示す指標

本研究では、このキャッシュ・フロー計算書のデータを用いることにより、お金がどのような部分において使われているかを見極め、倒産予測に役立てる。具体的には23種のキャッシュ・フロー計算書の指標を採用し、また実指標のみでなく、基準年の値との比率データも加え、計46指標を採用した。その内訳は、営業活動によるキャッシュ・フロー26種、投資活動によるキャッシュ・フロー6種、財務活動によるキャッシュ・フロー8種、その他の総合的な指標6種を採用する。

2.2 正規化

従来、経営指標の原データを適当な値に変換して総合評価する手法は提案されているが[16]、線形で設定されていることが多く、細かく設定できないといった問題があった。本研究では、データ前処理としてキャッシュ・フローの各指標のデータを[0,1]に正規化する。その理由は、本研究においてSOMへの入力データの定義領域が異なると、それが大きい指標に大きな重みを与えてしまう問題があるためである。したがって、各データの重要性を均等にするためデータの値を正規化する必要がある。具体的には、シグモイド関数に代表される指数関数を用いて正規化することにより、連続的かつ人間の経験的評価を表現することにより、本研究ではこの関数を正規化指標関数と呼び、

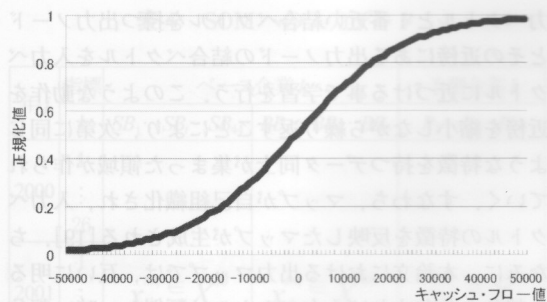


図1 実指標における正規化関数

式(1)でその一般形を与える[17]。本研究におけるキャッシュ・フローデータは2000年から2003年までのキャッシュ・フロー計算書より採用し、基準年を2000年とした。

$$x_j = \frac{1}{1 + \exp \frac{-(R-a)}{b}} \quad (1)$$

ただし、 x_j はそれぞれ実指標データあるいは比率指標における年 j の正規化指標値、 R は原データ、 a 、 b は正規化のためのパラメータを表す。試行錯誤の結果、実指標の場合 $a=0$ 、 $b=12000$ 、比率指標の場

合 $a=1$ 、 $b=0.2$ とした。例として、実指標における正規化指標関数を図1に示す。

2.3 因子分析

因子分析法は多変量解析の一つであり、変量間の相関の内部にある情報を少数個の因子に縮約する手法の一つである。本研究では上記の通り46指標を採用しているが、不必要なデータを集約するためと、SOMの学習時間高速化のために因子分析法を用いて指標の絞込みを行う。実際に得られた因子分析の結果を表2に示す。本研究では累積寄与率が85%を超える15因子まで採用し、以下の条件にて採用指標の絞込みを行う。

条件1：因子負荷量が0.700以上

条件2：共通性が0.800以上

条件3：以上で抽出されなかった因子中、最大の因子負荷量のもの

条件1の因子負荷量は各指標と因子の相関を表し、一般的に0.7以上のものは強い相関があるといわれている。

条件2の共通性は、それぞれの変量が各因子空間に

表2 因子分析結果

	因子1	因子2	因子3	因子4	因子5	因子6	因子7	因子8	因子9	因子10	因子11	因子12	因子13	因子14	因子15	共通性
営業CF小計	0.910	0.223	0.121	0.184	0.102	0.034	0.002	0.051	0.084	0.065	0.026	0.003	0.022	0.087	0.036	0.963
減価償却費	0.874	0.318	0.115	0.122	0.094	0.007	0.073	0.120	0.041	0.106	0.045	0.126	0.086	0.050	0.047	0.964
現金及び現金同等物の期末残高	0.867	0.144	0.062	0.045	0.119	0.135	0.049	0.046	0.055	0.053	0.102	0.320	0.057	0.067	0.076	0.947
現金及び現金同等物の期首残高	0.864	0.152	0.064	0.169	0.105	0.188	0.011	0.066	0.039	0.075	0.119	0.228	0.094	0.046	0.084	0.945
営業CF合計額	0.856	0.245	0.129	0.299	0.100	0.013	0.061	0.058	0.095	0.089	0.038	0.018	0.024	0.007	0.087	0.942
固定資産の取得による支出	0.838	0.331	0.054	0.082	0.004	0.145	0.005	0.145	0.010	0.177	0.012	0.203	0.048	0.018	0.201	0.980
長期借入金の返済による支出	0.339	0.852	0.028	0.060	0.209	0.082	0.063	0.013	0.062	0.122	0.110	0.054	0.006	0.157	0.055	0.961
長期借入金の返却による収入	0.424	0.823	0.127	0.007	0.059	0.021	0.047	0.048	0.145	0.068	0.157	0.048	0.036	0.075	0.027	0.941
固定資産の売却による収入	0.379	0.735	0.111	0.102	0.074	0.095	0.070	0.086	0.200	0.254	0.088	0.014	0.180	0.267	0.038	0.950
利息の支払額	0.538	0.727	0.214	0.013	0.011	0.031	0.016	0.117	0.255	0.068	0.103	0.020	0.081	0.075	0.032	0.973
支払利息	0.536	0.726	0.220	0.008	0.005	0.034	0.020	0.116	0.259	0.064	0.106	0.019	0.075	0.060	0.021	0.971
財務CF合計額	0.363	0.079	0.797	0.059	0.174	0.044	0.036	0.201	0.051	0.248	0.078	0.144	0.042	0.026	0.060	0.947
比率-営業CF合計額	0.063	0.074	0.029	0.955	0.011	0.070	0.008	0.058	0.086	0.086	0.060	0.047	0.019	0.023	0.037	0.953
比率-営業CF小計	0.066	0.003	0.026	0.933	0.057	0.166	0.023	0.016	0.008	0.122	0.031	0.046	0.039	0.082	0.041	0.936
比率-支払利息	0.264	0.178	0.087	0.023	0.822	0.013	0.007	0.008	0.196	0.107	0.287	0.119	0.110	0.006	0.017	0.945
比率-短期借入金の増減額	0.084	0.162	0.263	0.067	0.119	0.807	0.149	0.024	0.042	0.026	0.033	0.184	0.121	0.147	0.042	0.871
比率-投資CF合計額	0.152	0.053	0.012	0.007	0.182	0.135	0.923	0.007	0.034	0.112	0.043	0.037	0.053	0.060	0.019	0.953
売上債権の増減額	0.161	0.146	0.208	0.028	0.025	0.042	0.023	0.928	0.040	0.109	0.062	0.112	0.076	0.067	0.000	0.996
仕入債権の増減額	0.090	0.194	0.528	0.007	0.243	0.041	0.019	0.092	0.589	0.027	0.039	0.014	0.064	0.079	0.225	0.805
比率-固定資産の売却による収入	0.136	0.044	0.009	0.251	0.241	0.078	0.049	0.058	0.023	0.790	0.035	0.023	0.105	0.071	0.154	0.820
比率-受取利息および受取配当金	0.173	0.214	0.304	0.055	0.033	0.026	0.030	0.079	0.019	0.069	0.787	0.007	0.180	0.022	0.027	0.838
比率-利息の支払額	0.281	0.225	0.009	0.015	0.499	0.182	0.131	0.098	0.029	0.030	0.719	0.087	0.073	0.031	0.049	0.973
比率-固定資産の取得による支出	0.045	0.427	0.206	0.165	0.303	0.110	0.412	0.061	0.012	0.190	0.062	0.307	0.034	0.005	0.400	0.827
比率-棚卸資産の増減額	0.145	0.153	0.031	0.052	0.142	0.020	0.077	0.007	0.175	0.046	0.212	0.043	0.897	0.025	0.040	0.961
受取利息および受取配当金	0.359	0.490	0.513	0.002	0.128	0.132	0.146	0.316	0.216	0.110	0.191	0.052	0.133	0.277	0.110	0.992
税金等調整前当期純利益	0.581	0.025	0.153	0.040	0.093	0.114	0.086	0.089	0.011	0.080	0.061	0.091	0.065	0.021	0.692	0.902
利息および配当金の受取額	0.368	0.476	0.531	0.006	0.129	0.134	0.151	0.316	0.196	0.086	0.205	0.046	0.119	0.270	0.098	0.988
法人税などの支払額	0.692	0.123	0.303	0.048	0.118	0.076	0.170	0.280	0.048	0.032	0.074	0.018	0.038	0.264	0.238	0.852
固定資産処分損益	0.154	0.151	0.691	0.004	0.142	0.021	0.117	0.188	0.324	0.322	0.220	0.047	0.040	0.095	0.318	0.965
投資CF合計額	0.443	0.068	0.643	0.040	0.110	0.174	0.273	0.114	0.047	0.095	0.060	0.231	0.080	0.309	0.028	0.916
比率-固定資産処分損益	0.213	0.216	0.279	0.035	0.132	0.138	0.027	0.076	0.304	0.567	0.040	0.250	0.058	0.137	0.304	0.808
比率-現金及び現金同等物の増減額	0.201	0.370	0.085	0.519	0.264	0.363	0.392	0.028	0.087	0.073	0.164	0.219	0.100	0.086	0.109	0.927
比率-財務CF合計額	0.026	0.607	0.303	0.019	0.365	0.106	0.257	0.028	0.124	0.024	0.092	0.233	0.066	0.194	0.060	0.797
短期借入金の増減額	0.155	0.273	0.171	0.104	0.197	0.718	0.001	0.042	0.152	0.090	0.130	0.035	0.141	0.126	0.017	0.780
現金及び現金同等物の増減額	0.073	0.071	0.179	0.363	0.055	0.249	0.455	0.182	0.172	0.295	0.092	0.334	0.122	0.122	0.153	0.770
比率-法人税などの支払額	0.104	0.222	0.731	0.085	0.063	0.106	0.028	0.055	0.018	0.217	0.117	0.016	0.014	0.277	0.030	0.761
比率-現金及び現金同等物の期首残高	0.052	0.162	0.022	0.580	0.109	0.252	0.096	0.068	0.069	0.012	0.073	0.532	0.030	0.008	0.048	0.751
比率-減価償却費	0.044	0.069	0.095	0.033	0.763	0.201	0.201	0.090	0.077	0.108	0.018	0.062	0.141	0.024	0.126	0.746
比率-長期借入金の返済による支出	0.015	0.270	0.724	0.203	0.133	0.038	0.007	0.186	0.060	0.005	0.007	0.062	0.014	0.194	0.075	0.743
比率-仕入れ債権の増減額	0.003	0.261	0.036	0.057	0.058	0.058	0.006	0.086	0.739	0.027	0.011	0.046	0.225	0.083	0.058	0.697
棚卸資産の増減額	0.087	0.393	0.006	0.059	0.042	0.159	0.155	0.155	0.379	0.100	0.254	0.007	0.170	0.456	0.023	0.697
比率-売上債権の増減額	0.215	0.023	0.304	0.006	0.107	0.075	0.091	0.515	0.062	0.256	0.097	0.027	0.314	0.001	0.122	0.623
比率-税金等調整前当期純利益	0.191	0.030	0.134	0.070	0.517	0.240	0.166	0.011	0.102	0.040	0.077	0.090	0.275	0.279	0.056	0.595
比率-利息および配当金の受取額	0.108	0.511	0.329	0.139	0.330	0.004	0.045	0.213	0.080	0.061	0.130	0.013	0.105	0.015	0.001	0.595
比率-現金及び現金同等物の期末残高	0.066	0.011	0.051	0.088	0.028	0.180	0.014	0.081	0.043	0.064	0.050	0.633	0.014	0.000	0.049	0.467
比率-長期借入による収入	0.018	0.176	0.032	0.090	0.215	0.122	0.122	0.062	0.145	0.309	0.072	0.017	0.098	0.462	0.020	0.465
寄与率	16.315	12.193	9.631	6.369	5.978	4.204	3.954	3.919	3.833	3.802	3.712	3.172	2.958	2.653	2.522	
累積寄与率	16.315	28.508	38.139	44.508	50.486	54.691	58.644	62.563	66.396	70.197	73.909	77.082	80.039	82.692	85.214	

表3 選出された指標

k	実指標	k	比率指標
1	税金等調整前当期純利益	17	比率-受取利息および受取配当金
2	減価償却費	18	比率-支払利息
3	受取利息および受取配当金	19	比率-棚卸資産の増減額
4	支払利息	20	比率-営業CF小計
5	売上債権の増減額	21	比率-利息の支払額
6	仕入れ債務の増減額	22	比率-営業CF合計額
7	営業CF小計	23	比率-固定資産の取得による支出
8	利息の支払額	24	比率-固定資産の売却による収入
9	営業CF合計額	25	比率-投資CF合計額
10	固定資産の取得による支出	26	比率-短期借入金増減額
11	固定資産の売却による収入		
12	長期借入による収入		
13	長期借入金の返済による支出		
14	財務CF合計額		
15	現金及び現金同等物の期首残高		
16	現金及び現金同等物の期末残高		

どの程度属しているかを示し、共通性が大きなものほどその変量は強く因子の影響を受けることになる。したがって共通性が小さい変量は因子空間への影響も小さいと考えられる。

条件3については、条件1・2の分析結果から得られる指標数が少なく、十分に説明出来ない可能性があるため追加した。これらの作業より、46指標から26指標(実指標16種、比率指標10種)を選定した。実際に選出された指標を表3に示す。

3. SOMによる倒産予測

3.1 概要

自己組織化マップ(SOM)は、ニューラルネットワークをモデル化したものの1つで、教師なし競合強化学習および近傍学習を行うことにより、ある分布に従う多次元のデータに対して、その分布を近似した特徴マップ生成を行う[15,18]。特徴マップは2次元平面に表示され、同じような特徴を持つ入力データはマップ上の近い位置に出力される。入力データに対してマップのどの位置に出力されたかにより、どのデータと類似した特徴を持つかということがわかり、視覚的にも理解しやすい。SOMのネットワークは、データの次元に対応した入力ノードをもつ入力層と、2次元平面状に出力ノードが格子状に配置された出力層の2層からなり、各入力ノードはすべての出力ノードと結合している。また、各々の出力ノードには入力データである n 次元の結合ベクトルが格納されており、入

力ベクトルと1番近い結合ベクトルを持つ出力ノードとその近傍にある出力ノードの結合ベクトルを入力ベクトルに近づける事で学習を行う。このような動作を近傍を縮小しながら繰り返すことにより、次第に同じような特徴を持つデータ同士が集まった領域が作られていく。すなわち、マップが自己組織化され、入力ベクトルの特徴を反映したマップが生成される[19]。ちなみに、本論文における出力マップでは、互いに明るい部分を共有すれば入力ベクトルは類似し、暗い部分で分割されれば、入力ベクトルは異なっていることを表す。

3.2 SOM予測手法

本研究では、SOMを用いて倒産予測を行う。その利点として、SOMを用いることにより個々に評価する手法とは異なり、全企業を考慮して評価することができるからである。基本的なアルゴリズムは乾らの論文を参考にした[20,21]。入力データとしては、計76社のキャッシュ・フロー計算書の2001-2003年のデータと、それらの2000年(基準年)との比率データを各々2.2にて述べた正規化した値である。

また、76社を予測するためのデータベースとなるベース企業49社(非倒産44社、倒産5社)と予測対象となる予測企業27社(非倒産22社、倒産5社)に分割した。表4にSOMへの入力データを示す。倒産予測は X^P (2000~2002年の予測企業のキャッシュ・フロー値)と X^B (2000~2002年のベース企業のキャッシュ・フロー値)との相互関係(似ている/似ていない)を明らかにしたのち、その関係と $X^{B_{2003}}$ (2003年のベース企業のキャッシュ・フロー値)を用いて $X^{P_{2003}}$ (2003年の予測企業のキャッシュ・フロー値)を予測する。すなわち、2000~2002年の間で X^P のある企業Aが X^B のある企業Bに似ており、しかもその企業Bが2003年に倒産したならば、 X^P の企業Aも2003年に倒産すると予測するのである。さらに、予測企業の2003年実データ $X^{P_{2003}}$ と倒産予測値 $\hat{X}^{P_{2003}}$ との比較により、その予測精度を検証する。ただし、変数の説明は以下の通りである。

$x_{jk}^{SB_i}$: 非倒産ベース企業 $SB_i(i=1, \dots, 44)$ の年 $j(j=2000, \dots, 2003)$ における指標 $k(k=1, \dots, 16$: 実指標; $k=17, \dots, 26$: 比率指標)の正規化値
 $x_{jk}^{BB_i}$: 倒産ベース企業 $BB_i(i=1, \dots, 5)$ の年 $j(j=2000, \dots, 2003)$ における指標 k の正規化値
 $x_{jk}^{P_i}$: 予測企業 $P_i(i=1, \dots, 27)$ の年 $j(j=2000, \dots, 2003)$ における指標 k の正規化値
 $\hat{x}_{2003k}^{P_i}$: 予測企業 $P_i(i=1, \dots, 27)$ の2003年における実指標 $k(k=1, \dots, 16)$ の予測値

表4 SOMへの入力データ

年j	指標	ベース企業k		予測企業k
	k	$SB_1 \cdots SB_i \cdots SB_{44}$	$BB_1 \cdots BB_i \cdots BB_5$	$P_1 \cdots P_i \cdots P_{27}$
2000	1			
	\vdots			
	26			
2001	1	$x_{jk}^{SB} \in X^{SB}$	$x_{jk}^{BB} \in X^{BB}$	$x_{jk}^P \in X^P$
	\vdots			
	26			
2002	1			
	\vdots			
	26			
2003	1	$x_{2003k}^{SB} \in X_{2003}^{SB}$	$x_{2003k}^{BB} \in X_{2003}^{BB}$	$x_{2003k}^P \in X_{2003}^P$
	\vdots			
	26			

$$x_{jk}^{SB} \in X^{SB} (j=2000, \dots, 2002)$$

$$x_{jk}^{BB} \in X^{BB} (j=2000, \dots, 2002)$$

$$x_{jk}^P \in X^P (j=2000, \dots, 2002)$$

$$x_{2003k}^{SB} \in X_{2003}^{SB}, \quad x_{2003k}^{BB} \in X_{2003}^{BB}, \quad x_{2003k}^P \in X_{2003}^P$$

$$\hat{x}_{2003k}^P \in \hat{X}_{2003}^P$$

$$X^B = X^{SB} \cup X^{BB}$$

$$X_{2003}^B = X_{2003}^{SB} \cup X_{2003}^{BB}$$

[Step1]

過去の実績データを学習することによりSOMを作成する。このマップのことを本研究ではベースマップと呼ぶ。データ $X^B \cup X_{2003}^B$ をSOMに入力し、ベースマップを作成する。ただし、表5にSOMのパラメータを示す。これらパラメータ値は精度が最も高くなるように経験則にもとづき決定した。まず、企業数が50程度であり、また推奨される横：縦は3：2であることから、マップサイズを39×26とした。これより大きいサイズでは、企業配置が散ばり、これより小さいサイズでは、企業が重なり合うことがわかっている。また、他のパラメータに関してはマップサイズから経験的にその値を決定した。このマップより、過去における企業全体の倒産非倒産に関する特徴を理解することができる。図2にSOMの出力結果であるベースマップを示す。ただし、図中のSBは非倒産企業を、BBは倒産企業を表す。

[Step2]

予測企業1社(P_i)のデータ x_{jk}^P を X^B に追加し、予測年の前年までのSOMマップ(予測マップと呼ぶ)を作成する。このマップにより予測企業が、ベース企業の

表5 SOMのパラメータ

number of trials	15
topology type	hexa
neighborhood type	gaussian
x-dimension	39
y-dimension	26
training length of first part	1500
training rate of first part	0.05
radius in first part	10
training length of second part	15000
training rate of second part	0.02
radius in second part	3

どの企業と類似しているか理解することができる。本論文の場合、この予測マップは予測企業が計27社あるため、27枚のマップが出力される。

[Step3]

予測マップにおいて予測企業と最も類似したベース企業の予測年データ(2003年データ)を予測値 \hat{x}_{2003}^P とする。また、予測企業と最類似ベース企業のベースマップにおける位置により、倒産の危険性を判定する。

図2のベースマップにおける特徴として、マップの右側が全体的に色が薄く、倒産企業($BB_1 \cdots BB_5$)が集まっている。したがって、右側の領域に出力された企業は、倒産の危険性が高いと考えられる。一方、左側に出力された企業は倒産の可能性は低い。また、図3の予測マップの場合、予測企業 P_9 (図中下二重線) と近くで、同じ明るい領域に位置しているベース企業 SB_{15} (図中下線) の予測年におけるデータ $x_{2003}^{SB_{15}}$ ($k=1, \dots, 16$) が、予測企業 P_9 の予測値 $\hat{x}_{2003}^{P_9}$ となる。すなわち、

$$\hat{x}_{2003k}^{P_9} = x_{2003k}^{SB_{15}} \quad (2)$$

また、ベース企業 SB_{15} は、倒産企業ではなく、またその近傍のベース企業(例えばベース企業 SB_{38}) も倒産企業ではないが、ベースマップにおいて右側の領域に位置している。したがって、予測企業 P_9 は倒産危険性は高いが倒産はしないと予測される。これらの作業を全予測企業に対して行った予測結果を表6に示す。予測企業全27社中、2003年非倒産で、予測結果も非倒産と予測された企業(正予測)は21社、非倒産企業で予測結果が倒産と予測された企業(誤予測)は1社、2003年倒産企業で、予測では非倒産と予測された企業(誤

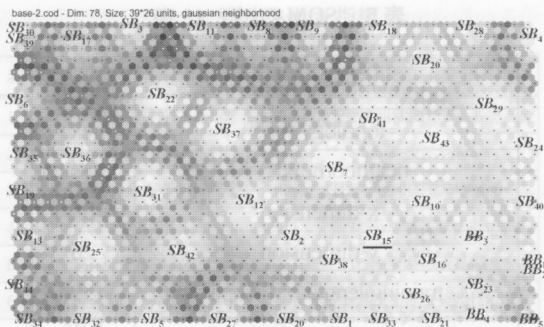
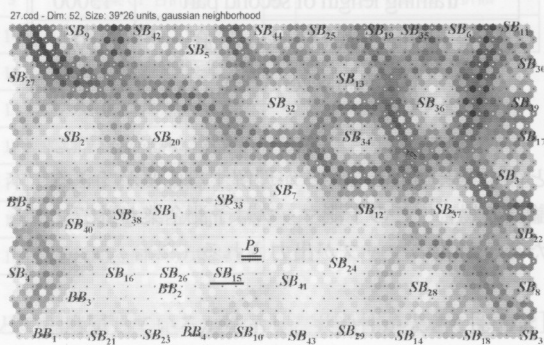


図2 ベースマップ

図3 SOM予測マップ例 (P_9 の場合)

予測)は0社, 倒産企業で, 予測でも倒産と予測された企業(正予測)は5社となった。以上より, 1社のみが誤予測となったが, 残り26社は正しく予測できており, 提案手法による正予測率(正判別率)は96.29%となり, 高い予測率であると言える。また, この誤予測企業 P_{20} は, 倒産ベース企業 BB_1 と近い位置に出力されており, BB_1 社と同様の状況にあると考えられるので, 極めて倒産に近い状況にあると言える。しかし, 2003年度中には, 倒産しなかった企業である。

また, 全予測企業の予測誤差の平均 \bar{e} を式(3)を用いて求めた結果, $\bar{e}=0.084$ となり, 予測誤差が0.1未満という良好な結果が得られた。

$$\bar{e} = \frac{1}{m} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m |e_{ik}| \quad (3)$$

表6 提案手法による2003年倒産予測結果

		予測された群	
		非倒産群	倒産群
実際の群	非倒産群	21	1
	倒産群	0	5

ただし,
 $e_k^i = |\hat{x}_{2003k}^{P_i} - x_{2003k}^{P_i}|$: 誤差
 m : 実指標数 ($m=16$)
 n : 企業数 ($n=27$)

3.3 予測結果と精度検証

本研究では予測対象企業として計27社を採用しているが, それらの予測結果と精度を検証する。倒産予測企業計5社は全て, 倒産ベース企業 X_{2003}^{BB} に近い位置に出力されていた。ここで, 倒産予測企業を PB_i ($i=1, \dots, 5$) $\subset P_i$ ($i=1, \dots, 27$)とし, 以下のように諸評価量を定義する。

正規化実指標: $x_{2003k}^{PB_i} \in X_{2003}^{PB} \subset X_{2003}^P$ ($k=1, \dots, 16$)

予測値: $\hat{x}_{2003k}^{PB_i} \in \hat{X}_{2003}^{PB} \subset \hat{X}_{2003}^P$ ($k=1, \dots, 16$)

倒産企業平均実指標: $\bar{x}_{2003k}^{BB} = \frac{1}{n_B} \sum_{i=1}^{n_B} x_{2003k}^{BB_i}$ ($n_B=5$)

全企業平均実指標: $\bar{x}_{2003k}^B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{2003k}^{B_i}$ ($n=49$)

倒産企業予測値誤差: $\varepsilon_1^{ik} = |\hat{x}_{2003k}^{BB} - x_{2003k}^{PB_i}|$

倒産企業平均実指標誤差: $\varepsilon_2^{ik} = |\bar{x}_{2003k}^{BB} - x_{2003k}^{PB_i}|$

全企業平均実指標誤差: $\varepsilon_3^{ik} = |\bar{x}_{2003k}^B - x_{2003k}^{PB_i}|$

誤差平均: $\bar{\varepsilon}^i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \varepsilon^{ik}$ ($i=1, 2, 3$)

表7に倒産予測企業 PB_1 を例として, 予測精度に関する諸評価量を示す。 $PB_1(=P_{23})$ における実測値と予測値の誤差平均 $\bar{\varepsilon}_1^1$ は, 倒産企業平均と実測値の誤差 ε_2^1 よりも小さい。また, 倒産企業平均との誤差

表7 予測精度

指標	予測企業の 実測値 $x_{2003k}^{PB_1}$	予測値 $\hat{x}_{2003k}^{PB_1}$	予測値の 誤差 ε_1^{ik}	倒産企業 平均値 \bar{x}_{2003k}^{BB}	倒産企業平均値 との誤差 ε_2^{ik}	全企業 平均値 \bar{x}_{2003k}^B	全企業平均値 との誤差 ε_3^{ik}
1	0.495	0.502	0.007	0.500	0.005	0.606	0.111
2	0.506	0.503	0.003	0.507	0.001	0.686	0.180
3	0.500	0.500	0.000	0.498	0.002	0.470	0.030
4	0.510	0.503	0.007	0.520	0.010	0.589	0.079
5	0.513	0.506	0.007	0.497	0.016	0.545	0.032
6	0.485	0.504	0.019	0.449	0.036	0.446	0.039
7	0.539	0.514	0.025	0.470	0.069	0.754	0.214
8	0.491	0.496	0.005	0.489	0.002	0.416	0.076
9	0.531	0.497	0.034	0.458	0.073	0.719	0.188
10	0.486	0.499	0.013	0.499	0.013	0.312	0.174
11	0.501	0.501	0.000	0.516	0.016	0.573	0.072
12	0.512	0.569	0.057	0.519	0.007	0.677	0.165
13	0.498	0.484	0.014	0.440	0.058	0.334	0.164
14	0.490	0.495	0.005	0.486	0.004	0.322	0.169
15	0.526	0.504	0.022	0.553	0.027	0.772	0.246
16	0.535	0.505	0.030	0.534	0.000	0.775	0.240
誤差平均			0.015		0.021		0.136

$\bar{\varepsilon}_2^1$ は全企業平均と実測値の誤差 $\bar{\varepsilon}_3^1$ より小さい、すなわち $\bar{\varepsilon}_1^1 < \bar{\varepsilon}_2^1 < \bar{\varepsilon}_3^1$ という結果が得られた。また、残り倒産企業4社 ($PB_2 \sim PB_5$) においても同様の結果が得られた。以上より、本予測手法による予測精度は倒産企業や全企業の平均指標による予測より精度が高く、十分信頼できると考えられる。

4. 従来手法との比較

4.1 キャッシュ・フローと判別分析を用いた場合

従来の倒産予測手法において、最も用いられている手法として、多変量解析の一手法である判別分析がある。AltmanのZ-scoreに代表される判別分析を用いた手法では、一般的な経営指標を採用することにより倒産予測・分析を行っている。

ここでは、キャッシュ・フロー計算書のデータを用いた判別分析法と、SOMによる倒産予測手法との比較を行う。3.2で用いたキャッシュ・フローのデータと同じデータを用いた判別分析による倒産予測結果を表8に示す。

表8より、キャッシュ・フローを用いた判別分析法では、2社が誤予測となり、正予測率は92.59%となった。提案手法での正予測率は96.29%であり、提案手法の方が若干の有意性が確認された。一方、判別分析を用いた他手法・他文献でも精度の高い結果が出力されているが[1]、それらは判別分析の精度を上げるために、非倒産企業群と倒産群のサンプル数を均等にしていることが多い。しかし、実際に倒産数は現存数と比べ非常に少ないため、サンプル数を揃えることは、困難である。本研究のような2群のサンプル数に極端な差がある場合においても、96.29%と高い精度となった提案手法は実用性が高いと言える。

4.2 AltmanのZ-scoreを用いた場合

次に、倒産予測におけるキャッシュ・フローデータ使用の有用性を示すために、4.1とAltmanのZ-scoreを比較する。AltmanのZ-scoreによる倒産危険度は、米国の経済学者Edward I. Altmanが1968年に構築した[4]。これは流動性・収益性・負債比率・支払能力・成長性に関する経営指標をもとに倒産リスクを数値化

表9 AltmanのZ-scoreによる2003年倒産予測結果

		予測された群	
		非倒産群	倒産群
実際の群	非倒産群	18	4
	倒産群	1	4

したもので、倒産判別式は式(4)で与えられ、Zは判別得点である[1]。

$$Z = a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_5x_5 \quad (4)$$

ただし、

$a_i (i=1, 2, \dots, 5)$: 判別係数

x_1 : 運転資本対総資産比率

x_2 : 留保利益対総資産比率

x_3 : 利子控除前・税引後総資産収益率

x_4 : 株式時価総額対負債簿価比率

x_5 : 総資産回転率

AltmanのZ-scoreを用いた場合の判別式を式(5)に示し、判別結果を表9に示す。

$$Z = 1.32x_1 + 36.27x_2 - 13.72x_3 + 3.39x_4 + 1.55x_5 - 0.91 \quad (5)$$

表9より、正判別率は81.48%となり、キャッシュ・フローを用いた判別分析結果の92.59%より低い結果となり、キャッシュ・フローの有効性を示すことができた。また、表6、表8、表9に示した3手法を比較すると、提案手法が最も良く、AltmanのZ-scoreの手法が最も悪い結果となった。これにより、倒産予測・分析を行う場合には、3手法の中ではSOMとキャッシュ・フローを用いた手法が最も適していることがわかったと共に、キャッシュ・フローを用いることの有用性が明らかとなった。

5. おわりに

本研究ではキャッシュ・フロー計算書のデータにもとづくSOMを用いた企業の倒産予測手法を提案した。その結果、サンプル数は27企業と比較的少ないものの、96.29%という高い精度で予測することができた。また、倒産予測・分析におけるキャッシュ・フローのデータやSOMを用いることの優位性を示すことができた。さらに、従来手法として代表的手法の判別分析では、サンプルの非倒産企業数と倒産企業数が大きく異なっている場合、精度が落ちる問題があったが、SOMを用いた本提案手法では、このような状況でも高い正予測率が得られた。今後の課題としては、倒産危険性レベルを正確に表現できるシステムの構築

表8 キャッシュ・フローを用いた判別分析法による2003年倒産予測結果

		予測された群	
		非倒産群	倒産群
実際の群	非倒産群	20	2
	倒産群	0	5

があげられる。

参考文献

- [1] 松丸, 土井田, 資本と負債の推定を用いた倒産判別モデル, 日本経営工学会論文誌, vol.51, no.5, pp.426-435, 2000.
- [2] H.M.Markowitz, Mean-Variance Analysis in Portfolio Choice and Capital Markets, Basil Blackwell, 1987.
- [3] H.M.Markowitz, Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, Second Edition, Basil Blackwell 1991.
- [4] E.I.Altman, Financial ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, vol.23, no.4, pp589-609, 1968.
- [5] W.H.Beaver, Financial ratios as predictors of Failure, *Journal of Accounting Research*, vol.4(supplement), pp71-111, 1966.
- [6] 岩城, 木島, 小守林, 鈴木, 財務データを用いた倒産確率の推定, 南山経営研究, vol.13, no.2, pp.159-167, 1998.
- [7] 時永, 複雑系による経済モデル分析 第5回 ニューラルネットワークと複雑系, オペレーションズリサーチ, vol.47, no.3, pp.165-171, 2002.
- [8] G.Deboeck, T.Kohonen 編 徳高, 田中監訳, 金融・経済問題における可視化情報探索:自己組織化マップの応用, シュプリンガー・フェアラーク東京, 1999.
- [9] C.Charalambous, C.Charitou, F.KaouRou, Comparative Analysis of Artificial Neural Network Models Application in Bankruptcy Prediction, *Annals of Operations Research*, vol.99, pp403-425, 2000.
- [10] F.Y.Lin, S.McCleary, A Data Mining Approach to the Prediction of Corporate Failure, *Knowledge Based Systems*, vol.14, No.3/4, pp189-195, 2001.
- [11] P.A.Hite, An Application of Meta-Analysis for Bankruptcy Prediction Studies, *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, vol.39, No.2, pp155-161, 1987.
- [12] T.E.McKee, T.Lensberg, Genetic Programming and rough sets: A hybrid Approach to Bankruptcy Classification, *European Journal of Operational Research*, vol.138, No.2, pp436-451, 2002.
- [13] A.Aziz, D.C.Emanuel, G.H.Lawson, Bankruptcy Prediction- An Investigation of Cash Flow Based Models, *Journal of Management Studies*, vol.25, No.5, pp419-437, 1988
- [14] 倉井, 田辺, キャッシュ・フロー・アプローチによる倒産予測モデル, *Computer Report*, vol.21, no.8, pp.36-41, 1981.
- [15] T.Kohonen, Self-Organizing Maps, Springer Verlag, 1997.
- [16] 森田, ビジネス・ゼミナール 経営分析入門, 日本経済新聞社, 1990.
- [17] 中岡, 谷, 亀井, SOM による株式投資銘柄選定およびその選定銘柄を用いたファジィ推論による有リスク/無リスク資産分配法の提案, 日本知能情報ファジィ学会誌, vol. 17, no.5, 2005
- [18] 徳高, 岸田, 藤村, 自己組織化マップの応用, 海文堂, 1999.
- [19] 道端, 三好, 増山, 自己組織化マップの自動追加学習システム, 日本ファジィ学会誌, vol.14, no.2, pp.147-156, 2002.
- [20] 乾, 杜, 大木, 大北, 自己組織化マップ (SOM) を用いた配電用変電所の電力需要予測, 日本ファジィ学会誌, Vol.14, No.2, pp165-175, 2002
- [21] 乾, 小林, 赤坂, 大木, 大北, 自己組織化マップ (SOM) による特高受電設備における電力需要予測, 第19回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.33-36, 2003.

(2005年11月10日 受付)

(2006年6月21日 採録)

[問い合わせ先]

〒525-8577 滋賀県草津市野路東1-1-1

立命館大学びわこ・くさつキャンパス情報理工学部知能情報学科ソフトインテリジェンス研究科

中岡 伊織

TEL: 077-561-2861

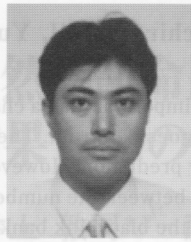
FAX: 077-561-2861

E-mail: nakaoka@spice.ci.ritsumei.ac.jp

著者紹介

なかおか いおり
中岡 伊織 [正会員]

1976年8月10日生。2000年3月九州東海大学工学部経営管理学科卒業、2002年3月九州東海大学大学院工学研究科情報工学専攻修了、同年4月立命館大学大学院理工学研究科総合理工学専攻博士課程後期課程入学、2005年3月同課程単位取得退学、同年4月より立命館大学大学院理工学研究科研究生、現在に至る。経営情報システム工学の研究、特に自己組織化マップを用いた意思決定支援システムの構築に関する研究に従事、システム制御情報学会会員。

ほしの けいすけ
星野 孝総 [正会員]

1970年9月7日生。1995年米国Westmar university, Natural Science Division, Department of Computer Science and Mathematics卒業。1998年3月立命館大学大学院理工学研究科情報学専攻博士前期課程修了、同年4月立命館大学大学院理工学研究科総合理工学専攻博士後期課程入学、2001年3月同課程単位取得退学、同年4月立命館大学理工学研究科研究生、2002年3月学位取得(工学博士号)立命館大学、同年4月立命館大学理工学部情報学科講師、2004年4月立命館大学情報理工学部知能情報学科講師、2006年4月高知工科大学電子・光システム工学科助教授、現在に至る。ソフトコンピューティング、画像処理、感性工学、ヒューマンインタフェース、RoboCup、進化計算、知識獲得、強化学習、ゲーミングの研究に従事、日本感性工学会会員、システム制御情報学会会員、計測自動制御学会会員、IEEE会員。

たに きゅういちろう
谷 久壹朗 [非会員]

1968年10月25日生。1992年九州東海大学工学部情報システム工学科卒業、1994年九州東海大学大学院工学研究科情報工学専攻修了、1995年立命館大学大学院理工学研究科情報工学専攻博士課程後期課程入学、1998年3月同課程単位取得退学、同年4月より立命館大学大学院理工学研究科研究生、2006年より九州大学大学院芸術工学研究院特任助手、工学博士。経営情報システム工学、ファジィシステム等の研究、特に人間の主観性をもとにした意思決定支援システムの構築に関する研究に従事、現在は、対話型進化計算やPSOなどの進化的計算手法の研究を行っている。日本経営工学会、システム制御情報学会、日本感性工学会の会員。

かめい かつあり
亀井 且有 [正会員]

立命館大学情報理工学部知能情報学科

1983年3月立命館大学大学院博士課程後期課程修了、同年、立命館大学理工学部助手、助教授を経て、1998年教授、現在に至る。ファジィ制御、ニューラルネットワーク、遺伝的アルゴリズム等による知能システムおよび感性に関する研究に従事、工学博士、日本自動制御協会(現システム制御情報学会)1987年度榎木記念賞奨励賞受賞、1990年米国カルフォルニア大学バークレイ校客員研究員、1996年カナダ・プリティッシュコロンビア大学客員研究員、2000年中国・湖南大学客員教授、中国・湘潭工学院客員教授。

† Inference Results for Fuzzy Quantified Natural Language Propositions Qualified by False and Symmetry between the Results: Wataru OKAMOTO, Shunichi TANO, Atsushi INOUE and Ryosuke FUJIOKA

*1 電気通信大学 大学院情報システム学研究科
Graduate School of Information Systems, University of Electro-Communications

*2 オースタワンサントシ大学コンピュータサイエンス学科
Department of Computer Science, Eastern Washington University

*3 神戸総合通記株式会社
Kobe Sogo Tsukiji Co., Ltd.