

### 3.3. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВЫХ КРИЗИСОВ НА ОСНОВЕ ОПЕРЕЖАЮЩИХ ИНДИКАТОРОВ

Крылов А.С., аспирант кафедры математических методов анализа экономики  
главный специалист проектного офиса  
«Оптимизация рабочего капитала» ООО «Сибур»

Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова

В статье рассматриваются современные эконометрические и математические методы прогнозирования финансовых кризисов на основе опережающих индикаторов, анализируются их достоинства и недостатки.

На основе представленной в работе авторской модификации метода извлечения сигнала, основанной на использовании аппарата функций распределения из класса обобщенного гиперболического распределения, проведен анализ состояния экономики Российской Федерации в период с 1994 по 2013 г. Прогностическая сила модели сопоставима с практируемыми на сегодняшний момент методами прогнозирования кризисов.

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВЫХ КРИЗИСОВ НА ОСНОВЕ ОПЕРЕЖАЮЩИХ ИНДИКАТОРОВ

#### Задача прогнозирования финансовых кризисов

В условиях мировой финансовой нестабильности способность вовремя регистрировать предкризисную экономическую динамику и предотвращать финансовые кризисы является наиболее актуальной задачей государственного регулирования. Первые научно-исследовательские работы в области моделирования и прогнозирования финансовых кризисов (иными словами, построения систем раннего оповещения о кризисе) появились сравнительно недавно, начиная с середины 1990-х гг., но к нынешнему моменту фонд работ довольно значителен. Основной причиной такого повышенного внимания к проблеме прогнозирования финансовых кризисов стало резкое увеличение частоты и масштабов финансовых дестабилизаций как в развивающихся, так и в развитых странах. Так, официальная международная статистика<sup>1</sup> констатирует факт, что мировая экономика до сих пор полностью не восстановилась после кризисных событий 2008 г. В связи с этим становится как никогда актуальной задача построения систем раннего оповещения о кризисе.

Эффективная система раннего оповещения о кризисе сигнализирует о вероятной финансовой дестабилизации с тем, чтобы регулятор смог своевременно принять соответствующие превентивные меры, снижающие потенциальные экономические потери связанные с кризисом. Основными заказчиками таких разработок могут являться региональные регуляторы и международные финансовые институты. С другой стороны результаты оценки вероятности наступления финансовых дестабилизаций могут быть востребованы международными корпорациями, имеющие необходимость оценивать страновой риск при осуществлении экономических экспансий и реализации крупных инвестици-

онных проектов. Современная российская экономика в высшей степени подвержена финансовому заражению. В таких условиях регулятору необходимо иметь четкое представление о степени и источниках уязвимости экономики к неблагоприятным изменениям мировой экономической и финансовой конъюнктуры.

Спектр математических методов для реализации задач прогнозирования весьма широк. Это и классические эконометрические модели, современные непараметрические подходы к классификации и так называемые «интеллектуальные техники». Многие из современных техник нашли свое применение в области моделирования финансовых кризисов. В данном контексте задача прогнозирования сводится к разделению состояний экономики в каждый период времени (например, год или квартал) на нормальные и предкризисные, осуществляя мониторинг макроэкономических, микроэкономических, отраслевых индикаторов и институциональных факторов. Таким образом, помимо классических методов прогнозирования возможно использование любых классификационных алгоритмов.

Разрабатываемая система должна подавать сигнал о вероятном наступлении кризиса с таким горизонтом предсказания, за который регулятор сможет осуществить превентивные антикризисные меры. При этом должен обеспечиваться компромисс между вероятностью успешно предсказать кризис и дать «ложную тревогу», т.к. экономика может понести не менее серьезные потери в случае необоснованного вмешательства регулятора.

#### Инструментарий моделирования и прогнозирования

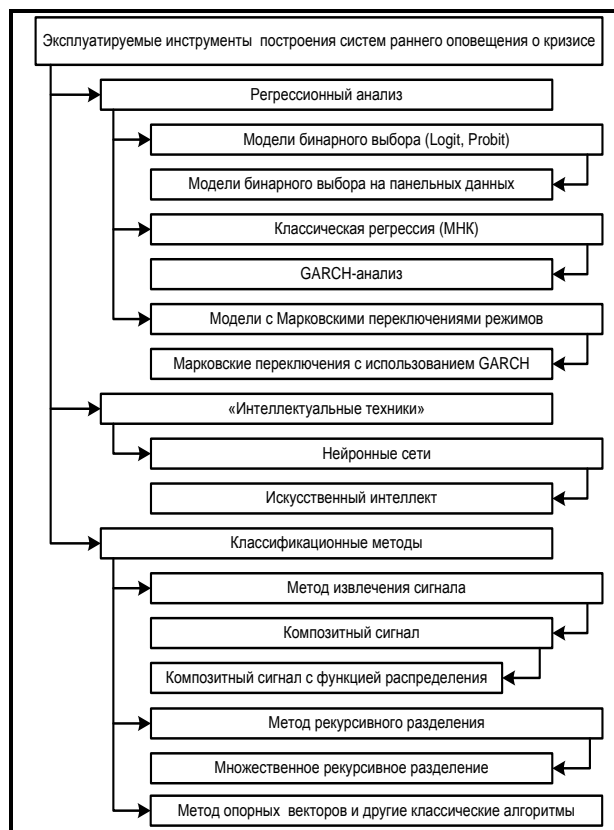


Рис. 1. Практикуемые методы построения систем раннего оповещения о кризисе

<sup>1</sup> Global financial stability report. International Monetary Fund, April 2013.

В исследовательской литературе широкое практическое применение нашли методы статистического и эконометрического анализа. Также с развитием компьютерных технологий проводятся попытки использовать интеллектуальные техники, такие как программирование нейронных сетей, использование искусственного интеллекта. На рис. 1 представлена одна из возможных классификаций практикуемых методов. Диаграмма иерархична и наиболее продвинутые модели находятся в ее нижней части.

Первые системы раннего оповещения были разработаны в конце 1990-х гг. Основными драйверами данных исследований стали участвовавшие банковские дестабилизации и валютные кризисы в развивающихся странах. После ряда острых кризисов, в частности в передовых азиатских экономиках, создание подобной системы стало насущной задачей. Первые подходы для подобного моделирования кризисов – это классический регрессионный анализ по методу наименьших квадратов, модели бинарного выбора (logit / probit) и непараметрический метод извлечения сигнала. Последние два метода успешно эксплуатируются Международным валютным фондом (МВФ) для идентификации валютных кризисов [3].

**Классическая регрессионная модель**

Данный метод использовался Sachs, Tornell и Velasco [19] для изучения причин мексиканского кризиса 1994-1995 гг. Исследуемая функциональная зависимость выглядела следующим образом:

$$Ind = a_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i F_i, \tag{1}$$

где

*Ind* – значение кризисного индекса;

*F<sub>i</sub>* – значение объясняющей переменной (конкретное значение фактора или дискретная переменная, принимающая значение ноль или единица).

Впоследствии от классических регрессий отказались в силу несостоятельности подхода, так как зависимая переменная обычно является дискретной величиной или двоичным индикатором кризиса. Подобный анализ позволяет проанализировать факторы, повлиявшие на кризис, но не позволяет эффективно выполнять задачу прогнозирования.

**Модель бинарного выбора**

Наиболее распространенным методом прогнозирования финансовых кризисов является модель бинарного выбора. В качестве зависимой переменной в данной модели органично используется двоичный индикатор кризиса. Впервые данный подход применялся Demirgüç-Kunt и Detragiache [12] для определения ключевых факторов банковских дестабилизаций в развивающихся странах.

Вероятность наступления кризиса оценивается с помощью многомерной пробит / логит модели. Для каждого *j*-го наблюдения (состояние экономики страны А в год Б) создается индикаторная переменная *y<sub>j</sub>*, которая принимает значение единицы в случае, если в стране имел место кризис, и 0 наоборот. Вероятность того, что кризис случится  $Pr_j(y_j = 1)$ , является функцией вектора объясняющих переменных связанных с конкретным *j*-м наблюдением *x<sub>j</sub>* и вектором параметров *β*. Оценка неизвестных параметров *β* производится по методу мак-

симального правдоподобия. Формируется функция правдоподобия на основе *n* наблюдений, и далее максимизируется ее логарифм (2):

$$\ln L = \sum_{j=1}^n [y_j \ln F(\beta' x_j) + (1 - y_j) \ln(1 - F(\beta' x_j))], \tag{2}$$

где функция *F*(·) – стандартное нормальное распределение для пробит-модели и логистическое распределение для логит-модели.

Имея оцененный вектор параметров, модель позволяет рассчитывать вероятность наступления кризиса на основе текущей экономической ситуации, выраженной набором показателей *x*, на будущий период.

**Метод извлечения сигнала (signal extraction)**

Данный метод непараметрический и не налагает ограничений на данные и количество переменных, что является несомненным преимуществом перед регрессионными моделями. Подход был разработан сотрудниками МВФ Kaminsky, Lizondo и Reinhart [16] для определения ключевых показателей, сигнализирующих о вероятном наступлении валютного кризиса с горизонтом до 24 месяцев. Рассматривается широкий набор экономических показателей. Сигналом является превышение показателем ранее определенного критического значения. Сигнал потенциального предиктора является хорошим, если в течение 24 месяцев после сигнала происходит кризис, в противном случае фиксируется «ложная тревога». С другой стороны, сигнал может не поступить, а кризис произойти – фиксируется ошибка системы. Вариации в выборе горизонта прогнозирования и определения набора показателей зависят от целей исследования. Собрав достаточную статистику, формируется сводная табл. 1.

Таблица 1

**АНАЛИЗ ПОЛУЧЕННЫХ СИГНАЛОВ**

Показатель	Есть кризис	Нет кризиса
Есть сигнал	<b>A</b>	<b>B</b>
Нет сигнала	<b>C</b>	<b>D</b>

Далее рассчитывается отношение шума к поступающему сигналу о кризисе (noise to signal ratio, *NTSR*):

$$NTSR: \frac{B}{B+D} / \frac{A}{A+C}$$

Показатель будет являться опережающим индикатором кризиса в том случае, если отношение шума к сигналу будет меньше единицы.

Отметим, что данный подход предпочтителен для создания системы раннего оповещения о кризисе на страновом уровне, так как позволяет модифицировать критерии принятия решения в соответствии с экономической и институциональной спецификой.

**Композитный опережающий индикатор**

Сигнальный подход был далее улучшен Kaminsky [15]. Среди имеющихся индикаторов выбираются те, которые при оптимальном критическом значении имеют достаточно низкий показатель шума *NTSR*. Те же переменные, которые дают больше ложных, чем верных сигналов, исключались. Следующая процедура заключалась в придании разным индикатором весов (например, в соответствии с отношением сигнал / шум), и это еще один аспект различных модификаций и улучшений подхода.

Итоговый сводный индикатор указывает на уязвимость экономики к дестабилизации. Более высокое значение данного показателя указывает на более напряженную экономическую ситуацию и большую вероятность возникновения кризиса. Эффективность данного метода сопоставима с моделями бинарного выбора.

### Модели с марковскими переключениями режимов

Основное преимущество данных моделей заключается в отсутствии необходимости формировать искусственную переменную-индикатор и определять кризисные события экзогенно [1]. Предполагается, что для экономики характерны два альтернативных состояния (или режима  $s_t$  в момент времени  $t$ ): спокойные периоды и кризисные периоды. Кризисный режим характеризуется иным средним и более высоким значением дисперсии показателя, выбранного в качестве индикатора кризиса  $y_t$ . Наиболее часто в исследованиях в качестве такого показателя выбирается реальный валютный курс или индекс давления валютного рынка. Распределение показателя предполагается нормальным с плотностью распределения:

$$f(y_t | s_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{s_t}} \exp\left(-\frac{(y_t - \mu_{s_t})^2}{2\sigma_{s_t}^2}\right),$$

где

$\mu_{s_t}$  – параметр среднего в режиме  $s_t$ ;

$\sigma_{s_t}^2$  – параметр дисперсии в режиме  $s_t$ .

Вероятность остаться в том же состоянии или перейти в альтернативное состояние зависит от основных показателей, характеризующих текущее состояние экономики. Изменение режима  $s_t$  описывается матрицей вероятностей перехода  $P_t$ :

$$P_t = \begin{pmatrix} p_t^{00} = F(x_{t-1}'\beta_0); \\ p_t^{01} = (1 - p_t^{00}) = 1 - F(x_{t-1}'\beta_0); \\ p_t^{10} = (1 - p_t^{11}) = 1 - F(x_{t-1}'\beta_1); \\ p_t^{11} = F(x_{t-1}'\beta_1) \end{pmatrix}.$$

где

$p_t^{ij}$  – вероятность перехода из состояния  $i$  в момент  $t-1$  в состояние  $j$  в момент  $t$ ;

$F$  – кумулятивная функция распределения (нормальное или логистическое распределение);

$x_{t-1}$  – вектор объясняющих переменных;

$\beta_i$  – вектор параметров, где  $i = s_{t-1}$ .

Следующим шагом является определение параметров  $\mu_0, \mu_1, \sigma_0^2, \sigma_1^2, \beta_0, \beta_1$  с помощью метода максимального правдоподобия.

Марковский процесс переключения режимов позволяет оценить вероятности переключения на один период, например на месяц или на год, вперед. Как и в других подходах, определяется критическая вероятность, которая бы свидетельствовала бы о том, что кризис действительно имеет место. Оценка прогнозных качеств определяется аналогично предыдущим моделям.

В работе Brunetti, Scotti, Mariano и Tan [7] изменение волатильности (дисперсии) регистрируется с помощью GARCH регрессии. В этой модели дисперсия (имеющая авторегрессионную компоненту) будет также яв-

ляться функцией от всех предыдущих состояний системы  $s_t$ :

$$y_t = \mu_t + \sum_{i=1}^k \theta_i X_{it} + u_t; \quad (3)$$

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0,1);$$

$$\sigma_t^2(s_t, s_{t-1} \dots s_0) = \omega(s_t) +$$

$$+ \alpha(s_{t-1})\mu_{t-1}^2 + \beta(s_{t-1})\sigma_{t-1}^2(s_{t-1} \dots s_0).$$

Константа  $\mu_t$  в уравнение условного среднего (3) может переключаться между двумя режимами – высокого среднего  $\mu_1$  и низкого среднего  $\mu_0$ :

$$\mu_t = \mu_1 s_t + \mu_0 (1 - s_t);$$

$$s_t \in \{0,1\}, \quad \forall t;$$

$$Pr(s_t = 0 | s_{t-1} = 0) = p;$$

$$Pr(s_t = 1 | s_{t-1} = 1) = q.$$

Соответственно, когда модель эндогенно меняет режим, в экономике регистрируется кризисное состояние. Вероятности перехода могут являться функциями от набора макроэкономических показателей. Таким образом, можно получить изменяющиеся вероятности перехода с течением времени. В работе Brunetti, Scotti, Mariano и Tan [7] вероятности перехода определяются Пробит-функцией набора переменных  $Z_t$ :

$$Pr(s_t = 0 | s_{t-1} = 0) = p = \Phi(Z'_{t-1,0});$$

$$Pr(s_t = 1 | s_{t-1} = 1) = q = \Phi(Z'_{t-1,1}).$$

### Рекурсивное разделение (построение бинарного классификационного дерева, ВСТ<sup>2</sup>)

Рекурсивное разделение – это непараметрический статистический метод, позволяющий выявлять значимые паттерны в группе имеющихся переменных, позволяющих предсказать бинарный исход (например, ожидается ли кризис в следующий период или нет). Начиная с полной выборки или верхнего «родительского» узла, ВСТ модель сравнивает все переменные на всех возможных разделяющих значениях и выбирает первым тот индикатор (и конкретное критическое значение), который обеспечивает наилучшее разбиение выборки на более «чистые» подвыборки (более гомогенные узлы), где вероятность выявления кризиса значительно увеличивается или снижается по сравнению с общей выборкой. После того как первичный разделяющий индикатор выбран, и получены два дочерних узла, процесс повторяется для каждой подвыборки, до тех пор пока разбиение не остановлено или невозможно. Последнее может произойти, если все наблюдения в конкретном узле с одинаковым исходом или если в этом узле только одно наблюдение. Визуализируется процесс в форме дендровидной диаграммы – т.н. «дерева». Размер дерева определяется компромиссом между ценой роста дерева (пропорциональной количеству узлов) и общей точностью модели (пропорциональной ошибкам первого и второго рода). Во главу угла ставится точность модели, и, исходя из этого, определяется размер дерева. Модель также дает количественную

<sup>2</sup> ВСТ – binary classification tree.

оценку пригодности каждой переменной в различении кризисных наблюдений от некризисных.

По умолчанию алгоритм ВСТ определяет оптимальный размер дерева, используя процедуру оценки вневыборочной эффективности дерева. Когда данных недостаточно для проведения отдельного тестирования (что характерно для моделирования кризисов), ВСТ метод разделяет выборку на 10 частей, ровно распределяя наблюдения на основании значений, принимаемой зависимой переменной, и формирует наибольшее дерево, используя 9/10 первоначальной выборки, и далее использует оставшуюся 1/10 часть выборки в качестве тестовой базы. Результаты 10 тестов сводятся для определения оптимального количества терминальных узлов для полной выборки. Однако, в этот процесс можно вмешиваться и необходимым образом корректировать размер дерева для обеспечения наилучшей точности подгонки модели и сохранения экономического смысла.

После исполнения алгоритма, программа представляет результаты в форме диаграммы, на которой изображены разделяющие индикаторы (сплиттеры), узлы и их связи между собой. Так, становится возможным проследить на основании какой информации наблюдение было отнесено к кризисному или нет. С другой стороны ВСТ алгоритм ранжирует выбранные индикаторы по степени важности для моделирования. В ряде случаев переменная, которая несколько лучше показывает себя как сплиттер и имеет большую мощность для анализа кризисов, нежели другие переменные, в конечном дереве не попадает. Эта проблема аналогична проблеме, когда две сильно коллинеарных переменных включаются в регрессионный анализ. ВСТ ранжирует показатели с точки зрения потенциальной пользы, даже если некоторые из них могут быть скрыты из-за иного выбора первичного сплиттера и уже никогда не появятся в дереве. Поэтому помимо классификационного важно учитывать важность конкретного индикатора на основании его абсолютного ранга среди остальных индикаторов.

ВСТ метод имеет ряд отличительных преимуществ по сравнению с альтернативными техниками. Во-первых, этот подход не требует предположений относительно функциональной формы модели, как, например, в регрессионной модели. Использование данного подхода не налагает ограничений на данные. Так, например, для регрессионного анализа критически важно нормальность распределения показателей, что никогда в полной мере не соответствует реальности.

Рекурсивное разделение позволяет понять, совместное действие каких показателей и в каком масштабе приводит к кризисной ситуации. С помощью данного классификационного процесса Davis и Karim [11] составили модель, позволяющую с точностью порядка 80% разделять наблюдения на кризисные и некризисные. Подобная эффективность сопоставима с моделями бинарного выбора и композитными индикаторами. Явное преимущество данного подхода в том, что факторы оказавшие наибольшее влияние на реализацию кризиса определяются моделью и даются соответствующие численные критические значения показателей.

Существуют разного рода модификации на основе рекурсивного разделения. Базовый математический аппарат описан в работе Breiman, Friedman, Olshen, Stone [6], некоторые модификации в работе Breiman [5]

### **Интеллектуальные техники**

С развитием компьютерных технологий широкое распространение приобрели системы с использованием нейронных сетей, искусственного интеллекта, которые используют математические и алгоритмические элементы, мимикрирующие биологические нейронные связи и нервную систему человека.

Структура модели, использующей нейронные сети, меняется под воздействием внешних или внутренних потоков информации, которая проходит через элементы сети в период обучения. Также в модели используются средства для аппроксимации нелинейных функций для обнаружения связей между объясняющими переменными.

Подобные системы весьма сложны в настройке и практическом использовании. Часто, модели с использованием нейронных сетей критикуются за то, что процесс анализа и прогнозирования представляет собой «черный ящик», и исследователь ограничен в возможности достоверно определить, почему полученный результат именно такой.

Несмотря на подобные соображения, здесь есть значительное поле, как для полемики, так и для исследований. В работах, где используются нейронные сети для определения кризисов, точность систем раннего оповещения очень высокая и выходит за 90% [18]. На текущий момент оценить достоверность результатов по имеющимся исследованиям не представляется возможным.

### **Композитные системы**

Принцип составления композитных систем заключается в построении ряда моделей различного типа на едином массиве данных. В случае если в определенный период основная часть моделей регистрирует сигнал о кризисе, то композитный индикатор просигнализирует о кризисе, в противном случае – нет. Соответственно, критическую долю положительных сигналов о кризисе можно также варьировать для достижения наилучшей точности системы. Данный подход позволяет довести точность прогнозирования до 95% [2]. Однако данный тезис также нуждается в верификации.

В следующем разделе подробно представлен авторский подход к прогнозированию финансовых дестабилизаций, модифицирующий существующий метод извлечения сигнала.

## **СИГНАЛЬНЫЙ ПОДХОД К ИСПОЛЬЗОВАНИЮ ФУНКЦИЙ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ**

Функции распределения используются в основном в связи с построением оценок максимального правдоподобия в пробит- и логит-моделях, а также при формировании матрицы переходов в моделях с марковскими переключениями режимов. Возможно и прямое использование функций распределения для анализа вероятности, что конкретный показатель-предиктор примет экстремальное значение, которое бы свидетельствовало об ухудшении экономической ситуации в стране. Для этого требуется сформировать выборку для каждого показателя, обладающую достаточной гомогенностью для построения функции распределения. Одной из ключевых проблем является не нормальность распределения показателей. Эмпирическая плотность распре-

деления большинства показателей характеризуется сильной асимметрией и «тяжелыми хвостами».

Возможным решением в данном случае является использование многопараметрических функций из класса обобщенного гиперболического распределения (ОГР), позволяющих учитывать как асимметрию, так и «тяжелые хвосты». Частными случаями обобщенного гиперболического распределения являются гиперболическое распределение, обратное гауссовское распределение, скошенное распределение Стьюдента, их симметричные модификации и нормальное распределение. Функция плотности ОГР для одномерного случая выглядит следующим образом:

$$f_{\text{OGR}}(x) = \frac{\left(\frac{\gamma}{\delta}\right)^{\lambda}}{\sqrt{2\pi} K_{\lambda} \delta \gamma} e^{\beta(x-\mu)} \frac{K_{\lambda-\frac{1}{2}} \alpha \sqrt{\delta^2 + (x-\mu)^2}}{\left(\frac{1}{\alpha} \sqrt{\delta^2 + (x-\mu)^2}\right)^{\lambda-\frac{1}{2}}},$$

где

$\mu$  – параметр расположения;

$\alpha$  и  $\lambda$  – параметры, отвечающие за толщину хвостов;

$\beta$  – параметр асимметричности;

$\delta$  – параметр масштаба;

$\gamma = \sqrt{\alpha^2 - \beta^2}$ ;

$K(\cdot)$  – модифицированная функция Бесселя второго рода.

Из функции плотности  $f_{\text{OGR}}(x)$  путем наложения ограничений на параметры получают функции плотности других гиперболических распределений. Например, распределение Стьюдента:

$$\xi \sim \text{GH}\left(-\frac{\nu}{2}; 0; \sqrt{\nu}; \mu\right) \Leftrightarrow \xi \sim t(\nu).$$

Параметры многомерных распределений оцениваются итерационным методом максимального правдоподобия (ММП).



Рис. 2. Чистые прямые иностранные инвестиции (модель распределения)

На рис. 2 представлена модель распределения показателя чистых прямых иностранных инвестиций к ВВП по годовым наблюдениям развивающихся стран. Как видно по графику, скошенное распределение Стьюдента (сплошная линия) значительно лучше описыва-

ет данные, нежели нормальное распределение (пунктирная линия).

Применение такого подхода перекликается с построением сигнальных индикаторов. При построении сигнального индикатора фактически исследуется эмпирическая функция распределения показателя-предиктора. Распределение строится на основе значений показателя в спокойный, не кризисный период. Эти значения соответствуют тем наблюдениям, когда кризиса не было (кризисный индикатор равен нулю), за исключением спорного периода. Спорный период – два года до кризиса и два года после кризиса – частично имеющий черты кризисного периода. Наблюдений обычно бывает достаточно для того, чтобы эмпирическую функцию распределения можно было заменить лучшим теоретическим аналогом, позволяющим как минимум произвести те же операции, что и при сигнальном подходе. Но более концептуальное использование функций распределения возникает при оценке правдоподобности принятия показателем определенных значений. В рамках сигнального подхода переменная дает только сигнал, количественная оценка степени влияния этого показателя не дается, а только корректируется на соотношение сигнал / шум. В подходе с использованием функции распределения возможно оценить вклад каждого показателя в формирование сводного опережающего индикатора. Вкладом будет являться значение вероятности, полученной из функции распределения показателя. Пусть исследуемый показатель (чистые прямые иностранные инвестиции к ВВП) принял значение  $-2\%$ . Тогда, подставив это значение в модель функции распределения этого показателя, получаем искомое значение вероятности такого события –  $0,03$  в шкале от нуля до единицы<sup>3</sup>. Если известно, что чем величина чистых прямых инвестиций тем экономическая ситуация хуже, то мы регистрируем сигнал о кризисе. В качестве меры риска возможно напрямую включать величину  $(1 - 0,03) = 0,97$  в сводный опережающий индикатор с необходимыми весами.

Таким образом, сводный индикатор будет представлять собой менее дискретизированную величину, точнее описывающую реальное состояние экономике накануне кризиса.

## Построение модели

Для целей данного исследования была сформирована информационная база данных, включающая наблюдения по 113 макроэкономическим, финансовым, отраслевым, и институциональным показателям в 142 странах в период с 1980 по 2012 г.<sup>4</sup>. В процессе обработки статистики, выборка значительно редуцировалась в связи с большим количеством пропусков данных.

Для формирования кризисного индикатора, отражающего факт начала кризиса, осуществляется на основе базы данных и методологии МВФ<sup>5</sup>. В ней указаны начало кризиса, дюрация, а также факт системности. Если кризис длится дольше, чем один год (практически 85% случаев), в качестве «кризисного» наблюдения используется только статистика за первый год. Более

<sup>3</sup> С точки зрения нормального распределения значение в  $-2\%$  для чистых прямых иностранных инвестиций не такое редкое, тогда как асимметричное распределение  $t$ -Стьюдента регистрирует отклонение в  $-2\%$  и меньше в 3% случаев.

<sup>4</sup> Использовалась официальная статистика МВФ <http://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/2013/01/weodata/index.aspx> и Всемирного банка <http://data.worldbank.org/data-catalog/world-development-indicators>.

<sup>5</sup> IMF financial crisis episodes database. IMF, November 2008.

подробно о подходах к датированию кризисов в Boyd et al. [4].

Помимо создания наблюдений, имеющих отношение к началу кризиса, необходимо отделить те наблюдения, которые для моделирования являются спорными. Если кризис в конкретной стране длился более одного года, то из рассмотрения исключаются все наблюдения до даты конца кризиса. Кроме того, в соответствии с методологией Eichengreen и Rose [13], исключаются все наблюдения за два года до и после кризиса, с целью исключить двойной счет финансовых дестабилизаций. Это связано с тем, что если между двумя кризисами временной промежуток составляет менее трех лет, то посткризисный период для одного эпизода дестабилизации может включать в себя предкризисный период другого эпизода дестабилизации. Все остальные наблюдения относятся к так называемому спокойному периоду и пригодны для моделирования. Именно этим наблюдением соответствует кризисный индикатор со значением ноль.

**Анализ динамики потенциальных предикторов**

Первичный анализ динамики показателей позволяет до моделирования сфокусироваться на потенциальных предикторах финансовой дестабилизации. На рис. 3 изображена динамика темпов прироста реального валового внутреннего продукта (ВВП). Период равен 5 годам, момент  $t = 0$  представляет собой начало кризиса. Черной линией изображается среднее значение показателя по выборке, пунктирные линии представляют собой среднее показателя +/- стандартное отклонение, серая линия-уровень – это среднее значение показателя по всей некризисной выборке (т.е. все наблюдения спокойного периода).

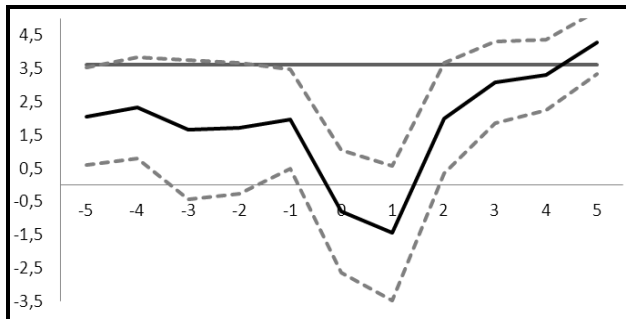


Рис. 3. Динамика темпов прироста реального ВВП, %

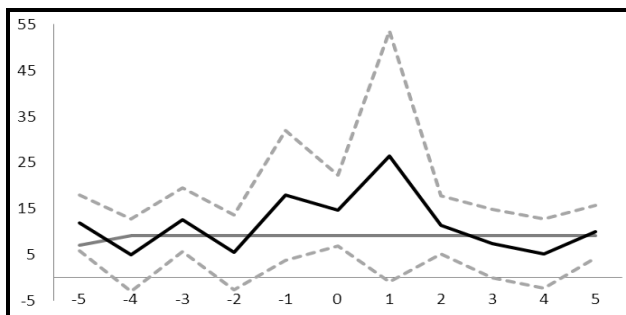


Рис. 4. Динамика реальной процентной ставки, %

Динамика прироста реального ВВП за год до кризиса обычно значимо ниже среднего уровня стабильного

периода. Обратная динамика характерна для показателя реальной процентной ставки (рис. 4).

За год до кризиса в большинстве стран зафиксирован резкий скачок реальной процентной ставки (около 10%), как относительно своего предыдущего значения, так и относительно нормального уровня. Как предполагают Eichengreen и Rose [13], резкие повышения краткосрочных процентных ставок негативно отражаются на балансовых статьях банков, если они вовремя не смогут повысить ставки по кредитам. Таким образом, банки существенно ухудшают качества своих активов, что при дополнительных внешних факторах может привести к банковскому коллапсу. Это в большей степени характерно для развивающихся стран.

Сальдо текущего счета к ВВП (%) в течение нескольких лет до кризиса обычно находится значительно ниже среднего значения, характерного для стабильного экономического периода, и принимает наименьшее значение ровно за год до кризиса (рис. 5). Данный показатель отражает финансовую позицию государства в мировой экономике.

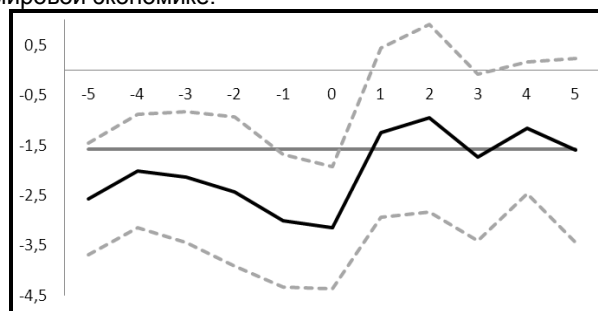


Рис. 5. Сальдо текущего счета, % к ВВП

Отрицательная предкризисная динамика может выражено наблюдаться за два года до кризиса (рис. 6 и 7).

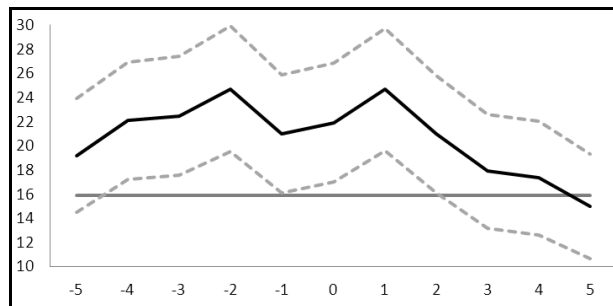


Рис. 6. Динамика инфляции, %

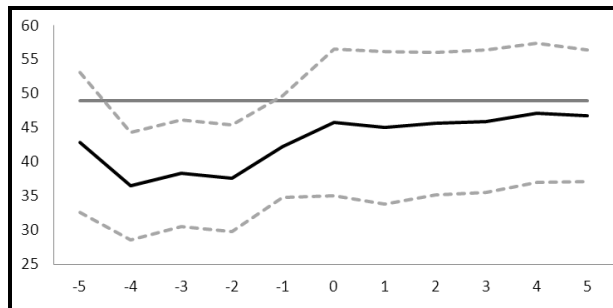


Рис. 7. Динамика уровня М2 к ВВП, %

В условиях высокой и нестабильной инфляции банкам трудно полноценно осуществлять роль финансо-

вого посредника. В посткризисном периоде инфляция имеет строгую тенденцию к возвращению к нормальному состоянию.

С помощью показателя отношение денежной массы к ВВП была осуществлена попытка проиллюстрировать факт сжатия денежной массы накануне кризиса в соответствии с соображениями, высказанными Friedman и Schwartz [14]. Данное предположение подтверждается, в предкризисный период характерны сверхнизкие значения показателя денежной массы к ВВП. Это означает, что в экономике существует недостаточность денежной массы для нормального функционирования экономики.

Таким же образом, был осуществлен предварительный анализ остальных показателей на предмет выявления значимых предкризисных паттернов. В табл. 2 представлены наиболее значимые отклонения показателей-предикторов в преддверии глобального экономического кризиса 2008 г.

Таблица 2

#### ОТКЛОНЕНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ-ПРЕДИКТОРОВ НАКАНУНЕ ЭКОНОМИЧЕСКОГО КРИЗИСА 2008 г.

Показатель	Среднее значение показателя в спокойный период	Среднее значение показателя в предкризисный период (1980-2005)	Среднее значение показателя накануне глобального кризиса 2008 года
Баланс счета текущих операций, % от ВВП	1,51	-3,20	-2,60
Отношение банковских ликвидных резервов к активам, %	14,28	10,74	11,73
Прирост обязательств частного сектора к ВВП, %	20,02	88,07	28,81
Торговый баланс, % к ВВП	2,47	-3,77	-4,08
ВВП на занятого по ППС	31123	17201	26322
Прирост кредитов частному сектору к ВВП, %	3,83	7,53	16,58
Средний за 3 года прирост кредитов частному сектору к ВВП, %	3,07	4,65	13,97

По сравнению со спокойным периодом, предкризисные годы характеризуются значительными отклонениями. Таким образом, формируются сигналы об ухудшении экономической ситуации в стране, которые должны будут учитываться в модели. Сильное негативное отклонение символизируется в таблице темно-серой заливкой, умеренное отклонение светло-серой.

#### Определение значимых предикторов в модели бинарного выбора

Далее представлена система раннего оповещения о кризисе на основе логит-регрессии по методологии Demirguc-Kunt и Detragiache [12]. Имея сформированную информационную базу, достаточно построить бинарную регрессию по выборке, взяв в качестве зависимой переменной «кризисный индикатор», а в качестве регрессоров показатели-предикторы с лагом один период (год). Далее с использованием уравнения регрессии с оценками параметров строятся прогнозные значения результирующей переменной по всем наблюдениям выборки. Результаты оценки параметров по наилучшей спецификации представлены в табл. 3.

Результаты согласуются с соображениями, сформулированными при первичном анализе показателей. Так, при высоком значении чистых прямых иностранных инвестиций к ВВП снижается вероятность банковской де-

стабилизации на следующий год. Аналогичный эффект имеет место, если у банков существует достаточное количество ликвидных резервов по отношению к активам. В случае резкого ухудшения качества последних наличие ликвидных резервов позволит значительно снизить риски банкротства. Показатели кредитного бума также оказались значимыми. Большой реальный прирост в объемах кредитования частному сектору, а также общий объем кредитования к ВВП положительно влияют на вероятность банковской дестабилизации. Высокая инфляция по результатам анализа – один из главных факторов дестабилизации. Высокий индекс паритета покупательной способности увеличивает вероятность дестабилизации, в то время как показатель ВВП на душу населения снижает. Чем экономически более развита страна, то есть чем выше показатель ВВП на душу населения – тем проще ей справиться с негативными шоками, возникающими в экономике.

Таблица 3

#### НАИЛУЧШАЯ СПЕЦИФИКАЦИЯ МОДЕЛИ БИНАРНОГО ВЫБОРА

Предиктор	Коеффициент <sup>6</sup>	Показатели	Значения
Чистые прямые иностранные инвестиции к ВВП	- 0.15926*	Количество наблюдений	889
Ликвидные резервы банков к Активам	- 0.034*	LR chi2(7)	38.05
Рост реального объема кредитования	0.01081*	Prob > chi2	0***
Инфляция	0.03166***	Pseudo R2	0.0934
ВВП на душу населения	- 0.00008***	-	-
Фактор ППС к валютному курсу	1.6383**	-	-
Общий объем кредитования к ВВП	0.00211*	-	-
<b>С</b>	<b>- 2.9787</b>	-	-

#### Построение модели с использованием функций распределения

Ниже представлен алгоритм проведения расчетов по новому подходу:

- Построение наилучших моделей функций распределений показателей-предикторов:
  - выбор из массива данных наблюдений спокойного периода;
  - построение наилучших функций распределения для показателей-предикторов; тестирование качества подгонки проводится на основе информационного критерия Акаике AIC.
- Оценка предсказательных способностей каждого показателя:
  - получение вероятностей из функций распределения для каждого значения показателей из выборки, соответствующих как кризисным, так и не кризисным наблюдениям;
  - выбор порогового значения (вероятности) для каждого показателя, минимизирующего соотношение шум / сигнал (NTSR).
- Построение сводного опережающего индикатора:
  - формирование итогового показателя, который представляет собой сумму значений вероятностей, полученных из моделей распределения показателей, для каждого наблюдения, взвешенных по соотношению сигнал / шум;
  - нормирование итогового показателя к шкале от нуля до единицы;

<sup>6</sup> \* – значимость на 10%-м уровне, \*\* – значимость на 5%-м уровне, \*\*\* – значимость на 1%-м уровне.

- выбор порогового значения сводного опережающего индикатора, которое бы наилучшим образом разделяло бы кризисные наблюдения от не кризисных наблюдений, т.е. минимизирующего соотношение шум / сигнал (NTSR).

В табл. 4 представлены результаты подгонки распределений к данным по используемым предикторам.

Построив функции распределения, возможно получить из них вероятности принятия предиктором того или иного значения. После прогонки через функции распределения для каждого наблюдения формируется набор таких вероятностей по каждому показателю.

Таблица 4

**МОДЕЛИ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ ПОКАЗАТЕЛЕЙ-ПРЕДИКТОРОВ**

Предиктор	Распределение	Симметричность	Количество параметров
Чистые прямые иностранные инвестиции к ВВП	Обобщенное гиперболическое распределение	Асимметрическое	6
Ликвидные резервы банков к активам	Гиперболическое распределение	Асимметрическое	4
Рост реального объема кредитования	Обратное нормальное распределение	Асимметрическое	4
Инфляция	Обратное нормальное распределение	Асимметрическое	4
ВВП на душу населения	Логнормальное	Асимметрическое	2
Фактор ППС	Логнормальное	Асимметрическое	2
Общий объем кредитования к ВВП	Логнормальное	Асимметрическое	2
Реальный рост ВВП	Нормальное	Симметрическое	2
Сальдо текущего счета к ВВП	Обратное нормальное распределение	Симметрическое	3
M2 к ВВП	Логнормальное	Асимметрическое	2

**Сравнение прогностической силы моделей**

Сравнение прогнозных качеств наилучших вариантов моделей, построенных в рамках логит-регрессий и сигнального подхода с использованием функций распределений, представлено в табл. 5.

Таблица 5

**СРАВНЕНИЕ КАЧЕСТВА МОДЕЛЕЙ**

Модель	Доля верно предсказанных кризисов	Доля ложных тревог	Доля общей точности, %
Композитный индикатор, взвешенный по NTSR	83,3	17,2	82,9
Логит модель	84,6	15,8	84,3

Очевидно, что модели обладают сравнимыми прогнозными характеристиками. Но модель с использованием бинарной регрессии показывает чуть более хорошие результаты. Однако не следует забывать, что композитный индикатор строился именно на основе тех показателей-предикторов, которые выявила логит-регрессия. Метод с использованием функций распре-

деления значительно гибче и позволяет учитывать широкий набор показателей в сводном индикаторе.

**Формирование прогнозов для РФ с 1994 по 2013 гг.**

На рис. 8 и 9 представлена графическая иллюстрация прогнозов, построенных по двум методологиям. По вертикальной оси откладывается значение кризисного индикатора, принимающего значения в интервале {0; 1}. Порог критичности для каждой модели или спецификации свой. В данном случае для логит-модели это 0,08. Для композитного индикатора это 0,53.

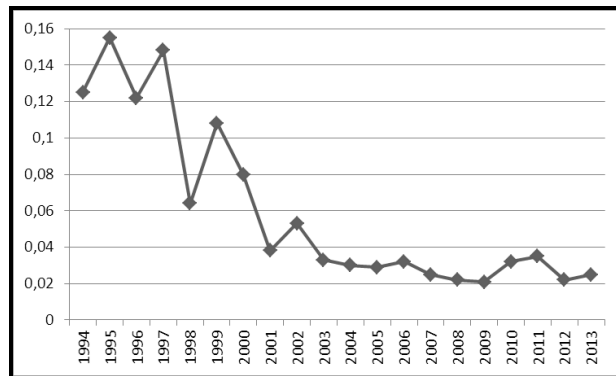


Рис. 8. Динамика кризисного индикатора для РФ (логит-модель)

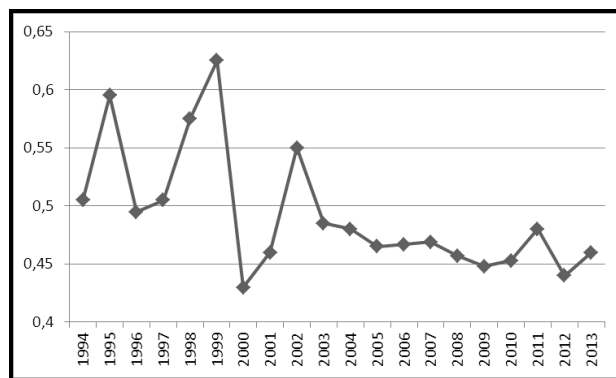


Рис. 9. Динамика кризисного индикатора для РФ (сигнальный подход)

Как видно, существенно более адекватную картину представляет именно сводный индикатор, построенный по методике с использованием функций распределения. Четко видны отклонения индикатора от заданного в модель разделяющего уровня<sup>7</sup>. Напомним, что все значения индикатора рассчитываются на основе данных по показателям-предикторам взятых с лагом один год. Таким образом, построенный индикатор точно определяет кризисные моменты на основании информации доступной за год до вероятной финансовой дестабилизации.

Модель не регистрирует существенных отклонений показателей-предикторов от нормы накануне современного глобального экономического кризиса и после него. Россия вошла в этот кризис в сильной финансовой позиции, то есть, вероятность системного кризиса в этот период низка. Как показывают исследования

<sup>7</sup> Если показание сводного индикатора больше разделяющего значения, то система сигнализирует о предкризисном состоянии.



МВФ<sup>8</sup>, кризис в России в 2008 г. не носил системного характера, поэтому не мог регистрироваться подобной системой.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе была рассмотрена проблема прогнозирования финансовых кризисов на основе опережающих индикаторов. Дана постановка задачи о построении системы раннего оповещения о кризисе, которая критически необходима в условиях мировой финансовой нестабильности. Классифицированы существующие подходы к построению подобных систем. Представлены концептуальные положения авторской модификации метода извлечения сигнала, основной особенностью которой является использования аппарата функций распределения для оценки вероятности принятия показателем-предиктора выборочных значений.

На основе выборке данных по 142 странам и 113 показателем в период с 1980 по 2012 гг. был проведен расчет вероятности наступления кризиса для РФ модифицированным сигнальным подходом и, в качестве сравнения, методом с использованием модели бинарного выбора. Два подхода показывают сопоставимую эффективность, однако сводный индикатор значительно четче выделяет предкризисные периоды, а результаты легче в интерпретации.

Не оставляет сомнения необходимость дальнейшего совершенствования и комбинирования методов прогнозирования финансовых кризисов.

## Литература

1. Abiad A. Early warning systems: a survey and a regime-switching approach // IMF working papers. 2003. Vol. 03.
2. Apoteker T., Barthelemy S. Predicting financial crises in emerging markets using a composite non-parametric model // Emerging markets review. 2005. Vol. 6. Pp. 363-375.
3. Berg A., Borensztein E., Pattillo C. Assessing early warning systems: how have they worked in practice? // IMF staff papers. 2005. Vol. 52, No. 3. Pp. 462-502.
4. Boyd J., De Nicolò G., Loukoianova E. Banking crises and crisis vating: theory and evidence // IMF working papers. 2009. July.
5. Breiman L. Bagging predictors // University of California. Technical report. 1994. No. 421.
6. Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone J.C. Classification and regression trees. Monterey, California. 1984.
7. Brunetti C., Scotti C., Mariano R.S., Tan H.H. Markov switching GARCH models of currency turmoil in Southeast Asia // Emerging markets review. 2008. Vol. 9. Pp. 104-128.
8. Bussiere M., Fratzscher M. Towards a new early warning system of financial crises // Journal of international money and finance. 2006. Vol. 25. Pp. 953-973.
9. Caprio G., Klingebiel D. Episodes of systemic and borderline financial crises. World Bank Research Dataset. 2003.
10. Davis E.P., Karim D. Comparing early warning systems for banking crises // Journal of financial stability. 2008. Vol. 4, Iss. 2. Pp. 89-120.
11. Davis E.P., Karim D. Could early warning systems have helped to predict the subprime crisis?. 2009.
12. Demirgüç-Kunt A., Detragiache E. The determinants of banking crises in developing and developed countries // IMF staff papers. 1988. March. Vol. 45. Pp. 81-109.
13. Eichengreen B., Rose A.K. Staying afloat when the wind shifts: external factors and emerging-market banking crises. // NBER working papers 6370. National bureau of economic research, Inc. 1998.
14. Friedman M., Schwartz A.J. Money and business cycles // The state of monetary economics. 1975. Pp. 32-78.
15. Kaminsky G. Currency and banking crises: the early warnings of distress // IMF working papers. 1999. WP/99/178.
16. Kaminsky G.L., Lizondo S., Reinhart C.M. Leading indicators of currency crises // IMF staff papers. 1998. Vol. 45.

17. Karim D. The use of binary recursive trees for banking crisis prediction // Brunel university department of economics and finance working paper, Brunel University. 2008.
18. L. Yu, K.K. Lai, S.Y. Wang. A multiscale neural network learning paradigm for financial crisis forecasting // Neurocomputing. 2010. Vol. 73. Pp. 716-725.
19. Sachs D.J. Tornell A., Velasco A. Financial crises in emerging markets: the lessons from 1995 // Brookings papers on economic activity. 1996. Vol. 27. Pp. 147-216.

## Ключевые слова

Прогнозирование финансовых кризисов; валютный кризис; банковский кризис; экономический кризис; системный кризис; система раннего оповещения о кризисе; опережающие индикаторы; обобщенное гиперболическое распределение; метод извлечения сигнала; сигнальный подход; эконометрика.

*Крылов Алексей Сергеевич*

## РЕЦЕНЗИЯ

Данная работа представляет собой актуальное исследование в области прогнозирования финансовых кризисов. На текущий момент мировая экономика еще не восстановилась от последствий глобального экономического кризиса 2008 г., что подтверждает необходимость подобных исследований. Впоследствии надежная система раннего оповещения о кризисе может стать одним из инструментов регулирования экономики.

В основной части работы представлены и классифицированы существующие методы моделирования и прогнозирования финансовых кризисов, что на текущий момент в российской литературе выполнено не было. Научный интерес представляют попытки применить классификационные алгоритмы для разделения состояний экономики стран на предкризисные и стабильные периоды. В дополнение к существующим методам автор предлагает собственную модификацию метода извлечения сигнала, основанную на использовании аппарата функций распределения из класса обобщенного гиперболического распределения. Данное расширение позволяет владельцу модели детальнее анализировать причины положительного сигнала о кризисе. Прогностическая сила модели сопоставима с практикуемыми на текущий момент системами раннего оповещения о кризисе.

Заключение: рецензируемая статья отвечает требованиям, предъявляемым к научным публикациям, и может быть рекомендована к опубликованию.

*Лукаш Е.Н., к.э.н., доцент кафедры математических методов анализа экономики Экономического факультета Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова, директор Центра математических финансов Экономического факультета Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова*

<sup>8</sup> World economic outlook; global financial stability report // IMF – April 2011.