

МЕТОДЫ ОЦЕНКИ ВЕРОЯТНОСТИ ДЕФОЛТА БАНКА
Сошникова Людмила Антоновна, д.э.н., профессор
Белорусский государственный экономический университет
Soshnikava Liudmila, Doctor of Economics
Belarusian State Economic University, ludmila_sosh@mail.ru

Аннотация. В данной работе рассмотрены вопросы построения скоринговых моделей для оценки вероятности наступления дефолта банка. Для моделирования выбраны модели логит-регрессии с предварительным использованием метода главных компонент.

Ключевые слова: банковский риск, дефолт, модели скоринга, логит-регрессия

Статистический анализ и построение скоринговых моделей являются одними из наиболее современных методов оценки банковских рисков, которые используют риск-аналитики [1]. Специалисты, владеющие данной методикой являются довольно востребованными для банков на сегодняшний день.

Так как в результате некачественного управления любым банковским риском банк может наступить дефолт, задачей данного исследования является определение того, насколько точно данная скоринговая модель будет предсказывать вероятность дефолта банка. Зная вероятность дефолта риск-аналитики банка смогут вовремя обратить внимание на те или иные банковские риски.

Для расчетов нами были использованы данные по всем действующим белорусским банкам и по некоторым ликвидированным на сегодняшний день банкам. На основе балансов банков были выбраны 4 расчетных пока-

зателя наиболее значимых для определения вероятности наступления дефолта банка (таблица):

Таблица – Показатели банков Республики Беларусь за 2014 год

№ п/п	Банки	ROA	ROE	активы/капитал	СПРЭД
1	Беларусбанк	0,925	7,503	0,123	0,01072
2	Белагропромбанк	1,863	12,767	0,146	0,015534
3	Белинвестбанк	1,494	12,374	0,121	0,022566
4	Белгазпромбанк	4,026	23,542	0,171	0,035549
5	БелВЭБ	2,511	17,541	0,143	0,043683
6	БПСбанк	2,157	25,696	0,084	0,031283
7	Приорбанк	5,742	31,537	0,182	0,053402
8	Дабрабыт (Москва-Минск)	3,319	26,454	0,125	0,037901
9	Паритетбанк	0,342	1,318	0,26	0,047811
10	Белорусский Народный Банк	4,145	28,631	0,145	0,038985
11	Технобанк	5,603	21,962	0,255	0,051992
12	Франсбанк	2,043	6,689	0,305	0,037248
13	Статусбанк	1,046	2,42	0,432	0,027852
14	МТБанк	5,62	39,149	0,144	0,063048
15	БСБ Банк	11,829	42,127	0,281	0,032173
16	Банк Решение	0,074	0,248	0,298	0,010238
17	Абсолютбанк	-1,852	-2,63	0,704	-0,09397
18	Адъфа-банк	2,386	15,765	0,151	0,025153
19	РРБ-банк	4,582	22,255	0,206	0,045896
20	ВТБ банк	1,147	9,035	0,127	0,031922
21	БТА банк	1,156	8,692	0,133	0,049134
22	Идея банк	3,365	21,852	0,154	0,064265
23	Цептер банк	3,452	7,432	0,465	0,007414
24	ТК банк	7,153	24,226	0,295	0,040812
25	Дельта банк	1,340806	5,403919	0,248117	-0,0222
26	ИнтерПэйБанк	5,521952	6,91282	0,798799	-0,0202
27	Евробанк	1,308732	3,492214	0,374757	0,051883
28	Н.Е.Б Банк	17,55909	27,31019	0,64295	0,05012
29	БИТ-Банк	4,266456	6,83026	0,62464	0,053425

Примечание — Источник: собственная разработка автора на основе данных [2].

-рентабельность активов (Return on Assets, ROA). Высокий уровень рентабельности характерен для сильных банков с низкой вероятностью банкротства, таким образом, взаимосвязь между ROA и вероятностью банкротства должна носить отрицательный характер;

- рентабельности собственного капитала ROE;
- соотношение активов и капитала банка;
- СПРЭД (разность уровней доходности на различные финансовые инструменты банка).

Данные, представленные в таблице 1 для проведения анализа, взяты за 2014 год, так как из всего временного промежутка именно в этот год одновременно функционировали как действующие на сегодняшний день банки, так и ликвидированные. Последние пять банков в таблице в дальнейшем прекратили свое существование.

Для построения интегрального индикатора и последующей классификации банков, был проведен факторный анализ методом главных компонент на основе 4 факторов. На основе матрицы факторных нагрузок (рисунок 1) видно, что на долю первых двух факторов приходится 85,6% объясненной вариации всех исходных переменных. Третий и четвертый факторы – малоинформативные, на них приходится 14,2% объясненной дисперсии переменных.

Factor Loadings (Unrotated) (Spreadsheet1)				
Extraction: Principal components				
(Marked loadings are >.700000)				
Variable	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4
X1	0.686510	0.701640	-0.002582	-0.190783
X2	0.905293	0.119447	-0.369784	0.171572
X3	-0.461403	0.847684	0.214370	0.150282
X4	0.798382	-0.248870	0.545412	0.056354
Expl.Var	2.141157	1.287071	0.480176	0.091596
Prp.Totl	0.535289	0.321768	0.120044	0.022899

Рисунок 1. – Матрица факторных нагрузок

Примечание – Источник: расчеты автора по данным таблицы

В ходе дальнейшего исследования малоинформативные факторы были исключены. Далее для построения интегрального индикатора используем выражение (1):

$$I_{indicator} = F_1 * 2.141 + F_2 * 1.287 \quad (1)$$

где $\lambda_1 = 2,141$, $\lambda_2 = 1,287$ – доли суммарной дисперсии исходных переменных, объясненные первым и вторым фактором.

Они выступали в качестве весов для построения интегрального индикатора с последующей классификацией банков на его основе.

Для качественного анализа вероятности наступления дефолта необходимо проводить моделирование для отдельных кластеров. Но при классификации банков Республики Беларусь по данным за 2014 год кластеры

оказались мало наполненными, поэтому нами было принято решение строить общую модель скоринга.

Далее была построена модель логит-регрессии по четырем исходным переменным: X_1 X_2 X_3 X_4 , (рисунок 2).

Model: Logistic regression (logit) N of 0's: 24 1's: 5 (Spreadsheet1)					
Dep. var: Defolt Loss: Max likelihood					
Final loss: 5.459662724 Chi²(4)=15.743 p=.00339					
N=29	Const.B0	X1	X2	X3	X4
Estimate	1.248088	2.147593	-0.733030	-5.88242	-10.9970
Odds ratio (unit ch)	3.483674	8.564222	0.480451	0.00279	0.0000
Odds ratio (range)			0.000000	0.01492	0.1755

Рисунок 2. – Результаты построения модели логит-регрессии для банков Республики Беларусь по данным за 2014 год.

Примечание – Источник: расчеты автора по данным таблицы.

$$P(y = 1/Z) = \frac{1}{1 + e^{1.248 + 2.147X_1 - 0.733X_2 - 5.882X_3 - 10.997X_4}} \quad (2)$$

где $Z = 1.248 + 2.147X_1 - 0.733X_2 - 5.882X_3 - 10.997X_4$

Из выражения (2) видно, что три переменные X_2 X_3 X_4 при их росте уменьшают вероятность наступления дефолта, а одна переменная X_1 увеличивает вероятность наступления дефолта, что противоречит высказанным выше предположениям. Это еще раз подтверждает необходимость построения отдельных моделей для крупных, мелких и средних банков.

Для определения предсказательной силы модели (одно из её важнейших качеств) рассмотрим матрицу классификации банков (рисунок 3)

Classification of Cases (Spreadsheet1)			
Odds ratio: 34.500 Perc. correct: 89.66%			
Observed	Pred. 0.000000	Pred. 1.000000	Percent Correct
0.000000	23	1	95.83334
1.000000	2	3	60.00000

Рисунок 3. – Предсказательная сила модели логит-регрессии

Примечание – Источник: расчеты автора на основании данных таблицы.

На рисунке 3 видно, что модель логит-регрессии хорошо распознает «хорошие» банки – 95,83% и хуже распознает проблемные банки. Из пяти проблемных банков она не распознала два. Это свидетельствует о том, что на основании выбранных переменных (таблица 1) плохо распознаются «плохие» банки. Следовательно, в модель нужно включать дополнительные переменные, для того чтобы повысить её предсказательную силу.

Список использованных источников

1 Тотьянина, К.М. Обзор моделей вероятности дефолта / К.М. Тотьянина // Управление финансовыми рисками. – 2011. – №1. – С. 12-24.

2 Отчетность банков Республики Беларусь [Электронный ресурс]. – 2019. – Режим доступа: <http://www.nbrb.by/system/Banks/FinancialPosition/BalanceSheet> – Дата доступа: 29.04.2019.