

ОЦЕНКА КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЙ НА ОСНОВЕ ДИСКРИМИНАНТНОГО АНАЛИЗА

А.А. Халафян, Е.Ю. Пелипенко

ГОУ ВПО Кубанский государственный университет, г.Краснодар

Аннотация

В настоящее время актуальна проблема определения риска банкротства предприятия. Решение проблемы возможно путем использования статистических классификационных методов, которые требуют наличия обучающей выборки. В статье предложен метод определения величины риска банкротства любого предприятия на основе дискриминантного анализа, если известны определенные экономические показатели этого предприятия.

Мировой кризис конца 2008 года значительно усугубил финансовое состояние многих кредитных организаций. Проблема выплат по долговым обязательствам клиентов стала одной из наиболее острых. Для оценки кредитоспособности предприятий был разработан программный модуль анализа данных на языке STATISTICA VISUAL BASIC (SVB) в среде пакета Statistica, который позволил автоматизировать процесс классификации предприятий по уровню риска неплатежеспособности.

Проведённый дискриминантный анализ использует статистические методы классификации с обучением: исследователь оперирует обучающей выборкой с известными результатами анализа. В качестве обучающей выборки использовалась виртуальная клиентская база предприятий [1], в которой все множество виртуальных клиентов было сгенерировано по пяти группам неплатежеспособности: *1 группа* – предприятия очень высокого уровня риска; *2 группа* – предприятия, находящиеся в зоне высокого риска; *3 группа* – предприятия, находящиеся в зоне среднего риска; *4 группа* – предприятия, находящиеся в зоне низкого риска; *5 группа* – предприятия, находящиеся в зоне очень низкого риска (кредитоспособные предприятия).

В качестве наиболее весомых экономических показателей были взяты 16 параметров предприятий, образующих четыре группы [1]:

1. Рентабельность: **R1** – общая рентабельность; **R2** – рентабельность активов; **R3** – рентабельность собственного капитала; **R4** – рентабельность продукции; **R5** – рентабельность оборотных активов.

2. Ликвидность и платежеспособность: **L1** – быстрый коэффициент ликвидности; **L2** – коэффициент покрытия запасов; **P1** – текущий коэффициент ликвидности.

3. Деловая активность: **A2** – оборачиваемость активов; **A4** – оборачиваемость кредиторской задолженности; **A5** – оборачиваемость дебиторской задолженности; **A6** – оборачиваемость запасов.

4. Финансовая устойчивость: **F1** – коэффициент финансовой зависимости; **F2** – коэффициент автономии собственных средств; **F3** – обеспеченность запасов собственными оборотными средствами; **F4** – индекс постоянного актива.

Результаты анализа говорят о хорошей дискриминации, так как значение лямбды Уилкса ($\lambda = 0,0000049$) приняло значение близкое к 0. Чем λ ближе к 1, тем дискриминация хуже.

Исследование итоговой таблицы анализа данных (таблица 1) показало, что присутствие коэффициента рентабельности активов (**R2**) в процедуре дискриминации является наиболее значимым (соответствует наибольшее значение *Wilks Lambda*).

Чем меньше значение *Partial Lambda*, тем больше вклад показателя в общую дискриминацию. Из таблицы видно, что показатель рентабельности активов (**R2**), коэффициент финансовой зависимости (**F1**) и коэффициент автономии собственных средств (**F2**) являются главными переменными, которые позволяют производить дискриминацию между различными группами предприятий.

Таблица 1 – Итоговая таблица дискриминантного анализа данных

N=1000	Число переменных: 16; Группирующие переменные: Классы (5 групп); Лямбда Уилкса: 0,00000 F (64,3838) =1300,3 p < 0,0000					
	Лямбда Уилкса	Частная лямбда	Значение F- критерия	Уровень значимости F- критерия	Толерантность	Коэффициент множественной корреляции
L1	0,000006	0,8274	51,1165	0,0000	0,9719	0,0281
L2	0,000006	0,8453	44,8461	0,0000	0,9811	0,0189
P1	0,000006	0,8402	46,6124	0,0000	0,9840	0,0160
F1	0,000008	0,6262	146,2570	0,0000	0,9892	0,0108
F2	0,000007	0,6643	123,8299	0,0000	0,9954	0,0046
F3	0,000006	0,8840	32,1615	0,0000	0,9667	0,0333
F4	0,000006	0,8778	34,1025	0,0000	0,9844	0,0156
R1	0,000006	0,7640	75,640	0,0000	0,9800	0,0200
R2	0,000013	0,3668	423,0309	0,0000	0,9887	0,0113
R3	0,000005	0,9107	24,0364	0,0000	0,9743	0,0257
R4	0,000006	0,8935	29,1980	0,0000	0,9751	0,0249
R5	0,000006	0,8824	32,6416	0,0000	0,9717	0,0283
A2	0,000005	0,9350	17,0395	0,0000	0,9729	0,0271
A4	0,000005	0,9305	18,3016	0,0000	0,9813	0,0187
A5	0,000006	0,8612	39,4867	0,0000	0,963720	0,0363
A6	0,000006	0,8836	32,2679	0,0000	0,972059	0,0279

Из таблицы видно, что значения толерантности (меры избыточности переменной в модели) всех показателей близки к единице, значит можно говорить об их успешном включении в модель.

Для получения дальнейших результатов о природе дискриминации был проведен *канонический анализ*. Для этого были вычислены четыре дискриминантные функции, количество которых определяется как

минимум из числа переменных (16) или из числа совокупностей (5) минус один.

Таблица 2 результатов с пошаговым критерием значимости для дискриминантных функций (канонических корней) позволила определить статистически значимые корни.

Таблица 2 – Результаты с пошаговым критерием для канонических корней

Удалено корней	Хи квадрат – критерий последовательности удаления корней					
	Собствен. значения	Канонический R	Лямбда Уилкса	Хи-квадрат	Число степеней свободы	Уровень значимости p
0	887,2200	0,999437	0,000005	12079,27	64	0,00
1	24,3397	0,980070	0,004381	5368,13	45	0,00
2	6,6115	0,931998	0,111002	2172,93	28	0,00
3	0,1836	0,393839	0,844891	166,61	13	0,00

Первая строка таблицы дает критерий значимости для всех корней. Так как уровень значимости p меньше чем 0,05, то есть хотя бы один канонический корень, который является статистически значимым. Вторая строка характеризует значимость корней, оставшихся после удаления первого корня. Аналогично рассуждая, получаем, что все корни статистически значимы.

Таблица 3 средних значений для дискриминантных функций позволила определить группы, лучше всего идентифицируемые конкретной дискриминантной функцией. Функция 1 идентифицирует в основном группы 1 и 5, т.е. «Очень высокий риск» и «Очень низкий риск», так как им соответствуют наибольшие значения функции.

Функция 2 идентифицирует группы 4 и 5, функция 3 – группы 3 и 4, функция 4 – группы 1 и 2.

Таблица 3 – Средние значения канонических переменных

Группы риска	Средние значения канонических переменных			
	Корень 1	Корень 2	Корень 3	Корень 4
Очень высокий	36,3172	-3,65463	-2,57269	-0,416201
Высокий	24,3966	-0,88211	1,06452	0,755099
Средний	3,8340	2,84699	4,24179	-0,408506
Низкий	-18,0988	7,82423	-2,67280	0,052658
Очень низкий	-46,4491	-613447	-0,06081	0,016950

Результаты анализа разделения совокупности предприятий по группам представлены на диаграмме рассеяния (рисунок 1). Их графическая интерпретация показывает, что предприятия, принадлежащие одинаковым группам, локализованы в определенных областях плоскости. При этом, группы «Очень высокий риск» и «Очень низкий риск» наиболее отдалены друг от друга, так как показателям в этих группах соответствуют

большие значения корня 1, т.е. дискриминантная функция 1 наилучшим образом дискриминирует показатели между этими группами.

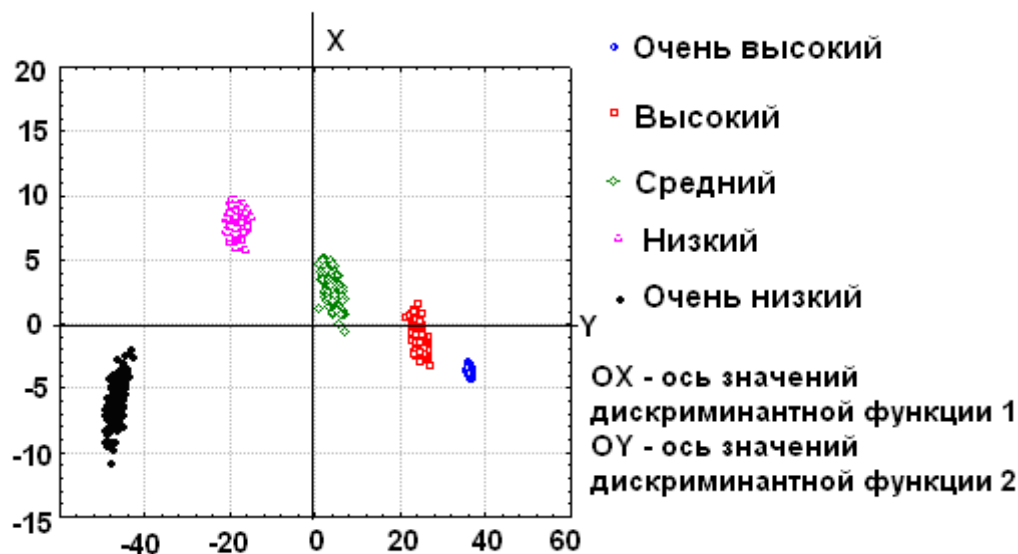


Рисунок 1 – Диаграмма рассеяния канонических значений для пар значений дискриминантных функций 1 и 2

Матрица классификации (таблица 4) показала, что исходные классы (строки матрицы) и предсказанные (столбцы матрицы) полностью совпали. Это также означает, что дискриминация была проведена успешно.

Таблица 4 – Матрица классификации

Группы риска	Строки: исходная классификация; столбцы: предсказанная					
	% совпадений	Очень высокий	Высокий риск	Средний риск	Низкий риск	Очень низкий
Очень высокий	100,0000	200	0	0	0	0
Высокий риск	100,0000	0	200	0	0	0
Средний риск	100,0000	0	0	200	0	0
Низкий риск	100,0000	0	0	0	200	0
Очень низкий	100,0000	0	0	0	0	200
Итого	100,0000	200	200	200	200	200

В таблице 5 отображены апостериорные вероятности принадлежности пяти предприятий из всего множества к группам риска неплатежеспособности.

Таблица 5 Значения апостериорных вероятностей

Случай	Апостериорные вероятности					
	Исходная классификация	Очень высокий риск $p=0,2$	Высокий риск $p=0,2$	Средний риск $p=0,2$	Низкий риск $p=0,2$	Очень низкий риск $p=0,2$
1	Очень высокий	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
2	Очень высокий	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
3	Очень высокий	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
4	Очень высокий	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
5	Очень высокий	1,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000

Клиент приписывается к той группе риска неплатежеспособности, которой соответствует наибольшая апостериорная вероятность классификации.

На языке SVB был написан код программного модуля анализа данных. По введенным значениям финансовых показателей предприятия модуль определяет его в одну из пяти групп уровня риска неплатежеспособности согласно значениям апостериорных вероятностей. Для удобства были созданы пользовательские диалоговые окна ввода и вывода данных (рисунок 2), содержащее результат классификации.

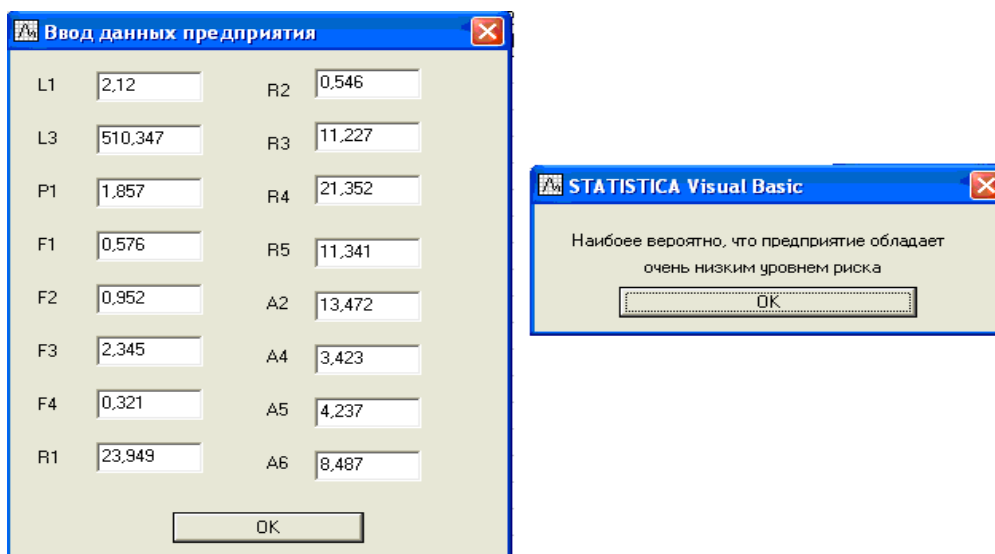


Рисунок 2. Диалоговые окна ввода и вывода данных

Таким образом, дискриминантный анализ позволил создать программный модуль, который на основе виртуальной клиентской базы классифицирует предприятия по пяти группам риска невозврата кредита.

Созданный модуль автоматизирует процесс классификации реально существующего предприятия по уровню неплатежеспособности, тем самым значительно сокращая затраты времени пользователя, предупреждая ошибки кредитования. От пользователя не требуется специальных знаний в области современных технологий анализа данных, так как программа имеет простой интерфейс, состоящий из окон ввода и вывода данных.

Список литературы

1. Шевченко И.В., Халафян А.А., Васильева Е.Ю. «Создание виртуальной клиентской базы для анализа кредитоспособности российских предприятий»// *Финансы и кредит*, №1, 2010, с.13-18.
2. Недосекин А.О., Бессонов Д.Н., Лукашев А.В. «Сводный финансовый анализ российских предприятий за 2000-2003 г.г.»