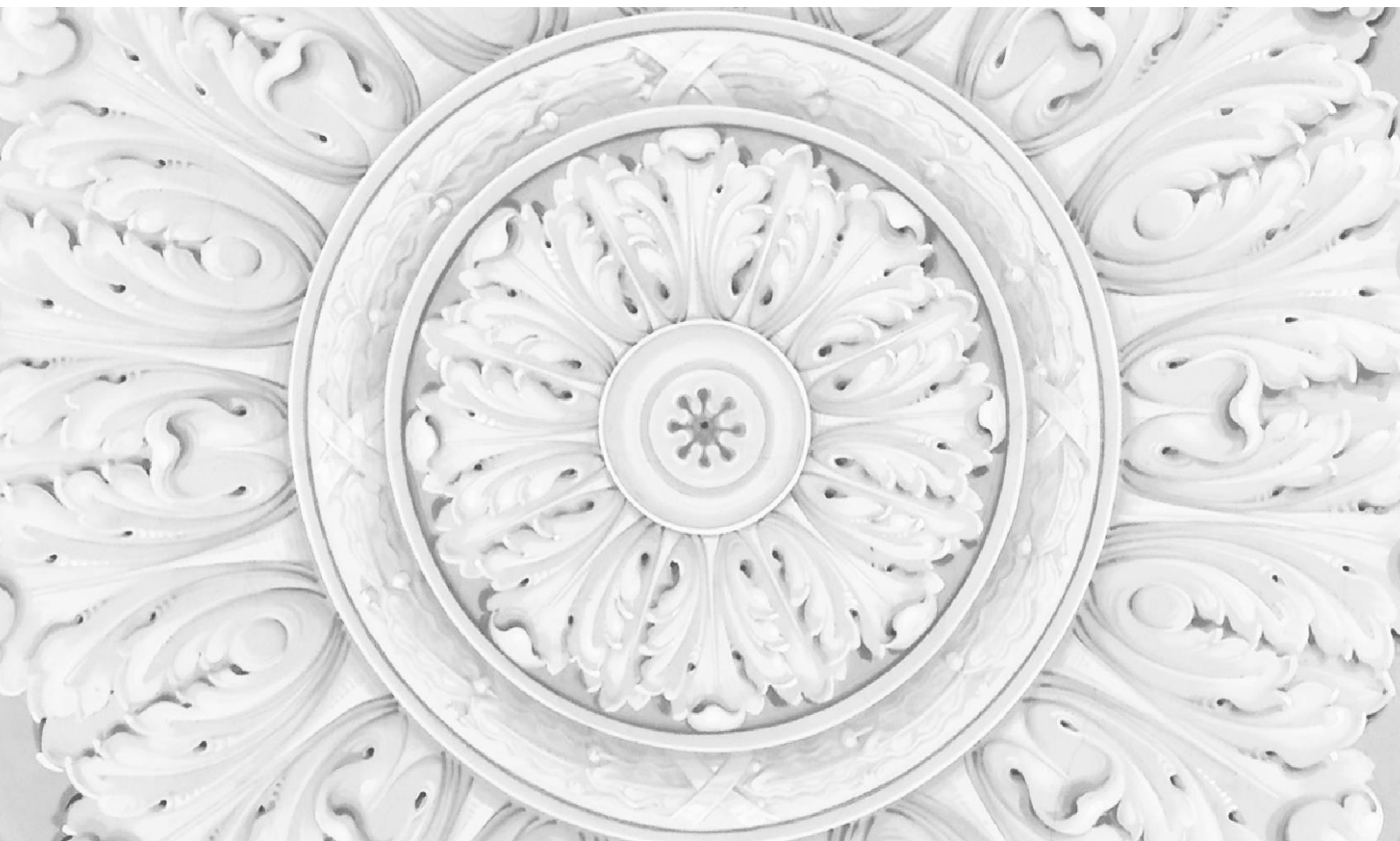




Банк России

Центральный банк Российской Федерации



СЕРИЯ ДОКЛАДОВ ОБ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Елена Дерюгина
Алексей Пономаренко

Определение фазы кредитного
цикла в реальном времени в стра-
нах с формирующимися рынками

№ 17 / Январь 2017 г.

Елена Дерюгина

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования

E-mail: DeryuginaEB@cbr.ru**Алексей Пономаренко**

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования

E-mail: PonomarenkoAA@cbr.ru

Авторы выражают благодарность С.М. Селезневу, а также всем участникам семинаров в Банке России, Банке международных расчетов и на 36-м Международном симпозиуме по прогнозированию за ценные предложения и комментарии. Все допущенные при публикации ошибки принадлежат авторам.

© Центральный банк Российской Федерации, 2017

Адрес 107016, Москва, ул. Неглинная, 12
Телефоны +7 495 771-91-00, +7 495 621-64-65 (факс)
Сайт www.cbr.ru

Все права защищены. Содержание настоящего доклада (настоящих докладов) выражает личную позицию автора (авторов) и может не совпадать с официальной позицией Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание доклада (докладов). Любое воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения авторов.

Резюме

Мы тестируем способность индикаторов раннего предупреждения, используемых в современной эмпирической литературе, предсказывать поворотные точки кредитного цикла для выборки стран с формирующимся рынком. Наши результаты подтверждают применимость стандартного показателя кредитного разрыва для этих целей. Устойчивость результатов, получаемых в реальном времени, может потенциально (и с риском излишней минимизации необъясненной компоненты моделей) быть повышена за счет использования показателей темпа роста ВВП, банковских «небазовых» обязательств, доли финансового сектора в ВВП, а также (в меньшей степени) изменения коэффициента обслуживания долга.

Ключевые слова: кредитный цикл, антициклическая надбавка к нормативам достаточности капитала, индикаторы раннего предупреждения, страны с формирующимися рынками.

JEL-классификация: E37, E44, E51.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1. ИЗМЕРЕНИЕ ФАЗЫ КРЕДИТНОГО ЦИКЛА	6
2. ИНДИКАТОРЫ РАННЕГО ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ	6
3. ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ	8
4. ЭМПИРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ	8
4.1. Индивидуальные индикаторы.....	8
4.2. Многомерные модели.....	9
4.3. Применимость моделей к российской экономике.....	11
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	12
ЛИТЕРАТУРА	14
Приложение	16

ВВЕДЕНИЕ

Существует много причин, по которым правильное определение текущей фазы кредитного цикла чрезвычайно важно для реализации денежно-кредитной политики. Borio and Lowe (2002, 2004) приводят свидетельства того, что кредитный разрыв (отклонение отношения кредитов к ВВП от долгосрочного тренда) является хорошим индикатором раннего предупреждения для банковских кризисов. Связь динамики основных макроэкономических и финансовых индикаторов с фазой кредитного цикла также рассматривалась в ряде работ (см., например, Mendoza and Terrones (2012)). Примечательно, что была, в частности, выявлена тесная связь показателей кредитного риска с фазой кредитного цикла (Dell’Ariccia et al. (2012); Geršl and Seidler (2015); Jokivuolle et al. (2015)).

Дискуссия относительно наиболее подходящей меры кредитного цикла еще более усилилась после того, как методические рекомендации Базеля III предписали использование кредитного разрыва в качестве индикатора фазы кредитного цикла при установке антициклической надбавки к нормативам достаточности капитала (BCBS (2010)). Несмотря на то, что информативность этого показателя в целом была подтверждена для широкого круга развитых стран, существует несколько основных направлений критики этого выбора (см. Drehmann and Tsatsaronis (2014)). Во-первых, ряд исследователей в принципе ставят под сомнение содержательность показателя кредитного разрыва как меры отклонения от равновесия. В данной работе мы не будем касаться этого вопроса и сконцентрируемся на втором типе проблем, возникающих при использовании рекомендаций Базеля III: оценке кредитного разрыва в реальном времени и проблеме конечной точки (Edge and Meisenzahl (2011)).

Результаты ряда исследований свидетельствуют о том, что надежность индикатора кредитного разрыва может быть улучшена при его использовании в комбинации с альтернативными показателями в рамках системы раннего предупреждения. Интерес к таким дополнительным показателям также обусловлен необходимостью получать сигнал достаточно рано, чтобы учесть срок реализации повышения антициклической надбавки. Существует много исследований по разработке таких систем раннего обнаружения (см., например, Detken et al. (2014) и Kalatie et al. (2015) для всестороннего обзора), однако они проводились для развитых стран. Целью данной работы является изучение применимости систем раннего обнаружения при установке антициклической надбавки в странах с формирующимися рынками.

В первой главе данного исследования приводится описание основных методов идентификации фаз кредитного цикла. Во второй главе описываются показатели, которые были выбраны в качестве индикаторов раннего обнаружения. В третьей главе описываются исходные данные. В четвертой главе приводятся результаты эмпирического анализа применимости данных индикаторов для прогнозирования поворотных точек кредитного цикла.

1. ИЗМЕРЕНИЕ ФАЗЫ КРЕДИТНОГО ЦИКЛА

В качестве основной меры для фазы кредитного цикла мы используем стандартный подход (см., например, Mendoza and Terrones (2012)): кредитный разрыв рассчитывается как детрендированный логарифм отношения кредитов к ВВП с помощью двухстороннего фильтра Ходрика-Прескотта ($\lambda=400\ 000$). Поворотные точки кредитного цикла определяются как локальные максимумы (на скользящем 20-квартальном диапазоне), но только в том случае, если они превышают порог, равный 1,5 стандартного отклонения кредитного разрыва (определенный для каждой страны отдельно).

Бинарная переменная, которая используется в качестве зависимой переменной для индикаторов раннего предупреждения, формируется на основе полученных результатов. Для того, чтобы антициклическая надбавка к нормативам достаточности капитала была введена до перехода к рецессирующей фазе кредитного цикла, индикаторы раннего предупреждения должны давать сигнал по крайней мере за один год до поворотной точки. Поэтому наши бинарные переменные равны единице на горизонте от пяти до двенадцати кварталов, предшествуя выявленным пикам.

Мы также рассчитали альтернативные меры кредитного цикла (см., например, Claessens et al. (2011); Drehmann et al. (2012)), чтобы проверить надежность основного подхода. Так, мы использовали два альтернативных метода. Первый метод — анализ поворотных точек (то есть нахождение локальных максимумов для отношения кредитов к ВВП при помощи модифицированного алгоритма BBQ). Второй метод предполагает определение локальных максимумов функции, построенной как кумулятивно накопленное отношение кредита к ВВП с отфильтрованной частотой в пределах 32-120 кварталов (для фильтрации использован спектральный фильтр (band-pass filter)). Мы обнаружили, что итоговые оценки кредитного цикла оказались нечувствительны к выбору различных мер и двоичные переменные, построенные на основе альтернативных подходов, тесно связаны между собой (Приложение, табл. 6). Поэтому далее будут представлены результаты, полученные с помощью основного подхода к измерению кредитного цикла.

2. ИНДИКАТОРЫ РАННЕГО ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ

Наша система раннего предупреждения включает набор индикаторов, которые являются потенциально полезными для прогнозирования в реальном времени поворотных точек экс-пост меры кредитного разрыва. Естественно, самый очевидный выбор — это оценка кредитного разрыва самого на себя рекурсивно. Также мы проверили работоспособность показателя годовых темпов роста отношения кредитов к ВВП.

Выбор вспомогательных индикаторов был сделан в соответствии с существующей литературой. Borio and Lowe (2002) указывают, что для своевременного выявления дисбалансов динамика финансово-кредитного цикла должна быть проанализирована в сочетании с развитием реального сектора. Поэтому мы включаем годовые темпы роста реального ВВП в наш набор переменных.

Drehmann and Juselius (2012) предлагают использовать коэффициент обслуживания долга (DSR) для выявления финансовых дисбалансов. Мы используем этот показатель в виде годовых изменений, а не в уровнях, что помогает улучшить результаты.

Naht et al. (2013) считают, что увеличение банковских «небазовых» обязательств (NCL) может также указывать на неустойчивость кредитной экспансии, так как банки начнут сильно зависеть от фондирования на внешних рынках. Мы используем отношение внешних обязательств банков к кредитам в качестве прокси-переменной данного индикатора.

Наконец, Vanbula and Pietrzak (2016) отмечают, что увеличение вклада финансового сектора в рост ВВП (косвенно отражающий рост прибыли банков) может быть связано с принятием дополнительных рисков и, следовательно, является хорошим индикатором для прогнозирования финансовых рисков. Мы используем показатель доли добавленной стоимости финансового сектора в ВВП (FSVA), чтобы проверить это утверждение.

Все переменные (за исключением кредитных разрывов) взяты в отклонениях от рекурсивно вычисленного среднего для каждой страны. Описательные статистики и динамика переменных вокруг выявленных пиков кредитного цикла представлены в Приложении (табл. 5, рис. 2).

Следует отметить, что в нашем наборе переменных отсутствует ряд групп индикаторов, которые принято использовать в аналогичных исследованиях. Во-первых, наиболее значимыми являются цены активов (имущества), которые, как подчеркивают Borio and Lowe (2002), играют важную роль для анализа финансовых дисбалансов. Упущение из анализа этих данных связано с их ограниченной доступностью для развивающихся рынков. Во-вторых, — различные меры возможной недооценки риска (например, финансовые спреды и индексы VIX). Доступность этих показателей для развивающихся рынков крайне ограничена. Также следует учитывать, что содержательность таких мер для развивающихся финансовых рынков может быть невысокой. Наконец, мы сознательно не включили глобальные переменные (ликвидности и рыночного риска) в набор данных. Из предыдущих исследований (например, Alessi and Detken (2011)) известно, что показатель глобальной ликвидности хорошо объясняет эпизоды финансовых кризисов, связанных с последней волной кредитного цикла 2005-2007 годов. Из-за ограниченного временного горизонта доступных данных в нашем исследовании мы имеем дело только с этой последней волной (см. главу 4). Очевидно, что динамика показателя глобальной ликвидности сильно коррелирована со всеми эпизодами бумов/спадов в наблюдаемый период. Хотя этот факт заслуживает внимания, он

вряд ли может считаться надежным свидетельством предсказательной силы индикатора, так как у нас нет других периодов, доступных для анализа. Кроме этого, влияние глобальной ликвидности может отражаться и на динамике внутренних переменных (банковских «небазовых» обязательств).

3. ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

Набор стран с формирующейся рыночной экономикой, который был использован в нашем исследовании, определяется наличием данных. Основным источником данных является база данных IMF IFS, также мы используем статистические базы данных CEIC, ОЭСР, национальных центральных банков и сайты статистических агентств (Приложение, табл. 4). Данные по показателю «коэффициент обслуживания долга» взяты из отчетов Банка международных расчетов, а в случае их отсутствия — из работы Донец и Пономаренко (2015). Все временные ряды имеют квартальную периодичность (или при необходимости интерполированы на основе годовых данных) и очищены от сезонных колебаний.

Мы собрали данные по 25 странам с формирующимися рынками. Временной диапазон заканчивается в 2015 году. Соответственно, зависимая бинарная переменная (которая предшествует пику кредитного цикла на 5-12 кварталов) может быть определена до 2012 года. Объясняющие переменные, как правило, доступны с начала 2000-х годов. Это позволяет оценить наши модели на десятилетнем временном промежутке, что фактически дает возможность наблюдать не более одного пика кредитного цикла в каждой стране. В результате наш набор содержит 12 стран, имевших переход от экспансии к рецессии кредитного цикла в 2007-2009 годах, пять стран, в которых переход произошел в другое время, и восемь стран, где поворотные точки кредитного цикла не были обнаружены (Приложение, табл. 7).

4. ЭМПИРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ

Следуя методологии Drehmann and Juselius (2014), для оценки моделей мы использовали площадь под ROC-кривой (area under curve AUC). Это статистический метод, который отражает соотношение между истинно положительным и ложно положительным результатами для полного спектра предпочтений политиков. Так как доступное количество наблюдений для разных объясняющих переменных различно, то результаты представлены как для полного индивидуального временного диапазона каждого индикатора в отдельности, так и для более узкого временного промежутка, на котором все индикаторы имеют значения.

4.1. Индивидуальные индикаторы

Мы начинаем с рассмотрения характеристик отдельных показателей с помощью «сигнального» подхода. Этот подход предполагает нелинейное соотношение между индикатором и событием, которое должно быть предсказано. Для этого индикаторы преобразовывают в бинарные сигналы: индикатор подает сигнал при пересечении критического порога. Сигнал считается поданным, когда значение индикатора превышает пороговое значение (одинаковое для всех стран), которое определяется перцентилем данного индикатора для конкретной страны. Для каждого индикатора мы оцениваем силу его предсказания (опираясь на величину AUC), варьируя пороговые значения на полном спектре перцентилей. Как отмечалось в главе 3, мы ожидаем, что сигнал должен быть подан за 5-12 кварталов до пика кредитного цикла. Результаты представлены в таблице 1 (фактические ROC-кривые см. в Приложении на рис. 3).

Мы видим, что для индикатора кредитного разрыва оценка (AUC равен 0.68) схожа с результатами исследований, проведенных Drehmann и Tsatsaronis (2014) для развивающихся рынков на сопоставимом прогнозном периоде. Она несколько ниже результатов, полученных для темпов роста кредитования, но выше других рассмотренных индикаторов.

Таблица 1. AUC-оценки для отдельных индикаторов

	Кредитный разрыв	Рост кредитования	Рост ВВП	DSR	NCL	FSVA
<i>Полный индивидуальный временной интервал</i>	0,67	0,68	0,55	0,60	0,52	0,60
<i>Общий для всех индикаторов временной интервал</i>	0,68	0,70	0,58	0,62	0,52	0,58

4.2. Многомерные модели

Далее мы создали систему индикаторов раннего предупреждения в виде моделей дискретного выбора с зависимой бинарной переменной, описанной в главе 1. Такой подход позволяет использовать набор пробит-регрессионных моделей, чтобы оценить вклад каждого индикатора при прогнозировании пиков кредитного цикла. Этот метод позволяет учитывать корреляции между различными индикаторами и определять их индивидуальную статистическую значимость. Результаты представлены в таблице 2 (ROC-кривые для разных моделей расположены в Приложении на рис. 4).

Сначала мы одновременно включили все переменные в модель (Модель 1). Кредитный разрыв имеет высокую статистическую значимость. Показатель роста кредитования

оказался незначимым в комбинации с другими переменными в отличие от своей высокой эффективности в качестве самостоятельного индикатора. То же самое касается и изменения коэффициента обслуживания долга. Эти переменные могут быть исключены из модели без снижения индикатора AUC (Модель 2). Остальные три вспомогательные переменные остаются статистически значимыми и используются в дальнейшем.

Далее мы расширили модель, добавив попарные произведения переменных (Модель 3). Некоторое улучшение достигается при включении показателя взаимодействия кредитных разрывов с добавленной стоимостью финансового сектора и изменения коэффициента обслуживания долга с темпами роста ВВП.

Таблица 2. Пробит-модель (z-статистика указана в скобках)

	<i>Модель 1</i>	<i>Модель 2</i>	<i>Модель 3</i>
Кредитный разрыв	1,6 (3,0)	1,4 (3,0)	1,7 (3,2)
Рост кредитования	0,0 (0,0)	-	-
Рост ВВП	8,1 (5,2)	5,7 (4,4)	7,6 (4,9)
DSR	-0,3 (-0,1)	-	-5,0 (-1,2)
NCL	3,1 (4,0)	1,9 (2,6)	3,1 (4,0)
FSVA	9,3 (1,8)	13,2 (2,6)	3,7 (0,6)
DSR* Рост ВВП	-	-	188,1 (2,1)
Кредитный разрыв*FSVA	-	-	81,5 (2,3)
Константа	-1,4 (-19,6)	-1,32 (-21,8)	-1,36 (-20,6)
<i>Количество наблюдений</i>	959	1017	959
<i>McFadden R-квадрат</i>	0,1	0,07	0,11
<i>AUC (полный индивидуальный временной интервал)</i>	0,74	0,71	0,76
<i>AUC (общий временной интервал)</i>	0,74	0,74	0,76

Тот факт, что многомерным моделям удалось превзойти результат автономных показателей, не является неожиданным, однако есть риск, что это может быть связано с риском излишней минимизации необъясненной компоненты моделей. Исследовав вневыборочные характеристики моделей, можно оценить серьезность этой проблемы. Поэтому мы представляем результаты стандартной для таких случаев процедуры перекрестной проверки (cross validation) (см., например, Murphy (2012)). Мы делим нашу выборку на пять групп; затем для каждой из них $k \in \{1, \dots, 5\}$ оцениваем наши модели, используя все группы, кроме k -ой, и тестируем k -ую. Затем мы вычисляем AUC для всех групп (табл. 3). Мы используем

два альтернативных способа построения каждой группы. Страны из исследуемого набора были объединены в пять региональных групп (Приложение, табл. 7). В соответствии с первым способом мы составили сбалансированную группу, выбирая случайным образом по одной стране из каждого региона. Во втором случае наши группы формируются исключительно из стран одного региона. Можно предположить, что если результирующие характеристики модели хуже во втором случае (то есть если замена данных из соседних стран на данные стран других регионов делает параметризацию модели менее подходящей для данной экономики), то это может указывать на неоднородность стран в выборке. В дополнение к подходам с пятью группами стран мы также используем стратегию «пропуска» страны «leave one out» (то есть мы оцениваем модели на данных для всех стран, кроме i -ой страны, а затем тестируем результат для этой i -ой страны), которая является менее требовательной, но, возможно, более предпочтительной для малых выборок.

Таблица 3. Результаты перекрестной проверки (AUC для общего временного интервала)

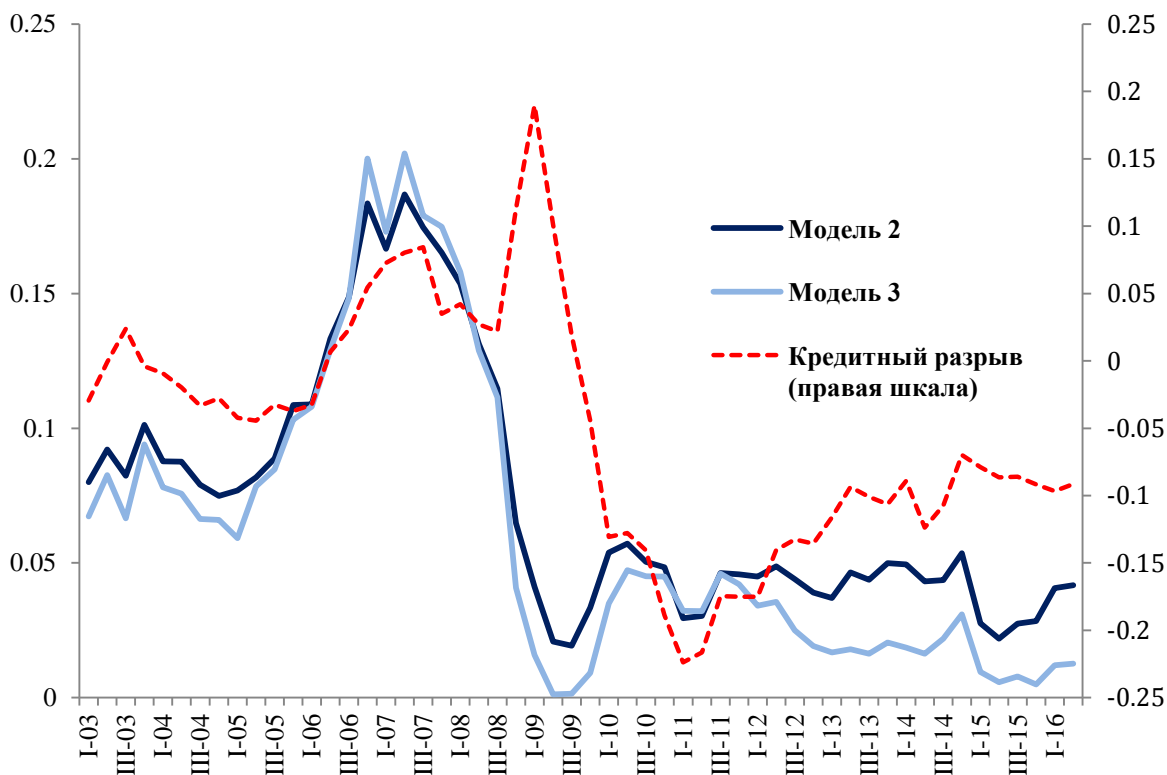
<i>Метод перекрестной проверки</i>	<i>Модель 1</i>	<i>Модель 2</i>	<i>Модель 3</i>
Пять групп (сбалансированная)	0,63	0,67	0,66
Пять групп (региональная)	0,65	0,69	0,7
«Пропуск» страны	0,64	0,68	0,68

Полученные результаты демонстрируют, что, хотя вневыборочные характеристики многофакторных моделей по-прежнему являются удовлетворительными, они не превосходят лучших индивидуальных показателей (кредитного разрыва и темпов роста кредитования). Это говорит о том, что лучшие внутривыборочные оценки многофакторных моделей хотя бы частично могут быть обусловлены риском излишней минимизации необъясненной компоненты моделей. Интересно также то, что в данном случае построение моделей с использованием данных по странам из разных регионов не вызывает больших проблем.

4.3. Применимость моделей к российской экономике

Использование предложенных моделей позволяет в реальном времени получить ясные и легко интерпретируемые результаты для российской экономики (рис. 1). Обе модели заблаговременно отразили нарастание рисков в финансовом секторе в период, предшествующий пику кредитного цикла в I квартале 2009 года.

Рисунок 1. Кредитный разрыв и расчетная условная вероятность кредитного пика в России



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Методические рекомендации Базеля III предписывают использование кредитного разрыва в качестве индикатора фазы кредитного цикла при установке антициклической надбавки к нормативам достаточности капитала. Существует несколько основных направлений для критики такого выбора. Одной из основных проблем является измерение кредитного разрыва в реальном времени и проблема конечной точки. Недавние исследования обнаружили, что некоторые показатели, которые не требуют детрендринга, могут быть полезными в определении накопления финансовых дисбалансов. Интерес к таким дополнительным показателям также обуславливается спросом на системы, которые могли бы дать сигнал достаточно рано для того, чтобы учесть срок, необходимый для введения антициклической надбавки.

Мы вносим свой вклад в существующую литературу несколькими способами. Во-первых, мы тестируем применимость индикаторов раннего обнаружения для выборки, состоящей из 25 стран с формирующимися рынками. Данная выборка достаточно велика для содержательного эконометрического анализа, хотя его информативность ограничена тем, что по большей части может быть проанализирована только одна (самая последняя) волна пиков кредитного цикла.

Во-вторых, вместо того, чтобы пытаться предсказать банковские кризисы, мы разрабатываем модели для прогнозирования поворотных точек разворота кредитного цикла (кредитного разрыва).

Наши результаты подтверждают, что стандартный индикатор кредитного разрыва может быть использован в реальном времени в целях проведения макропруденциальной политики. В то же время его надежность может потенциально (и с риском излишней минимизации необъясненной компоненты моделей) быть повышена за счет использования показателей темпа роста ВВП, банковских «небазовых» обязательств, доли финансового сектора в ВВП, а также (в меньшей степени) изменения коэффициента обслуживания долга.

ЛИТЕРАТУРА

- Aastveit, K.A., Jore, A.S., Ravazzolo, F., 2016. Identification and real-time forecasting of Norwegian business cycles. *International Journal of Forecasting* 32, 283–292.
- Alessi, L., Detken, C., 2011. Quasi real time early warning indicators for costly asset price boom/bust cycles: A role for global liquidity. *European Journal of Political Economy* 27, 520–533.
- Banbula, P., Pietrzak, M., 2016. Early warning models of banking crises applicable to non-crisis countries. Paper presented at the 36th International Symposium on Forecasting.
- Basel Committee on Banking Supervision, 2010. Guidance for National Authorities Operating the Countercyclical Capital Buffer, December.
- Borio, C., Lowe, P., 2002. Asset Prices, Financial and Monetary Stability: Exploring the Nexus. BIS Working Paper No. 114.
- Claessens, S., Kose, M.A., Terrones, M.E., 2011. Financial Cycles: What? How? When? IMF Working Paper WP/11/76.
- Davis, E.P., Karim, D., 2008. Comparing early warning systems for banking crises. *Journal of Financial Stability* 4, 89–120.
- Dell’Ariccia, G., Igan, D., Laeven, L., Tong, H., Bakker, B., Vandenbussche, J., 2012. Policies for Macrofinancial Stability: How to Deal with Credit Booms. IMF Staff Discussion Note 12/06.
- Detken, C., Weeken, O., Alessi, L., Bonfm, D., Boucinha, M., Castro, C., Frontczak, S., Giordana, G., Giese, J., Jahn, N., Kakes, J., Klaus, B., Lang, J., Puzanova, N., Welz, P., 2014. Operationalising the Countercyclical Capital Buffer: Indicator Selection, Threshold Identification and Calibration Options. ERSB Occasional Paper Series No. 5.
- Drehmann, M., Borio, C., Tsatsaronis, K., 2012. Characterising the Financial Cycle: Don’t Lose Sight of the Medium Term! BIS Working Paper No. 380.
- Drehmann, M., Juselius, M., 2012. Do debt service costs affect macroeconomic and financial stability? *BIS Quarterly Review* (September), 21–34.
- Drehmann, M., Juselius, M., 2014. Evaluating early warning indicators of banking crises: Satisfying policy requirements. *International Journal of Forecasting* 30, 759–780.
- Drehmann, M., Tsatsaronis, K., 2014. The credit-to-GDP gap and countercyclical capital buffers: Questions and answers. *BIS Quarterly Review* (March), 55–73.
- Edge, R., Meisenzahl, R., 2011. The unreliability of credit-to-GDP ratio gaps in real-time: Implications for countercyclical capital buffers. *International Journal of Central Banking* (December), 261–298.
- Geršl, A., Seidler, J., 2015. Countercyclical capital buffers and credit-to-GDP gaps: Simulation for Central, Eastern, and Southeastern Europe. *Eastern European Economics* 53(6), 439–465.
- Guarín, A., González, A., Skandails, D., Sánchez, D., 2014. An Early Warning Model for Predicting Credit Booms Using Macroeconomic Aggregates. *Ensayos sobre Política Económica* 32(73), 77–86.

Hahm, J.-H., Shin, H.S., Shin, K., 2013. Non-core bank liabilities and financial vulnerability. *Journal of Money, Credit and Banking* 45(1), 3–36.

Jokivuolle, E., Pesola, J., Viren, M., 2015. Why is credit-to-GDP a good measure for setting countercyclical capital buffers? *Journal of Financial Stability* 18, 117–126.

Kalatie, S., Laakkonen, H., Tölö, E., 2015. Indicators Used in Setting the Countercyclical Capital Buffer. *Bank of Finland Research Discussion Papers* 8.

Mendoza, E.G., Terrones, M.E., 2012. An Anatomy of Credit Booms and their Demise. NBER Working Paper No. 18379.

Murphy, K.P., 2012. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts.

Valinskytė, N., Rupeika, G., 2015. Leading Indicators for the Countercyclical Capital Buffer in Lithuania. *Lietuvos Bankas Occasional Papers Series* No. 4.

Донец, С., Пономаренко, А., 2015. Индикаторы долговой нагрузки. Серия докладов об экономических исследований Банка России № 5.

Приложение

Таблица 4. Источники данных

<i>Индикаторы</i>	<i>Источники</i>
ВВП дефлятор ВВП	МВФ Сайты национальных статистических агентств
Кредиты (требования банков к частному сектору внутри страны) Обязательства банков перед нерезидентами	МВФ Сайты центральных банков СЕИС
Коэффициент обслуживания долга	БМР Донец и Пономаренко (2015)
Добавленная стоимость в финансовом секторе (включая страхование)	ОЭСР Сайты национальных статистических агентств СЕИС

Таблица 5. Статистика переменных

<i>Переменная</i>	<i>Среднее</i>	<i>Стандартное отклонение</i>	<i>Минимум</i>	<i>Максимум</i>
Кредитный разрыв	-0,02	0,17	-0,82	0,35
DSR	0,00	0,02	-0,15	0,08
NCL	0,00	0,08	-0,38	0,29
Рост кредитования	-0,10	0,38	-3,36	0,46
Рост ВВП	0,00	0,04	-0,24	0,25
FSVA	0,00	0,01	-0,05	0,06

Таблица 6. Соответствие между альтернативными бинарными переменными (доля периодов выборки, в которых два ряда равны)

	Основная	Анализ поворотных точек	Частотный анализ
Основная	1	0,886	0,818
Анализ поворотных точек	0,886	1	0,826
Частотный анализ	0,818	0,826	1

Таблица 7. Страны в выборке

<i>Страны</i>	<i>Временной промежуток (доступный для всех индикаторов)</i>	<i>Пики кредитного цикла</i>	<i>Региональные группы</i>
Беларусь	I кв. 2005 – II кв. 2012	I кв. 2010	I
Бразилия	IV кв. 2001 – II кв. 2012	-	III
Чили	I кв. 2003 – II кв. 2012	IV кв. 2008	III
Китай (Гонконг)	I кв. 2000 – II кв. 2012	-	IV
Китай	I кв. 2000 – II кв. 2012	II кв. 2003	IV
Колумбия	IV кв. 2001 – II кв. 2012	-	III
Чехия	I кв. 2001 – II кв. 2012	-	II
Эстония	IV кв. 2004 – II кв. 2012	II кв. 2009	I
Грузия	IV кв. 2001 – II кв. 2012	IV кв. 2008	I
Венгрия	I кв. 2001 – II кв. 2012	I кв. 2009	II
Индия	II кв. 2004 – II кв. 2012	IV кв. 2006	V
Индонезия	IV кв. 2001 – II кв. 2012	III кв. 2005	IV
Казахстан	IV кв. 2001 – II кв. 2012	III кв. 2007	V
Корея	IV кв. 2001 – II кв. 2012	I кв. 2009	IV
Литва	IV кв. 2004 – II кв. 2012	III кв. 2009	I
Македония	IV кв. 2006 – II кв. 2012	IV кв. 2008	II
Малайзия	IV кв. 2001 – II кв. 2012	-	IV
Мексика	IV кв. 2001 – II кв. 2012	-	III
Молдова	IV кв. 2001 – II кв. 2012	II кв. 2008	I
Польша	I кв. 2004 – II кв. 2012	I кв. 2009	II
Россия	I кв. 2003 – II кв. 2012	I кв. 2009	V
Словения	IV кв. 2005 – II кв. 2012	-	II
ЮАР	IV кв. 2001 – II кв. 2012	IV кв. 2007	V
Таиланд	IV кв. 2001 – II кв. 2012	-	IV
Турция	I кв. 2002 – II кв. 2012	-	V

Рисунок 2. Индикаторы раннего предупреждения (распределение значений индикаторов в рассматриваемых странах в окрестности кредитного пика)

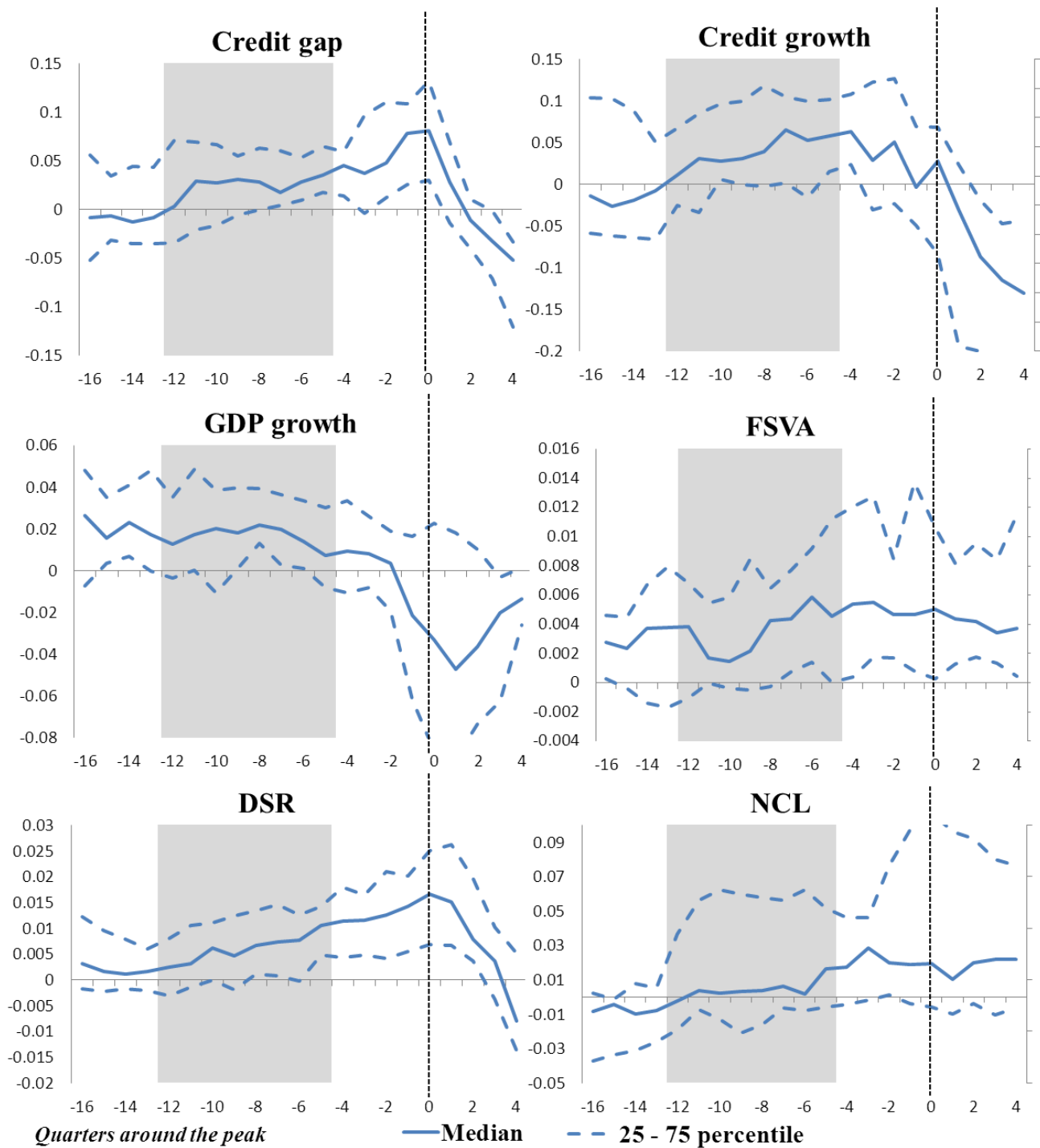


Рисунок 3. ROC-кривые индивидуальных индикаторов

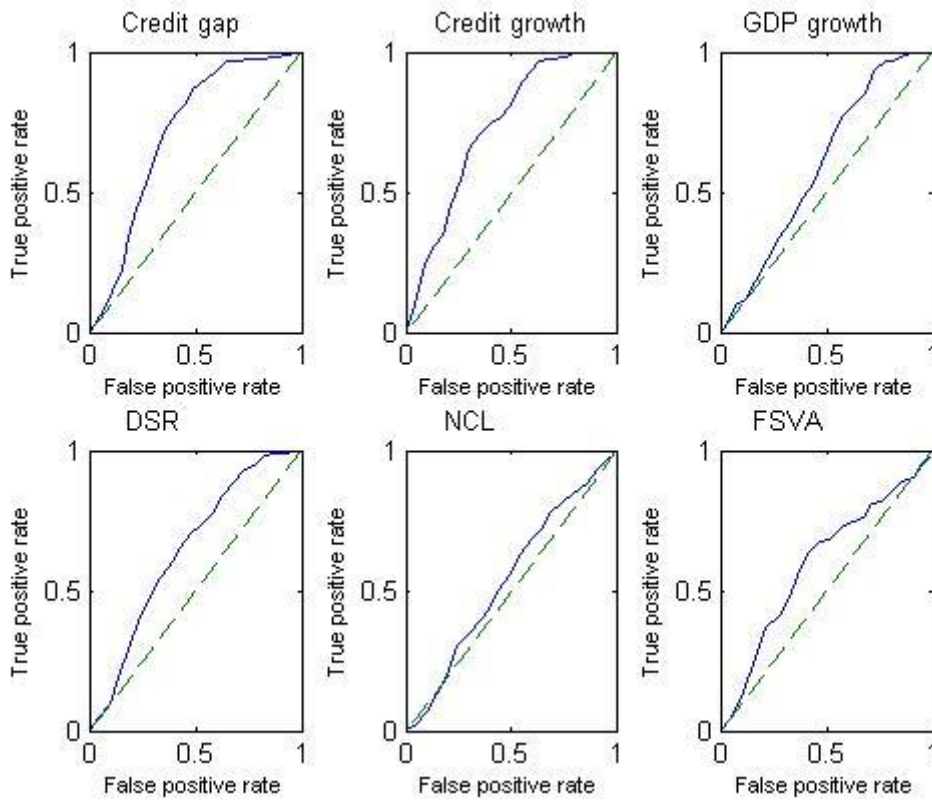


Рисунок 4. ROC-кривые пробит-моделей

