

АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ И ОСОБЕННОСТИ МАЛОЙ ОТКРЫТОЙ ЭКОНОМИКИ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ НАЛОГОВЫХ ПОСТУПЛЕНИЙ

М.В. Дедушева*

Данное исследование посвящено анализу статистических подходов, которые могут использоваться для прогнозирования бюджетных поступлений с учетом особенностей украинской экономики. В частности, рассмотрены такие современные модели анализа временных рядов, как ARIMA-модели и векторные авторегрессионные модели исправления ошибок (VECM), продемонстрированы результаты их использования для прогнозирования налоговых поступлений в консолидированный бюджет Украины. Раскрыто влияние особенностей украинской экономики на формирование прогностических моделей. Тот факт, что экономика Украины является малой и открытой, допускает гипотезу, что налоговые поступления, при неизменной налоговой политике, должны в значительной мере быть детерминированы внешними условиями торговли и мировой экономической динамикой. Анализ относительных среднеквадратических погрешностей прогноза налоговых поступлений свидетельствует о том, что учет переменных внешнеэкономической среды ощутимо повышает точность описания фактических данных внутри выборки и прогнозирования при использовании VECM- и RW-моделей.

Ключевые слова: прогнозирование налоговых поступлений, моделирование налоговых переменных, модель случайного блуждания, анализ временных рядов, ARIMA, погрешность оценки, точность прогнозирования.

JEL-классификация: H21, C53, C32.

Материал поступил 12.06.2015 г.

Прогнозирование налоговых поступлений является важной составляющей бюджетного процесса. От качества и обоснованности прогнозных расчетов зависит возможность своевременной и полной мобилизации финансовых ресурсов в бюджет, а также реализация государством своих функций и обязанностей. Точность и адаптивность прогнозирования позволяет оценивать эффективность работы фискальных органов, вносить своевременные коррективы в фискальную политику, выстраивать стратегию управления системой государственных финансов с различными временными горизонтами. Очевиден тот факт, что от методики прогнозирования зависят точность прогнозов и способность фискальных органов адекватно оценивать изменения в экономической среде с точки зрения будущих бюджетных поступлений. Учитывая

важность функции прогнозирования, актуальной задачей для экономистов, а также аналитических подразделений фискальных органов является разработка новых подходов, которые бы повышали качество прогнозных моделей.

Среднесрочное бюджетное планирование и прогнозирование в Украине осуществляется на основе макроэкономических данных состояния экономики Украины и стран, являющихся ее основными торговыми партнерами, а также динамики индексов мировых товарных и финансовых рынков. Однако в определенных условиях ряд методик составления прогноза не может быть использован. Так, статистическое прогнозирование в кризисных условиях имеет существенные ограничения и невозможно без дополнительных экспертных оценок. Поэтому прогнозирование многих макро-

* Дедушева Марина Владимировна (dedushm@gmail.com), аспирант Национального университета государственной налоговой службы Украины (г. Ирпень, Украина).

экономических показателей социально-экономического развития Украины на основе существующих макроэкономических моделей не обеспечивает прогноз, приемлемый с практической точки зрения. Это касается и большинства стран с развивающимися экономиками. Невозможность эффективно применения эконометрических моделей, по которым строится зависимость между макроэкономическими переменными, связана с нестабильностью экономики. Поэтому, прежде чем прибегать к составлению прогноза, необходимо оценить, каково влияние внешнеэкономических показателей на динамику налоговых поступлений.

В связи с этим целью настоящей статьи является сравнительный анализ развитых статистических подходов, которые могут использоваться в Украине для прогнозирования бюджетных поступлений, с учетом особенностей украинской экономики. В результате данного анализа мы попытаемся ответить на следующие вопросы:

- какие статистические методы наиболее достоверно и точно описывают поведение налоговых поступлений;
- влияют ли внешнеэкономические факторы на качество и точность прогнозов налоговых поступлений.

Обзор эмпирических исследований

Эмпирические исследования, касающиеся эффективности моделей прогнозирования фискальных поступлений, дают довольно неоднозначные результаты. С одной стороны, формализованные подходы к прогнозированию показателей налогово-бюджетной сферы качественно превосходят субъективные методы. При этом ученые сравнивают различные методы оценки перспективных бюджетных поступлений (Baghestani, McNow, 1992; Marcellino, Favero, 2005; Fullerton, 1989; Pike, Savage, 1998; Beckett-Camarata, 2006; Botrij, Vizek, 2012). Однако все они согласны с тем, что применение эконометрических методов приводит к более точным и менее предвзятым прогнозным оценкам доходов бюджета. Использование более формальных методов прогнозирования нивелирует погрешности прогнозов, обусловленные по-

литическими манипуляциями. С другой стороны, в экономической литературе так и не сложилось четкого определения наиболее эффективного метода прогнозирования. По мнению большинства экспертов, для каждой группы доходов существует свой определенный метод прогнозирования. В связи с этим предлагаем систематизировать всю совокупность подходов к прогнозированию в следующие блоки: трендовый анализ, анализ временных рядов и многовекторные временные ряды.

Многофакторный анализ временных рядов (*Multivariable time series analysis*) – это статистический метод оценки взаимосвязи зависимой переменной (налоговые поступления) и нескольких независимых или пояснительных переменных. Он применяется в основном для оценки перспективных налоговых поступлений, которые сильно зависят от макроэкономических факторов, таких как налог на прибыль или налог на фонд оплаты труда. Этот метод позволяет установить основные причины и источники неопределенности в объемах налогов и сборов.

Сравнительный анализ моделей прогнозирования налоговых поступлений в Калифорнии (США) с 2004 по 2009 г. показал эффективность авторегрессионной модели Байеса, которая качественно превзошла простые VAR-модели и модели случайных блужданий (Krol, 2010).

Вместе с этим, как и любой метод прогнозирования, многофакторные регрессионные модели имеют свои сильные и слабые стороны. С одной стороны, они являются более мощным инструментом прогнозирования по сравнению с моделями временных рядов, поскольку обнаруженные закономерности могут быть использованы в дальнейшем для разработки долгосрочных прогнозов. Они также превосходят другие модели в долгосрочном периоде. Кроме того, они относительно простые в реализации и дешевые в обслуживании. В то же время многофакторный регрессионный анализ выдвигает высокие требования к объемам и качеству исходных данных. Их применение предполагает наличие у статистика определенных теоретических знаний и понимания основных закономерностей, чтобы пре-

дотвратить ошибки спецификации модели. Следует сосредоточить внимание и на том, что при использовании исторических данных многомерные регрессионные модели, как правило, сталкиваются с явлением автокорреляции остатков, что сказывается на надежности оценок параметров¹.

Поскольку налоговые поступления в течение года неравномерны (сезонность уплаты налогов, разовые поступления, погашения долговых обязательств в бюджет и т. п.), то возникает объективная необходимость в применении макроэкономических инструментов, способных точно описать сезонные колебания. Одним из таких инструментов являются ARIMA-модели или одномерные модели Бокса–Дженкинса.

Модель Бокса–Дженкинса – это класс параметрических моделей, описывающих нестационарные ряды данных. Их применение в процессе прогнозирования мотивировано следующими факторами: во-первых, они требуют минимум информации; во-вторых, позволяют идентифицировать более тонкую связь между налоговыми поступлениями и макроэкономической базой; в-третьих, обеспечивают качественные краткосрочные (до одного года) прогнозы при стабильных условиях. Однако они также страдают от ряда недостатков¹:

- 1) сложные для понимания;
- 2) требуют постоянного контроля (оценка адекватности полученных результатов и отбора переменных);
- 3) относительная точность результатов уменьшается с увеличением продолжительности прогноза или при столкновении с непредсказуемыми условиями, такими как изменение налогового законодательства;
- 4) не обеспечивают казуального анализа;
- 5) не создают никаких вариативных прогнозов.

Учитывая эти недостатки, эксперты считают, что ARIMA-моделирование должно использоваться только в случае, когда нехватка информации делает регрессионный анализ невозможным.

Еще одним методом анализа временных рядов являются модели случайных блужданий (*Random Walk Model*). RW-модели представляют собой простой стохастический временной ряд, в котором зависимая переменная налоговых поступлений определяется на основе прошлых значений налоговых доходов плюс ошибки, рассматриваемые как «белый шум» (Arnold Cote et al., 2011).

Модели случайных блужданий были использованы в различных исследованиях для тестирования эффективности широкого диапазона моделей прогнозирования, от простой экстраполяции данных до сложных регрессионных моделей (Fair, Shiller, 1990; Fullerton, Kelley, 2006). В большинстве исследований ученые приходят к выводу, что такие модели являются более эффективными по сравнению с традиционными моделями анализа временных рядов, однако все еще уступают моделям ARIMA и многовекторным авторегрессиям. Так, прогнозирование налогов с продажи в США с помощью BVAR-модели обеспечивает почти на 34% более точные результаты, чем модели случайных блужданий (Botrić, Vizek, 2012).

Трендовый анализ (*Trend analysis*) – статистический метод, который сравнивает доходы бюджета с рядом предшествующих периодов и определяет тренд, т. е. основную тенденцию динамики показателя, очищенную от случайных влияний и индивидуальных особенностей отдельных периодов. Такой анализ, по сути, является простой функциональной зависимостью, которая экстраполирует динамику объекта на его показатели в будущем. Как показывает мировая практика прогнозирования налоговых поступлений, применение трендового анализа – малоэффективный способ оценки прогнозных доходов бюджета, получивший ограниченное применение, однако его сочетание с субъективными оценками экспертов позволяет обеспечить высокую точность результатов.

В данном исследовании мы применяем стандартные методы анализа временных рядов, которые распространены при прогнозировании налоговых поступлений в других администрациях мира. Оценка про-

¹ HDR/HLB Decision Economics, Inc. 2007. Review and Critique MODOT'S State Revenue Forecasting Model. Silver Spring, MD. URL: <http://168.166.124.22/RDT/reports/Ri06024/or07013.pdf>. Accessed July 3, 2008

гнозов с помощью различных методов дает возможность вывести средние прогностические данные, которые, как показывают многочисленные исследования, являются более точными, чем прогнозы отдельных, даже достаточно точных методов. Улучшение точности прогнозирования при помощи средневзвешенного прогноза среди большого количества методов объясняется в первую очередь тем, что погрешности, которые допускают различные методы, нивелируют друг друга при усреднении.

Формирование модельных рядов

Для осуществления расчетов и прогнозов мы используем обобщенный показатель налоговых поступлений. Он включает: налог на доходы физических лиц, налог на прибыль предприятий, налог на добавленную стоимость, акцизный налог с произведенных в Украине подакцизных товаров

(продукции), акцизный налог с ввезенных на таможенную территорию Украины подакцизных товаров (продукции), ввозную и вывозную пошлину. Другим показателем, который рассматривается нами, является ВВП Украины. Он используется в качестве базы формирования налогов и является фактором, сильно влияющим на налоговые поступления. Все показатели анализируются в квартальной дискретности за период 2000–2012 гг. с построением прогнозов на 2013 г. для оценки их точности с применением реальных данных. Графики указанных переменных и их логарифмических трансформаций показаны на рис. 1.

Как видно, временные ряды демонстрируют сильный тренд и сезонность. Исходя из динамики номинального ВВП и налоговых поступлений, также видно, что они содержат нелинейный тренд и растущую вариацию. Это означает, что в ходе анализа необходимо использовать модели с мульт

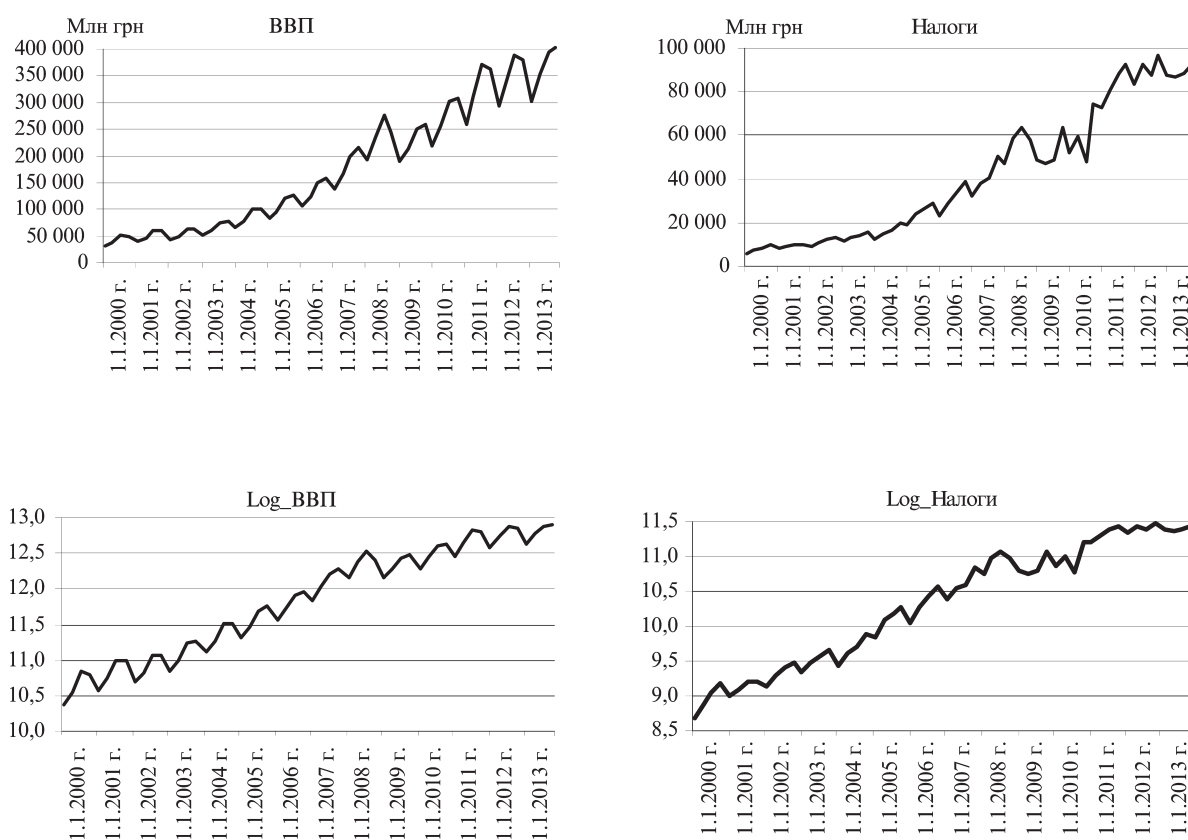


Рис. 1. Динамика номинального ВВП, налоговых поступлений и их логарифмов, 2000–2012 гг.

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua>) и Государственной службы статистики Украины (URL: <http://www.ukrstat.gov.ua>).

типикативным представлением тренда, цикла и сезонности. Для того чтобы приблизить тренд к линейному виду и выровнять вариацию, была проведена логарифмическая трансформация временных рядов. Отметим также, что нами анализируются номинальные показатели, т. е. разработанные прогнозы основываются на гипотезе о том, что инфляция будет незначительно отклоняться от показателей предыдущих периодов. При анализе связи между ВВП и налоговыми поступлениями фактор инфляции не должен играть важную роль, поскольку рост цен отображается как в показателе ВВП, так и в налоговых поступлениях.

Результаты прогнозирования налоговых поступлений с помощью метода Холта–Уинтера и их обсуждение

Практика прогнозирования через экспоненциальное сглаживание насчитывает довольно большое количество методов в зависимости от формы тренда и сезонности. В свое время Карл Пегельс (Pegels, 1969) сгруппировал все методы в единую матрицу, которая позволяла по нескольким критериям выбрать наиболее приемлемый подход. В нашем случае, если мы прогнозируем налоговые поступления без их приближения к линейному виду путем логарифмирования, необходимо использовать модифицированный метод Холта–Уинтера (*Holt–Winter’s Method*) с мультипликативной сезонностью и трендом:

$$L_t = \frac{\alpha Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)L_{t-1}b_{t-1}, \quad (1)$$

$$b_t = \frac{\beta L_t}{L_{t-1}} + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (2)$$

$$S_t = \frac{\gamma Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}, \quad (3)$$

$$F_{t+m} = L_t b_t^m S_{t+m-s}, \quad (4)$$

где L_t – уровень временного ряда в момент t ;
 Y_t – наблюдательное значение временного ряда в момент t ;

b_t – тренд;
 S_t – сезонный фактор;
 F_{t+m} – прогнозное значение временного ряда;
 α, β, γ – параметры, которые необходимо оценить.

Модификация метода Холта–Уинтера заключается в предположении о нелинейности тренда. Учитывая форму трендов и изменения вариации временных рядов, мы применили модифицированный метод Холта–Уинтера к показателю номинальных налоговых поступлений (*tax*) и стандартный подход Холта–Уинтера к логарифмам налоговых поступлений (*l_tax*):

$$L_t = \frac{\alpha Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)L_{t-1} + b_{t-1}, \quad (5)$$

$$b_t = \beta L_t - L_{t-1} + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (6)$$

$$S_t = \frac{\gamma Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}, \quad (3)$$

$$F_{t+m} = (L_t + mb_t)S_{t+m-s}. \quad (7)$$

Для оценки параметров модифицированного метода Холта–Уинтера (α, β, γ) нами была разработана оптимизационная итерационная процедура, которая минимизировала показатель средних квадратичных погрешностей модели (MSE) и позволила осуществить соответствующие прогнозы. На рис. 2 отражены результаты стандартного метода Холта–Уинтера для рядов *tax* и *l_tax*, а также модифицированного варианта для *tax*.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что модифицированный метод Холта–Уинтера с параметрами, оптимизированными по алгоритму авторов, дал меньшую погрешность прогнозирования, чем другие модели. Однако этот показатель не является единственным для выбора наилучшего подхода. Для более полного анализа качества моделирования и прогнозирования налоговых поступлений составлена табл. 1, в которой продемонстрированы наиболее важные характеристики моделей.

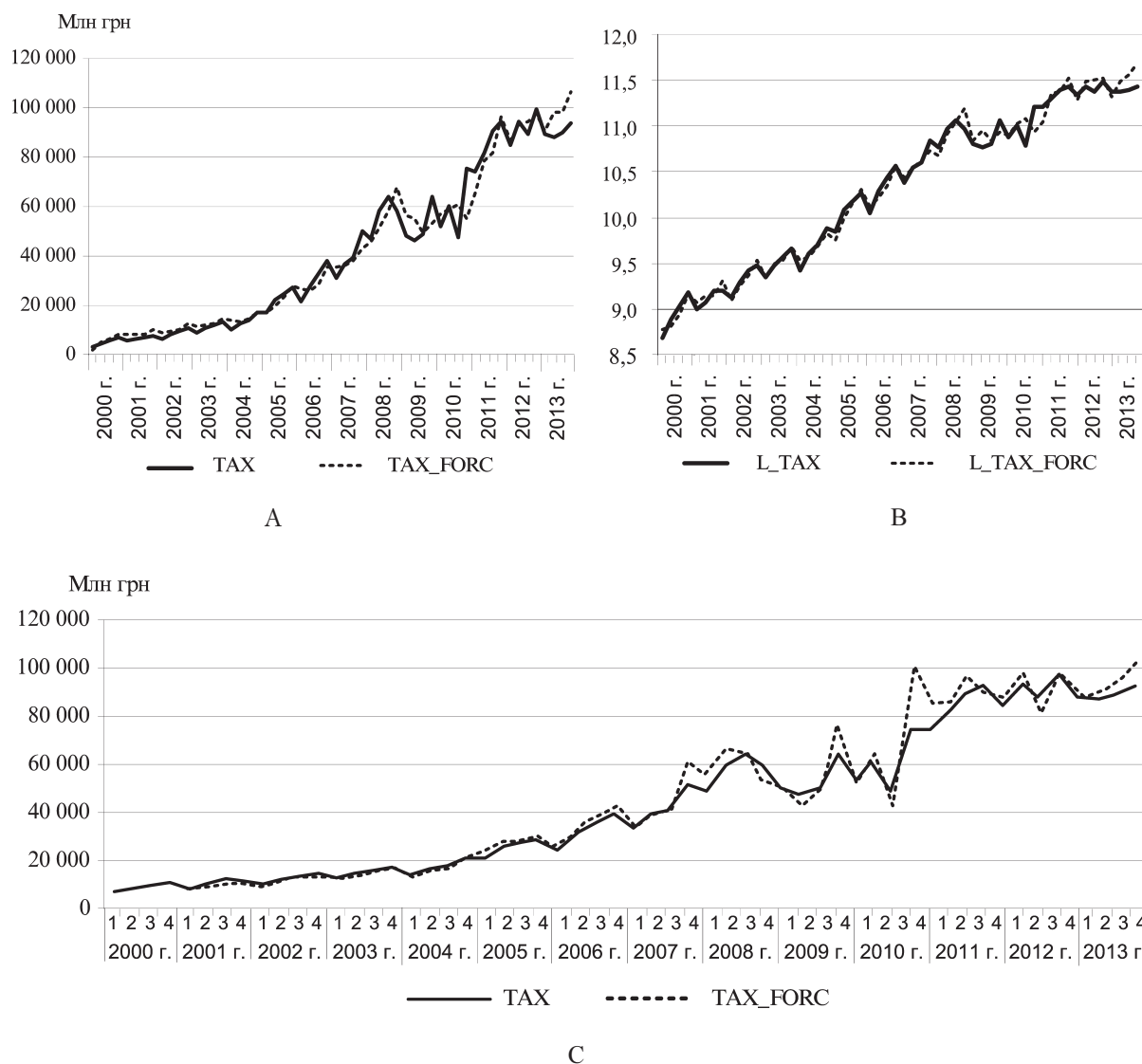


Рис. 2. Фактические и прогнозные значения налоговых поступлений, рассчитанные с помощью метода Холта–Уинтера с линейным трендом (А, В) и модифицированного метода Холта–Уинтера с мультипликативным трендом (С).

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua>) и Государственной службы статистики Украины (URL: <http://www.ukrstat.gov.ua>).

Кроме рассчитанных параметров уравнений моделей, в табл. 1 представлены среднеквадратичные погрешности (MSE) для периодов, по которым существуют данные наблюдений (2000–2012 гг.), и прогнозного 2013 г. Согласно результатам, в выборке данных наименьшую погрешность демонстрирует модель на основе стандартного метода Холта–Уинтера с мультипликативной сезонностью (А). Одна-

Таблица 1
Параметры различных моделей экспоненциального сглаживания налоговых поступлений

Модель	α	β	γ	MSE (insample)*	MSE (outsample)**
А	0,78	0	0,09	27 031 275,49	77 422 915,6
В	0,94	0	0	31 138 152,23	292 849 318,8
С	1	1	0,478	39 004 892,49	34 204 513,62

* Погрешности модели в пределах выборки, 2000–2012 гг. (Insample Errors).

** Погрешности прогнозирования 2013 г. (Outsample Forecasting Errors).

Источник. Рассчитано на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua>) и Государственной службы статистики Украины (URL: <http://www.ukrstat.gov.ua>).

ко за пределами выборки, в прогнозном 2013 г., наименьшую погрешность дает модифицированный метод Холта–Уинтера с мультипликативным трендом и сезонностью (С).

Не менее значимой характеристикой качества модели является оценка степени случайности погрешностей модели. Она осуществляется через автокорреляцию остатков. Присутствие статистически значимой автокорреляции остатков различных порядков означает наличие неучтенных статистических связей между данными. В табл. 2 показаны Q-статистика и вероятность гипотезы о наличии автокорреляции остатков построенных выше моделей для различных лагов (до 12-го включительно). Результаты тестов свидетельствуют об отсутствии значимой автокорреляции.

В общем можно заключить, что из разработанных моделей лучшие результаты в моделировании данных демонстрирует модель А. В то же время лучшие прогнозные результаты дает модель С. Поэтому обе эти модели будут использованы в дальнейшем для построения консолидированного прогноза бюджета.

Результаты прогнозирования налоговых поступлений с помощью ARIMA-модели

Преимуществом ARIMA-моделей является их одномерность, т. е. для построения модели временного ряда нужны только прошедшие наблюдения. В общем виде ARIMA-модель состоит из нескольких блоков: авторегрессионной компоненты (AR), описывающий зависимость переменной от собственных значений с определенным лагом; компоненты скользящего среднего (MA), которая описывает зависимость переменной от погрешностей прошлых периодов; степени интеграции, что указывает на количество взятых разниц временного ряда, необходимых для приведения его в стационарный вид (I). Стандартный вид ARIMA-модели выглядит таким образом:

$$Y_t = c + \underbrace{\varphi_1 Y_{t-1} + \dots + \varphi_p Y_{t-p}}_{AR(p)} + \underbrace{e_t - \Theta_1 e_{t-1} - \dots - \Theta_q e_{t-q}}_{MA(q)} \quad (8)$$

Стандартная форма записи ARIMA-модели: ARIMA (p, i, q), где p – количество лагов авторегрессионной компоненты; i – количество разниц переменной Y; q – количество лагов ошибок. В случае построения сезонной ARIMA-модели принципы обозначения сохраняются, однако добавляются аналогичные компоненты с сезонными лагами.

При моделировании и прогнозировании временных рядов с помощью ARIMA-модели первоочередной задачей является приведение данных в стационарный вид и выяснение формы сезонности. Стационарность временных рядов означает постоянство среднего значения и вариации. Удаление или учет сезонности во временных рядах осуществляется при помощи сезонных фильтров или взятия сезонных разностей.

Для прогнозирования мы используем логарифмические данные о налоговых поступлениях. С целью удаления сезонности нами взяты первые сезонные разности этого показателя. Полученные таким образом данные (рис. 3) являются стационарными в соответствии с рядом специальных тестов.

Таблица 2

Результаты тестирования наличия автокорреляции остатков моделей прогнозирования налоговых поступлений

Лаги	Модель А		Модель В		Модель С	
	Q-stat	Prob.	Q-stat	Prob.	Q-stat	Prob.
1	1,0617	0,303	0,567	0,451	2,1442	0,143
2	1,6634	0,435	0,9551	0,620	2,1457	0,342
3	2,2236	0,527	2,1307	0,546	2,1486	0,542
4	2,5206	0,641	2,1351	0,711	3,0186	0,555
5	4,5858	0,468	5,4067	0,368	3,0703	0,689
6	4,8417	0,564	6,8667	0,333	3,0871	0,798
7	5,3737	0,614	7,1485	0,414	3,1070	0,875
8	6,2584	0,618	7,1508	0,520	3,1282	0,926
9	11,790	0,225	7,6766	0,567	3,2896	0,952
10	12,998	0,224	9,1755	0,516	3,2898	0,974
11	15,361	0,167	9,6866	0,559	3,3453	0,985
12	16,558	0,167	11,032	0,526	4,4989	0,973

Источник. Рассчитано на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua>) и Государственной службы статистики Украины (URL: <http://www.ukrstat.gov.ua>).

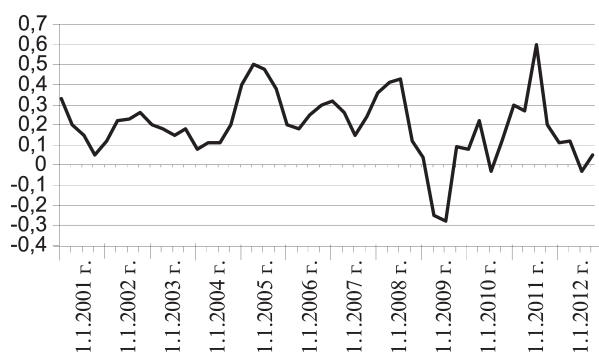


Рис. 3. Первые сезонные разности логарифма налоговых поступлений.

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>.

Для идентификации структуры ARIMA-модели мы рассмотрели значения автокорреляционной функции налоговых поступлений (рис. 4). Значения автокорреляций (АС) и частичных автокорреляций (РАС) указывают на необходимость включения авторегрессионной компоненты с одним лагом и компоненты скользящего среднего с неопределенным лагом.

Для дальнейшей идентификации структуры модели была построена простая модель ARIMA (1,0,0) (0,1,0), давшая остатки с четкой сезонной корреляцией (рис. 5). Это свидетельствует о необходимости включения в модель компоненты скользящего среднего с одним сезонным лагом.

Автокорреляции	Частичная корреляция	Лар	АС	РАС	Q-stat	Prob
1	1	1	0,612	0,612	19,099	0,000
1	0,388	2	0,282	-0,147	23,246	0,000
1	0,212	3	-0,068	-0,288	23,495	0,000
1	0,144	4	-0,280	-0,132	27,760	0,000
1	0,076	5	-0,117	0,360	28,521	0,000
1	0,008	6	-0,123	-0,295	29,379	0,000
1	0,000	7	-0,090	-0,159	29,848	0,000
1	0,000	8	-0,191	-0,159	32,042	0,000
1	0,000	9	-0,199	0,252	34,474	0,000
1	0,000	10	-0,029	0,088	34,529	0,000
1	0,000	11	0,148	0,072	35,943	0,000
1	0,000	12	0,297	-0,100	41,824	0,000

Рис. 4. Значения автокорреляций для сезонных различий логарифма налоговых поступлений.

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua>) и Государственной службы статистики Украины (URL: <http://www.ukrstat.gov.ua>).

Дальнейшая верификация структуры модели велась с целью получения компактной модели с остатками, приближенными к «белому шуму». В итоге была сформирована модель вида ARIMA (1,0,0) (0,1,1):

$$\Delta_s I_{tax} = 0,211 + 0,78 \Delta_s I_{tax-1} + e_t - 0,82 e_{t-4} \quad (9)$$

(0,016)² (0,099) (0,141)

Результаты прогнозирования налоговых поступлений представлены на рис. 6. Как видно, прогноз является несколько завышенным.

Результаты прогнозирования налоговых поступлений с помощью моделей случайного блуждания

Модель случайного блуждания достаточно часто используется для прогнозирования макроэкономических переменных. В общем виде данный класс моделей представлен уравнением (10) и может также содержать константу (дрифт).

$$Y_t = Y_{t-1} + e_t \quad (10)$$

Довольно часто данная функция используется для получения базового наивного прогноза, с которым потом сравниваются прогнозы более сложных методов. Проблема заключается в том, что при работе с реальными данными остатки такой модели редко бывают монотонно распределены, поэтому приходится дополнительно моделировать поведение остатков регрессии для приближения их к состоянию «белого шума». В нашем исследовании в процессе подбора модели случайного блуждания с дрейфом и без дрейфа мы столкнулись с аналогичными проблемами. В итоге были подобраны две альтернативные модели случайного блуждания с различными структурами погрешностей, однако с отсутствующей автокорреляцией остатков³:

$$I_{tax} = 10,061 + 0,98 I_{tax-1} + e_t + 0,44 e_{t-4} \quad (11)$$

$$\Delta I_{tax} = e_t + 0,44 e_{t-4} + 0,44 e_{t-8} + 0,58 e_{t-12} \quad (12)$$

² Стандартные ошибки коэффициентов.

³ Все коэффициенты в моделях 11, 12 являются статистически значимыми.

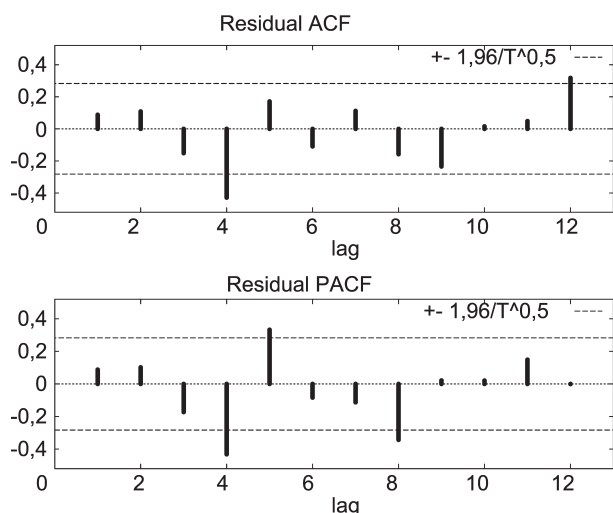


Рис. 5. Коррелограмма остатков модели ARIMA (1,0,0) (0,1,0).

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>

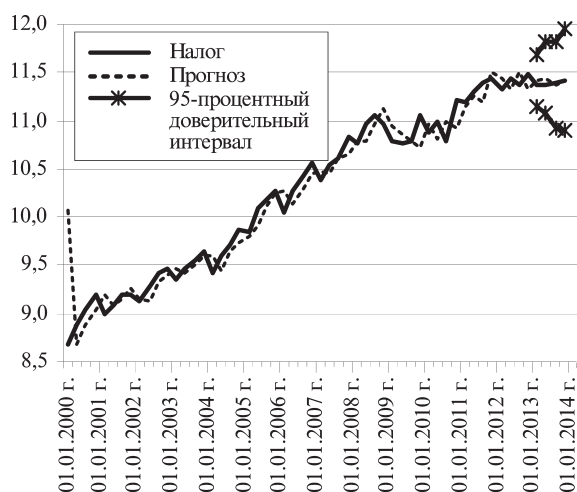


Рис. 6. Прогнозные и реальные данные о налоговых поступлениях в соответствии с ARIMA (1,0,0) (0,1,1).

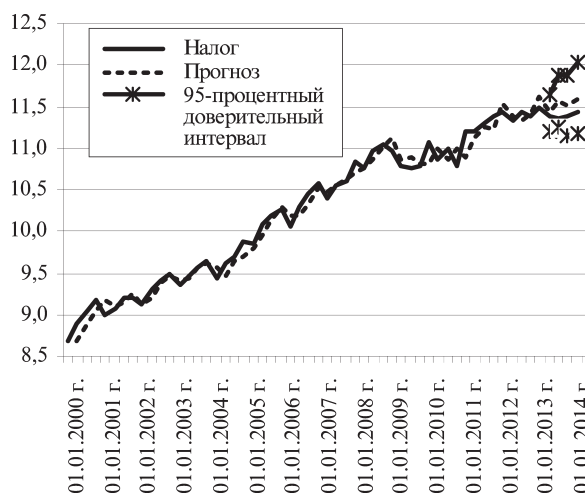
Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>

Результаты прогнозирования налоговых поступлений с помощью приведенных моделей представлены на рис. 7.

Использованные нами методы прогнозирования базировались на информации, содержащейся во временном ряду, который прогнозируется. Модели этого большого класса условно можно назвать одномерными.



(а) Модель случайного блуждания с дрейфом



(б) Модель случайного блуждания без дрейфта

Рис. 7. Результаты прогнозирования налоговых поступлений с помощью моделей случайного блуждания.

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>

ми. В то же время существует другой класс моделей, многомерных, они прогнозируют динамику временного ряда на основе ряда других переменных, которые имеют непосредственное влияние на исследуемый процесс. Верификация таких моделей – подбор как можно большего количества факторов, имеющих статистически значимое влияние на исследуемую переменную. В нашем случае мы упростим задачу поиска факторов влияния на налоговые поступления.

ния и больше сосредоточимся на механизме прогнозирования налоговых поступлений с помощью динамических регрессий.

В качестве основных переменных использовались логарифмы налоговых поступлений и ВВП, а также были взяты сезонные различия этих переменных для устранения сезонности ($\Delta_4 I_{tax_t}$ – первая сезонная разность логарифма налоговых поступлений, $\Delta_4 \lg dp_t$ – первая сезонная разность логарифма ВВП). Поскольку во время анализа различных спецификаций модели были очевидными проблемы со случайностью погрешностей, мы заложили в модель ARIMA структуру остатков. На выходе мы получили модель, которая относится к классу ARIMAX и имеет те же характеристики, что и ARIMA-модели, рассмотренные выше, но также содержит и определенную объяснительную переменную (ВВП). Полученная модель представлена ниже, а ее способность описывать динамику налоговых поступлений – на рис. 8. В уравнении 13 все коэффициенты являются статистически значимыми. Как видим, полученная модель достаточно хорошо описывает процесс в выборке, однако прогнозные данные достаточно сильно отклоняются в конечной точке.

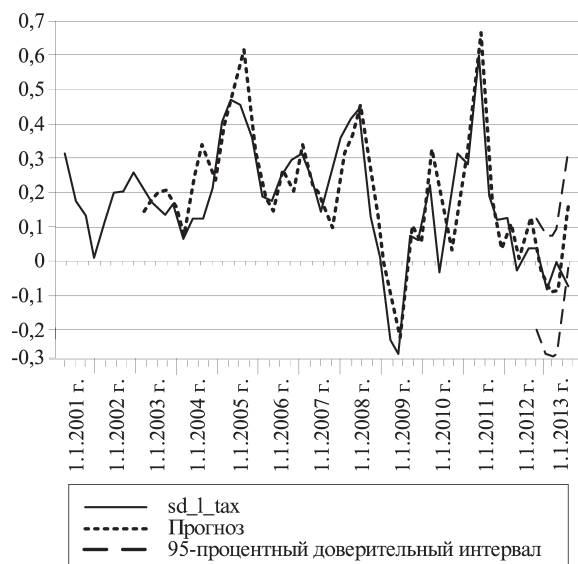


Рис. 8. Прогнозные и реальные данные налоговых поступлений в соответствии с моделью 13 (на графике представлены сезонные различия логарифмов – $sd_1 tax$).

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>

$$\Delta_4 I_{tax_t} = 0,012 + 0,47 \Delta_4 I_{tax_{t-1}} + 0,72 \Delta_4 \lg dp_{t-1} - 0,19 \Delta_4 \lg dp_{t-8} + e_t - 1,62 e_{t-4} + e_{t-8}. \quad (13)$$

Результаты прогнозирования налоговых поступлений с помощью VAR- и VECM-моделей

Одними из самых распространенных подходов к моделированию экономических процессов являются векторные авторегрессии (*Vector Autoregression, VAR*) и векторные модели корректировки погрешностей (*Vector Error Correction Model, VECM*). Оба эти подхода являются системой авторегрессионных уравнений, в которых все переменные считаются эндогенными. По сути, VAR-модель – система, в которой каждая переменная зависима от константы, детерминированного временного тренда, определенного количества собственных лагов и лагов других переменных. Другими словами, каждое уравнение в VAR-модели содержит один и тот же перечень объяснительных переменных (Gottschalk, 2001). Типичный вид VAR (2), который содержит две переменные, может быть следующим:

$$\begin{aligned} Y_t &= \alpha_{11} + \alpha_{12} Y_{t-1} + \dots + \alpha_{1l} Y_{t-l} + \\ &+ \beta_{11} X_{t-1} + \dots + \beta_{1l} X_{t-l} + \varepsilon_t, \\ X_t &= \alpha_{21} + \alpha_{22} X_{t-1} + \dots + \alpha_{2l} X_{t-l} + \\ &+ \beta_{21} Y_{t-1} + \dots + \beta_{2l} Y_{t-l} + v_t. \end{aligned} \quad (14)$$

При этом VAR-модель требует стационарных переменных, поэтому учитывает кратковременные связи между экономическими факторами.

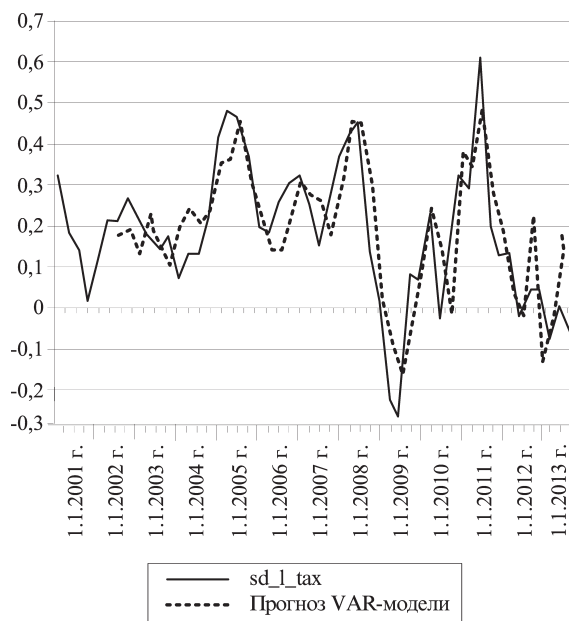
Модификацией VAR-модели является VECM, которая, наряду со стационарными переменными, содержит соотношение нестационарных форм переменных, а следовательно, учитывает как долгосрочные тенденции, так и краткосрочные колебания. Структура VECM – подобная VAR, однако содержит компоненту корректировки погрешностей (ЕС), через которую и выражена долгосрочная тенденция:

$$\begin{aligned} \Delta Y_t &= \alpha_{11} + \lambda(Y_{t-1} - c - \gamma X_{t-1}) + \alpha_{12} Y_{t-1} + \dots + \\ &+ \alpha_{1l} Y_{t-l} + \beta_{11} X_{t-1} + \dots + \beta_{1l} X_{t-l} + \varepsilon_t, \end{aligned}$$

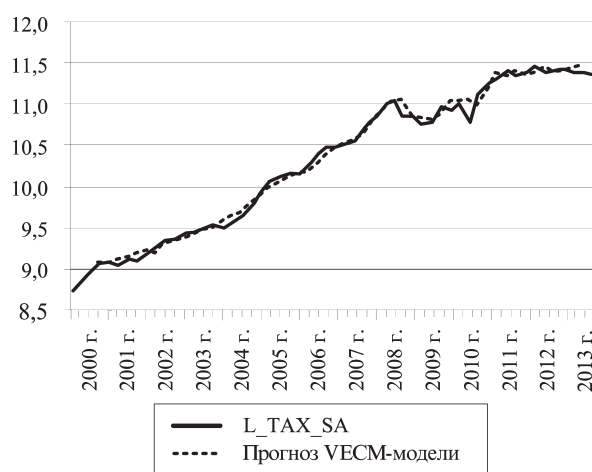
$$\Delta X_t = \alpha_{21} + \lambda(Y_{t-1} - c - \gamma X_{t-1}) + \alpha_{22} X_{t-1} + \dots + \alpha_{2l} X_{t-l} + \beta_{21} Y_{t-1} + \dots + \beta_{2l} Y_{t-l} + v_t. \quad (15)$$

Процесс построения указанных моделей охватывает идентификацию оптимального количества лагов переменных, проверку коэффициентов на стабильность, тестирование остатков на присутствие автокорреляции. В случае VECM также необходимо определить форму и количество долгосрочных коинтеграционных соотношений в модели. Не вдаваясь в технические подробности, подчеркнем, что количество лагов для моделей определялось по информационным критериям Шварца, все представленные модели тестировались на стабильность коэффициентов и случайность остатков. При построении VECM было идентифицировано одно коинтеграционное соотношение налоговых поступлений и ВВП, которое свидетельствует о том, что в долгосрочной перспективе объем налоговых поступлений колеблется около тренда ВВП. Перед построением VECM временные ряды логарифмов ВВП и налоговых поступлений были сезонно сглажены с помощью фильтра Census 12. При построении VAR переменные были приведены в стационарную форму путем взятия первых сезонных различий. Результаты моделирования представлены в табл. 3, а графики прогнозов на основе данных моделей – на рис. 9.

Дальнейший анализ полученных прогнозных результатов предусматривает рассмотрение основных прогностических ха-



(а) Данные в виде первых сезонных разностей



(б) Логарифм сезонно сглаженных данных

Рис. 9. Результаты прогнозирования налоговых поступлений на 2013 г. с применением VAR-модели (а) и VECM (б).

Таблица 3

Качественные характеристики различных прогностических моделей*

Модель	MSEin	MSEout	Theil's U
1	27 031 275,5	77 422 915,6	0,837
2	39 004 892,5	34 204 513,6	0,832
3	30 929 513,1	644 156 347,8	0,823
4	46 322 032,6	16 285 818,7	0,888
5	34 794 923,3	205 845 191,0	0,814
6	673 349 176,0	1 922 563 442,0	2,36
7	17 952 262,0	292 100 100,7	1,17
8	17 277 190,2	157 711 409,7	0,544
9	11 124 261,9	123 965 749,5	0,478

* Полужирным шрифтом выделены минимальные значения.

Источник. Рассчитано на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>

характеристик построенных моделей, а также выведение усредненного прогноза налоговых поступлений.

Составление обобщенного прогноза предусматривает введение всех построенных моделей и прогнозов в единую базу, которая позволит охарактеризовать прогнозные модели по качеству. В табл. 3 как параметры, характеризующие модели, определены MSEin – среднеквадратичная погрешность в преде-

лах выборки, MSE_{out} – среднеквадратичная погрешность прогноза, Theil's U^4 – коэффициент Тейла. В графе «Модель» модели прогнозирования распределены следующим образом: 1 – стандартная модель Холта–Уинтера; 2 – мультипликативная модель Холта–Уинтера; 3 – ARIMA (1,0,0) (0,1,1); 4 – случайное блуждание с дрейфом; 5 – случайное блуждание без дрейфа; 6 – динамическая регрессия (ARIMAX); 7 – VAR; 8 – VECM; 9 – усредненный прогноз.

Полученные результаты позволяют сделать выводы относительно возможностей применения тех или иных моделей прогнозирования. Во-первых, существует целый класс моделей, имеющих примерно одинаковое качество прогнозирования (модели 1–5), а поэтому они вполне взаимозаменяемы. Во-вторых, в выборке показатель налоговых поступлений наиболее качественно описан VECM, однако данная модель демонстрирует снижение качества при прогнозировании. Лучшие прогностические характеристики продемонстрировала модель случайного блуждания с дрейфом. В-третьих, можно выделить методы, демонстрирующие откровенно плохое качество прогнозирования, – это ARIMAX- и VAR-модели. Если руководствоваться коэффициентом Тейла для выбора прогностической модели, то выбор падает на VECM, которая значительно отличается точностью прогноза среди остальных моделей. В качестве модели 9 мы представим интегральные показатели моделирования и прогнозирования налоговых поступлений, за исключением моделей 6 и 7, как сравнительно некачественных. Этот интегральный временной ряд был рассчитан как среднее арифметическое из всех смоделированных и прогнозируемых значений. Как следствие, нам удалось еще больше снизить коэффициент Тейла и достичь самых низких погрешностей в выборке (AVG_forc_restr на рис. 10),

⁴ Коэффициент Тейла (Theil's U) – показатель, который сравнивает качество прогнозирования двух альтернативных моделей. Базовой прогностической моделью обычно считается простое случайное блуждание. Следовательно, значение данного коэффициента указывает на то, во сколько раз погрешности разработанной модели значительно больше погрешностей модели случайного блуждания. Если коэффициент ниже единицы, разработанная модель более точная, поскольку у нее погрешностей меньше, чем погрешностей в альтернативной модели.

однако погрешности прогнозирования не стали самыми низкими среди всех моделей.

В качестве альтернативы нами был выведен усредненный прогноз на основе двух лучших моделей: VECM и случайное блуждание с дрейфом (AVG_forc_vecm_rwwd на рис. 10). Усреднение прогнозов проводилось с помощью расчета среднего арифметического значения. Попытки оценить средневзвешенные показатели, где в качестве весов использовались показатели среднеквадратических ошибок, не дали приемлемых результатов. Полученные в итоге погрешности в выборке и за ее пределами являются низкими, но не минимальными в своей категории, коэффициент Тейла составил 0,63. Однако динамика прогнозных показателей, полученная этим способом, более близкая к реальным данным.

Таким образом, на основе набора разработанных моделей вполне возможно получать интегральные прогнозы налоговых поступлений, которые близки к реальным данным. Оправданным и рациональным шагом является расчет интегральных прогностических данных на основе отобранных по качеству моделей. В нашем исследовании также показано, что усреднение

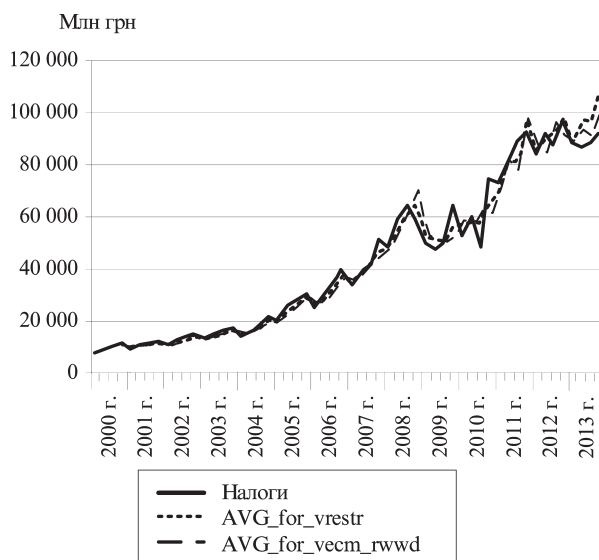


Рис. 10. Фактические и полученные путем интегрального прогнозирования показатели налоговых поступлений.

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины и Государственной службы статистики Украины. URL: <http://treasury.gov.ua>; <http://www.ukrstat.gov.ua>

прогнозов многих моделей ведет к снижению общих ошибок моделирования и прогнозирования. Заметим, что в данном исследовании мы не концентрировали внимание на доверительных интервалах прогнозирования, и это связано с тем, что для некоторых моделей они не рассчитываются (модель Холта–Уинтера), а для других могут быть достаточно неточными и сложными в интерпретации. Почти во всех случаях реальные данные налоговых поступлений попадали в 95-процентный доверительный интервал, однако этого часто недостаточно, поскольку интервалы могут быть широкими и не давать хотя бы более-менее точных ответов на вопросы конкретных прогнозируемых данных.

Предварительный анализ указывает на возможность успешного использования современных методов анализа временных рядов в Украине. Однако особенностью экономики Украины является то, что она невелика, открыта, ориентирована на экспорт сырья и зависит от импортных энергоносителей. Учет данных особенностей требует модификации предложенных моделей и тестирования гипотезы о прогностической мощности таких модификаций.

Сравнение точности прогнозных моделей с учетом внешнеэкономических факторов

Для тестирования гипотезы о важности информации о внешних условиях для экономики Украины мы приняли решение использовать две лучшие статистические модели, построенные выше, и добавить к ним факторы внешних условий. Для тестирования гипотезы были взяты модель случайного блуждания с дрейфом и VECM-модель. В качестве факторов внешних условий нами были выбраны средние темпы роста экономик стран – членов ОЭСР (WG) и усредненный индекс мировых цен на сырьевые материалы агропромышленного комплекса, металлургии, топливно-энергетического комплекса и неэнергетических отраслей (PI). Данные по этим переменным сформированы в той же дискретности и за тот же период, что и предыдущие показатели. Наша идея заключается в том, чтобы, во-первых, включить указанные переменные дополнительно

в существующие модели с лагом в 1, 2 квартала и исследовать их силу, во-вторых, осуществить прогноз налоговых поступлений по тому же алгоритму, что и раньше, и проанализировать изменения в прогностической мощности. В табл. 4 представлены результаты включения переменных, которые обозначают внешние экономические условия, в регрессию случайного блуждания с дрейфом. В трех спецификациях с различным набором лагов указанных переменных статистически значимое влияние демонстрируют внешние цены на сырье с лагом в один квартал. Также отслеживается положительное влияние темпов мирового экономического роста, однако статистическая значимость для этой переменной находится на маргинальном уровне.

Спецификация VECM-моделей гораздо шире, поскольку переменные могут включаться не только с различными лагами, но также ограниченными и неограниченными факторами. То есть они могут включаться как в часть модели, которая описывает краткосрочную динамику, так и в долгосрочную часть. С целью экономии места и обеспечения наглядности мы приводим результаты моделирования для двух лучших регрессий по критерию коэффициента детерминации налоговых поступлений и регрессии с включением обеих переменных, обозначающих внешние экономические условия (табл. 5). Как видно из результатов,

Таблица 4

Результаты включения переменных внешних условий в модель случайного блуждания с дрейфом для налоговых поступлений

Переменная	Спецификация 1	Спецификация 2	Спецификация 3
WG(-1)	-0,005	Переменная не включалась	-0,03
WG(-2)	0,05*	Переменная не включалась	Переменная не включалась
PI(-1)	Переменная не включалась	0,003**	0,004**

* Статистическая значимость на уровне 10%;

** Статистическая значимость на уровне 5%.

Примечание. Статистическая значимость на уровне 1% отсутствует.

Источник. Рассчитано на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua/>) и Index Mundi (URL: <http://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=agricultural-raw-materials-price-index>).

Таблица 5

Результаты VECM-моделирования налоговых поступлений и ВВП Украины с учетом внешних экономических условий

Независимая переменная	VECM-модель налоговых поступлений и ВВП Украины			VECM-модель для налоговых поступлений с включением динамики экономик стран – членов ОЭСР в два квартала (WG_2)			VECM-модель для налоговых поступлений и ВВП Украины с включением динамики международных цен на сырье с лагом в один квартал (PI_1)			VECM-модель для налоговых поступлений и ВВП Украины с включением динамики международных цен на сырье и темпов роста экономик стран – членов ОЭСР с соответствующими лагами						
	d_L_TAX_SA		d_L_GDP_SA	d_L_TAX_SA		d_L_GDP_SA	d_L_TAX_SA		d_L_GDP_SA	d_L_TAX_SA		d_L_GDP_SA				
	Coef	p-stat	Coef	p-stat	Coef	p-stat	Coef	p-stat	Coef	p-stat	Coef	p-stat				
const	-2,1466	0,0007	0,1573	0,5499	-2,1254	0,0003	0,1464	0,5370	-1,6702	0,0003	0,1230	0,5296	-1,7363	0,0004	0,1736	0,3823
d_L_TAX_SA_1	0,2239	0,2216	0,0209	0,7961	0,1931	0,2518	0,0102	0,8891	0,1865	0,2640	0,0352	0,6370	0,1577	0,3381	0,0086	0,9038
d_L_TAX_SA_2	0,2702	0,0996	-0,0329	0,6475	0,2220	0,1404	-0,0574	0,3816	0,2360	0,1172	-0,0245	0,7145	0,1934	0,1934	-0,0575	0,3711
d_L_GDP_SA_1	0,1291	0,7355	0,4574	0,0097	-0,1209	0,7447	0,3113	0,0610	0,0843	0,8214	0,4527	0,0094	-0,1384	0,7137	0,3163	0,0584
d_L_GDP_SA_2	-0,2230	0,5423	-0,0553	0,7338	-0,6119	0,1102	-0,2546	0,1295	-0,3002	0,4020	-0,0269	0,8668	-0,6400	0,1014	-0,2384	0,1585
EC1	-0,7100	0,0006	0,0431	0,6153	-0,7051	0,0002	0,0400	0,6066	-0,7279	0,0003	0,0373	0,6535	-0,7019	0,0003	0,0547	0,4846
WG_2	*	*	*	*	0,0515	0,0234	0,0271	0,0074	*	*	*	*	0,0467	0,0419	0,0271	0,0076
PI_1	*	*	*	*	*	*	*	*	0,0007	0,0337	-0,0002	0,3365	0,0005	0,0803	-0,0001	0,2785

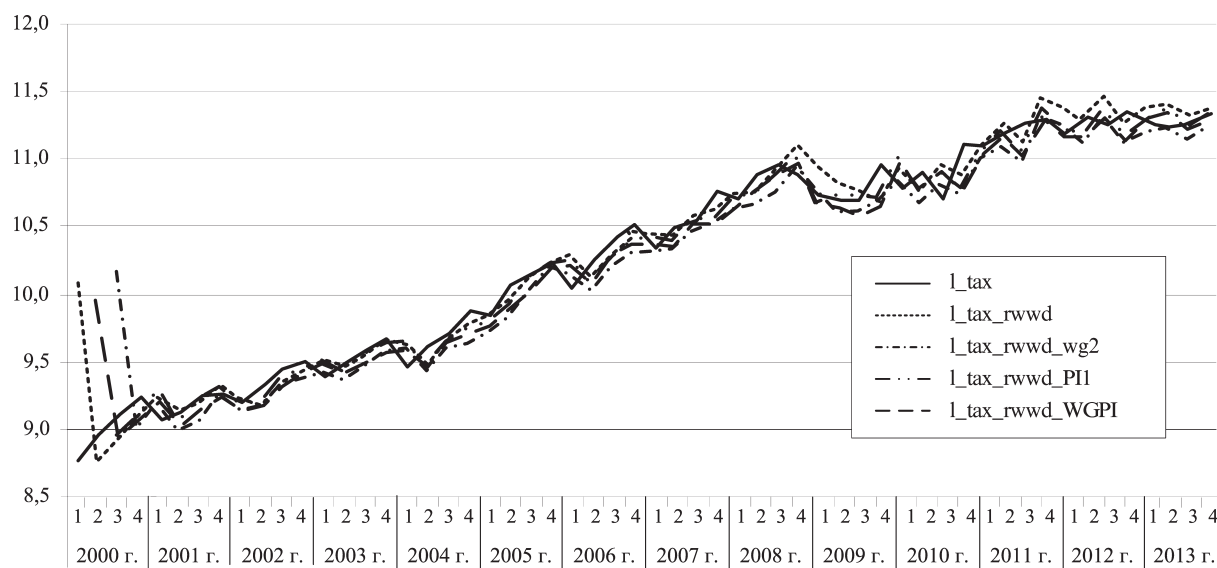
* Переменная не включалась.

Источники: Рассчитано на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua/>) и Index Mundi (URL: <http://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=agricultural-raw-materials-price-index>).

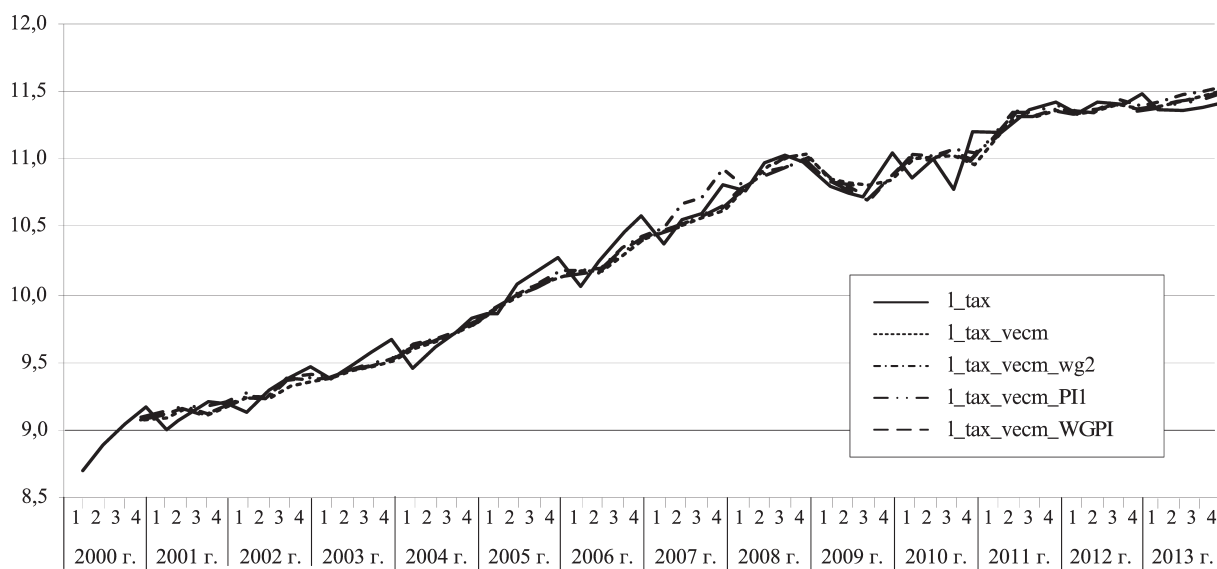
обе переменные с соответствующими лагами лучше моделируют динамику налоговых поступлений при включении в краткосрочную часть модели. Также стоит отметить тот факт, что налоговые поступления быстрее реагируют на изменения цен на сырьевых рынках. Результаты наших оценок указывают на то, что факторы внешних условий имеют объясняющую силу и модели, которые описывают налоговые поступления, для полной картины должны содержать эти переменные.

Следующим вопросом является прогностическая сила введенных нами факторов. Для его исследования мы использовали построенные на предыдущем этапе модели налоговых поступлений с включением различных вариаций переменных внешних условий. Результаты построения моделей приведены на рис. 11.

Для формализации наших результатов мы рассчитали относительные среднеквадратичные погрешности моделирования внутри сэмпла данных (RMSEin) и прогнозов моде-



a



b

Рис. 11. Фактические и смоделированные показатели налоговых поступлений с включением факторов внешних условий в модель случайного блуждания с дрейфом (а) и VECM (б).

Источник. Построено на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua/>) и Index Mundi (URL: <http://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=agricultural-raw-materials-price-index>).

лей (RMSEout). Данный показатель является отношением среднеквадратичных погрешностей базовой модели, которая была взята за основу для введения факторов внешнеэкономических условий (случайное блуждание с дрейфом и VECM), к погрешностям

соответствующих моделей с включением факторов внешней экономической ситуации. Если данный коэффициент ниже единицы, тогда расширенные модели дают лучшие прогностические результаты базовых моделей. Результаты представлены в табл. 6.

Таблица 6

Относительные среднеквадратичные погрешности моделирования и прогнозирования налоговых поступлений с учетом внешнеэкономических факторов

Погрешность	RWWD_WG2	RWWD_PI1	RWWD_WGPI	VECM_WG2	VECM_PI1	VECM_WGPI
RMSEin	2,52	2,27	2,11	0,87	0,98	0,87
RMSEout	0,88	3,72	4,40	1,27	0,61	1,04

Примечание. RWWD_WG2 – модель случайного блуждания с дрейфом для логарифма налоговых поступлений с включением средних темпов роста экономик стран – членов ОЭСР с лагом в 2 квартала; RWWD_PI1 – модель случайного блуждания с дрейфом для логарифма налоговых поступлений с включением усредненного индекса мировых цен на сырьевые материалы агропромышленного комплекса, металлургии, топливно-энергетического комплекса и неэнергетических отраслей с лагом в 1 квартал; RWWD_WGPI – модель случайного блуждания с дрейфом для логарифма налоговых поступлений с включением средних темпов роста экономик стран – членов ОЭСР и усредненного индекса мировых цен на сырьевые материалы агропромышленного комплекса, металлургии, топливно-энергетического комплекса и неэнергетических отраслей; VECM_WG2 – VECM-модель для логарифма налоговых поступлений с включением средних темпов роста экономик стран – членов ОЭСР с лагом в 2 квартала; VECM_PI1 – VECM-модель для логарифма налоговых поступлений с включением усредненного индекса мировых цен на сырьевые материалы агропромышленного комплекса, металлургии, топливно-энергетического комплекса и неэнергетических отраслей с лагом в 1 квартал; VECM_WGPI – VECM-модель для логарифма налоговых поступлений с включением средних темпов роста экономик стран – членов ОЭСР и усредненного индекса мировых цен на сырьевые материалы агропромышленного комплекса, металлургии, топливно-энергетического комплекса и неэнергетических отраслей.

Источник. Рассчитано на основе данных Государственного казначейства Украины (URL: <http://treasury.gov.ua/>) и Index Mundi (URL: <http://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=agricultural-raw-materials-price-index>).

Анализ относительных среднеквадратичных погрешностей свидетельствует о том, что учет переменных внешнеэкономической среды ощутимо повышает точность описания фактических данных внутри выборки и качество прогнозных результатов (VECM_PI1) при использовании VECM-моделей. Что касается моделей случайного блуждания с дрейфом, то полученные результаты не столь качественные, однако и здесь возможно улучшение прогнозов (RWWD_WG2), которые и в базовой модели были достаточно точными.

Подытоживая проведенное исследование, мы можем утверждать, что даже в условиях экономики Украины, которая отмечена чрезмерной и нестабильной волатильностью, вполне возможно использование современных статистических методов для успешного прогнозирования налоговых поступлений. При этом нам удалось идентифицировать явление аннигиляции погрешностей прогноза вследствие усреднения результатов применения различных методов

прогнозирования. Одной из особенностей экономики Украины является ее открытость и сырьевой характер экспорта, что делает экономику уязвимой к внешним шокам. Учет этих особенностей является ключевым для повышения точности прогнозирования. Продемонстрированный нами пример с включением в стандартные модели переменных, которые обозначают внешнеэкономические условия, подтверждает эту гипотезу.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ
(REFERENCES)**

Arnold Cote K.N., Smith W.D., Fullerton T.M. 2011. Municipal Non-Residential Real Property Valuation Forecast Accuracy. *International Journal of Business & Economics Perspectives*. No 6. P. 56–77.

Baghestani H., McNown R. 1992. Forecasting the Federal Budget with Time Series Models. *Journal of Forecasting*. No 11. P. 127–139.

Beckett-Camarata J. 2006. Revenue Forecasting Accuracy in Ohio Local Government. *Journal*

of Public Budgeting, Accounting & Financial Management. No 18(1). P. 77–99.

Botrić V., Vizek M. 2012. Forecasting Fiscal Revenues in a Transition Country: The Case of Croatia. *Zagreb International Review of Economics & Business*. Vol. 15. No 1. P. 23–36.

Fair R.C., Shiller R.J. 1990. Comparing Information in Forecasts from Econometric Models. *American Economic Review*. No 80. P. 375–389.

Fullerton T.A. 1989. Composite Approach to Forecasting State Government Revenues: Case Study of the Idaho Sales Tax. *International Journal of Forecasting*. No 5. P. 373–380.

Fullerton T.M., Kelley B.W. 2006. Metropolitan Retail Predictive Accuracy in El Paso. *Forecasting Letters*. No 1(2). P. 24–30.

Gottschalk J. 2001. An Introduction into the SVAR Methodology: Identification, Interpretation and Limitations of SVAR models. *Kiel Working Paper*. No 1072.

Krol R. 2010. Forecasting State Tax Revenue: A Bayesian Vector Autoregression Approach. *California State University, Northridge*. P. 18.

Marcellino M., Favero C. 2005. Modelling and Forecasting Fiscal Variables for the Euro Area. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. No 67. P. 755–783.

Pegels C. C. 1969. Exponential forecasting: Some new variations. *Management Science*. No 15. P. 311–315.

Pike T., Savage D. 1998. Forecasting the Public Finances in the Treasury. *Fiscal Studies*. No 19(1). P. 49–62.

In citation: *Belorusskii Ekonomicheskii zhurnal*. 2015. No 4. P. 126–142.

Belarusian Economic Journal. 2015. No 4. P. 126–142.

TIME SERIES ANALYSIS AND SPECIFICS OF SMALL OPEN ECONOMY IN FORECASTING TAX REVENUES

Marina Dedusheva¹

Author affiliation: ¹ National State Tax Service University of Ukraine (Irpin, Ukraine).

Corresponding author: Marina Dedusheva (dedushm@gmail.com).

ABSTRACT. The article presents the findings of the research of statistical approaches of tax revenue forecasting that can be used in Ukraine, given specifics of the national economy. In particular, there were considered such modern time-series methods as ARIMA and autoregression vector error correction model (VECM). Demonstrated are the results of their application for forecasting tax revenues to Ukraine's consolidated budget. Revealed is the impact of Ukraine's economy peculiarities on the formation of forecast models. The fact that Ukraine is a small and open economy makes it possible to assume that the tax revenues should be determined to a great extent by external terms of trade and the world economic dynamics. It is shown that taking into account external economic variables significantly improves the accuracy of the description of the actual data within the sampling when applying VECM- and RW- models.

KEYWORDS: tax revenue forecasting, modeling fiscal variables, random walk model, time series analysis, ARIMA, estimation error, forecasting accuracy.

JEL-code: H21, C53, C32.

Received 12.06.2015

