

К ВОПРОСУ ОБ ОЦЕНКЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА ПРЕДПРИЯТИЙ В РОССИИ

Анализ предложенных нами логит-моделей прогнозирования банкротства крупных и средних предприятий обрабатывающих отраслей промышленности выявил некоторые их недостатки. В статье предложены новые логит-модели для такого прогнозирования, проведена их оценка и разработана новая методика их практического применения.

Для оценки степени статистического различия значений факторов, включенных в ранее предложенные нами логит-модели прогнозирования банкротства [2], между предприятиями, в отношении которых были открыты процедуры банкротства, и предприятиями, в отношении которых они не были открыты в соответствующем периоде упреждения прогноза, при помощи программы «Statistica» мы использовали непараметрические методы, по которым можно проверить гипотезу об однородности независимых выборок: *U*-критерий Манна-Уитни (Уилкоксона) [8] и тест Вальда-Вольфовица [10]. В данном случае мы выбрали непараметрические методы, поскольку нет возможности достаточно достоверно установить нормальность распределения значений факторов, чтобы можно было применить критерий *t*-Стьюдента для проверки однородности выборок. Как отмечает Орлов А.И., «для достаточно надежного установления нормальности требуется весьма большое число наблюдений» [3, с. 57], что в нашем случае не обеспечено. Например, чтобы можно было утверждать, что «функция распределения результатов наблюдений отличается от некоторой нормальной не более, чем на 0,01 (при любом значении аргумента), требуется порядка 2500 наблюдений» [там же, с. 57].

В результате анализа выборок было выявлено, что в модели прогнозирования на ближайшие 4 года после даты окончания отчетного периода по показателю, характеризующему отношение оборотных активов к совокупным активам, две рассматриваемые группы предприятий однородны по обоим вышеуказанным критериям на уровне значимости, равном 0,1. В модели прогнозирования на ближайшие 2 года после даты окончания отчетного периода таким показателем

является коэффициент оборачиваемости дебиторской задолженности, по которому обе группы предприятий однородны согласно обоим вышеуказанным критериям на уровне значимости, равном 0,1. Таким образом, включение данных факторов в модели прогнозирования банкротства предприятий представляется не достаточно обоснованным.

Другой недостаток связан не с самими предложенными моделями, а со значением порога отсечения, применяемого для классификации предприятий на тех, в отношении которых будут открыты процедуры банкротства, и на тех, в отношении которых они не будут открыты в соответствующем периоде упреждения прогноза. Ранее для обеих моделей прогнозирования было предложено использовать одинаковый порог отсечения – 0,5. В случае превышения рассчитанного значения вероятности заданного порога отсечения делается прогноз о том, что в отношении предприятия будет открыта процедура банкротства в соответствующем периоде упреждения прогноза. Однако, при использовании такого значения порога отсечения для модели прогнозирования банкротства на ближайшие 2 года после даты окончания отчетного периода доля неверно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых в действительности были открыты процедуры банкротства, в анализируемой выборке составила 27,8%, хотя соотношение количества правильно спрогнозированных случаев в обеих группах к общему количеству составило 90,5%. Следовательно, при использовании такого порога отсечения существует достаточно большая вероятность того, что по предприятию, в отношении которого в действительности будет открыта процедура банкротства в течение ближайших 2 лет, будет сделан неверный прогноз.

В целях устранения вышеуказанных недостатков были проведены дополнительные исследования. Для построения модели прогнозирования банкротства на ближайшие 4 года после даты окончания отчетного периода был использован метод пошагового отбора переменных с исключением на основе критерия Вальда при заданном уровне значимости, равном 0,06. Для построения модели прогнозирования банкротства на ближайшие 2 года после даты окончания отчетного периода также был использован метод пошагового отбора переменных с исключением на основе критерия Вальда при заданном уровне значимости, равном 0,08.

Расчетный коэффициент Y для прогнозирования банкротства предприятия в течение ближайших 4 лет после даты окончания отчетного периода предлагаем определять по новой формуле:

$$Y = 6,78 + 22,35 \cdot X_1 - 0,94 \cdot X_2 - 0,54 \cdot X_3 + 0,12 \cdot X_4 \quad (1)$$

где Y – расчетный коэффициент;

X_1 – отношение номинальной балансовой стоимости акций к заемному капиталу;

X_2 – отношение выручки от реализации к заемному капиталу;

X_3 – натуральный логарифм отношения активов к индексу-дефлятору ВВП;

X_4 – отношение кредиторской задолженности к дебиторской задолженности.

Расчетный коэффициент Y для прогнозирования банкротства предприятия в течение ближайших 2 лет после даты окончания отчетного периода предлагаем определять по следующей формуле:

$$Y = 0,25 - 14,64 \cdot R_1 - 1,08 \cdot R_2 - 130,08 \cdot R_3 \quad (2)$$

где Y – расчетный коэффициент;

R_1 – отношение прибыли до уплаты налогов и процентов к совокупным активам;

R_2 – коэффициент роста выручки от реализации в отчетном году;

R_3 – коэффициент абсолютной ликвидности (отношение денежных средств к текущим обязательствам).

Напомним, что вероятность открытия процедуры банкротства определяется по следующей формуле:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-Y}}, \quad (3)$$

где p – вероятность открытия процедуры банкротства;

e – основание натурального логарифма;

Y – расчетный коэффициент.

В первой предлагаемой модели гипотеза о том, что обе выборки взяты из одной совокупности, отвергается по тесту Вальда-Вольфовица на уровне значимости, равном 0,05, по показателям X_1 , X_3 и X_4 . По U -критерию Манна-Уитни гипотеза об однородности выборок отвергается в этой модели на уровне значимости, равном 0,05, по показателям X_1 , X_2 и X_4 .

Во второй предлагаемой модели гипотеза о том, что обе выборки взяты из одной совокупности, отвергается по тесту Вальда-Вольфовица на уровне значимости, равном 0,05, по показателям R_1 и R_2 . По U -критерию Манна-Уитни гипотеза об однородности выборок отвергается в указанной модели на уровне значимости, равном 0,05, по всем показателям.

Следовательно, в каждой из новых предложенных моделей наблюдается статистически значимое различие между 2 анализируемыми группами предприятий по каждому фактору хотя бы согласно одному из вышеуказанных непараметрических методов на уровне значимости, равном 0,05.

Для устранения второго указанного недостатка необходимо выявить оптимальное значение порога отсечения. В этих целях рассчитаем для каждой предложенной модели прогнозирования доли неверно классифицированных случаев в каждой из двух рассматриваемых групп предприятий и в целом по анализируемой выборке при различных значениях порога отсечения, изменяющихся в интервале от 0 до 1 с шагом 0,01. Для первой модели прогнозирования число наблюдений в анализируемой выборке составило 61; для второй модели – 63.

В первой среди новых моделей мы предлагаем использовать значение порога отсе-

чения, равное 0,44. В этом случае в группе предприятий, в отношении которых в действительности были открыты процедуры банкротства в течение ближайших 4 лет после даты окончания отчетного периода, прогнозы оказались полностью верными. Хотя, при этом, доля неверно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых в действительности не открывались процедуры банкротства на протяжении периода упреждения прогноза, возросла до 30,4%, но соотношение общего количества неверно классифицированных случаев по всей анализируемой выборке в целом не увеличилось по сравнению с ранее предложенной моделью с применением значения порога отсечения, равного 0,5, и составило 11,5%. Использование порога отсечения, равного 0,44, представляется в данном случае наиболее эффективным, поскольку наибольшие финансовые потери, как правило, связаны с ошибочным прогнозом о том, что в отношении предприятия не будет открыта процедура банкротства, в то время как в действительности она будет открыта. Таким способом мы минимизируем вероятность сделать такой ошибочный прогноз.

Во второй из новых моделей в качестве оптимального порога отсечения предлагаем использовать – 0,43. В этом случае доля неверно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых в действительности были открыты процедуры банкротства в периоде упреждения прогноза, снижается до 15,8% при соотношении количества неверно классифицированных случаев к общему количеству наблюдений по всей анализируемой выборке, равном 12,7%. Доля неверно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых в действительности не открывались процедуры банкротства в течение периода упреждения прогноза, составила 11,4%.

Расчет значений некоторых факторов в новых предложенных моделях также производится на основе использования статей уплотненных аналитических балансов-нетто. Методика их расчета была приведена нами ранее [2]. Для расчета значения фактора, характеризующего отношение кредитор-

ской задолженности к дебиторской, используется общая дебиторская задолженность (краткосрочная и долгосрочная).

Согласно первой предложенной модели увеличение значения любого из следующих факторов: отношение выручки от реализации к заемному капиталу; натуральный логарифм отношения активов к индексу-дефлятору ВВП, – будет уменьшать вероятность открытия процедуры банкротства в отношении предприятия при неизменных значениях других факторов. Увеличение же значения любого из следующих факторов: отношение номинальной балансовой стоимости акций к заемному капиталу; отношение кредиторской задолженности к дебиторской задолженности, – будет увеличивать вероятность открытия процедуры банкротства при неизменных значениях других факторов. Такое влияние показателя, характеризующего отношение номинальной балансовой стоимости акций к заемному капиталу, можно объяснить тем, что у предприятий, которые не стали банкротами в течение ближайших 4 лет после даты окончания отчетного периода, значения этого фактора, как правило, меньше, чем у обанкротившихся предприятий, за счет более активного и эффективного использования долгосрочных обязательств и краткосрочных кредитов и займов. Но при этом, чтобы способствовать уменьшению вероятности открытия процедуры банкротства, темп роста выручки от реализации должен опережать темп роста величины заемного капитала. Так как увеличение натурального логарифма отношения активов к индексу-дефлятору ВВП будет уменьшать вероятность открытия процедуры банкротства при неизменных значениях других факторов, то можно сделать вывод, что чем крупнее предприятие, тем меньше вероятность того, что в отношении него будет открыта процедура банкротства.

Согласно второй предложенной модели увеличение значения любого из факторов, входящих в эту модель: отношение прибыли до уплаты налогов и процентов к совокупным активам; коэффициент роста выручки от реализации в отчетном году; коэффициент абсолютной ликвидности, – будет

Таблица 1. Коэффициенты корреляции Спирмэна между факторами в модели Альтмана

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
X_1	1,00	0,70	0,39	0,24	0,23
X_2	0,70	1,00	0,53	-0,10	0,39
X_3	0,39	0,53	1,00	-0,13	0,42
X_4	0,24	-0,10	-0,13	1,00	-0,17
X_5	0,23	0,39	0,42	-0,17	1,00

Таблица 2. Коэффициенты корреляции Спирмэна между факторами в модели Ольсона

	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7	Y_8	Y_9
Y_1	1,00	0,17	-0,05	-0,01	0,13	0,26	-0,04	-0,28	0,11
Y_2	0,17	1,00	-0,63	0,47	0,73	-0,38	-0,49	0,15	-0,05
Y_3	-0,05	-0,63	1,00	-0,96	-0,64	0,46	0,54	-0,43	-0,08
Y_4	-0,01	0,47	-0,96	1,00	0,50	-0,42	-0,53	0,48	0,08
Y_5	0,13	0,73	-0,64	0,50	1,00	-0,44	-0,45	0,22	0,12
Y_6	0,26	-0,38	0,46	-0,42	-0,44	1,00	0,60	-0,63	0,43
Y_7	-0,04	-0,49	0,54	-0,53	-0,45	0,60	1,00	-0,68	0,00
Y_8	-0,28	0,15	-0,43	0,48	0,22	-0,63	-0,68	1,00	0,01
Y_9	0,11	-0,05	-0,08	0,08	0,12	0,43	0,00	0,01	1,00

уменьшать вероятность открытия процедуры банкротства в течение ближайших 2 лет после даты окончания отчетного периода при неизменных значениях других факторов.

Для выявления мультиколлинеарности факторов в построенных моделях воспользуемся тестом Фаррара-Глобера [6]. Поскольку для применения коэффициента корреляции Пирсона необходимым условием является нормальность распределения значений переменных, а в нашем случае, как уже было отмечено, нет достаточных оснований, чтобы установить соблюдение этого условия ввиду недостаточного объема наблюдений, то целесообразно воспользоваться непараметрическим методом для оценки степени взаимозависимости факторов. Для построения корреляционной матрицы будем использовать коэффициент ранговой корреляции Спирмэна (r_s), рассчитываемый по формуле:

$$r_s = \frac{\frac{n^3 - n}{6} - T_l - T_k - \sum_{j=1}^n (r_{lj} - r_{kj})^2}{2 \cdot \sqrt{\left(\frac{n^3 - n}{12} - T_l\right) \cdot \left(\frac{n^3 - n}{12} - T_k\right)}}, \quad (4)$$

где n – число наблюдений;

T_l, T_k – показатели связанных (одинаковых) рангов в l -ой и k -ой ранжировке соответственно;

r_{lj}, r_{kj} – значение ранга в l -ой и k -ой ранжировке соответственно в j -ом наблюдении.

Показатель связанных рангов определяется по формуле:

$$T_i = \sum_{d=1}^{H_i} \frac{t_d^3 - t}{12}, \quad (5)$$

где T_i – показатель связанных рангов в i -ой ранжировке, $i=l, k$;

t_d – число повторений значений рангов в d -ой группе связанных рангов в i -ой ранжировке;

H_i – количество групп связанных рангов в i -ой ранжировке.

Рассчитаем также коэффициенты ранговой корреляции Спирмэна между факторами для моделей прогнозирования Альтмана [5] и Ольсона [9] и с их помощью оценим мультиколлинеарность факторов в этих моделях по тесту Фаррара-Глобера.

Из таблицы 1 видно, что вывод о наличии сильной взаимосвязи между факторами X_1 и X_2 в модели Альтмана, сделанный нами ранее [1], подтверждается и достаточно высоким значением коэффициента корреляции Спирмэна по абсолютной величине. Определитель матрицы коэффициентов корреляции Спирмэна составил 0,2175. Наблюдаемое значение χ^2 -статистики составило 115,1916 и превысило даже на уровне значимости, равном 0,000001, ее критическое значение (46,863). Гипотеза о наличии мультиколлинеарности факторов по тесту Фаррара-Глобера в модели Альтмана принимается как верная.

Из таблицы 2 видно, что в модели Ольсона наблюдается сильная взаимосвязь между факторами в следующих их парах: Y_2 и Y_5 , Y_3 и Y_4 . Определитель матрицы коэффициентов корреляции Спирмэна составил 0,0006. Наблюдаемое значение χ^2 -статистики составило 443,1655 и превысило даже на уровне значимости, равном 0,000001, ее критическое значение (91,5024). Гипотеза о наличии мультиколлинеарности факторов по тесту Фаррара-Глобера в модели Ольсона принимается как верная.

Результаты расчетов коэффициентов корреляции Спирмэна для обеих новых пред-

ложенных моделей прогнозирования представлены в таблицах 3, 4.

Максимальное значение коэффициента ранговой корреляции Спирмэна по абсолютной величине (0,2) в первой модели наблюдается между показателем, рассчитанным как отношение выручки от реализации к заемному капиталу и показателем, характеризующим отношение кредиторской задолженности к дебиторской задолженности. Достигнутый уровень значимости коэффициента ранговой корреляции Спирмэна между этими факторами составил 0,1145, то есть на уровне значимости 0,1 связь не обнаруживается. В этой модели связи между факторами можно охарактеризовать как слабые. Определитель матрицы парных коэффициентов корреляции составил 0,9318. Наблюдаемое значение χ^2 -статистики составило 4,297, а достигнутый ею уровень значимости – 0,6366. То есть гипотеза о наличии мультиколлинеарности факторов в новой предложенной модели принимается только на таком высоком уровне значимости (0,6366) и выше, а на уровне значимости 0,1 наличие мультиколлинеарности факторов в новой предложенной модели по тесту Фаррара-Глобера не обнаруживается.

Максимальное значение коэффициента ранговой корреляции Спирмэна по абсолютной величине (0,35) во второй модели наблюдается между показателем, характеризующим отношение прибыли до уплаты налогов и процентов к совокупным активам, и коэффициентом абсолютной ликвидности. Достигнутый уровень значимости коэффициента ранговой корреляции Спирмэна между этими факторами составил 0,0053, и эту связь можно охарактеризовать как умеренную. В остальных двух случаях в данной модели наблюдаются слабые взаимосвязи факторов. Определитель матрицы парных коэффициентов корреляции оказался равен 0,8416. Наблюдаемое значение χ^2 -статистики составило 10,5494, а достигнутый ею уровень значимости – 0,0144. Таким образом, на уровне значимости 0,01 мультиколлинеарность факторов в этой новой предложенной модели по тесту Фаррара-Глобера не обнаруживается.

Таблица 3. Коэффициенты корреляции Спирмэна между факторами в первой модели

	X1	X2	X3	X4
X1	1,00	-0,04	-0,10	0,12
X2	-0,04	1,00	-0,04	-0,20
X3	-0,10	-0,04	1,00	0,05
X4	0,12	-0,20	0,05	1,00

Таблица 4. Коэффициенты корреляции Спирмэна между факторами во второй модели

	R1	R2	R3
R1	1,00	0,20	0,35
R2	0,20	1,00	0,03
R3	0,35	0,03	1,00

Можно сделать вывод, что в новых предложенных моделях факторы обладают достаточной степенью независимости, и проблема мультиколлинеарности в них решена лучше, чем в моделях Альтмана и Ольсона.

Ранее [1] нами проводился анализ качества модели Альтмана по соотношению количества неверных случаев классификации предприятий к общему количеству наблюдений. Теперь оценим качество этой модели на основе коэффициента корреляции между наблюдаемыми значениями и прогнозируемыми значениями вероятности открытия процедуры банкротства по анализируемым выборкам предприятий. Поскольку модель Альтмана измеряет вероятность банкротства по порядковой шкале, то для расчетов будем использовать коэффициент ранговой корреляции Спирмэна. Прогнозируемые значения в данном случае упорядочиваются по трем рангам (низкая вероятность; вероятность не определена; высокая вероятность), а наблюдаемые – по двум (процедура банкротства не открывалась; процедура банкротства открыта). Для расчета коэффициента корреляции между прогнозируемыми и наблюдаемыми значениями вероятности в новых предложенных моделях прогнозирования и в модели Ольсона, оценка качества которой также проводилась нами ранее [1], будем использовать также коэффициент ранговой корреляции Спирмэна, поскольку нет оснований предполагать нормальность распределения прогнозируемых значений вероятности. Чем ниже достигнутый уровень значимости коэффициента корреляции меж-

Таблица 5. Показатель Период упреждения прогноза равен 4 годам Период упреждения прогноза равен 2 годам

Показатель	Период упреждения прогноза равен 4 годам			Период упреждения прогноза равен 2 годам		
	Новая модель	Модель Альтмана	Модель Ольсона	Новая модель	Модель Альтмана	Модель Ольсона
Коэффициент ранговой корреляции Спирмэна	0,6647	0,4631	-0,0442	0,6600	0,2868	0,2739
Достигнутый уровень значимости	$2 \cdot 10^{-7}$	0,0003	0,7322	$2 \cdot 10^{-7}$	0,0239	0,0310

Таблица 6. Сравнительные характеристики логит-моделей прогнозирования банкротства

Показатель	Период упреждения прогноза равен 4 годам		Период упреждения прогноза равен 2 годам	
	Новая модель	Модель Ольсона	Новая модель	Модель Ольсона
Скорректированный индекс множественной детерминации	0,4606	-1,1142	0,4904	-0,1915
Индекс отношения правдоподобия	0,4542	-1,1126	0,4537	-0,1021
Отношение стандартной ошибки регрессии к среднеквадратическому отклонению наблюдаемых значений вероятности	0,7344	1,454	0,7139	1,0916
Коэффициент несоответствия Тейла	0,0707	0,1335	0,1335	0,1935
Статистика отношения правдоподобия	36,7169	-89,9431	34,9941	-7,8753
Достигнутый уровень значимости статистики отношения правдоподобия	$2 \cdot 10^{-7}$	-	10^{-7}	-

ду прогнозируемыми и наблюдаемыми значениями вероятности при положительной корреляции, тем лучше модель. Результаты расчетов представлены в таблице 5.

Из таблицы 5 видно, что наибольшая зависимость между прогнозируемыми значениями вероятности и ее наблюдаемыми значениями в обоих случаях наблюдается у предложенных нами новых моделей, то есть прогнозируемые значения вероятности по предлагаемым моделям гораздо лучше соответствуют исходным данным.

Для оценки характеристик логит-моделей прогнозирования, помимо таких показателей, как скорректированный индекс множественной детерминации, индекс отношения правдоподобия и статистика отношения правдоподобия, которые применялись нами ранее [1], можно рассчитать и другие показатели.

Для сопоставления различных моделей прогнозирования можно использовать отношение стандартной ошибки регрессии к среднеквадратическому отклонению наблюдаемых значений вероятности банкротства. Это отношение можно рассчитать по формуле:

$$I = \sqrt{1 - \bar{R}^2}, \quad (6)$$

где I – отношение стандартной ошибки регрессии к среднеквадратическому отклонению наблюдаемых значений вероятности банкротства;

\bar{R}^2 – скорректированный индекс множественной детерминации.

Чем ближе к нулю значение отношения стандартной ошибки регрессии к среднеквадратическому отклонению наблюдаемых значений вероятности банкротства, тем лучше модель прогнозирования. Если же оно достаточно близко к 1 или превышает 1, то это свидетельствует о плохом качестве модели.

Можно также рассчитать коэффициент несоответствия (расхождения) Тейла [4] по формуле:

$$V = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - \hat{p}_i)^2}{\sum_{i=1}^n \hat{p}_i^2}}, \quad (7)$$

где V – коэффициент несоответствия Тейла;

p_i – априорная вероятность банкротства (наблюдаемое значение);

\hat{p}_i – прогнозируемая (теоретическая) вероятность банкротства;

n – количество наблюдений.

Чем ближе к нулю значение коэффициента несоответствия Тейла, тем меньше относительная ошибка прогноза.

Значения скорректированного индекса множественной детерминации, индекса отношения правдоподобия, отношения стандартной ошибки регрессии к среднеквадратическому отклонению наблюдаемых значений вероятности банкротства, коэффициента несоответствия Тейла, статистики отношения правдоподобия и ее достигаемого уровня значимости представлены в таблице 6.

Из таблицы 6 видно, что новые предлагаемые модели обладают лучшей объясняющей способностью по сравнению с моделью Ольсона, достаточным уровнем статистической значимости и дают меньшую относительную ошибку при соответствующих периодах упреждения прогноза.

Для наглядного сопоставления логит-моделей прогнозирования, использующих бинарную классификацию, можно построить ROC-кривые [7]. В нашем случае ROC-кривая будет характеризовать зависимость количества верно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых были открыты процедуры банкротства в периоде упреждения прогноза, от количества неверно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых не открывались процедуры банкротства в течение соответствующего периода упреждения прогноза. Построение ROC-кривой основано на использовании различных значений порога (точки) отсечения. Для каждого значения порога отсечения, изменяющегося в интервале от 0 до 1 с определенным шагом, рассчитываются соответствующие значения чувствительности и специфичности. Чувствительность – это доля истинно положительных случаев, то есть доля верно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых в действительности были открыты процедуры банкротства в периоде упреждения прогноза. Специфичность – это доля истинно отрицательных случаев, то есть доля верно классифицированных случаев в группе предприятий, в отношении которых в действительности не открывались процедуры банкротства в

периоде упреждения прогноза. Для построения графика ROC-кривой по оси абсцисс откладываются значения доли ложно положительных случаев (100% минус специфичность), а по оси ординат – чувствительность.

Построение ROC-кривых для различных моделей прогнозирования позволяет визуально оценить их расположение относительно друг друга и на основе этого сделать вывод об их сравнительной эффективности. Если график кривой расположен выше и левее, то это свидетельствует о лучшей прогностической способности модели. Если визуально невозможно достоверно определить, какая из моделей лучше, то их сравнение можно произвести путем определения площади под графиком, ограниченной снизу

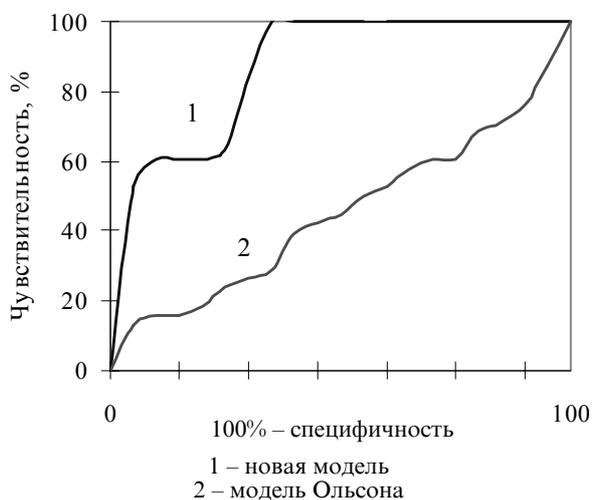


Рисунок 2. ROC-кривые для логит-моделей прогнозирования при периоде упреждения прогноза, равном 2 годам

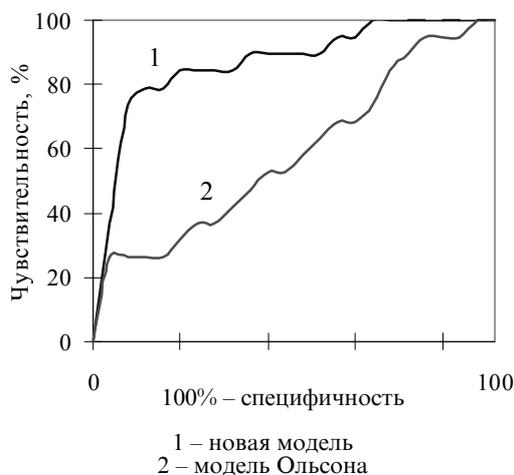


Рисунок 1. ROC-кривые для логит-моделей прогнозирования при периоде упреждения прогноза, равном 4 годам

осью абсцисс. Чем больше данная площадь, тем лучшей предсказательной способностью обладает модель.

Нами были построены *ROC*-кривые при выбранном шаге порога отсечения, равном 0,01, для новых предлагаемых моделей прогнозирования и для модели Ольсона при соответствующих периодах упреждения прогноза.

Из рисунков 1 и 2 видно, что и первая и вторая предложенные нами модели прогнозирования обладают более эффективной прогностической способностью по сравнению с моделью Ольсона при соответствующем периоде упреждения прогноза, поскольку *ROC*-кривые для наших моделей в обоих случаях расположены выше и левее.

Список использованной литературы:

1. Евстропов М. В. Оценка возможностей прогнозирования банкротства предприятий в России // Вестник Оренбургского государственного университета – 2008. – №4.
2. Евстропов М. В. Прогнозирование наступления банкротства предприятий на основе бухгалтерской отчетности // Бухгалтерский учет. – 2008. – №3, С. 71-74.
3. Орлов А. И. Эконометрика. Учебник. М.: Издательство «Экзамен», 2002. – 576 с.
4. Тейл Г. Экономические прогнозы и принятие решений. М.: Статистика, 1971. – 488 с.
5. Altman E. I. Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA models // Stern School of Business, New York University, New York, NY, working paper, July 2000. (<http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>)
6. Farrar D. E., Glauber R. R. Multicollinearity in Regression Analysis: The Problem Revisited // The Review of Economics and Statistics, Vol. 49, No. 1, February, 1967, pp. 92-107.
7. Fawcett T. Roc Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers. Technical report 2003-4. HP Laboratories, Palo Alto, CA, USA, 2003.
8. Mann H. B., Whitney D. R. On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other // Annals of Mathematical Statistics. 1947. V. 18. p. 50-60.
9. Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // Journal of Accounting Research, Vol. 18, No 1 (Spring, 1980), pp. 109-131.
10. Wald A., Wolfowitz J. On a test whether two samples are from the same population // Annals of Mathematical Statistics. 1940. V. 11. p. 147-162.