

В статье на основании проектного опыта по автоматизации требований МСФО (IFRS) 9 рассмотрены практические подходы к расчету резервов на покрытие ожидаемых кредитных убытков (ECL) с акцентом на моделирование ключевых индикаторов риска, таких как вероятность дефолта (PD) заемщиков, уровень потерь в случае дефолта (LGD), объем активов под риском (EAD). Кроме того, описаны направления оптимизации оценок ECL для уточнения объема необходимых резервов и снижения давления на показатели достаточности капитала банка.

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике



Алексей АНТОНОВ,
компания «Неофлекс»,
директор практики
«Технологии финансо-
вых рынков и управле-
ния рисками», к.э.н.

Разработка нового стандарта финансового учета финансовых инструментов МСФО (IFRS) 9, призванного прийти на смену МСФО (IAS) 39, началась несколько лет назад, и уже короткое время спустя стало понятно, что нововведения стандарта окажут значительное влияние на весь финансовый сектор, прежде всего на область, связанную с формированием резервов на возможные потери. Как известно, в рамках МСФО (IFRS) 9 вводится подход оценки резервов на базе оценки будущих ожидаемых кредитных потерь (Expected Credit Loss, ECL)¹, в отличие от правил предыдущего стандарта, в рамках которого использовалась модель вмененных убытков (incurred loss). Новый подход был призван исправить недостаток подхода МСФО (IAS) 39, связанный с упором на анализ исторической информации, а также недостаточным учетом возможных внешних по отношению к банку факторов, которые могут повлиять на уровень кредитного риска.

Вступление в силу нового стандарта почти сразу оказало значительное давление на уровень формируемых резервов и соответ-

¹ По определению ECL представляет собой взвешенную по вероятности оценку приведенной стоимости денежных потоков, находящихся под риском дефолта.

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

ственно достаточность капитала банков. В Европе и ряде других стран МСФО (IFRS) 9 вступил в силу в 2018 г., поэтому уже сейчас возможно оценить реальное влияние новых правил формирования резервов, взглянув на финансовую отчетность за 6 месяцев.

Как показали исследования KPMG¹, соответствующие показатели в среднем по рынку в целом согласуются с результатами оценочных исследований, проведенных ЕБА в 2017 г.

Согласно опросам ЕБА², для европейских банков рост резервов в сравнении с расчетами по МСФО (IAS) 39 составил в среднем 13%, а для 75% банков-респондентов показатель роста оказался еще выше — около 18%.

Что касается влияния на капитал, то в среднем коэффициент достаточности основного капитала (CET1 ratio) снизился на 45 базисных пунктов, при этом у основной части респондентов (86%) снижение составило 10 базисных пунктов.

Для другой части стран, в числе которых Россия, Австралия и Новая Зеландия, стандарт начнет действовать с 1 января 2019 г., а во многих азиатских странах, таких как Вьетнам, Малайзия и Индонезия, он будет введен в действие только к 2020 г.

Тем не менее, регуляторы в большинстве стран требуют от банков проведения оценочных исследований по влиянию новых правил расчета резервов на капитал. И здесь тенденция остается прежней: по оценкам рейтинговых агентств Fitch и Moody's, сделанным в разное время в течение последнего года, большинство банков также столкнутся с необходимостью доначисления резервов и снижением CET1 в объеме до 50 процентных пунктов.

Данная статистика согласуется и с нашими наблюдениями. В среднем рост объема резервов у наших клиентов составил от 5 до 10% по сравнению с расчетами, проведенными по правилам МСФО (IAS) 39 в предыдущих отчетных периодах.

Основная причина роста резервов, рассчитанных по МСФО (IFRS) 9, кроется в том, что в рамках модели ожидаемых кредитных убытков МСФО (IFRS) 9 постулирует необходимость использовать прогнозы значений риск-факторов в будущих периодах, а также доступную внешнюю информацию для прогнозирования влияния будущей макроэкономической ситуации на вероятность дефолта контрагентов банка.

¹ IFRS 9 bank disclosures. Half-year reporting adds new insights on impairment. August 30, 2018 (<https://home.kpmg.com/xx/en/home/insights/2018/08/real-time-ifs9-financial-instruments-half-year-h1-reporting0.html>).

² EBA Report on Results From The Second EBA Impact Assessment of IFRS 9. July 13, 2017 (<http://www.eba.europa.eu/documents/10180/1720738/EBA+Report+on+results+from+the+2nd+EBA+IFRS9+IA.pdf>).

Алексей АНТОНОВ

Как известно, речь идет о PD, LGD и EAD. В общем виде формула расчета ECL для контрактов, не находящихся в дефолте, может быть записана следующим образом:

$$ECL_j(t_0) = \sum_{\tau=BSD}^T \frac{MPD_j(MOB, \tau) \times EAD_{j,t} \times LGD_j(\tau)}{(1 + EIR)^{\frac{\tau - t_0}{YearBasis}}},$$

где j — макроэкономический сценарий;

$MPD_j(MOB, \tau)$ — средневзвешенная маржинальная вероятность дефолта для выбранного сценария;

$LGD_j(\tau)$ — средневзвешенный уровень потерь в случае дефолта для выбранного сценария;

$EAD_{j,t}$ — сумма под риском для соответствующего периода (для внебалансовых контрактов может быть также взвешена по вероятности сценария посредством применения различных CCF);

EIR — эффективная процентная ставка по контракту;

T — переменная, определяемая в зависимости от срока и стадии погашения.

В рамках нового стандарта значительно повышается роль количественных моделей и, как следствие, оценочных профессиональных суждений, неизбежно лежащих в их основе.

Кроме того, при оценке указанных риск-факторов требуется учитывать различные сценарии развития макроэкономической ситуации в будущем, взвешивая прогнозы риск-факторов по вероятности каждого из выбранных сценариев. Другим серьезным нововведением стало требование формировать резервы с учетом всех ожидаемых денежных потоков по контракту в случае появления факторов «существенного ухудшения кредитного качества» контракта. Само это понятие в стандарте до конца не конкретизируется: предполагается, что банки самостоятельно разработают набор соответствующих количественных и качественных критериев ухудшения кредитного качества, позволяющих заранее предсказать негативные кредитные события по контракту.

Таким образом, в рамках нового стандарта значительно повышается роль количественных моделей и, как следствие, оценочных профессиональных суждений, неизбежно лежащих в их основе. Интересно, что это в какой-то степени противоречит последним тенденциям в регуляторных изменениях, вводимых Базельским комитетом по банковскому надзору в части оценки достаточности капитала, согласно которым вместо внутренних математических моделей и оценочных суждений предпочтение, наоборот, отдается использованию стандартных подходов с формулами и коэффициентами, откалиброванными самим регулятором. Хорошим примером здесь могут служить последние инициативы Базельского комитета, такие как IRRBB, SA-CCR и FRTB.

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

Как следствие, помимо новых особенностей учета финансовых инструментов¹, ответственность за реализацию которых, как правило, лежит на финансовых департаментах банков, вступление в действие МСФО (IFRS) 9 оказало значительное влияние на объем задач подразделений, отвечающих за управление кредитными рисками. Так, например, согласно исследованиям Bloomberg, для 71% банков Азиатско-Тихоокеанского региона (APAC), участвовавших в опросе, основная сложность внедрения МСФО (IFRS) 9 заключалась именно в разработке и поддержке актуальности моделей кредитного риска. Более половины респондентов указали, что испытывали трудности, связанные с необходимостью моделирования макроэкономической поправки (56%), а также со сбором и обработкой исторических данных, необходимых для моделирования (52%)².

С учетом того, что МСФО (IFRS) 9 не дает никаких предписаний относительно конкретных методов разработки кредитных моделей, особую актуальность приобретает вопрос выбора практических подходов к моделированию, с одной стороны, позволяющих удовлетворить общие регуляторные требования стандарта и требования аудиторов, а с другой — соответствующих объему и полноте статистической информации, доступной для банка.

Подходы к моделированию вероятности дефолта

В контексте МСФО (IFRS) 9 возможные подходы к моделированию вероятности дефолта можно разделить на две большие группы.

К первой группе можно отнести модели коллективного анализа, когда предположение о параметрах прогнозируемой кривой вероятности дефолта делается на основании исторической информации о наблюдаемых дефолтах в отдельных группах контрагентов, объединенных в сегменты по уровням кредитного качества. При оценке уровня дефолтов в расчет принимается достаточно ограниченное число параметров, определяющих сегментацию портфеля.

Вторую группу моделей составляют модели индивидуального анализа, в рамках которых моделируется зависимость вероятности

В контексте МСФО (IFRS) 9 возможные подходы к моделированию вероятности дефолта можно разделить на две большие группы: это модели коллективного и индивидуального анализа.

¹ В частности, речь идет о правилах классификации финансовых инструментов и разработки SPPI-тестов. Для некоторых юрисдикций, где предыдущий стандарт — МСФО (IAS) 39 — не внедрен или частично внедрен (как, например, в России), масштабную задачу также представляет реализация расчета амортизированной стоимости, равномерного учета в стоимости финансовых инструментов (амортизации) комиссий, штрафов и дисконтов, расчета эффективной процентной ставки и ее перерасчета при возникновении существенных событий по контракту, таких как досрочные погашения, реструктуризации и т.д.

² IFRS 9 in Asia: Pervasive challenges to implementation. Bloomberg Professional Services. July 10, 2018 (<https://www.bloomberg.com/professional/blog/ifrs-9-asia-pervasive-challenges-implementation/>).

Алексей АНТОНОВ

дефолта от уникальных параметров заемщика. Например, для корпоративных заемщиков к таким параметрам относятся финансовые результаты и показатели баланса, качественные характеристики, такие как рыночные позиции, репутация, возможность получения поддержки со стороны государства или собственника в случае финансовых трудностей, а также параметры конкретного контракта: тип и стоимость обеспечения, параметры инвестиционного проекта (если речь идет о проектном финансировании) и т.д.

Коллективная оценка

Согласно указаниям, приведенным в разделе 5.5 стандарта, индивидуальный анализ является предпочтительным способом оценки параметров кредитного риска заемщика, однако в случае невозможности в разумные сроки и с разумными издержками собрать достаточную информацию об индивидуальных параметрах каждого контрагента для построения модели, основанной на индивидуальных характеристиках, допускается использовать методы коллективной оценки.

На практике именно метод коллективной оценки наиболее распространен, поскольку в большинстве банков (возможно, исключая самые крупные и технологически развитые) попросту недостаточно данных, чтобы построить более точные модели для кредитного портфеля.

Концептуально методы коллективной оценки вероятности дефолта для целей МСФО (IFRS) 9 включают в себя три основных шага:

- 1) сегментация портфеля на группы контрактов/заемщиков с однородными характеристиками кредитного качества;
- 2) расчет наблюдаемых частот дефолта (Observable Default Rate, ODR) для исторической выборки контрактов;
- 3) приведение (калибровка) получившихся значений к forward-looking кривой вероятности дефолта.

Первый шаг процесса — сегментация портфеля — является, на взгляд автора, одним из наиболее важных этапов анализа, поскольку хорошо сегментированный портфель позволяет получить набор ODR с меньшей амплитудой колебаний и, как следствие, получить более точное качество подгонки при калибровке к forward-looking PD-кривой.

После сегментации портфеля для каждого из полученных сегментов выполняется расчет ODR на основании исторической выборки. В большинстве случаев это происходит с применением широко распространенных методов анализа кредитного риска, таких как:

— винтажный анализ (как правило, для ритейла);

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

— roll-rate approach (как правило, для SME и корпоративных кредитов), подразумевающий приведение всех наблюдений к относительной временной шкале и построение матрицы переходов контрактов по уровням кредитного качества. На практике обычно используются внутренние рейтинги контрагентов либо их прокси, основанные на показателе DPD¹ или ряде других признаков, таких как история реструктуризации, watch-list и т.п.

Далее для полученного ряда ODR выполняется параметрическая калибровка (подгонка к определенной функции распределения с заданными параметрами) или непараметрическая калибровка (по сути — сглаживание полученных ODR). Преимуществами непараметрической калибровки являются ее простота и отсутствие необходимости сложных вычислений², недостатком — отсутствие возможности получить значения вероятности дефолта для будущих периодов, превышающих длину исторической выборки³. Использование параметрической калибровки позволяет преодолеть данный недостаток.

С учетом нашего опыта в рамках данной статьи хотелось бы кратко остановиться на одном из вариантов, во многих случаях обеспечивающем неплохое качество подгонки. Речь идет об использовании функции распределения Вейбулла–Парето. Данная функция может быть записана следующим образом:

$$f(t) = f_w(t) I(t < t_0) + f_p(t) I(t \geq t_0),$$

где:

— функция распределения Вейбулла: $f_w(t) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^k}$, $t \geq 0$, при этом $h_w(t) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda}\right)^{k-1}$, то есть hazard rate пропорционален фактору времени, а k и λ являются параметрами, определяющими то, каким образом вероятность дефолта будет изменяться во времени (при $k > 1$ она будет расти до определенного пика и далее убывать);

— функция распределения Парето: $f_p(t) = \frac{\alpha t_m^\alpha}{t^{\alpha+1}}$, $t \geq t_m$.

Пример ODR, откалиброванных к функции Вейбулла–Парето, приведен на рисунке.

Преимуществом данного подхода является то, что распределение Вейбулла–Парето позволяет смоделировать всплеск возможных дефолтов в начальные периоды времени с пиком в заданной точке

Распределение Вейбулла–Парето позволяет смоделировать всплеск возможных дефолтов в начальные периоды времени с пиком в заданной точке и последующим уменьшением вероятности дефолта по мере приближения контракта к дате его погашения.

¹ Days Past Due — количество дней просрочки.

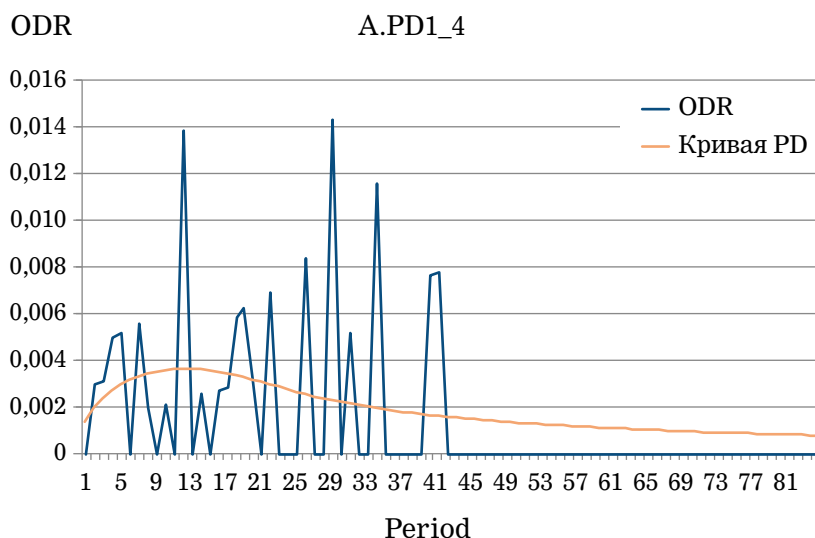
² Одним из вариантов такого подхода может служить использование LOESS регрессии.

³ На практике это означает, что если период выборки, использованной для построения ODR, составляет, например, 5 лет, то и forward-looking кривая PIT PD после макроэкономической поправки также будет построена не более чем на 5 лет, и при необходимости расчета Lifetime ELC для более «длинных» контрактов нужно будет использовать экстраполяцию.

Алексей АНТОНОВ

Рисунок

Пример ODR, откалиброванных к функции Вейбулла-Парето



и последующим уменьшением вероятности дефолта по мере приближения контракта к дате его погашения. Во многих случаях именно такая кривая вероятности дефолта соответствует реальной картине.

Индивидуальный анализ

Продолжая традицию, заложенную в МСФО (IAS) 39, модели индивидуального анализа, как правило, применяются для крупных заемщиков, для которых коллективная оценка с высокой долей вероятности будет давать недостоверные результаты. Зачастую для моделей подобного класса ключевой проблемой являются поиск и сбор подходящих данных, поскольку объективно поиск статистики дефолтов по крупным заемщикам внутри организации по определению затруднен в силу малого количества таких контрактов. Одним из выходов в данной ситуации может оказаться приобретение статистики по дефолтам по «похожим» заемщикам в специализированных компаниях, занимающихся сбором подобных данных.

Не претендуя на полноту представления всех возможных подходов к разработке модели влияния индивидуальных характеристик заемщика на вероятность дефолта, хотелось бы отметить, что с практической точки зрения модели индивидуального анализа могут быть основаны на существующей системе оценки заемщиков банка, то есть модели внутренних рейтингов, которые, как правило, оценивают PD контракта

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

на момент выдачи на ограниченном горизонте времени (типичный случай — 12 месяцев). Далее, существующие рейтинговые оценки¹ могут быть включены в регрессию Кокса (более подробно данный подход будет рассмотрен ниже) вместе с набором макроэкономических переменных, что позволит получить искомый прогноз вероятности дефолта в будущем с учетом макроэкономических переменных.

Такая модель может быть записана в форме:

$$h(t|X) = h_0(t) \exp(\beta_{R_2} R_2 + \dots + \beta_{R_k} R_k + \beta_M \text{Macro}_i(t)),$$

где $h(t|X)$ — hazard rate в момент времени t с учетом рейтинга контракта R_j ;

$h_0(t)$ — базовый уровень hazard rate (общий для всех контрактов);

$R_2, \dots, R_k$ — фиктивные переменные, отражающие факт принадлежности контракта к одному из рейтингов, где k — общее количество рейтингов на внутренней шкале;

$\text{Macro}_i(t)$ — прогнозное значение макроэкономической переменной для сценария i ;

$\beta_{R_2}, \dots, \beta_{R_k}, \beta_M$ — оцениваемые параметры модели.

После оценки параметров приведенной модели кривая маржинального PIT PD может быть получена следующим образом:

$$\text{MPD}_T = \exp(-\sum_{t=t_0}^{T-1} h(t))(1 - \exp\{-h(T)\}).$$

Классы активов, отличные от кредитного портфеля

Необходимо отметить, что кратко описанные нами подходы актуальны для кредитного портфеля. Для таких классов активов, как долговые ценные бумаги и счета ностро, как правило, используется оценка вероятности дефолта, привязанная к внешнему рейтингу контрагента. С учетом того, что рейтинги международных агентств, таких как Moody's, S&P и Fitch, ассоциированы с вероятностью дефолта на горизонте 12 месяцев, этого оказывается достаточно для активов и контрагентов, имеющих инвестиционный рейтинг, для прочих же активов могут быть использованы матрицы миграции рейтингов, которые также составляются рейтинговыми агентствами.

Оценка возможных потерь в случае дефолта

Помимо вероятности дефолта, не менее важным фактором, позволяющим измерить уровень кредитного риска, является оценка уровня потерь, которые понесет банк в случае дефолта (LGD).

¹ В случае их отсутствия модель может быть разработана стандартными методами, принятыми, например, в рамках разработки системы внутренних рейтингов банка для IRB-подхода.

Алексей АНТОНОВ

В общем виде модель LGD в контексте МСФО (IFRS) 9 можно представить в следующем виде:

$$LGD_t = (1 - \text{CureRate}_t) \max \left\{ \frac{(\text{EAD}_t - \sum_{i=1}^n w_i \text{Col}_{i,t})(1 - \text{RR}_t)}{\text{EAD}_t}, 0 \right\},$$

где EAD_t — сумма под риском в периоде t ;

$\text{Col}_{i,t}$ — будущая стоимость обеспечения i в момент времени t , привязанного к соответствующему контракту;

w_i — вес обеспечения $\text{Col}_{i,t}$ для соответствующего контракта;

RR_t — recovery rate, доля стоимости актива, которая может быть возвращена банку после дефолта;

CureRate_t — оценка вероятности возврата заемщика к своевременному обслуживанию кредита.

Для необеспеченных кредитов и гарантий данная формула упрощается:

$$LGD_t = (1 - \text{CureRate}) \times \frac{(\text{EAD}_t \times (1 - \text{RR}))}{\text{EAD}_t} = (1 - \text{CureRate}) \times (1 - \text{RR}).$$

Не разбирая подробно все возможные подходы к моделированию LGD (этот обширный вопрос является темой для отдельной публикации), стоит лишь отметить, что данная задача практически может быть сведена к статистической оценке параметров Cure Rate и Recovery Rate, а также выделению нескольких стратегий взыскания на основании исторического опыта банка.

Cure Rate представляет собой вероятность «выздоровления» заемщика в зависимости от срока нахождения в дефолте а также количество периодов, в течение которых заемщик должен стабильно выполнять свои обязательства для того, чтобы считаться «выздоровевшим»¹.

В части оценки Recovery Rate удобно использовать подход к оценке, основанный на методологии Каплана–Майера (также относится к группе моделей survival analysis). С помощью данного метода удобно оценить долю стоимости актива, которая может быть возвращена в зависимости от срока нахождения в дефолте для определенной стратегии взыскания (A):

$$\text{RR}_A(t) = 1 - \hat{S}_A(t),$$

$$\text{где } \hat{S}_A(t) = \prod_{t < T} \left(1 - \frac{\sum_{j \in A} R_{j,t}}{\sum_{j \in A} \text{EAD}_{j,t}} \right).$$

¹ Данный фактор необходимо учитывать, поскольку очевидно, что, даже вернувшись к нормальному обслуживанию долга, в неблагоприятной экономической ситуации заемщик может снова допустить нарушение своих обязательств. При этом считается, что чем дольше после дефолта заемщик в полном объеме выполняет свои обязательства, тем выше вероятность того, что обязательства по обслуживанию долга больше не будут нарушаться до момента погашения контракта.

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

Важным моментом здесь является необходимость учета нескольких возможных сценариев взыскания, что также относится к требованиям стандарта¹.

Практические подходы к реализации макроэкономической поправки

Как уже было отмечено, использование в рамках новых алгоритмов расчета резервов поправки на будущие макроэкономические сценарии является одним из важнейших драйверов изменения объема оценочных резервов по сравнению с МСФО (IAS) 39.

Согласно уже устоявшейся рыночной практике, сценарная макроэкономическая поправка должна в обязательном порядке применяться при прогнозировании вероятности дефолта (т.н. Point-In-Time PD). Кроме того, различные сценарии, в том числе и обусловленные макроэкономическими параметрами, иногда могут использоваться при построении моделей LGD (как было рассмотрено ранее), а также для сценарной оценки показателя CCF².

Общий процесс расчета макроэкономической поправки к вероятности дефолта можно разделить на четыре ключевых блока, каждый из которых требует отдельного внимания:

- 1) анализ и выбор возможных макроэкономических сценариев;
- 2) выбор и уточнение набора макроэкономических переменных;
- 3) прогнозирование будущих значений данных переменных (в рамках выбранных сценариев);
- 4) непосредственно построение и расчет макроэкономической поправки.

Анализ спектра возможных сценариев

Согласно недавнему исследованию KPMG³, в рамках выборки, состоящей из шести крупных английских банков, в результате применения множественных экономических сценариев объем ECL вырос в среднем на 9%. Достаточно интересно, что в целом по выборке разброс показателя чувствительности объема резервов к использованию оценочных прогнозов макроэкономических показателей и их вероятности доходит почти до 25%.

¹ См., например, п. В 5.5.42.

² Credit Conversion Factor представляет собой коэффициент (вероятность) конвертации условных обязательств кредитного характера, учитываемых на внебалансовых счетах, в балансовые кредитные активы, обуславливая возникновение суммы под риском (EAD).

³ IFRS 9 bank disclosures. Half-year reporting adds new insights on impairment. August 30, 2018 (<https://home.kpmg.com/xx/en/home/insights/2018/08/real-time-ifs9-financial-instruments-half-year-h1-reporting0.html>).

Алексей АНТОНОВ

Выбор трех сценариев (базового, оптимистичного и пессимистичного) позволяет, с одной стороны, выполнять обязательные требования, а с другой — сохранять сложность моделей макроэкономического прогнозирования на приемлемом уровне.

Что касается наблюдаемых нами рыночных практик в части выбора количества сценариев для использования в анализе, то среди наших международных клиентов большинство банков используют три сценария: базовый, оптимистичный (сценарий роста экономики) и пессимистичный (рецессия). С учетом того, что минимальное требование стандарта — использовать не менее двух сценариев, выбор трех сценариев представляется золотой серединой для большинства банков: он позволяет, с одной стороны, выполнять обязательные требования, а с другой — сохранять сложность моделей макроэкономического прогнозирования на приемлемом уровне. В целом это согласуется и с результатом исследования KPMG, охватывающего 20 европейских и канадских банков, согласно которому 65% респондентов также подтвердили использование трех сценариев. Среди оставшихся семи банков два указали, что используют четыре сценария, четыре банка — пять сценариев, и только один отметил, что использует более пяти макроэкономических сценариев в анализе.

С практической точки зрения одним из определяющих факторов при принятии решения о выборе набора сценариев являются возможности конкретного банка по обоснованной оценке их вероятности, что на практике представляет собой наибольшую сложность. В силу этого многие банки, особенно небольшие и средние, не имея возможности содержать постоянный штат макроэкономистов, используют оценочные суждения для определения вероятности сценариев.

Альтернативным способом является построение смешанных структурно-стохастических моделей, которые, основываясь на теоретических моделях макроэкономики, могут быть дополнены параметрической симуляцией поведения остатков модели, что позволит оценить вероятность шоков заданного уровня, соответствующих параметрам роста или рецессии. Тем не менее, как уже отмечалось, на практике применение подобных подходов крайне затруднено из-за их сложности и трудоемкости, и в то же время с учетом отсутствия возможности бэктестинга влияния данных моделей на оценку ожидаемых убытков (необходимые данные попросту еще не накоплены) также неочевидны и их преимущества.

Если снова обратиться к сложившимся рыночным практикам, то достаточно интересные цифры опять же приводятся в материалах KPMG¹. Среди семи европейских банков, раскрывших соответствующую информацию, вероятность базового сценария колеблется в рай-

¹ IFRS 9 bank disclosures. Half-year reporting adds new insights on impairment. August 30, 2018 (<https://home.kpmg.com/xx/en/home/insights/2018/08/real-time-ifs9-financial-instruments-half-year-h1-reporting0.html>).

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

оне 30–60%, при этом вероятности позитивных и негативных сценариев примерно симметричны, занимая оставшийся уровень вероятности в районе 15–30%. Интересным здесь является наблюдение, что во многих банках сценарная модель не создается с нуля, а заимствуется из существующих разработок в области бюджетирования, стратегии и стресс-тестирования, проводимого в рамках ICAAP/ILAAP. Также хочется подчеркнуть важность раскрытия информации участниками рынка, поскольку, на наш взгляд, для многих небольших финансовых институтов приемлемым решением в части оценки вероятности сценариев стало бы применение усредненных значений, используемых большинством игроков в соответствующей экономической зоне.

Выбор переменных для включения в модель

Зачастую на практике выбор переменных осуществляется исходя из доступности макроэкономических данных, а также на основании оценки коррелированности соответствующих макроэкономических рядов с целевым показателем. Это может быть сделано, например, на основании стандартного регрессионного анализа (например, линейной регрессии) либо с помощью подхода Гренджера, предполагающего анализ временных рядов с использованием гипотезы о наличии коинтеграционного соотношения. Применение данных подходов позволяет сформировать обоснованное суждение о выборе макроэкономических параметров, которое впоследствии требуется для предоставления регулятору и аудиторам банка.

Исходя из нашей практики выполнения проектов по моделированию риск-факторов для МСФО (IFRS) 9, наиболее часто для макроэкономической поправки используются такие показатели, как динамика ВВП или личного располагаемого дохода (для корпоративного и розничного сегментов соответственно), динамика уровня безработицы, ключевых процентных ставок, а также динамика цен на нефть и другие ключевые товары (в случае наличия сильной экспортно-импортной зависимости рассматриваемой экономики от соответствующих цен).

Также достаточно удобным является выбор в качестве макроэкономического драйвера интегральных показателей, таких как, например, нормализованные композитные индексы экономической активности (они рассчитываются центральными банками некоторых стран) либо индексы кредитного цикла, отражающие центральную тенденцию дефолтов в определенной экономической зоне (данные могут быть получены от специализированных компаний — поставщиков информации, таких как Moody's и др.).

Наиболее часто для макроэкономической поправки используются такие показатели, как динамика ВВП или личного располагаемого дохода (для корпоративного и розничного сегментов соответственно), динамика уровня безработицы, ключевых процентных ставок, а также динамика цен на нефть и другие ключевые товары.

Алексей АНТОНОВ

Еще одной интересной разновидностью эконометрического подхода является отбор максимально широкого круга макроэкономических прогнозов с последующей оценкой модели по методу двухшаговой идентификации Бернанке–Бойвина. Сначала с помощью метода главных компонент снижается размерность данных. Затем получившиеся главные компоненты (факторы) используются в качестве переменных для построения обычной векторной авторегрессии. Наконец, прогнозные значения исходных макроэкономических рядов применяются для построения прогнозов факторов, а те, в свою очередь, — для прогнозирования вероятностей дефолта.

Прогнозирование макроэкономических переменных

С учетом того, что прогнозирование макроэкономических параметров является нетривиальной задачей, а использование структурных экономических моделей для прогнозирования целевых переменных, как правило, связано с избыточной сложностью и трудоемкостью, на практике банки применяют два основных подхода.

Первый и наиболее простой — использование внешних прогнозов, которые зачастую готовятся регуляторами и профильными государственными органами. Если же внешние прогнозы недоступны, имеют недостаточные гранулярность либо срок, то для адаптации таких прогнозов могут применяться стандартные методы интерполяции, а также прогнозирование на основе моделирования временного ряда по методологии Бокса–Дженкинса (ARIMA). Зачастую точность прогноза, построенного исключительно на базе авторегрессионного процесса, невелика, однако на практике данный метод оказывается достойным компромиссом между сложностью и адекватностью модели.

Макроэкономическая поправка к вероятности дефолта

После того как необходимые макроэкономические переменные определены, осуществляется построение моделей макроэкономической корректировки PD и LGD. Исходя из нашей практики, хотелось бы выделить три группы моделей вероятности дефолта.

Первая из них включает в себя несколько разновидностей эконометрических моделей, позволяющих установить количественную взаимосвязь между вероятностью дефолта и макроэкономическими переменными либо построить прогноз вероятности дефолта с учетом макроэкономических факторов. К первой группе относятся простые регрессионные модели, а также более сложные разновидности моделей анализа временных рядов, такие как уже отмеченные выше

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

векторная авторегрессия (VAR)¹ и векторная авторегрессия, дополненная факторами (FAVAR), а также модель коррекции ошибок (VECM)².

Второй тип моделей, широко используемый на практике, основан на методологии survival analysis³. В частности, наиболее широкое распространение получило применение Cox Proportional Hazard⁴. Одним из важных преимуществ этого подхода является возможность удобной оценки набора кривых вероятности дефолта, скорректированных на макроэкономический фактор, для различных групп контрагентов банка, обладающих близкими характеристиками кредитного риска. На практике это означает, что данная модель, как уже говорилось выше, позволяет использовать существующую систему внутренних рейтингов банка, калибруя ее для будущих периодов с учетом влияния внешних экономических показателей.

Одним из возможных видов данной модели является запись модели для экспоненциальной hazard function и двух векторов переменных: переменных, не зависящих от времени x_1 (например, кредитные рейтинги заемщиков, отражающие PD at origination) и зависящих от времени $x_2(t)$ (в нашем случае это может быть набор макроэкономических переменных):

$$h(t, x_1, x_2(t)) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2(t)),$$

где $h_0(t)$ — базовая hazard function;

β — неизвестный оцениваемый параметр;

X — матрица переменных.

Наконец, третьим широко практикуемым подходом является использование модели Мертона–Васичека. Основная идея данной модели заключается в том, что событие дефолта может трактоваться как падение рентабельности активов фирмы ниже определенного критического уровня. В свою очередь, предполагается, что рентабельность активов является нормально распределенной взвешенной суммой системного фактора (одинакового для всех участников рынка)

¹ См.: Pfaff B. VAR, SVAR and SVEC Models: Implementation Within R Package vars.

² См., напр.: Engle R.F., Granger C.W.J. Co-integration and error correction: Representation, estimation and testing // *Econometrica*. 1987. Vol. 55. No. 2. P. 251-276.

³ Анализ выживаемости занимается моделированием процессов наступления терминальных (критических) событий для элементов той или иной совокупности (изначально — «смерти» для элементов совокупности живых существ). Данная группа статистических методов получила соответствующее название вследствие их изначально широкого применения в медицинских исследованиях для оценки продолжительности жизни при изучении эффективности методов лечения.

⁴ Cox D.R. Regression Models and Life-Tables // *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*. 1972. Vol. 34. No. 2. P. 187-220. JSTOR 2985181, MR 0341758.

Алексей АНТОНОВ

и идиосинкратического фактора (уникального для каждой фирмы). Данную идею можно записать в виде

$$dV_t = \mu_v V_t d_t + \sigma_v V_t dS_t + \beta_v V_t dB_t,$$

где V_t — стоимость активов компании в момент t ;

σ_v — чувствительность фирмы к систематическому риску;

μ_v — рентабельность активов компании;

β_v — чувствительность фирмы к идиосинкратическому риску;

dB_t — винеровский случайный процесс, характеризующий идиосинкратический риск, $N(0, d_t)$;

dS_t — винеровский процесс, характеризующий систематический риск, $N(0, d_t)$;

dS_t и dB_t — независимые винеровские процессы, т.е. $\sigma_v S_1 + \beta_v B_1 \sim N(0, \sigma_v^2 + \beta_v^2)$.

Серьезными преимуществами модели Мертона-Васичека являются ее простота и минимальный набор требований к исходным данным. Именно это и обуславливает тот факт, что, по нашим наблюдениям, данный метод наиболее часто используется в проектах автоматизации расчета ECL.

Решением приведенного выше дифференциального уравнения является:

$$V_t = V_0 \exp\left(\mu_v t - \frac{t}{2}(\sigma_v^2 + \beta_v^2) + \sigma_v S_t + \beta_v dB_t\right),$$

где $\rho_v = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2 + \beta_v^2}$ определяет взаимосвязь соотношения систематического и специфического рисков.

Итоговый вариант модели может быть записан в виде¹

$$PD_{i,t}^{PIT} = \Phi\left(\frac{\Phi^{-1}(PD_{i,t}^{TTC}) - E(Z_t)\sqrt{\rho}}{\sqrt{1-\rho + \text{var}(Z_t) \times \rho}}\right),$$

где $PD_{i,t}^{TTC}$ — параметрически или непараметрически откалиброванные наблюдаемые частоты дефолтов;

Z_t — значение системного фактора.

Наконец, предполагая, что значения системного фактора для будущего периода известны, предыдущую формулу можно свести к более простому виду:

$$PD_{i,t}^{PIT} = \Phi\left(\frac{\Phi^{-1}(PD_{i,t}^{TTC}) - Z_t\sqrt{\rho}}{\sqrt{1-\rho}}\right).$$

Таким образом, для дальнейшего применения данной модели необходимо только оценить коэффициент корреляции, либо оценив его на основании внутренней статистической информации, либо

¹ Более подробная информация о данной модели содержится, например, в работе: Perederiy V. Endogenous Derivation and Forecast of Lifetime PDs. July 2015 (<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1507/1507.05415.pdf>).

Моделирование факторов ожидаемых кредитных потерь в рамках МСФО (IFRS) 9: от теории к практике

(что применимо для европейских банков) воспользовавшись формулами расчета данного коэффициента, приведенными в CRR.

Серьезными преимуществами модели Мертона–Васичека перед другими перечисленными подходами являются ее простота и минимальный набор требований к исходным данным. Именно это и обуславливает тот факт, что, по нашим наблюдениям, данный метод наиболее часто используется в проектах автоматизации расчета ECL.

Что дальше? Возможности оптимизации объема оценочных резервов

Рассмотрев ряд наблюдаемых нами на рынке практических подходов к оценке основных параметров ожидаемых кредитных убытков, в заключение хотелось бы остановиться на том, о чем многим финансовым институтам еще только предстоит задуматься после перехода на расчет ECL по МСФО (IFRS) 9.

Как правило, в силу сжатых сроков и ограниченных ресурсов многие банки переходят на новый стандарт, используя минимальный набор правил определения признаков существенного ухудшения кредитного качества (SCD), простейшие модели и большое количество предпосылок и оценочных суждений, особенно в части параметров, связанных с прогнозированием LGD и EAD. На наш взгляд, это одна из важных причин роста объема формируемых резервов и давления на капитал, о котором говорилось в начале статьи.

Вместе с тем такое положение вещей оставляет большое пространство для дальнейшей оптимизации алгоритмов расчета драйверов кредитного риска в рамках МСФО (IFRS) 9, что позволило бы банку уменьшить объем формируемых резервов.

В частности, после постепенного накопления необходимых статистических данных (а в результате перехода на МСФО (IFRS) 9 многие банки, с которыми работала компания «Неофлекс», действительно осознали необходимость накопления исторических данных, которые не собирались раньше) для банков, ранее использовавших экспертные оценки LGD, достаточно перспективным представляется переход на количественное моделирование данных параметров.

Кроме того, большой потенциал в части сокращения резервов имеет уточнение набора факторов SCD, в том числе не только с помощью статистического анализа, но и с использованием более продвинутых алгоритмов машинного обучения. Идентификация набора факторов SCD, актуальных для конкретного банка и портфеля, и других факторов, свидетельствующих о скором появлении призна-

Алексей АНТОНОВ

ков SCD (факторов раннего предупреждения), позволит банку оптимизировать портфель и снизить количество активов, резервируемых по правилу Lifetime, а также проактивно предпринимать меры для недопущения перехода активов во вторую стадию обесценения. В свою очередь это потребует более высокого уровня автоматизации и экспертизы в области Data Science, а также с большой долей вероятности — перехода на использование для этих задач технологического стека Big Data, поскольку именно большие данные в будущем станут тем ключом, который позволит банкам успешно преодолеть регуляторное давление МСФО (IFRS) 9 и выстоять в конкурентной борьбе. 

*Автор выражает благодарность
Антону Лазебному, Андрею Сидорову и Татьяне Косаревой
за помощь в подготовке материала для данной статьи.*