

DOI: 10.15593/2499-9873/2019.1.06

УДК 69.003

**А.Р. Носкова<sup>1</sup>, А.О. Алексеев<sup>1</sup>, Е.В. Луценко<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Пермский национальный исследовательский  
политехнический университет, Пермь, Россия

<sup>2</sup>Кубанский государственный аграрный университет  
имени И.Т. Трубилина, Краснодар, Россия

**ПРИМЕНЕНИЕ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНОГО АНАЛИЗА  
В ОТРАСЛЕВОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ  
ФИНАНСОВОГО ПОЛОЖЕНИЯ ПРЕДПРИЯТИЙ  
(НА ПРИМЕРЕ СТРОИТЕЛЬНОЙ ОТРАСЛИ)**

Разработана отраслевая модель оценки финансового положения предприятий с помощью метода автоматизированного системно-когнитивного анализа. Классические модели обладают недостаточно высокой прогностической способностью относительно финансового положения предприятий конкретной отрасли, поскольку не учитывают особенности структуры финансовой отчетности, напрямую зависящей от специфики сферы деятельности. На основе выборки бухгалтерских балансов, сформированной на базе данных отечественных строительных предприятий, определены основные финансовые признаки банкротства и экономического благополучия, а также разработана достоверная модель оценки финансового положения.

**Ключевые слова:** прогнозирование банкротства, прогностическая способность, признаки банкротства, системно-когнитивный анализ, строительная отрасль.

**A.R. Noskova<sup>1</sup>, A.O. Alekseev<sup>1</sup>, E.V. Lutsenko<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Perm National Research Polytechnic University,  
Perm, Russian Federation

<sup>2</sup>Kuban State Agrarian University,  
Krasnodar, Russian Federation

**THE APPLICATION OF SYSTEMIC-COGNITIVE ANALYSIS  
IN THE INDUSTRY FORECASTING THE FINANCIAL SITUATION  
OF ENTERPRISES (FOR EXAMPLE CONSTRUCTION INDUSTRY)**

The article is devoted to the development of an industry model for assessing the financial position of enterprises using the method of automated system-cognitive analysis. It is proved that the existing models have not enough high prognostic ability regarding the financial position of enterprises in a particular industry. The models do not take into account the peculiarities of the financial reporting structure, which directly depends on the specifics of the field of activity. In the sample of the study in-

cluded domestic construction companies. On the basis of their balance sheets identified the main financial signs of bankruptcy and economic prosperity. In addition, a reliable model for assessing the financial situation has been developed.

**Keywords:** the prediction of bankruptcy, predictive ability, signs of bankruptcy, system-cognitive analysis, construction industry.

**Введение.** За 10 лет число случаев банкротства строительных предприятий выросло более чем в 5 раз. По итогам 2017 г. показатель достиг своего исторического максимума – 2796 предприятий [1]. Кроме того, рост продолжился и в 2018 г., по итогам июня в активных стадиях банкротства находились 320 предприятий строительной отрасли [2]. Динамика числа банкротств представлена на рис. 1.

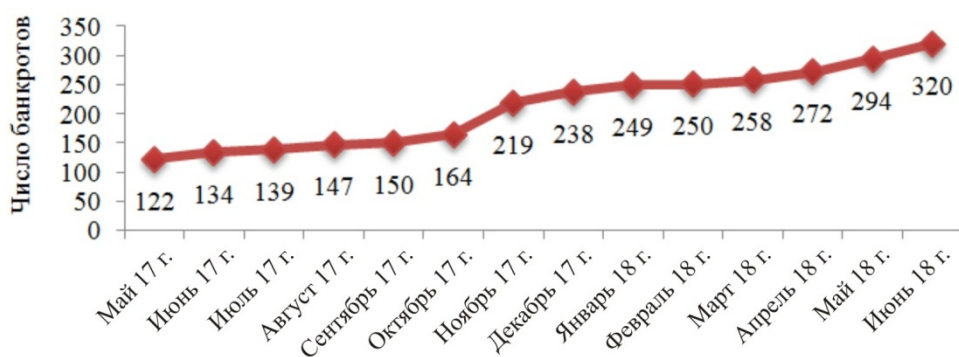


Рис. 1. Динамика роста числа строительных предприятий в активной стадии банкротства за период май 2017 г. – июнь 2018 г.

Основными факторами, ограничивающими производственную деятельность строительных организаций, являются высокий уровень налогов (во втором квартале 2018 г. на это обстоятельство указали 37 % респондентов – руководителей строительных организаций), недостаток заказов (31 %), высокая стоимость материалов, конструкций и изделий (28 %) и другие факторы, вызывающие финансовые трудности [3].

В связи с ростом числа предприятий-банкротов становится актуальным решение проблемы предупреждения финансовых трудностей, чему, в частности, способствует своевременное выявление финансовой неустойчивости.

Классическим количественным подходом к оценке финансового положения является применение моделей оценки вероятности банкротства (модели Альтмана [4] и ее зарубежных и российских модификаций), построенных на основе финансовой отчетности совокупности предприятий различных отраслей. Модели не учитывают специфику

деятельности предприятий, влияющую на структуру финансовой отчетности, из чего следует относительно низкая достоверность прогнозирования относительно предприятий конкретной отрасли, в том числе относительно строительных предприятий [5].

Целью данной работы является построение достоверной модели оценки вероятности банкротства строительных предприятий.

Для достижения поставленной цели освоена программа «Эйдос», разработанная для автоматической реализации метода системно-когнитивного анализа [6]. Уникальность данной программы заключается в том, что она обеспечивает многопараметрическую типизацию и сопоставимую системную идентификацию сложных систем, описанных как количественными, так и текстовыми признаками [7, 8].

Системно-когнитивный анализ в системе «Эйдос» включает следующие этапы:

**1. Когнитивная структуризация предметной области.** На этапе структуризации ставится задача применения системы «Эйдос» и определяются исходные данные, с помощью которых данная задача должна быть решена.

В выборку исследования включены 200 отечественных предприятий строительной отрасли, из которых 100 ликвидировано или находится в стадии ликвидации по причине банкротства и 100 экономически благополучных, по которым дела о банкротстве не открывались. Для реализации процесса оценки финансового положения в работу взяты бухгалтерские балансы предприятий. А именно, для предприятий-банкротов – бухгалтерские балансы по состоянию на конец года, предшествующего году начала дела о банкротстве, для «здоровых» предприятий – бухгалтерские балансы по состоянию на конец 2015 г.

Таким образом, ставится задача определения финансового положения на основе статей бухгалтерских балансов строительных предприятий.

**2. Формализация предметной области.** Задача должна быть представлена параметрами, имеющими вид классификационных и описательных шкал. Этап формализации включает в себя следующие подэтапы:

- разработка классификационных и описательных шкал и градаций,
- описание исходных данных с помощью кодов градаций классификационных и описательных шкал.

В ходе исследования значения основных 27 статей бухгалтерских балансов обучающей выборки разбиты на 10 интервалов, т.е. получено 270 признаков, характерных для определенного класса финансового положения предприятий (класса банкротов или «здоровых» предприятий).

**3. Синтез и верификация моделей.** После представления исходных данных в форме наблюдений осуществляется выявление причинно-следственных связей между ними. На данном этапе в соответствии с процедурой преобразования исходных данных в информацию, а ее, в свою очередь, в знания, рассчитывается матрица абсолютных частот, матрицы условных и безусловных процентных распределений. После чего на основе полученных матриц и семи критериев знаний рассчитываются матрицы знаний. Частные критерии знаний, используемые в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос», представлены в таблице.

Частные критерии знаний

Модель знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
<b>INF1</b> , частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу, 1-й вариант расчета относительных частот: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу. Относительная частота того, что если у объекта $j$ -го класса обнаружен признак, то это $i$ -й признак	$I_{ij} = \Psi \cdot \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \cdot \log_2 \frac{N_{ij}N}{N_i N_j}$
<b>INF2</b> , частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу, 2-й вариант расчета относительных частот: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу. Относительная частота того, что если объект $j$ -го класса, то у него будет обнаружен $i$ -й признак	$I_{ij} = \Psi \cdot \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \cdot \log_2 \frac{N_{ij}N}{N_i N_j}$
<b>INF3</b> , частный критерий: $\chi$ -квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	–	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI – Return On Investment, 1-й вариант расчета относительных частот: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу <sup>2</sup>	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI – Return On Investment, 2-й вариант расчета относительных частот: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_i N_j} - 1$

Окончание таблицы

Модель знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
<b>INF6</b> , частный критерий: разность условной и безусловной относительных частот, 1-й вариант расчета относительных частот: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной относительных частот, 2-й вариант расчета относительных частот: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения таблицы:

- $I_{ij}$  – оценка информационной важности признака  $i$  для класса  $j$ ;
- $i$  – значение прошлого параметра;
- $j$  – значение будущего параметра;
- $N_{ij}$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра;
- $M$  – суммарное число значений всех прошлых параметров;
- $W$  – суммарное число значений всех будущих параметров;
- $N_i$  – количество встреч  $i$ -го значения прошлого параметра по всей выборке;
- $N_j$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра по всей выборке;
- $N$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра по всей выборке;
- $I_{ij}$  – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения  $i$ -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее  $j$ -му значению будущего параметра;
- $\Psi$  – нормировочный коэффициент (Е.В. Луценко, 1981), преобразующий количество информации в формуле А. Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р. Хартли.

**Выбор наиболее достоверной модели.** Измерение достоверности моделей осуществляется путем решения задачи идентификации объектов обучающей выборки на основе этих моделей. При этом объект считается относящимся к тому классу, о принадлежности к которому в его системе признаков содержится наиболее суммарное количество ин-

формации. Результаты измерения достоверности моделей представлены в соответствующей экранной форме (рис. 2).

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.крит. Текущая модель: "INF4"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Ф-мера Ван Риборгена
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...	200	200			200	0.500	1.000	0.667
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Сумма абс. частот по признак...	200	200			200	0.500	1.000	0.667
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	200	200			200	0.500	1.000	0.667
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...	200	200			200	0.500	1.000	0.667
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	200	200			200	0.500	1.000	0.667
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по приз...	200	200			200	0.500	1.000	0.667
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	200	26	200		174	1.000	0.130	0.230
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Сумма знаний	200	152	158	42	48	0.784	0.760	0.772
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	200	26	200		174	1.000	0.130	0.230
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Сумма знаний	200	151	158	42	49	0.782	0.755	0.768
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	200	140	140	60	60	0.700	0.700	0.700
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Сумма знаний	200	140	140	60	60	0.700	0.700	0.700
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	200	14	200		186	1.000	0.070	0.131
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	200	165	150	50	35	0.767	0.825	0.795
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	200	14	200		186	1.000	0.070	0.131
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	200	165	150	50	35	0.767	0.825	0.795
9. INF6 - частный критерий: разн усл.и безуслов вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	200	124	150	50	76	0.713	0.620	0.663
9. INF6 - частный критерий: разн усл.и безуслов вероятностей; вер...	Сумма знаний	200	140	136	64	60	0.686	0.700	0.693
10. INF7 - частный критерий: разн усл.и безуслов вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	200	124	148	52	76	0.705	0.620	0.660

Рис. 2. Визуализация результатов измерения достоверности моделей

Таким образом, наиболее достоверной моделью информационной важности признаков является модель INF4, в силу чего ей присваивается статус текущей.

**5. Решение задач идентификации и прогнозирования с применением наиболее достоверной модели.** На основе текущей модели осуществляется распознавание обучающей выборки, отражаются формы результатов идентификации. Степень влияния признаков на предприятия-банкроты и «здоровые» предприятия строительной отрасли определяется системой по формуле

$$I_{ij} = \frac{N_{ij} \cdot N}{N_i \cdot N_j} - 1,$$

где  $I_{ij}$  – оценка информационной важности признака  $i$  для класса  $j$ ;  $N_{ij}$  – количество наблюдений  $i$ -го признака у объектов  $j$ -го класса в обучающей выборке;  $N_i$  – суммарное количество наблюдений  $i$ -го признака по всей обучающей выборке;  $N_j$  – суммарное количество признаков, встреченных у объектов  $j$ -го класса в обучающей выборке;  $N$  – объем обучающей выборки (количество наблюдений).

Непосредственная оценка принадлежности предприятия к классу банкротов или «здоровых» предприятий осуществляется по следующей формуле:

$$B_j = \sum_{i=1}^I L_i \cdot I_{ij}, \quad L_i = \{0, 1\},$$

где  $L_i$  – переменная, описывающая наличие ( $L_i = 1$ ) или отсутствие ( $L_i = 0$ ) признака  $i$ .

Сумма значений весовых коэффициентов обнаруженных признаков финансовой неустойчивости определяет степень сходства с предприятиями-банкротами, сумма значений весовых коэффициентов обнаруженных признаков финансовой устойчивости – со «здоровыми» предприятиями. Тем самым решается задача идентификации и прогнозирования финансового положения предприятия.

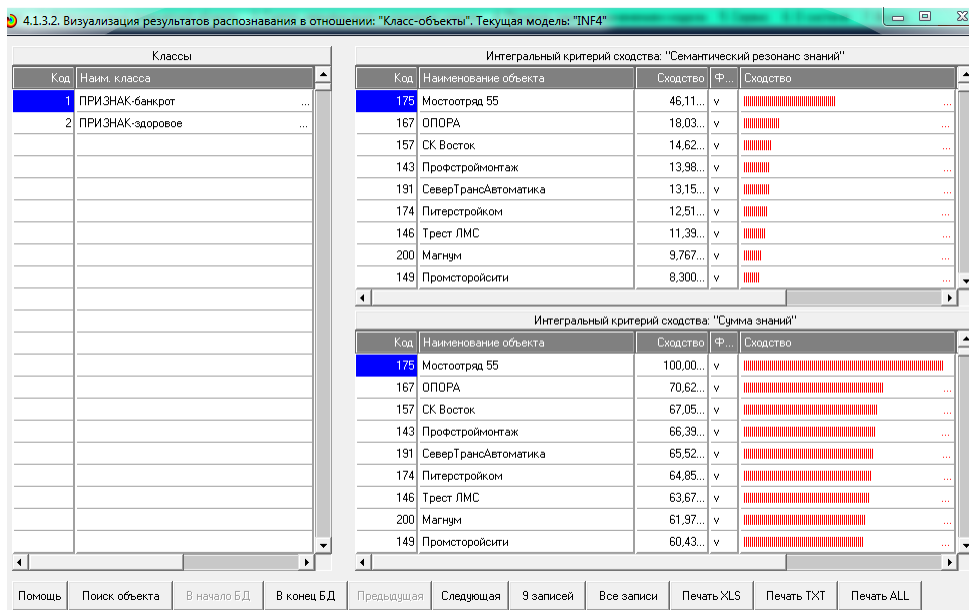
Экранная форма отображения результатов идентификации представлена на рис. 3.

Согласно результатам идентификации, модель верно определяет финансовое положение 165 из 200 предприятий выборки. Прогнозная сила модели относительно предприятий-банкротов составляет 83 %, относительно «здоровых» предприятий – 82 %. Общая достоверность прогнозирования модели составляет 82,5 %, что превышает прогностическую способность существующих моделей оценки вероятности банкротства.

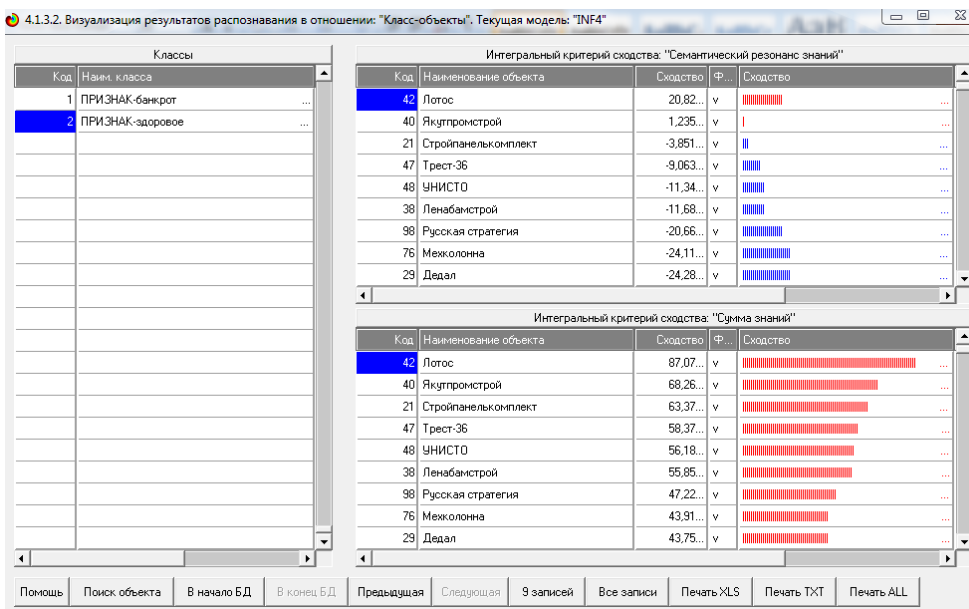
С целью определения степени влияния конкретных признаков на финансовое положение проведен количественный SWOT-анализ. Экранная форма результатов SWOT-анализа представлена на рис. 4, 5.

Результат проведения SWOT-анализа показывает, что основными чертами, предупреждающими об ухудшении финансового положения, являются высокий удельный вес в валюте баланса нематериальных активов, долгосрочных и краткосрочных финансовых вложений, заемных средств, отрицательная величина чистых активов вследствие непокрытого убытка и др.

Высокая доля финансовых вложений говорит об отвлечении средств из основной деятельности. Кроме того, это является одним из признаков так называемого умышленного (или, по УК РФ, преднамеренного) банкротства, когда финансовые инвестиции осуществляются в период прекращения осуществления текущих платежей.



а



б

Рис. 3. Визуализация результатов идентификации: а – распознавание предприятий-банкротов; б – распознавание «здоровых» предприятий



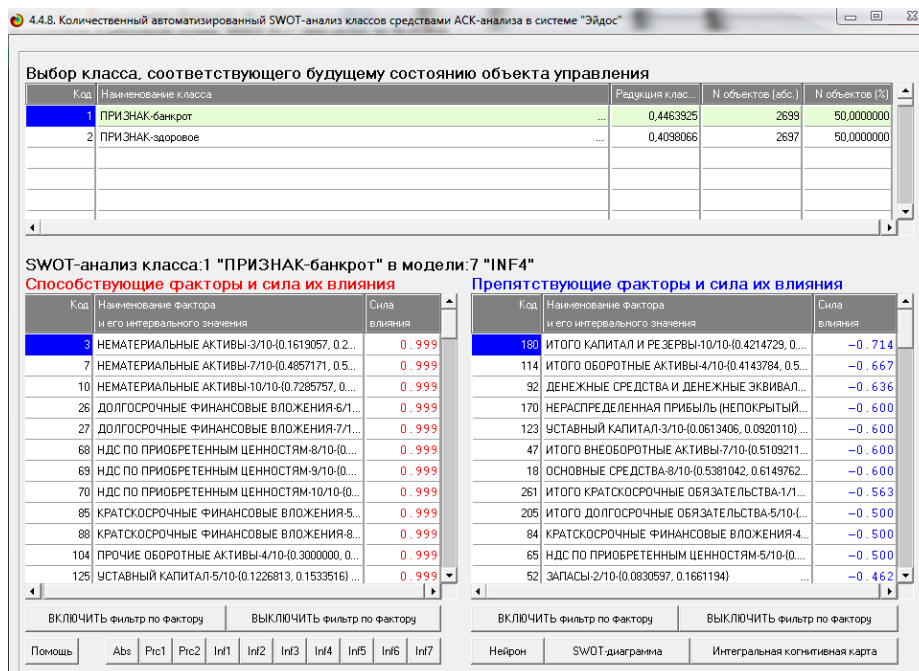


Рис. 4. Визуализация результатов SWOT-анализа для класса банкротов

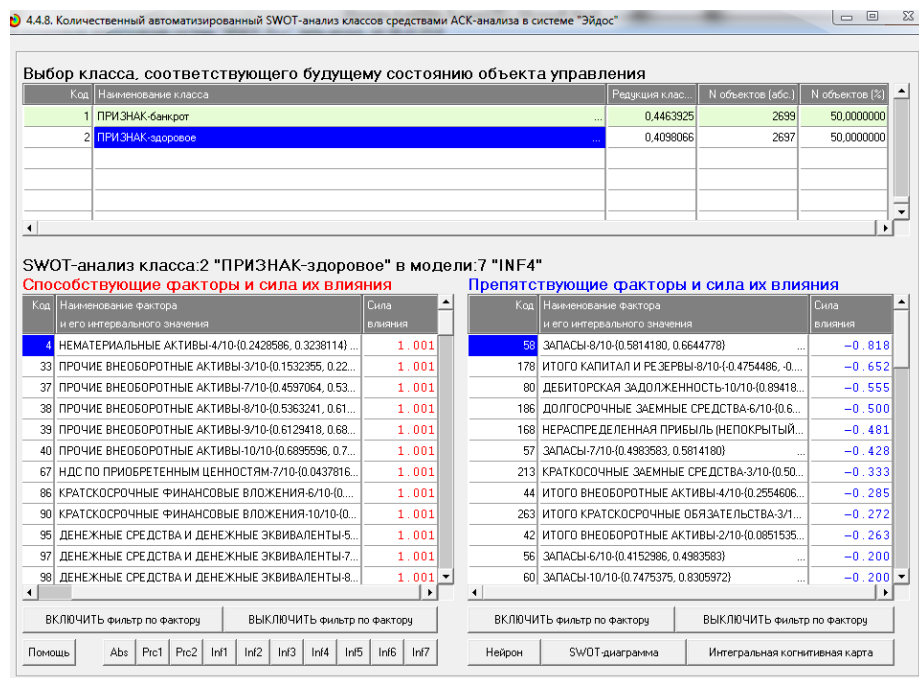


Рис. 5. Визуализация результатов SWOT-анализа для класса «здоровых» предприятий

Отрицательная величина собственного капитала или чистых активов свидетельствует о том, что имущество предприятия полностью сформировано за счет обязательств.

«Здоровые» предприятия отличаются высокой долей основных средств, являющихся частью внеоборотных активов, а также высокой долей денежных средств, положительной величиной нераспределенной прибыли и др.

**Заключение.** Модель, полученная с помощью системно-когнитивного анализа, реализуемого в системе «Эйдос», позволяет достоверно определить финансовое положение строительного предприятия, тем самым предупреждая о возможном ухудшении результатов финансово-хозяйственной деятельности и приближении состояния банкротства, что, в свою очередь, позволяет своевременно предпринять меры по недопущению негативной финансовой ситуации.

Модель несет практическую значимость не только для строительных предприятий, но и для их кредиторов, дебиторов, акционеров, кредитующих банков, позволяя контрагентам определять целесообразность и риски сотрудничества с конкретным строительным предприятием. В частности, кредиторам и дебиторам модель полезна в целях своевременного выявления скрытых потерь и создания под них резерва либо выявления скрытого дохода, что влияет на корректировку риска ликвидности. Акционерам модель позволит формировать и корректировать инвестиционный портфель в соответствии с полученной информацией и более точно определять инвестиционные риски. Кредитным организациям модель полезна в целях учета фактора возможного банкротства и более точного определения размера резерва под выдаваемую ссуду, т.е. более точного определения кредитного риска. В каждом из случаев для контрагентов исключается неожиданность ухудшения финансового положения предприятия.

Необходимо отметить возможность проведения подобного анализа относительно прочих отраслей экономики. На основе бухгалтерских балансов выборки отрасли система определит признаки, присущие определенному финансовому положению, а также силу их влияния для предприятий конкретной отрасли.

### Список литературы

1. Центр макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования. Банкротства юридических лиц в России: основные тенденции [Электронный ресурс]. – URL: [http://www.forecast.ru/\\_ARCHIVE/Analytics/PROM/2017/Bnkrpc-4-17.pdf](http://www.forecast.ru/_ARCHIVE/Analytics/PROM/2017/Bnkrpc-4-17.pdf) (дата обращения: 18.10.2018).
2. Единый реестр застройщиков [Электронный ресурс]. – URL: <https://erzrf.ru> (дата обращения: 21.06.2018).
3. Факторы, ограничивающие производственную деятельность строительных организаций [Электронный ресурс] / Федеральная служба государственной статистики РФ. – URL: [http://www.gks.ru/free\\_doc/new\\_site/business/stroit/stroi29g.htm](http://www.gks.ru/free_doc/new_site/business/stroit/stroi29g.htm) (дата обращения: 16.05.2018).
4. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy // *The Journal of Finance*. – 1968. – No. 4. – P. 589–609.
5. Носкова А.Р., Алексеев А.О. Исследование прогностических свойств моделей оценки вероятности банкротства применительно к строительной отрасли // *Корпоративная экономика*. – 2018. – № 2 (14). – С. 10–17.
6. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа [Электронный ресурс]. – URL: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm> (дата обращения: 18.10.2018).
7. Луценко Е.В. СК-анализ и система «Эйдос» в свете философии Платона [Электронный ресурс] // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ). – 2009. – № 01 (045). – С. 91–100. – URL: <http://ej.kubagro.ru/2009/01/pdf/08.pdf> (дата обращения: 16.05.2018).
8. Открытая персональная интеллектуальная технология разработки и применения адаптивных методик оценки инвестиционной привлекательности и кредитоспособности предприятий / Е.В. Луценко, А.В. Коваленко, Е.К. Печурина, М.А.Х. Уртенов // *Вестник Перм. ун-та. Сер. «Экономика» = Perm University Herald. Economy*. – 2019. – Т. 14, № 1. – С. 20–50. DOI: 10.17072/1994-9960-2019-1-20-50

### References

1. Centr makroehkonomicheskogo analiza i kratkosrochnogo prognozirovaniya. Bankrotstva yuridicheskikh lic v Rossii: osnovnye tendencii [Center for Macroeconomic Analysis and Short-term Forecasting. Bankruptcy of legal entities in Russia: main trends]. Available at: [http://www.forecast.ru/\\_ARCHIVE/Analytics/PROM/2017/Bnkrpc-4-17.pdf](http://www.forecast.ru/_ARCHIVE/Analytics/PROM/2017/Bnkrpc-4-17.pdf) (accessed 18 October 2018).
2. Edinyj reestr zastrojshchikov [Unified register of developers]. Available at: <https://erzrf.ru> (accessed 21 June 2018).

3. Faktory, ogranichivayushchie proizvodstvennyuyu deyatelnost' stroitel'nyh organizacij [Factors limiting the production activities of construction organizations]. Available at: [http://www.gks.ru/free\\_doc/new\\_site/business/stroit/stroi29g.htm](http://www.gks.ru/free_doc/new_site/business/stroit/stroi29g.htm) (accessed 18 October 2018) (accessed 18 October 2018).

4. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 1968, no. 4, pp. 589–609.

5. Noskova A.R., Alekseev A.O. *Issledovanie prognosticheskikh svoystv modelej ocenki veroyatnosti bankrotstva primenitel'no k stroitel'noj otrasli* [The study of prognostic models estimates of the bankruptcy probability is in relation to the construction industry]. *Korporativnaja jekonomika = Corporative economics*, 2018, no. 2(14), pp. 10–17.

6. Lucenko E.V. *Teoreticheskie osnovy, tekhnologiya i instrumentarij avtomatizirovannogo sistemno-kognitivnogo analiza* (Theoretical foundations, technology and tools of automated system-cognitive analysis). Available at: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm> (accessed 18 October 2018).

7. Lucenko E.V. SK-analiz i sistema "EHjdos" v svete filosofii Platona [Systemic cognitive analysis (SCA) and the Eidos system in the light of Platon's doctrine]. *Polythematic Online Scientific Journal of Kuban State Agrarian University*, 2009, no. 01(045), pp. 91–100. Available at: <http://ej.kubagro.ru/2009/01/pdf/08.pdf>.

8. Lutsenko E.V., Kovalenko A.V., Pechurina E.K., Urtenov M.A.Kh. Otkrytaya personal'naya intellektual'naya tekhnologiya razrabotki i primeneniya adaptivnyh metodik ocenki investicionnoj privlekatel'nosti i kreditosposobnosti predpriyatij [Open personal intellectual technology for development and application of adaptive methods of assessment of investment attractiveness and creditworthiness of enterprises] *Perm University Herald. Economy*. 2019. vol 14, no. 1, pp. 20–50, doi: 10.17072/1994-9960-2019-1-20-5

Получено 18.10.2018

### Сведения об авторах

**Носкова Александра Романовна** (Пермь, Россия) – студент магистратуры, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, строительный факультет (Россия, 614010, г. Пермь, ул. Куйбышева, д. 109, e-mail: noskovaaleksandra95@gmail.com).

**Алексеев Александр Олегович** (Пермь, Россия) – кандидат экономических наук, доцент, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, строительный факультет (Россия, 614010, г. Пермь, ул. Куйбышева, д. 109, e-mail: alekseev@cems.pstu.ru).

**Луценко Евгений Вениаминович** (Краснодар, Россия) – доктор экономических наук, кандидат технических наук, профессор, Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина (Россия, 350044, г. Краснодар, ул. Калинина, 13, e-mail: prof.lutsenko@gmail.com).

### **About the authors**

**Alexandra R. Noskova (Perm, Russian Federation)** – Master Student, Perm National Research Polytechnic University (109, Kuibysheva st., Perm, 614010, Russian Federation, e-mail: noskovaaleksandra95@gmail.com).

**Alexander O. Alekseev (Perm, Russian Federation)** – Ph.D. in Economics, Associate Professor, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., Perm, 614010, Russian Federation, e-mail: alekseev@cems.pstu.ru).

**Evgeny V. Lutsenko** (Krasnodar, Russian Federation) – Dr. habil. in Economics, PhD in engineering, Professor, Kuban State Agrarian University (13, Kalinina st., Krasnodar, 350044, Russian Federation, e-mail: prof.lutsenko@gmail.com).