

# Калибровка ставок дефолта в целях оценки ожидаемых кредитных убытков по финансовым активам согласно МСФО (IFRS) 9

Татьяна ЧУНИХИНА

УДК 336.774

**Ключевые слова:**

*МСФО (IFRS) 9; ожидаемые кредитные убытки; вероятность дефолта; TTC PD; PIT PD; матрица перехода кредитных рейтингов; калибровка ставок дефолта.*



ОАО «Белинвестбанк»,  
начальник управления  
консолидированной отчетности по  
МСФО и НСФО, FССА<sup>1</sup>, магистр,  
соискатель кафедры корпоративных  
финансов БГУ,  
Республика Беларусь, г. Минск,  
e-mail: tatiana-chunikhina@yandex.ru

Мировой финансовый кризис 2007–2009 гг. обозначил проблему последствий недооценки кредитного риска и потребовал внесения изменений не только в регулятивные требования к капиталу, но и в методологию оценок резервирования по финансовым активам. В ответ на это Базельский комитет [1] ввел новые ограничения на деятельность кредитных организаций, а Совет по МСФО разработал новые требования к

оценке ожидаемых кредитных убытков (expected credit losses (ECL)), выпустив МСФО (IFRS) 9 «Финансовые инструменты» (далее – МСФО 9) [2], ключевой новацией которого стал переход к модели оценки ожидаемых кредитных убытков.

В рамках базового подхода (Foundation Approach), рекомендованного Базельским комитетом, для регулятивных целей в части расчета достаточности капитала и кредитного риск-менеджмента многие кредитные организации разрабатывают и используют систему внутренних кредитных рейтингов, то есть рейтингов, устанавливаемых самими кредитными организациями (Internal Rating Based Approach, далее – IRB-системы) для оценки среднегодовой вероятности дефолта заемщиков. Данный подход основан на внутренних оценках вероятности дефолта (probability of default) (далее – вероятность дефолта, PD), ожидаемых и неожиданных убытках, причем последние зависят от вероятности дефолта исходя из однофакторной модели [3]. PD является внутренней характеристикой каждого заемщика, то есть не зависит от величины обеспечения, типа продукта и так

далее. Подразумевается присвоение одного и того же внутреннего рейтинга заемщикам с одинаковой вероятностью дефолта [4]. Модели определения вероятности дефолта на основании системы внутренних кредитных рейтингов используются для прогнозирования циклической вероятности дефолта (through the cycle (TTC PD)) для каждой группы кредитного рейтинга заемщика. Данные модели играют ключевую роль в эффективном распределении капитала, определении цены ресурсов и размера штрафных санкций, кредитного мониторинга и, наконец, соблюдении регулятивных требований.

С другой стороны, МСФО 9 требует разработки моделей оценки ожидаемых убытков, сфокусированных на определенном моменте времени (point in time, далее – PIT) и отсутствии излишнего консерватизма и либерализма (непредвзятая оценка), а также нацеленных на будущие (прогнозные) тенденции. Перспективная оценка требует применения макроэкономических сценариев в качестве компонента расчета ECL, что позволяет провести аналогию со стресс-тестированием. При этом МСФО 9 не устанавливает конкретные методы оценки ECL, включая метод

<sup>1</sup> Член Ассоциации Присяжных Сертифицированных Бухгалтеров Великобритании ([www.accaglobal.com](http://www.accaglobal.com)).

определения вероятности дефолта в целях расчета ECL.

В настоящей статье представлен возможный способ расчета вероятности дефолта, соответствующий принципам, изложенным в МСФО 9, и основанный на вероятностях дефолта, определенных с использованием IRB-систем для регулятивных целей и кредитного риск-менеджмента (ТТС PD).

В соответствии с МСФО 9 организация определяет ожидаемые кредитные убытки (ECL) по финансовым активам способом, который отражает:

- непредвзятую и взвешенную с учетом вероятности сумму, определенную путем оценки диапазона возможных результатов;
- стоимость денег во времени;
- обоснованную и подтвержденную информацию о прошлых событиях, текущих условиях и прогнозируемых будущих экономических условиях, доступную на отчетную дату без чрезмерных затрат или усилий.

МСФО 9 предусматривает осуществление оценки ожидаемых кредитных убытков (далее – ECL) по финансовым активам, которые определяются как произведение трех показателей:

$$ECL = PD \times EAD \times LGD,$$

где PD (в %) – риск того, что заемщик не погасит свой долг в полном объеме или вовремя. Этот показатель является важным параметром в оценке кредитного риска контрагента, который, в свою очередь, влияет на стоимость кредитов и производных инструментов [5], и ключевым для определения ECL. Вероятность дефолта напрямую связана со способностью заемщика погашать долг: чем выше эта способность, тем ниже вероятность дефолта заемщика. Как отмечалось выше, МСФО 9 не дает непосредственно определения дефолта, но требует его соответствия определению, применяемому риск-менеджментом организации. Признаки дефолта могут включать в себя как количественные индикаторы (наличие просроченной задолженности свыше 90 дней или просроченных долгов в течение 3 месяцев), так и качественные (банкротство, непогашенная задолженность после окончания

срока кредитования, предоставление заемщику льготных условий погашения долга). При определении критериев дефолта можно использовать принципы, установленные Basel II, в соответствии с которыми предполагается, что дефолт имеет место, когда кредитная организация считает маловероятным погашение кредитных обязательств в полной сумме без обращения к реализации обеспечения; или заемщик нарушил график договорных платежей по возврату долга и имеет место любая существенная просроченная задолженность перед кредитной организацией на срок более 90 дней [6]. Также можно ориентироваться на определение Международного валютного фонда по отношению к неработающим (необслуживаемым) кредитам: кредит является неработающим (non-performing loan, NPL), если проценты и/или сумма основного долга просрочена на 90 дней или более, или выплаты процентов за 90 или более дней капитализированы, рефинансированы или отсрочены по соглашению, или платежи просрочены менее чем на 90 дней, но есть и другие веские причины сомневаться в том, что платежи будут произведены в полном объеме (например, объявление заемщика банкротом). После того, как кредит классифицируется как NPL, он (и кредит, выданный на погашение такого кредита) должен оставаться классифицированным как NPL до его списания за счет резерва или получения процентов и/или основной суммы в полном объеме [7];

EAD – задолженность, подверженная риску дефолта;

LGD – потери в результате дефолта, представляют собой процент от приведенной стоимости задолженности, подверженной риску дефолта.

С точки зрения моделирования признак дефолта является бинарной переменной с условно предполагаемой величиной, равной 0 в случае его отсутствия, и равной 1, если дефолт имел место. Две ключевые стадии характеризуют процесс моделирования: оценка рейтинговой системы и калибровка модели. Модель вероятности дефолта используется для предсказания вероятности дефолта каждого заемщика и выражается

посредством класса рейтинга в рамках рейтинговой системы. Подход ТТС, на котором основаны такие вероятности дефолта, максимально уменьшает влияние макроэкономических компонентов, в то время как подход с использованием вероятности дефолта в момент времени (PIT PD), который должен использоваться при расчете ECL согласно МСФО 9, предполагает максимальную корректировку на изменения бизнес-цикла. Оценка PIT PD включает индивидуальный и макроэкономический компоненты.

Следовательно, показатель ТТС PD не может непосредственно использоваться в расчете ECL в соответствии с МСФО 9, поскольку:

- не учитывает прогнозную информацию о будущих экономических условиях. Этот перспективный аспект фиксируется путем сопоставления ожидаемых убытков с макроэкономическими переменными (например, валовой внутренний продукт (ВВП), уровень безработицы) [8];

- не взвешивает рассчитанное значение ECL на вероятность реализации соответствующих сценариев прогнозов макроэкономических переменных;

- не включает информацию о текущих условиях на отчетную дату, что свойственно PIT PD. Основное отличие между ТТС PD и PIT PD заключается в том, что показатель ТТС PD не является волатильным [9], поскольку включает долгосрочные средние значения переменных и рассчитан таким образом, чтобы значение переменных увеличивалось в условиях стабильности в экономике и уменьшалось в случае ухудшения экономических условий; с другой стороны, показатель PIT PD включает только текущие показатели деятельности заемщика и экономические условия и, следовательно, является волатильным [10];

- временным горизонтом ТТС PD являются ближайшие 12 месяцев, в то время как согласно МСФО 9 для второй и третьей стадии оценки обесценения финансовых активов необходимо определение ECL в течение срока жизни финансовых активов, который может составлять более 12 месяцев.

Для расчета PIT PD на основании данных, полученных с использованием подхода ТТС, целесообразно:

1. Идентифицировать макроэкономическую переменную, изменение которой влияет на дефолтное поведение заемщиков. Например, организация эмпирически или статистически, с использованием соответствующего уравнения регрессии, полагает, что изменение количества дефолтов в ее кредитном портфеле коррелирует с изменением ВВП.

2. Определить наблюдаемые ставки дефолта заемщиков на основании матриц перехода ТТС.

Миграцией кредитных рейтингов (credit rating migration)

называют дискретный процесс, заключающийся в изменении кредитных рейтингов в течение определенного интервала времени. Более высокий уровень миграции в низкие классы кредитного рейтинга ожидается в период экономического роста и в высокие классы кредитного рейтинга – в период кризиса [11].

Процесс миграции кредитных рейтингов характеризуется матрицей перехода (transition matrix), элементами которой являются изменения кредитного рейтинга заемщика от одной группы кредитного рейтинга к другой к концу заданного периода времени [12]. В матрице перехода ТТС в процентах от об-

щего числа заемщиков показана частота миграции в процентах от числа должников с лучшим внутренним кредитным рейтингом в направлении снижения кредитных рейтингов вплоть до дефолта в течение определенного периода, обычно 1 года. Последний столбец матрицы перехода – это наблюдаемые ставки дефолта за период. Условный пример матрицы перехода кредитных рейтингов заемщиков на 01.10.2018 приведен в *таблицах 1 и 2*.

3. Извлечь компонент цикличности из макроэкономической переменной, указанной в п. 1, с целью получения матрицы перехода PIT из матрицы перехода ТТС.

Таблица 1

**Матрица перехода ТТС кредитных рейтингов заемщиков на 01.10.2018**

Группа кредитного рейтинга	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Дефолт	Всего заемщиков по группе кредитного рейтинга
1	72	32	30	38	28	30	6	0	0	0	236
2	22	24	12	54	22	26	4	0	0	0	164
3	10	10	12	72	34	22	4	2	0	0	166
4	22	8	18	74	112	54	16	6	0	0	310
5	2	8	6	52	74	108	68	4	8	0	330
6	10	4	4	22	34	182	64	20	10	2	352
7	2	0	2	2	16	78	58	30	22	6	216
8	0	0	0	0	2	8	14	12	24	4	64
9	0	0	0	0	0	4	10	4	20	6	44
Дефолт	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	52

*Примечание.* Разработка автора.

Таблица 2

**Матрица перехода ТТС кредитных рейтингов заемщиков на 01.10.2018, %**

Группа кредитного рейтинга	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Дефолт	Всего
1	30,51	13,56	12,71	16,10	11,86	12,71	2,54	0,00	0,00	0,00	100,0
2	13,41	14,63	7,32	32,93	13,41	15,85	2,44	0,00	0,00	0,00	100,0
3	6,02	6,02	7,23	43,37	20,48	13,25	2,41	1,20	0,00	0,00	100,0
4	7,10	2,58	5,81	23,87	36,13	17,42	5,16	1,94	0,00	0,00	100,0
5	0,61	2,42	1,82	15,76	22,42	32,73	20,61	1,21	2,42	0,00	100,0
6	2,84	1,14	1,14	6,25	9,66	51,70	18,18	5,68	2,84	0,57	100,0
7	0,93	0,00	0,93	0,93	7,41	36,11	26,85	13,89	10,19	2,78	100,0
8	0,00	0,00	0,00	0,00	3,13	12,50	21,88	18,75	37,50	6,25	100,0
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,09	22,73	9,09	45,45	13,64	100,0
Дефолт	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100,00	100,0

*Примечание.* Разработка автора.

Согласно теории бизнес-цикла любое количество экономической величины, которое положительно коррелирует с общим состоянием экономики, считается проциклическим [13]. То есть любое количество экономического показателя, которое имеет тенденцию к увеличению во время роста экономики и тенденцию к снижению во время рецессии, классифицируется как проциклическое. ВВП является примером проциклического экономического показателя [14]. Ставки дефолта TTC DR, рассчитанные на основании моделей внутренних кредитных рейтингов, не отличались бы от PIT DR, если бы не было цикличности [15]. Таким образом, для получения PIT DR коэффициент цикличности должен быть рассчитан и добавлен в TTC DR.

Если имеется корреляция между ВВП и вероятностями дефолта, что подтверждается соответствующим уравнением регрессии, это статистически означает, что вероятность дефолта обратно пропорциональна изменению ВВП. Временному ряду номинального ВВП свойственен компонент тренда и компонент цикличности; таким образом, для расчета PIT DR необходимо извлечь компонент цикличности из данного временного ряда.

Компонент цикличности можно извлечь, применяя фильтр Ходрика – Прескотта [16] – метод сглаживания временного ряда, который используется для выде-

ления его длительных тенденций. Фильтр представляет собой двухсторонний линейный фильтр, который вычисляет сглаженный ряд  $S$  временного ряда  $Y$  путем минимизации рассеивания элементов ряда  $S$  вокруг  $Y$  при условии минимума суммы элементов дважды дифференцированного ряда  $S$ . В математическом выражении элементы сглаженного ряда  $S$  выбираются таким образом, чтобы минимизировать следующую функцию:

$$F(S) = \sum_{t=1}^T (Y_t - S_t)^2 + \lambda \times \sum_{t=2}^{T-1} ((S_{t+1} - S_t) - (S_t - S_{t-1}))^2 \rightarrow \min.$$

Параметр  $\lambda$  управляет мерой гладкости ряда  $S$ . Чем больше значение  $\lambda$ , тем более гладким получается ряд  $S$ . При  $\lambda \rightarrow \infty$  ряд  $S$  превращается в линейный тренд, при  $\lambda = 0$  ряд  $S$  совпадает с исходным рядом  $Y$ .

В макроэкономике данный метод используется для извлечения циклического компонента временного ряда, который отфильтровывает кратковременные колебания из этого ряда. Используя данные временного ряда реального ВВП и дефлятора ВВП, можно получить временной ряд ВВП в номинальном выражении. В целях извлечения компонента цикличности, необходимо для получения PIT DR на ближайшие 12 месяцев от определенного момента времени, данный временной ряд должен включать историческую инфор-

мацию и прогноз на этот период. Чтобы получить более сглаженный результат, можно использовать не фактическое значение ВВП в номинальном выражении, а его натуральный логарифм в качестве временного ряда. Условный временной ряд, представленный в таблице 3, включает историческую информацию до 01.10.2018 и поквартальный прогноз на ближайшие 12 месяцев. Компонент цикличности можно рассчитать с помощью статистического пакета EViews (Econometric Views) [17].

На рисунке 1 представлены компоненты цикличности, рассчитанные с помощью статистического пакета EViews на 4 прогнозные даты по отношению к дате условного примера из таблицы 3 – 01.10.2018 на основании данных динамики натурального логарифма значения ВВП в номинальном выражении за период времени с 01.01.2014 по 01.10.2019. Искомый компонент цикличности на ближайшие 12 месяцев от даты условной матрицы перехода кредитных рейтингов заемщиков (01.10.2018) равен сумме прогнозных квартальных значений компонентов цикличности за период с 01.01.2019 по 01.10.2019, то есть  $0,033 + 0,025 + 0,018 + 0,012 = 0,088$ . На эту сумму корректируется TTC DR в последовательности, описанной ниже.

4. На основании матрицы перехода TTC рассчитать кумулятивную матрицу (таблица 4).

Таблица 3

**Условный временной ряд ВВП по состоянию на 01.10.2018, включающий историческую и прогнозную информацию на ближайшие 12 месяцев**

Начало периода	ВВП в реальном выражении, %	Дефлятор ВВП	ВВП в номинальном выражении, %	Натуральный логарифм значения ВВП в номинальном выражении	Извлечение компонента тренда из натурального логарифма значения ВВП в номинальном выражении	Извлечение компонента цикличности из натурального логарифма значения ВВП в номинальном выражении
01.01.2014	1,009	1,190	1,201	0,18291	0,164	0,019
01.04.2014	1,009	1,187	1,198	0,18039	0,159	0,021
01.07.2014	1,015	1,172	1,190	0,17360	0,154	0,020
01.10.2014	1,016	1,184	1,203	0,18477	0,149	0,036
01.01.2015	1,017	1,178	1,198	0,18068	0,144	0,037
01.04.2015	0,979	1,230	1,204	0,18579	0,139	0,047
01.07.2015	0,960	1,198	1,150	0,13983	0,134	0,005

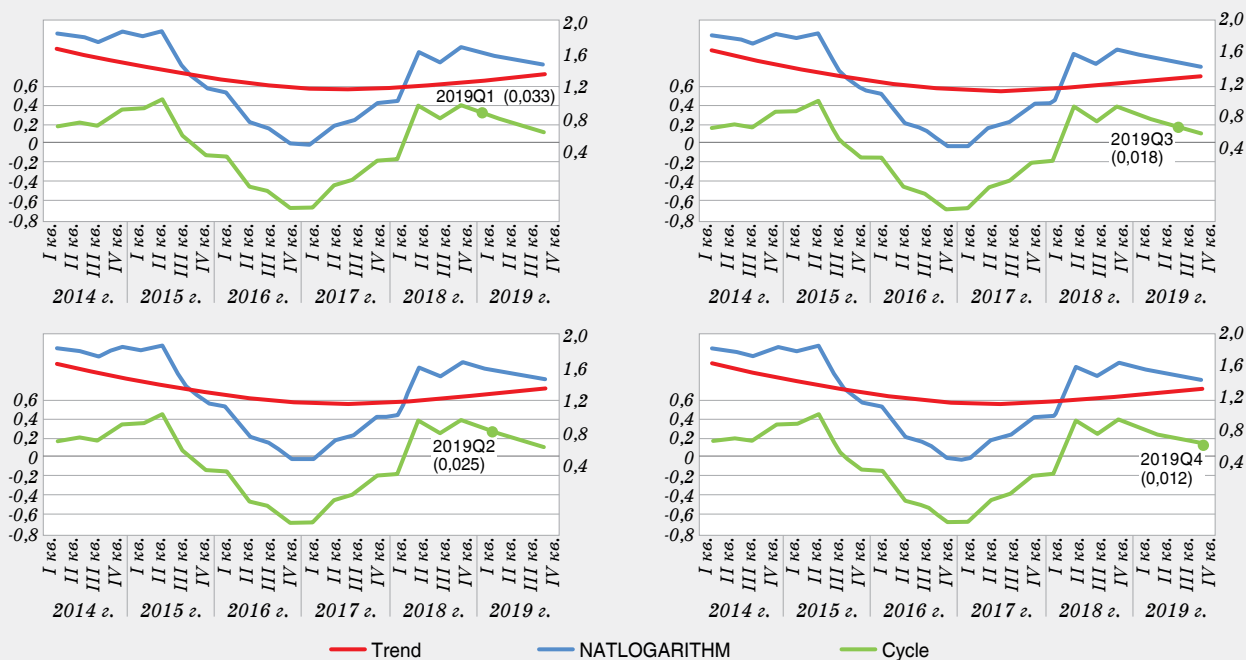
Продолжение таблицы 3

Начало периода	ВВП в реальном выражении, %	Дефлятор ВВП	ВВП в номинальном выражении, %	Натуральный логарифм значения ВВП в номинальном выражении	Извлечение компонента тренда из натурального логарифма значения ВВП в номинальном выражении	Извлечение компонента цикличности из натурального логарифма значения ВВП в номинальном выражении
01.10.2015	0,963	1,168	1,125	0,11759	0,130	-0,012
01.01.2016	0,961	1,164	1,119	0,11208	0,126	-0,014
01.04.2016	0,964	1,120	1,080	0,07666	0,123	-0,046
01.07.2016	0,973	1,100	1,070	0,06794	0,120	-0,052
01.10.2016	0,971	1,082	1,051	0,04938	0,118	-0,068
01.01.2017	0,974	1,078	1,050	0,04876	0,117	-0,068
01.04.2017	1,003	1,070	1,073	0,07065	0,116	-0,046
01.07.2017	1,011	1,070	1,082	0,07860	0,117	-0,038
01.10.2017	1,017	1,085	1,103	0,09844	0,117	-0,019
01.01.2018	1,024	1,081	1,107	0,10160	0,119	-0,017
01.04.2018	1,051	1,117	1,174	0,16039	0,121	0,040
01.07.2018	1,045	1,111	1,161	0,14928	0,123	0,026
01.10.2018	1,037	1,138	1,180	0,16560	0,125	0,040
<b>01.01.2019</b>	<b>Прогноз</b>		<b>1,173</b>	<b>0,15966</b>	<b>0,128</b>	<b>0,033</b>
<b>01.04.2019</b>			<b>1,167</b>	<b>0,15450</b>	<b>0,130</b>	<b>0,025</b>
<b>01.07.2019</b>			<b>1,162</b>	<b>0,14997</b>	<b>0,133</b>	<b>0,018</b>
<b>01.10.2019</b>			<b>1,157</b>	<b>0,14598</b>	<b>0,135</b>	<b>0,012</b>

Примечание. Разработка автора.

### Извлечение компонента цикличности из временного ряда реального ВВП (на основании данных таблицы 3)

Hodrick - Prescott Filter (lambda = 1 600)



Примечание. Разработка автора.

Рисунок 1

5. На основании кумулятивной матрицы (таблица 4) вычислить значение, обратное величине стандартного нормального кумулятивного распределения для заданного значения вероятности, используя функцию MS Excel НОРМ.СТ.ОБР [18]. Расчет осуществляется с помощью метода итераций. Стандартное нормальное кумулятивное

распределение является упрощенной версией функции нормального распределения, когда среднее значение распределения равно 0, а стандартное отклонение равно 1. Стандартная функция нормального кумулятивного распределения и обратное значение этой функции в иллюстративных целях показаны на рисунке 2.

6. Добавить вышеназванный компонент цикличности (п. 2) к значениям, полученным в таблице 5, как представлено в таблице 6.

7. Вычислить кумулятивную матрицу РИТ перехода кредитных рейтингов заемщиков, как представлено в таблице 7, с помощью функции MS Excel

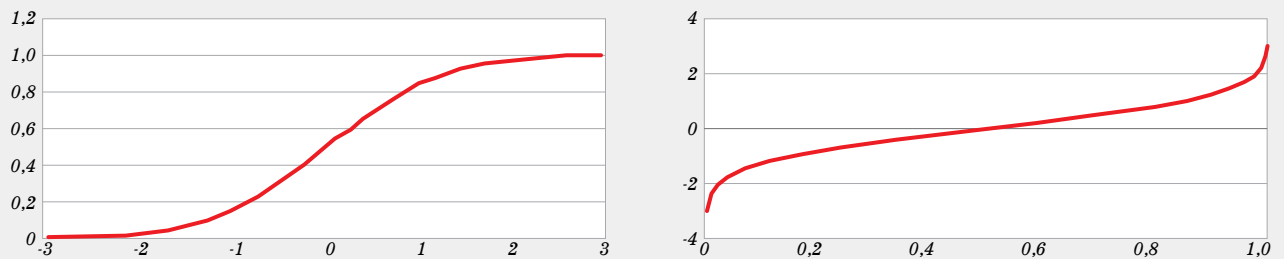
Таблица 4

**Кумулятивная матрица перехода ТТС кредитных рейтингов заемщиков на 01.10.2018, %**

В %	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Дефолт
1	30,51	44,07	56,78	72,88	84,75	97,46	100,00	100,00	100,00	100,0
2	13,41	28,05	35,37	68,29	81,71	97,56	100,00	100,00	100,00	100,0
3	6,02	12,05	19,28	62,65	83,13	96,39	98,80	100,00	100,00	100,0
4	7,10	9,68	15,48	39,35	75,48	92,90	98,06	100,00	100,00	100,0
5	0,61	3,03	4,85	20,61	43,03	75,76	96,36	97,58	100,00	100,0
6	2,84	3,98	5,11	11,36	21,02	72,73	90,91	96,59	99,43	100,0
7	0,93	0,93	1,85	2,78	10,19	46,30	73,15	87,04	97,22	100,0
8	0,00	0,00	0,00	0,00	3,13	15,63	37,50	56,25	93,75	100,0
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,09	31,82	40,91	86,36	100,0
Дефолт	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100,0

Примечание. Разработка автора.

**Стандартное нормальное кумулятивное распределение и обратное кумулятивное распределение**



Источник: [19].

Рисунок 2

Таблица 5

**Значение, обратное величине стандартного нормального кумулятивного распределения для заданных значений матрицы перехода ТТС кредитных рейтингов заемщиков на 01.10.2018**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Дефолт
1	-0,509832	-0,149251	0,170767	0,609229	1,025590	1,952765	7,941444	7,941444	7,941444	1
2	-1,107003	-0,581393	-0,375462	0,475899	0,904267	1,970505	7,941444	7,941444	7,941444	1
3	-1,552754	-1,172581	-0,867730	0,322614	0,959416	1,797293	2,255589	7,941444	7,941444	1
4	-1,468621	-1,300153	-1,015899	-0,270083	0,689796	1,468621	2,067260	7,941444	7,941444	1
5	-2,508596	-1,876359	-1,659725	-0,820166	-0,175603	0,698526	1,794538	1,973094	7,941444	1
6	-1,904707	-1,753330	-1,633934	-1,207414	-0,805633	0,604585	1,335178	1,823803	2,531313	1

Продолжение таблицы 5

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Де-фолт
7	-2,355084	-2,355084	-2,085356	-1,914506	-1,271070	-0,092972	0,617300	1,128144	1,914506	1
8	-7,941345	-7,854929	-7,803948	-7,767580	-1,862732	-1,009990	-0,318639	0,157311	1,534121	1
9	-7,941345	-7,854929	-7,803948	-7,767580	-7,739256	-1,335178	-0,472789	-0,229884	1,096804	1
Де-фолт	-7,941345	-7,854929	-7,803948	-7,767580	-7,739256	-7,716040	-7,696357	-7,679268	-7,664164	1

*Примечание. Разработка автора.*

НОРМ.СТ.РАСП. Данная функция используется для расчета нормального распределения для указанного среднего и стандартного отклонения и определяет стандартное нормальное интеграль-

ное распределение. Стандартное нормальное распределение – это нормальное распределение с параметрами 0 и 1 для математического ожидания и дисперсии соответственно. Уравнение плотности

стандартного нормального распределения  $\varphi(z)$  для нормированных данных ( $z$ ) имеет следующий вид:

$$\varphi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}}.$$

Таблица 6

**Значение, обратное величине стандартного нормального кумулятивного распределения для заданных значений матрицы перехода ТТС кредитных рейтингов заемщиков с учетом компонента цикличности на 01.10.2018**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Де-фолт
1	-0,421832	-0,061251	0,258767	0,697229	1,11359	2,040765	8,029444	8,029444	8,029444	1
2	-1,019003	-0,493393	-0,287462	0,563899	0,992267	2,058505	8,029444	8,029444	8,029444	1
3	-1,464754	-1,084581	-0,77973	0,410614	1,047416	1,885293	2,343589	8,029444	8,029444	1
4	-1,380621	-1,212153	-0,927899	-0,182083	0,777796	1,556621	2,15526	8,029444	8,029444	1
5	-2,420596	-1,788359	-1,571725	-0,732166	-0,087603	0,786526	1,882538	2,061094	8,029444	1
6	-1,816707	-1,66533	-1,545934	-1,119414	-0,717633	0,692585	1,423178	1,911803	2,619313	1
7	-2,267084	-2,267084	-1,997356	-1,826506	-1,18307	-0,004972	0,7053	1,216144	2,002506	1
8	-7,853345	-7,766929	-7,715948	-7,67958	-1,774732	-0,92199	-0,230639	0,245311	1,622121	1
9	-7,853345	-7,766929	-7,715948	-7,67958	-7,651256	-1,247178	-0,384789	-0,141884	1,184804	1
Де-фолт	-7,853345	-7,766929	-7,715948	-7,67958	-7,651256	-7,62804	-7,608357	-7,591268	-7,576164	1

*Примечание. Разработка автора.*

Таблица 7

**Кумулятивная матрица перехода РИТ кредитных рейтингов заемщиков на 01.10.2018, %**

В %	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Дефолт
1	33,7	47,6	60,2	75,7	86,7	97,9	100,0	100,0	100,0	100,0
2	15,4	31,1	38,7	71,4	83,9	98,0	100,0	100,0	100,0	100,0
3	7,1	13,9	21,8	65,9	85,3	97,0	99,0	100,0	100,0	100,0
4	8,4	11,3	17,7	42,8	78,2	94,0	98,4	100,0	100,0	100,0
5	0,8	3,7	5,8	23,2	46,5	78,4	97,0	98,0	100,0	100,0
6	3,5	4,8	6,1	13,1	23,6	75,6	92,3	97,2	99,6	100,0
7	1,2	1,2	2,3	3,4	11,8	49,8	76,0	88,8	97,7	100,0
8	0,0	0,0	0,0	0,0	3,8	17,8	40,9	59,7	94,8	100,0
9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	10,6	35,0	44,4	88,2	100,0
Дефолт	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	100,0

*Примечание. Разработка автора.*

Это распределение имеет среднее отклонение, равное нулю, и стандартное отклонение, равное единице. Данную функцию возможно использовать вместо таблиц площадей стандартной нормальной кривой.

8. Исключив из матрицы перехода кумулятивный компонент, получить искомую скорректированную на цикличность матрицу перехода PIT DR.

Среднепортфельное значение PD из матрицы PIT DR (таблица 8), иначе называемое центральной тенденцией (далее – СТ), определяемое как средневзвешенное количество выходов заемщиков в дефолт по группам кредитного рейтинга 1–9 по отношению к общему количеству заемщиков, равно 0,8%.

9. Построить кривую ставок дефолта PIT DR, используя ставки дефолта DR по всем группам кредитного рейтинга, и откалибровать ее с целью получения искомых вероятностей дефолта в момент времени PIT PD с помощью общепринятых методов калибровки, например Quasi Moment Matching (далее – метод QMM), предложенного D. Tasche [20; 21] или M. Van der Burgt [22]. Цель – получение вероятностей дефолта PIT PD для каждой группы кредитного рейтинга на ближайшие 12 месяцев с надлежащей предсказательной силой и низкой волатильностью. Использование статистических ме-

тодов в оценке кредитного риска в значительной степени зависит от наличия данных, особенно в случае относительно низкого количества событий дефолтов (например, по суверенным облигациям или по операциям банков). В этом случае модели, основанные исключительно на статистике таких событий, могут демонстрировать высокую степень волатильности.

В обоих случаях калибровка основана на истории наблюдений выходов в дефолт и целевых значениях PD, равных СТ.

9.1. Метод QMM соотносится с концепцией логистической регрессии, так как используется для определения PD по заемщикам, для которых определяется кредитный рейтинг, где диапазоны базовых параметров обычно определяются с использованием логистической регрессии. Метод калибровки Tasche (2013) основан на аппроксимации распределения условных значений дефолтов и организаций с хорошим финансовым положением параметрическому распределению, которое можно выразить с помощью функции плотности и функций распределения. Калибровка основана на точностной характеристике рейтинговой модели – целевом коэффициенте точности assigasy ratio (далее – AR, графически представленном на рисунке 4) с сохранением наблюдаемого средневзвешенного количества выходов заемщиков в

дефолт – исходной СТ портфеля заемщиков.

Для использования метода QMM необходимо установить целевое значение PD, равное СТ, предположив участие целевой выборки определенного количества заемщиков в состоянии дефолта по отношению к общему количеству заемщиков, а также целевое значение AUC<sup>2</sup>, которое может быть определено по следующей формуле:

$$AUC = (n_D n_{ND})^{-1} \sum_{i=1}^{n_D} \sum_{j=1}^{n_{ND}} \delta_{y_i}(x_j),$$

где  $n_D$  – количество заемщиков в дефолте,  $n_{ND}$  – количество заемщиков, вышедших из дефолта (не находящихся в дефолте),  $x_1, \dots, x_{n_D}$  – выборка баллов (скор) заемщиков в дефолте,  $y_1, \dots, y_{n_N}$  – выборка баллов (скор) заемщиков, вышедших из дефолта (не находящихся в дефолте),

$$\delta_w(z)f(x) = \begin{cases} 1, & \text{где } z \leq w \\ 0, & \text{где } z > w \end{cases}$$

Основа метода QMM – гипотеза, что AR как определяющая составляющая рейтинговой модели имеет влияние на кривую вероятности дефолта. Для применения метода требуются выбор целевых значений AR и информация о распределении заемщиков по группам кредитного рейтинга.

При установке минимально допустимого значения AR можно ориентироваться на значение, рекомендованное Международным валютным фондом (0,69) [22].

Таблица 8

**Матрица перехода PIT DR кредитных рейтингов заемщиков на 01.10.2018, %**

В %	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Дефолт
1	33,66	13,90	12,65	15,51	11,01	11,21	2,06	0,00	0,00	0,00
2	15,41	15,68	7,60	32,67	12,59	14,08	1,98	0,00	0,00	0,00
3	7,15	6,76	7,87	44,15	19,32	11,78	2,01	0,95	0,00	0,00
4	8,37	2,90	6,40	25,10	35,39	15,86	4,42	1,56	0,00	0,00
5	0,77	2,91	2,11	17,40	23,31	31,91	18,59	1,02	1,96	0,00
6	3,46	1,33	1,31	7,04	10,50	51,92	16,69	4,94	2,35	0,44
7	1,17	0,00	1,12	1,10	8,45	37,96	26,17	12,83	8,93	2,26
8	0,00	0,00	0,00	0,00	3,80	14,03	23,05	18,81	35,07	5,24
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,62	24,40	9,34	43,84	11,80
Дефолт	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100,00

*Примечание.* Разработка автора.

<sup>2</sup> AUC – площадь под кривой ошибок (area under the curve) – является агрегированной характеристикой качества классификации, не зависящей от соотношения цен ошибок. Кривая ошибок (receiver operating characteristic, далее – ROC) используется для визуализации результата работы модели, а AUC – для оценки ее качества.



Калибровку можно осуществить, используя язык программирования для статистической обработки данных и свободную программную среду вычислений с открытым исходным кодом R [24] (далее – R). R поддерживает спектр статистических и численных методов и обладает расширяемостью с помощью пакетов. Пакеты представляют собой библиотеки для работы специфических функций или специальных областей применения. С целью калибровки вероятности дефолта используется функция `QMMRecalibrate` пакета `LDPD` [25]. Код R записывают в виде скриптовой программы (или скрипта) – последовательности команд, записанных в текстовом формате. Формат вывода информации в интерфейсе командной строки – простой текстовый вывод.

Откалибруем с использованием R матрицу PIT DR из таблицы 8 и получим вероятности дефолта PIT PD.

Искомая вероятность дефолта PIT PD после калибровки – столбец таблицы `condPD.ac`. Коэффициенты центральной тенденции – столбцы `CT.ac` и `CT.bc`, они совпадают с соответствующим значением матрицы PIT DR из таблицы 8. Столбец `portf`. `uncond` – распределение заемщиков по группам 1–9 кредитного рейтинга из таблицы 1 по классам рейтинга от низкого кредитного качества к более высокому. Коэффициенты AR до и после калибровки – столбцы `AR.ac` `AR.bc` соответственно – не ниже рекомендованного значения – 75%.

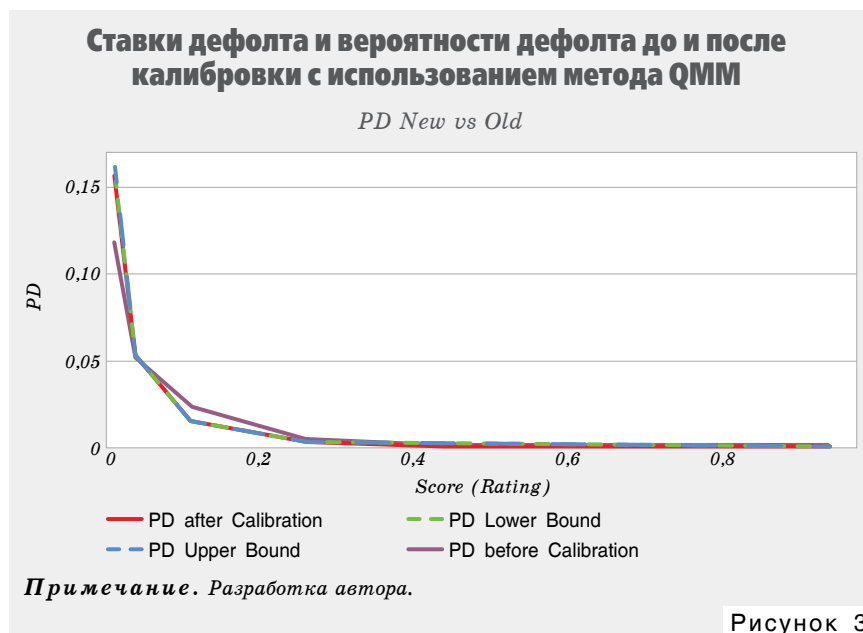


Рисунок 3

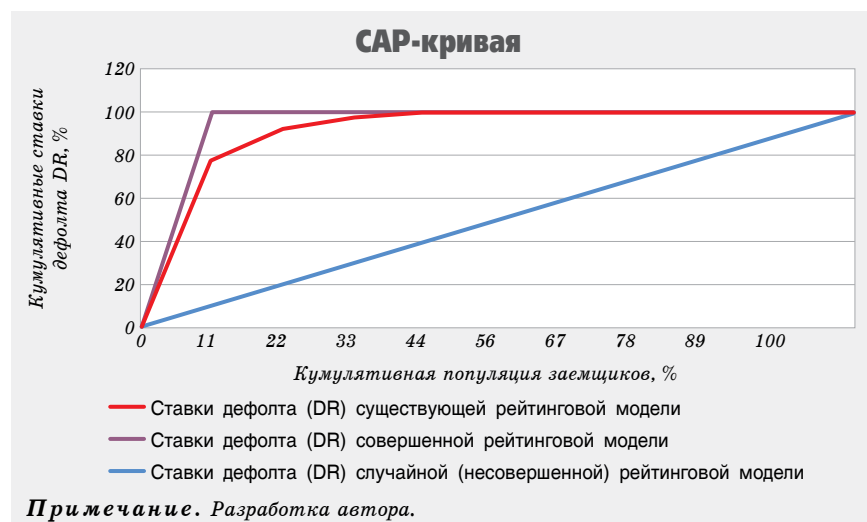
```

Код с заданным целевым значением AR (1):
library (LDPD)
pd <- c( 0.118047561942621,
0.0523887700396803,
0.0226151786248083,
0.00440535203978221, 0, 0, 0, 0,0)
porfolio <- c(44, 64, 216, 352,
330, 310, 166, 164,236 )
prtfgood <- c(39, 61, 211, 350,
330, 310, 166, 164,236)
qmm <- QMMRecalibrate(0.008,
pd, porfolio, portf.condND =
prtfgood, AR.target = 0.75,
rating.type = 'RATING').
    
```

Построим соответствующий график, для чего дополним код (1) командой `QMMPlot(qmm)`. Результат представлен на рисунке 3.

График содержит условные значения PD: до калибровки (с CT и AR исходной выборки PIT DR); после калибровки (с целевыми значениями CT и AR); верхний доверительный интервал для PD (целевые значения CT и AR минус одно стандартное отклонение коэффициента AR исходной выборки PIT DR); нижний доверительный интервал для PD (целевые значения CT и AR плюс одно стандартное отклонение коэффициента AR исходной выборки PIT DR).

9.2. Метод калибровки портфелей дефолтов, предложенный M. Van der Burgt (2008), основан на концепции получения производной функции закрытой формы от параметров кривой кумулятивного точностного профиля – Cumulative accuracy profile, используемой для визуализации дискриминационной силы модели (далее – CAP-кривая) и используется в общем случае для портфеля заемщиков, распределенных по классам кредитного рейтинга, что позволяет построить данную кривую. С учетом предположения, что вероятности дефолта возрастают экспоненциально с классом кредитного рейтинга, производная CAP-кривой, которая позволяет рассчитать трансформационную функцию ставок дефолта в вероятности дефолта, выражается формулой:



Примечание. Разработка автора.

Рисунок 4

Таблица 9

**Калибровка вероятности дефолта PIT PD в условиях матрицы перехода кредитных рейтингов заемщиков PIT DR (таблица 8) с использованием метода QMM**

alpha	beta	CT.ac (%)	AR.ac (%)	CT.bc (%)	AR.bc (%)	AR.sdev (%)	condPD.ac (%)	condPD.bc (%)	condPD.ac.upper (%)	condPD.ac.lower (%)	portf.cumdist (%)	portf.uncond
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	10,93	11,80	11,19	10,67	1,04	44
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	4,56	5,24	4,60	4,51	3,72	64
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	1,73	2,26	1,71	1,74	11,01	216
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	0,61	0,44	0,60	0,63	26,03	352
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	0,25	0,00	0,24	0,26	44,24	330
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	0,12	0,00	0,11	0,12	61,38	310
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	0,06	0,00	0,06	0,06	74,13	166
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	0,04	0,00	0,03	0,04	82,97	164
-6,2419	-1,79377	0,80	75,00	0,80	85,08	0,70	0,01	0,00	0,01	0,01	93,68	236

*Примечание. Разработка автора.*

$$y(z) = \frac{1 - e^{-\theta \times z}}{1 - e^{-\theta}}$$

где  $y$  представляет собой дефолт как функцию от кумулятивного значения заемщиков в процентах (то есть  $z$ ), а  $\theta$  – это параметр вогнутой поверхности CAP-кривой. CAP-кривая в иллюстративных целях показана на рисунке 4.

Площадь между кривыми существующей и случайной (несовершенной) рейтинговых моделей (в процентах от общей площади) – это коэффициент точности AR.

С целью калибровки вероятности дефолта используется функция `VDBCALIBRATEPD` пакета `LDPD` в R [25], которая калибрует условные вероятности дефолта (PD) по методу, предложенному M. Van der Burgt. Разложение PD по классам рейтинга основано на сглаженной CAP-кривой и целевом значении CT. Для целей калибровки используется однопараметрическая аппроксимация CAP-кривой. Метод аппроксимирует кривую AR экспоненциальной зависимостью.

Код (с заданным параметром AR = 0,8% и CT = 75%) (2):  
`library(LDPD)`  
`pd <- c(0.118047561942621,`  
`0.0523887700396803,`  
`0.0226151786248083,`  
`0.00440535203978221, 0, 0, 0,`  
`0,0)`

```
portfolio <- c(44, 64, 216, 352,
330, 310, 166, 164,236)
arm <- AReestimate(pd, portfolio,
rating.type = "RATING")
vdbc <- VDBCALIBRATEPD(portfolio,
arm[['CT']], 0.008, 0.75, rating.
type = 'RATING')
arm <-
AReestimate(vdbc[['condPD']],
portfolio, rating.type =
"RATING").
```

Искомые вероятности дефолта – столбец `condPD`. Столбец `portf.uncond` – среднепортфельный PD после калибровки или CT. Данный показатель необходим для проверки размера вычислительной погрешности итогового CT от CT исходной выборки PIT DR, возникающей из-за аппроксимации кривой AR посредством экспоненциальной зависимости по методу M. Van der Burgt.

Заметим, что в таблице 8 (исходная матрица PIT DR) и таблице 10 (откалиброванные по методу M. Van der Burgt PIT PD) видно, что коэффициенты CT имеют различное значение (0,8% и 0,77% соответственно), несмотря на то, что в коде (2) значение CT было задано на уровне данной исходной матрицы (0,8%). Это связано с тем, что при использовании калибровки по методу M. Van der Burgt у искомого значения PD более низкий доверительный интервал (целевые значения AR и CT с учетом стандартного от-

клонения AR). В то же время при использовании метода калибровки QMM данные коэффициенты эквивалентны, что видно в столбце CT.ac таблицы 9. Это связано с тем, что в основе QMM лежит логистическая регрессия, которая дает меньшую погрешность.

Подводя итог, можно сделать вывод о возможности осуществления следующих действий для калибровки ставок дефолта TTC DR, используемых для регулятивных целей и кредитного риск-менеджмента, в вероятности дефолта PIT PD, необходимых для расчета ожидаемых кредитных убытков в соответствии с МСФО 9:

- извлечение компонента цикличности из значимой макроэкономической переменной и расчет скорректированной на компонент цикличности матрицы перехода PIT DR на основе матрицы перехода TTC DR;

- калибровка ставок дефолта PIT DR в вероятности дефолта PIT PD.

Полученные в результате калибровки значения вероятностей дефолта PIT PD по каждой группе кредитного рейтинга следует увязать со значимыми макроэкономическими переменными путем расчета и тестирования соответствующего уравнения регрессии. Подставляя прогнозное значение макроэкономической переменной с использованием

Таблица 10

**Калибровка вероятности дефолта PIT PD в условиях матрицы перехода кредитных рейтингов заемщиков PIT DR (таблица 8) с использованием метода M. Van der Burgt**

lambda	condPD (%)	portf.cumdist (%)	portf.uncond (%)	rating.type
7,788154	5,69	1,17	0,77	RATING
7,788154	4,55	4,04	0,77	RATING
7,788154	2,55	11,48	0,77	RATING
7,788154	0,79	26,57	0,77	RATING
7,788154	0,19	44,69	0,77	RATING
7,788154	0,05	61,69	0,77	RATING
7,788154	0,02	74,34	0,77	RATING
7,788154	0,01	83,10	0,77	RATING
7,788154	0,00	93,73	0,77	RATING
AR	СТ			
73,87	0,77			

*Примечание. Разработка автора.*

при необходимости нескольких сценариев этого прогноза в данное уравнение, можно получить вероятность дефолта с учетом прогнозного значения значимого макроэкономического показате-

ля с ее аппроксимацией на срок жизни финансового актива (где необходимо), что соответствует требованиям МСФО 9.

Эта последовательность дальнейших преобразований веро-

ятности дефолта PIT PD будет рассмотрена в последующих публикациях.

\* \* \*

*Материал поступил 12.04.2019.*

**Библиографический список:**

1. Basel III: A Global Regulatory Framework for More Resilient Banks and Banking Systems [Electronic resource] // Bank for International Settlements, Basel, Switzerland. – Mode of access: <https://www.bis.org/publ/bcbs189.htm>. – Date of access: 10.04.2019.
2. IFRS 9 Financial Instruments para 5.5.17. [Electronic resource]. – Mode of access: <https://www.ifrs.org/issued-standards/list-of-standards/ifrs-9-financial-instruments/>. – Date of access: 10.04.2019.
3. Consultative Document: The Internal Ratings-Based Approach [Electronic resource] // Bank for International Settlements, Basel, Switzerland. – Mode of access: <https://www.bis.org/publ/bcbsca05.pdf>. – Date of access: 10.04.2019.
4. Маслёнкова, М.В. Использование концепций PIT-TTC при моделировании вероятности дефолта корпоративных заемщиков / М.В. Маслёнкова // Научный альманах. – 2016. – № 3-1 (17). – С. 203-208.
5. Gunnvald, R. Estimating Probability of Default Using Rating Migrations in Discrete and Continuous Time [Electronic resource] / Rickard Gunnvald // KTH Royal Institute of Technology. – Mode of access: <https://www.math.kth.se/matstat/seminarier/reports/M-exjobb14/140908.pdf>. – Date of access: 10.04.2019.
6. Basel II International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework [Electronic resource] // Bank for International Settlements, Basel, Switzerland. – Mode of access: <https://www.bis.org/publ/bcBS128.PDF>. – Date of access: 10.04.2019.
7. Eighteenth Meeting of the IMF Committee on Balance of Payments Statistics Washington, D.C., June 27 – July 1, 2005 The Treatment of Nonperforming Loans BOPCOM-05/29 [Electronic resource] // The International Monetary Fund. – Mode of access: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/bop/2005/18.htm>. – Date of access: 10.04.2019.
8. Conze, Antoine. Probabilities of Default for Impairment Under IFRS 9 [Electronic resource] / Antoine Conze // Social Science Research Network. – Mode of access: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2685099](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2685099). – Date of access: 10.04.2019.
9. Halan Manoj Kumar. Modelling loss given default – a practical methodology [Electronic resource] / Halan Manoj Kumar // LinkedIn. – Mode of access: <https://www.linkedin.com/in/halanmanojkumar>. – Date of access: 10.04.2019.
10. Riskquest. Prediction-in-ifrs9 [Electronic resource] // Riskquest. – Mode of access: <http://www.riskquest.com/category/research-papers/>. – Date of access: 10.04.2019.
11. Nehrebecka, Natalia. Probability-of-default curve calibration and validation of internal rating systems / Natalia Nehrebecka // Eighth IFC Conference on «Statistical implications of the new financial landscape» Basel. – September 2016. – 44 p.
12. Лобанов, А.А. Энциклопедия финансового риск-менеджмента / А.А. Лобанов, А.В. Чугунов. – Альпина Паблишер, 2003. – 785 с.
13. Kenton, Will. Proccyclic [Electronic resource] // Investopedia. – Mode of access: <https://www.investopedia.com/terms/p/proccyclic.asp>. – Date of access: 10.04.2019.
14. Abel, A.B. Macroeconomics / A.B. Abel, B.S. Bernanke, D. Croushore. – Pearson Education, Inc., 2013. – 672 p.
15. Halan Manoj Kumar. Cyclical factor in probability of default – an illustration [Electronic resource] // LinkedIn. – Mode of access: <https://www.linkedin.com/pulse/cyclical-factor-probability-default-illustration>. – Date of access: 10.04.2019.

16. Hodrick, Robert. *Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation* / Robert Hodrick, Edward C. Prescott // *Journal of Money, Credit, and Banking*. – 1997. – № 29 (1). – P. 1–16.
17. IHS Global Inc [Electronic resource]. – Mode of access: <http://www.eviews.com/home.html>. – Date of access: 10.04.2019.
18. Microsoft [Electronic resource]. – Mode of access: <https://support.microsoft.com/en-us/help/826772/excel-statistical-functions-normsinv>. – Date of access: 10.04.2019.
19. ExcelFunctions.net [Electronic resource]. – Mode of access: <https://www.excelfunctions.net/excel-normsinv-function.html>. – Date of access: 10.04.2019.
20. Tasche, D. *Estimating discriminatory power and PD curves when the number of defaults is small* / D. Tasche // Working paper, Lloyds Banking Group. – 2009. – 58 p.
21. Tasche, D. *The art of probability-of-default curve calibration* / D. Tasche // *Journal of Credit Risk*. – 2013. – № 9. – P. 63–103.
22. Van der Burgt, M. *Calibrating low-default portfolios, using the cumulative accuracy profile* / M. Van der Burgt // *Journal of Risk Model Validation*. – 2008. – № 1(4). – P. 17–33.
23. Irwin, R. John. *Appraising Credit Ratings: Does the CAP Fit Better than the ROC?* / R. John Irwin, Timothy C. Irwin // *IMF Working Paper*. – Mode of access: <https://www.imf.org/~media/Websites/IMF/imported-datasets/external/pubs/ft/wp/2012/Data/wp12122.ashx>. – Date of access: 10.04.2019.
24. *The R Project for Statistical Computing* [Electronic resource]. – Mode of access: <https://www.r-project.org/>. – Date of access: 10.04.2019.
25. R: Documentation [Electronic resource]. – Mode of access: <https://www.rdocumentation.org/packages/LDPD/versions/1.1.2>. Author: Denis Surzhko [densur@gmail.com](mailto:densur@gmail.com). – Date of access: 10.04.2019.

## Adjustment of default rates with the purpose of assessing the expected credit losses on financial assets according to the IFRS 9

**Tatsiana CHUNIKHINA**, *Belinvestbank JSC, Head of Consolidated Reporting on IFRS and NFRS, FCCA, Master, postgraduate, BSU, Republic of Belarus, Minsk, e-mail: [tatiana-chunikhina@yandex.ru](mailto:tatiana-chunikhina@yandex.ru)*.

**Abstract.** *The article considers provisions of the new IFRS 9 Financial Instruments regarding expected credit losses on financial assets (ECL). Given that IFRS 9 does not provide specific methods for calculating the ECL, the author presents her own vision of one of the possible methods to adjust default rates in order to estimate the expected credit losses on financial assets in accordance with IFRS 9.*

**Keywords:** *IFRS 9; expected credit losses (ECL); probability of default (PD); TTC PD; PIT PD, transition matrix; calibration.*