ТЕСТИРОВАНИЕ СТАЦИОНАРНОСТИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ПРИ НАЛИЧИИ СДВИГОВ: МОДИФИКАЦИЯ ТЕСТА БУЗЕТТИ-ХАРВИ С ПРИЛОЖЕНИЕМ К ИНДЕКСАМ ЦЕН ПРОИЗВОДИТЕЛЕЙ ПРОМЫШЛЕННЫХ ТОВАРОВ РФ

А. Скроботов, н.с., РАНХиГС и ИЭП им. Е.Т. Гайдара

В статье предлагается модификация теста на стационарность Бузетти-Харви со структурным сдвигом в неизвестное время. Также предлагается обобщение на случай нескольких структурных сдвигов.

ВВЕДЕНИЕ

Тестирование гипотезы о стационарности ряда часто используется как противоположное тестированию на единичный корень для подтверждающего анализа. Наиболее распространенным тестом в этом случае является тест Квятковского, Филлипса, Шмидта и Шина [1] (далее KPSS). Обобщение на случай наличия структурного сдвига было рассмотрено, среди прочих, в [2] и [3]. В [3] анализировалось поведение тестов, если дата сдвига неизвестна. Авторы рассмотрели два типа тестов: первый использует суперсостоятельную оценку доли даты сдвига как истинную (так называемый двухшаговый тест); второй строится как инфимум последовательности тестовых статистик для каждой возможной даты сдвига при предположении о том, что величина сдвига в тренде сходится к нулю с более высокой скоростью, чем $T^{-3/2}$ (соответственно для сдвига в уровнях скорость должна быть выше, чем $T^{-1/2}$), так как при отсутствии этого предположения предельное распределение статистики будет зависеть не только от доли даты сдвига, но и от его величины. Таким образом, инфимум-тест является эффективным при отсутствии сдвига, и его мощность будет выше, чем для теста, использующего суперсостоятельную оценку доли даты сдвига. Однако при большом сдвиге инфимум-тест будет иметь существенные искажения размера. В этом случае эффективным тестом будет двухшаговый тест, использующий оценку доли даты сдвига как истинную.

Исходя из вышесказанного, разумной стратегией было бы использовать инфимум-тест, если сдвиг мал или отсутствует, и использовать двухшаговый тест, если сдвиг явно присутствует в данных. По аналогии с процедурами, рекомендованными в [4] (далее HLT), для обнаружения сдвига мы предлагаем применять предварительные тесты на значимость сдвига в тренде t_{PY} [5] или t_{HLT} [6], а также тесты на значимость сдвига в уровнях, предложенные в [7][1]. Тогда, если сдвиг является незначимым, следует использовать инфимум-тест, а если сдвиг является значимым, то есть мы получаем явное свидетельство его наличия, то следует использовать двухшаговый тест. В работе также данная процедура обобщается на случай возможного наличия нескольких сдвигов.

Работа состоит из следующих разделов. В *разделе 2* описывается процесс порождения данных (DGP) и тестовые статистики, предлагается решающее правило, основанное на предварительном тестировании, и обсуждаются результаты симуляций Монте-Карло. Модель с возможным наличием нескольких сдвигов анализируется в *разделе 3*. В качестве приложения для рассматриваемых тестов в *разделе 4* исследуется стационарность рядов индексов цен производителей промышленных товаров. В *заключении* формулируются полученные результаты.

[1] Мы не даем точных формул для этих тестов в целях экономии пространства. Читатель может обратиться к цитируемым работам для получения дополнительной информации.

МОДЕЛЬ

Рассмотрим DGP в виде представления ненаблюдаемых компонент:

$$y_t = d_t'\gamma + u_t + v_t, t = 1,\ldots,T, \tag{1}$$

$$v_t = v_{t-1} + \eta_t, \tag{2}$$

где d_t – некоторая детерминированная функция времени, а u_t – стационарный линейный процесс, $\eta_t \sim i.i.d.(0,q)$, где $q = \sigma_\eta^2$ – отношение сигнал-шум. Нулевая гипотеза о стационарности записывается тогда так $H_0 : q = 0$.

Так же, как и в работе Перрона [8], мы рассмотрим три типа моделей: Модель 0 («изменение в уровнях», или «модель краха») соответственно с наличием или отсутствием тренда, Модель I («модель изменения роста») и Модель II («совместный эффект»). Детерминированная компонента d_t записывается тогда так:

$$d_t' = \begin{cases} (1, DU_t), & \text{для Модели } 0 \\ (1, t, DU_t), & \text{для Модели } 0_t \\ (1, t, DT_t), & \text{для Модели I} \\ (1, t, DU_t, DT_t), & \text{для Модели II} \end{cases},$$

где $DU_t = \mathbb{I}(t \geq T_b)$, $DT_t = (t - T_b)\mathbb{I}(t \geq T_b)$, $\mathbb{I}(\cdot)$ – индикатор-функция, T_b – дата структурного сдвига. Доля даты сдвига определяется как $\lambda = T_b / T$. Предполагается, что действительная доля даты сдвига λ_0 неизвестна, но принадлежит диапазону $\Lambda = [\lambda_L, \lambda_U]$, $0 < \lambda_L < \lambda_U < 1$, λ_L и λ_U – параметры усечения. Вектор параметров γ записывается соответствующим образом:

$$\gamma' = \begin{cases} (\mu_0, \mu_1), & \text{для Модели } 0 \\ (\mu_0, \beta_0, \mu_1), & \text{для Модели } 0_t \\ (\mu_0, \beta_0, \beta_1), & \text{для Модели I} \\ (\mu_0, \beta_0, \mu_1, \beta_1), & \text{для Модели II} \end{cases}.$$

Мы используем KPSS-статистику для тестирования стационарности в виде:

$$S(\lambda) = \frac{T^{-2}\sum_{t=1}^{T}\left(\sum_{s=1}^{t}\hat{u}_s\right)^2}{\hat{\omega}_u^2}, \tag{3}$$

где $\hat{u}_t = y_t - d_t'\hat{\beta}$ – остатки от OLS-регрессии y_t на d_t в зависимости от типа детерминированной компоненты, а $\hat{\omega}_u^2$ – оценка долгосрочной дисперсии[1]. Предельное распределение этой статистики в зависимости от детерминированной компоненты получено в [2] (с исправлениями в [10]).

Первый тест, который мы в дальнейшем используем, если дата сдвига неизвестна, – это двухшаговый тест $S(\hat{\lambda})$, где оценка $\hat{\lambda}$ получена посредством минимизации сумм квадратов остатков $\hat{u}_t$ по всем возможным датам сдвига. Эта оценка является суперсостоятельной при нулевой гипотезе о стационарности.

Второй тест – инфимум-тест строится через минимизацию последовательности тестовых статистик по всем возможным датам сдвига. Более точно, эта статистика строится как:

$$MS = \inf_{\lambda \in \Lambda} S(\lambda). \tag{4}$$

---

1 Для оценивания долгосрочной дисперсии мы используем квадратичное спектральное ядро и AR(1) предбеливание, см. [9].

Заметим, что для этого теста требуется дополнительное предположение о том, что величина сдвига сходится к нулю с более высокой скоростью, чем обычный Питменовский снос. Без этого предположения предельное распределение статистики MS будет зависеть и от даты сдвига, и от величины этого сдвига, так что при больших сдвигах будут присутствовать достаточно существенные искажения размера.

Таким образом, как уже было отмечено во введении, тест MS является эффективным при малых сдвигах, в то время как тест $S(\hat{\lambda})$ является эффективным при больших сдвигах. Тогда адаптивное решающее правило будет записываться следующим образом:

$$A(B):\ \text{отвергать } H_0,\ \text{если} \begin{cases} MS > cv_{MS}, & \text{если } B < cv_B \\ S(\hat{\lambda}) > cv_{\hat{\lambda}}, & \text{если } B \geq cv_B \end{cases}, \tag{5}$$

где B – предварительный тест на значимость сдвига, cv – соответствующее ему критическое значение, cv_{MS} – критическое значение для теста MS, $cv_{\hat{\lambda}}$ – критическое значение для теста $S(\hat{\lambda})$ в зависимости от оценки $\hat{\lambda}$. В качестве теста B используются либо тесты Перрона и Ябу [5] (тест t_{PY}) и Харви, Лейбурна и Тейлора [6] (тест t_{HLT}) при наличии сдвига в тренде, либо Харви, Лейбурна и Тейлора [7] при сдвиге только в уровнях.

Отметим, что мы также исследовали поведение тестовых стратегий, включающих дополнительное использование теста с трендом без учета сдвига. Тогда при использовании предварительного теста t_{HLT} будут происходить некоторые искажения размера, если сдвиг мал настолько, что не может обнаружиться, и одновременно велик настолько, что приводит к искажениям размера для теста без учета сдвига. Ситуация с предварительным тестом t_{PY} более неприятная. В отличие от теста t_{HLT} тест t_{PY} имеет корректный размер при нулевой гипотезе о стационарности, но этот размер становится сильно искажен при отклонении от нулевой гипотезы[1]. Другими словами, гипотеза об отсутствии сдвига будет слишком часто отвергаться при альтернативной гипотезе $H_1: q > 0$, так что в рассматриваемых нами тестовых стратегиях в этом случае их мощность будет близка к мощности теста $S(\hat{\lambda})$ и выигрыш в мощности при $\lambda = 0$ будет незначительным. Результаты с использованием таких стратегий не приводятся для краткости и доступны по запросу у автора.

Для иллюстрации поведения тестов на конечных выборках рассмотрим только модель со сдвигом в тренде. Мы генерируем процессы, согласно (1)–(2), с $\beta_1 \in \{0, 0.01, 0.02, 0.04, 0.1, 0.2, 0.4, 1, 2\}$, $\lambda \in \{0.3, 0.5, 0.7\}$, $u_t \sim i.i.d.N(0,1)$ и $\eta_t \sim i.i.d.N(0,q)$ с $q = \{0, 0.2^2\}$. Уровень значимости – 0.05, размер выборки – $T = 150$, число повторений – 10000. Результаты приведены в *табл. 1*. Всюду $A(t_{HLT})$ превосходит $A(t_{PY})$ по мощности, хотя размер несколько превышает номинальный при очень малых сдвигах в случае $\lambda = 0.3$ и $\lambda = 0.7$. В то же время тест MS при больших сдвигах имеет существенные искажения размера, как и в [3], а $S(\hat{\lambda})$ имеет корректный размер только при больших сдвигах. Тест $A(t_{HLT})$ наследует высокую мощность MS при малых сдвигах и сохраняет корректный размер при больших сдвигах.

ВОЗМОЖНОЕ НАЛИЧИЕ НЕСКОЛЬКИХ СДВИГОВ

В данном разделе мы рассмотрим возможность наличия более одного сдвига. Наличие двух сдвигов в контексте тестов на стационарность исследовалась в работах [2] и [11]. Очевидно, что если сдвигов больше, чем принимается во внимание при построении тестов, то размер будет возрастать до единицы при росте амплитуд сдвигов. В случае m сдвигов детерминированную компоненту $d_t'\gamma$ в общем случае можно записать как:

$$d_t'\gamma = \mu_0 + \beta_0 t + \boldsymbol{\mu}'\mathbf{DU}_t(\boldsymbol{\lambda}_0) + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{DT}_t(\boldsymbol{\lambda}_0), \tag{6}$$

[1] Это происходит только для представления ненаблюдаемых компонент из-за накладывания дополнительной шумовой компоненты при альтернативе.

Таблица 1

Размер и мощность тестов, 1 сдвиг

β_1	$q=0$				$q=0.2$			
	$S(\hat{\lambda})$	MS	$A(t_{HLT})$	$A(t_{PY})$	$S(\hat{\lambda})$	MS	$A(t_{HLT})$	$A(t_{PY})$
$\lambda=0.3$								
0	0.013	0.053	0.053	0.051	0.474	0.65	0.639	0.530
0.01	0.014	0.053	0.053	0.048	0.479	0.648	0.636	0.532
0.02	0.016	0.057	0.057	0.040	0.473	0.641	0.630	0.522
0.04	0.014	0.052	0.050	0.016	0.478	0.646	0.626	0.515
0.1	0.021	0.055	0.041	0.021	0.541	0.678	0.624	0.546
0.2	0.024	0.055	0.028	0.024	0.581	0.702	0.605	0.581
0.4	0.026	0.058	0.026	0.026	0.608	0.716	0.608	0.608
1	0.037	0.079	0.037	0.037	0.627	0.731	0.627	0.627
2	0.054	0.168	0.054	0.054	0.664	0.802	0.664	0.664
$\lambda=0.5$								
0	0.013	0.053	0.053	0.051	0.474	0.650	0.639	0.530
0.01	0.010	0.037	0.037	0.033	0.476	0.644	0.631	0.528
0.02	0.007	0.025	0.025	0.013	0.462	0.634	0.622	0.517
0.04	0.008	0.020	0.018	0.009	0.443	0.610	0.586	0.480
0.1	0.007	0.019	0.012	0.007	0.444	0.568	0.505	0.447
0.2	0.010	0.019	0.011	0.010	0.454	0.556	0.467	0.454
0.4	0.009	0.019	0.009	0.009	0.473	0.561	0.473	0.473
1	0.025	0.039	0.025	0.025	0.514	0.600	0.514	0.514
2	0.050	0.129	0.050	0.050	0.605	0.753	0.605	0.605
$\lambda=0.7$								
0	0.013	0.053	0.053	0.051	0.474	0.65	0.639	0.530
0.01	0.013	0.054	0.054	0.047	0.475	0.643	0.631	0.527
0.02	0.014	0.05	0.050	0.035	0.471	0.64	0.626	0.522
0.04	0.015	0.049	0.047	0.017	0.479	0.641	0.622	0.517
0.1	0.021	0.053	0.039	0.021	0.530	0.671	0.618	0.535
0.2	0.023	0.053	0.030	0.023	0.575	0.698	0.600	0.575
0.4	0.023	0.051	0.023	0.023	0.600	0.708	0.600	0.600
1	0.036	0.078	0.036	0.036	0.623	0.725	0.623	0.623
2	0.048	0.170	0.048	0.048	0.654	0.799	0.654	0.654

где $\mathbf{DU}_t(\lambda_\mathbf{0})=[DU_t(\lambda_{0,1}),\ldots,DU_t(\lambda_{0,m})]'$ и $\mathbf{DT}_t(\lambda_\mathbf{0})=[DT_t(\lambda_{0,1}),\ldots,DT_t(\lambda_{0,m})]'$, а элементы этих векторов для общей доли даты сдвига $\lambda_{0,i}$ выражаются как $DU_t(\lambda_{0,i})=\mathbb{I}(t>[\lambda_{0,i}T])$ и $DT_t(\lambda_{0,i})=(t-[\lambda_{0,i}T])\mathbb{I}(t>[\lambda_{0,i}T])$ соответственно, $[\lambda_{0,i}T]$ обозначает целую часть числа $\lambda_{0,i}T$, $\boldsymbol{\mu}=[\mu_1,\ldots,\mu_m]'$ и $\boldsymbol{\beta}=[\beta_1,\ldots,\beta_m]'$ – векторы соответствующих параметров. Предполагается, что доля даты сдвига $\lambda_{0,i}\in\Lambda=[\lambda_L,\lambda_U]$, $0<\lambda_L<\lambda_U<1$, а также что $|\lambda_{0,i}-\lambda_{0,j}|>\varepsilon>0$ для всех $i\neq j$. Кроме того, $m\leq 1+[(\lambda_U-\lambda_L)/\varepsilon]$.

Если датировка сдвигов известна, то KPSS-статистика $S^m(\lambda)$ строится, как в (3). Если датировка сдвигов неизвестна, аналогично случаю одного сдвига можно построить две тестовые статистики: статистика $S^m(\hat{\lambda})$, где $\hat{\lambda}$ – вектор оценок долей дат сдвигов, полученных посредством минимизации сумм квадратов остатков по всем возможным датам сдвигов, и статистика MS^m, которая строится как инфимум последовательности тестовых статистик $S^m(\lambda)$ по всем возможным датам сдвигов. Эти тесты обладают теми же самыми свойствами, что и их аналоги в случае одного сдвига: MS^m является эффективным при малых сдвигах, в то время как $S^m(\hat{\lambda})$ является эффективным при больших сдвигах. Критические значения для Моделей 0, 0t, I и II для $m=2$ приведены в *табл. 2*.

Таблица 2

Критические значения для MS^2 на уровне значимости ξ

	Модель 0	Модель 0t	Модель I	Модель II
1%	0.064	0.039	0.048	0.023
5%	0.047	0.03	0.038	0.02
10%	0.041	0.027	0.033	0.018

Пусть мы обнаружили количество сдвигов, равное $\hat{m}$ (например, последовательными процедурами, рассмотренными в работах [12], [13] и [7]). Обобщение стратегии (5) можно записать как:

$$A^m(\hat{m}):\ \text{Отвергать } H_0,\ \text{если} \begin{cases} MS^m > cv_{MS^m}, & \text{если } \hat{m}=0 \\ \{MS^m > cv_{MS^m} \text{ и } S(\hat{\lambda}) > cv_{S(\hat{\lambda})}\}, & \text{если } 0<\hat{m}<m \\ S(\hat{\lambda}) > cv_{S(\hat{\lambda})}, & \text{если } \hat{m}=2 \end{cases} \qquad (7)$$

где m – максимально допустимое количество сдвигов, $\hat{m}$ – оцененное значение количества сдвигов, а cv_{MS^m} и $cv_{S(\hat{\lambda})}$ – соответствующие тестам критические значения. Другими словами, если оцененное число сдвигов равно нулю, то следует использовать тест MS^m; если оцененное число сдвигов равно верхней границе числа сдвигов (максимально возможное число), то эффективным тестом будет $S^m(\hat{\lambda})$; в других ситуациях нельзя определить эффективный тест, и оба теста используются совместно.

Табл. 3 представляет результаты симуляций для случай двух сдвигов, когда $m=2$, с DGP, аналогичными предыдущему разделу для $\beta_2=\gamma\beta_1$, $\gamma \in \{0.5, 1, -0.5, -1\}$, число повторений – 1000. Мы рассматриваем только тесты MS^2, $S^2(\hat{\lambda})$ и $A^2(\hat{m})$, где число сдвигов $\hat{m}$ выбирается на основе процедуры [13] (которая является обобщением работы [6]), поскольку процедура [12] наследует плохие свойства теста [5] при альтернативной гипотезе о нестационарности. Критические значения для теста $S^2(\hat{\lambda})$ приводятся в [11], критические значения для теста MS^2 приведены в *табл. 2*.

Таблица 3

Размер и мощность тестов, 2 сдвига

β_1	$q=0$			$q=0.2$		
	$S^2(\hat{\lambda})$	MS^2	$A^2(\hat{m})$	$S^2(\hat{\lambda})$	MS^2	$A^2(\hat{m})$
	0.5					
0	0.005	0.056	0.056	0.179	0.472	0.442
0.01	0.005	0.053	0.053	0.197	0.484	0.452
0.02	0.004	0.052	0.046	0.199	0.497	0.448
0.04	0.005	0.027	0.016	0.189	0.484	0.414
0.1	0.001	0.025	0.017	0.201	0.484	0.366
0.2	0.003	0.02	0.011	0.179	0.422	0.304
0.4	0.000	0.013	0.000	0.132	0.345	0.131
1	0.005	0.042	0.005	0.154	0.388	0.154
2	0.018	0.104	0.018	0.265	0.525	0.265
$\gamma=1$						
0	0.005	0.056	0.056	0.179	0.472	0.442
0.01	0.005	0.055	0.052	0.199	0.479	0.445
0.02	0.004	0.044	0.044	0.200	0.500	0.446
0.04	0.005	0.014	0.009	0.177	0.467	0.375
0.1	0.005	0.023	0.018	0.165	0.458	0.345

β_1	$q=0$			$q=0.2$		
	$S^2(\hat{\lambda})$	MS^2	$A^2(\hat{m})$	$S^2(\hat{\lambda})$	MS^2	$A^2(\hat{m})$
0.2	0.002	0.02	0.003	0.176	0.391	0.231
0.4	0.000	0.017	0.000	0.126	0.344	0.123
1	0.005	0.058	0.005	0.167	0.426	0.167
2	0.027	0.217	0.027	0.35	0.696	0.350
$\gamma=-0.5$						
0	0.005	0.056	0.056	0.179	0.472	0.442
0.01	0.007	0.052	0.052	0.199	0.488	0.458
0.02	0.008	0.061	0.06	0.201	0.51	0.474
0.04	0.004	0.028	0.028	0.186	0.454	0.428
0.1	0.007	0.019	0.019	0.19	0.449	0.418
0.2	0.003	0.025	0.025	0.152	0.372	0.366
0.4	0.001	0.012	0.006	0.151	0.357	0.275
1	0.004	0.041	0.002	0.157	0.388	0.141
2	0.02	0.104	0.02	0.272	0.519	0.269
$\gamma=-1$						
0	0.005	0.056	0.056	0.179	0.472	0.442
0.01	0.009	0.053	0.053	0.197	0.487	0.463
0.02	0.009	0.052	0.052	0.186	0.498	0.468
0.04	0.000	0.017	0.017	0.178	0.455	0.428
0.1	0.005	0.017	0.017	0.178	0.409	0.404
0.2	0.002	0.024	0.024	0.151	0.366	0.366
0.4	0.000	0.014	0.014	0.142	0.345	0.344
1	0.007	0.058	0.026	0.164	0.421	0.294
2	0.027	0.216	0.027	0.359	0.687	0.359

Как и ожидалось, тест MS^2 имеет существенные искажения размера при больших сдвигах, особенно для $\gamma=\pm1$, а размер $S^2(\hat{\lambda})$ сильно ниже номинального, хотя при увеличении величины сдвигов приближается к номинальному. Тест $A^2(\hat{m})$ сохраняет высокую мощность при малых сдвигах и контролирует размер при больших сдвигах. Отметим, что при сдвигах противоположных знаков более сложно определить их наличие последовательной процедурой, и мощность $A^2(\hat{m})$ даже при умеренных сдвигах похожа на мощность MS^2, хотя сильных искажений размера все еще нет.

АНАЛИЗ СТАЦИОНАРНОСТИ ИНДЕКСОВ ЦЕН ПРОИЗВОДИТЕЛЕЙ ПРОМЫШЛЕННЫХ ТОВАРОВ РФ

В данном разделе мы анализируем стационарность временных рядов индексов цен производителей промышленных товаров РФ: общий индекс, добыча полезных ископаемых, обрабатывающие производства, производство пищевых продуктов, текстильное и швейное производство, обработка древесины и производство изделий из дерева, целлюлозно-бумажное производство, производство кокса, нефтепродуктов, химическое производство, металлургическое производство и производство готовых металлических изделий, производство машин и оборудования, производство транспортных средств и оборудования, производство и распределение электроэнергии, газа и воды. Все ряды рассматриваются на периоде с января 1999 г. по сентябрь 2014 г.[1]

В *табл. 4* приводятся результаты тестов. Мы предполагаем, что максимально возможное количество сдвигов равно 2 (предполагая, что один из сдвигов произошел в момент кризиса 2008 г. и допуская возможное наличие дополнительного сдвига в данных). В первом столбце приводится название исследуемого временного ряда, в следующих двух столбцах – значения тестовых статистик, далее –

[1] Источник данных: Росстат.

выбранное количество сдвигов на основе процедуры [13] (на 5 и 10%-ных уровнях значимости), а в последних двух столбцах – результат, отвергается ли гипотеза о стационарности или нет на основе предложенного нами теста $A^2(\hat{m})$ (на 5 и 10%-ных уровнях значимости).

Таблица 4

Результаты тестирования на стационарность индексов цен производителей промышленных товаров РФ

Ряд	MS^2	$S(\hat{\lambda})^2$	$\hat{m}$ (5%)	$\hat{m}$ (10%)	$A^2(\hat{m})$ (5%)	$A^2(\hat{m})$ (10%)
Индексы цен производителей промышленных товаров	0.014	0.049**	0	2	не отв.	отв.
Добыча полезных ископаемых	0.011	0.030	2	2	не отв.	не отв.
Обрабатывающие производства	0.019*	0.056**	1	2	не отв.	отв.
Производство пищевых продуктов	0.025**	0.026	0	0	отв.	отв.
Текстильное и швейное производство	0.030**	0.079**	0	0	отв.	отв.
Обработка древесины и производство изделий из дерева	0.030**	0.063**	2	2	отв.	отв.
Целлюлозно-бумажное производство	0.021**	0.030	0	0	отв.	отв.
Производство кокса, нефтепродуктов	0.011	0.020	0	0	не отв.	не отв.
Химическое производство	0.019*	0.116**	2	2	отв.	отв.
Металлургическое производство и производство готовых металлических изделий	0.017	0.018	0	0	не отв.	не отв.
Производство машин и оборудования	0.027**	0.049**	0	0	отв.	отв.
Производство транспортных средств и оборудования	0.022**	0.028	0	0	отв.	отв.
Производство и распределение электроэнергии, газа и воды	0.009	0.011	1	1	не отв.	не отв.

Из *табл. 4* мы видим, что результаты тестов MS^2 и $S(\hat{\lambda})^2$ противоречивы для 5-ти рядов из 13-ти. На основе комбинации этих двух тестов мы отвергаем гипотезу стационарности для 9-ти рядов из 13-ти на 10%-ном уровне значимости и для 8-ми рядов из 13-ти на 5%-ном уровне значимости. Соответственно для целей моделирования и прогнозирования необходимо переходить к первым разностям почти всех временных рядов, поскольку неправильный порядок интегрированности может привести к неточным прогнозам и вводящим в заблуждение выводам[1].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Величина структурных сдвигов может иметь большое значение для статистических выводов. В контексте исследования порядка интегрированности ряда результаты могут существенно зависеть от того, насколько велик структурный сдвиг. В последнее время были разработаны процедуры для определения значимости сдвигов вне зависимости от порядка интегрированности ряда. Эти тесты можно использовать в качестве предварительного тестирования наличия сдвигов, чтобы затем использовать полученную информацию для тестирования на единичный корень или на стационарность.

В данной работе мы использовали предварительное тестирование сдвигов в контексте тестов на стационарность и предложили решающие правила, основанные на использовании нескольких тестов. Эти решающие правила показывают хорошие свойства на конечных выборках и при отсутствии априорной информации о величине сдвигов могут использоваться как склонные к риску стратегии для тестирования стационарности ряда.

[1] См., например, работы [14,15,16].

Предложенные тесты были применены к российским индексам цен производителей промышленных товаров РФ. Гипотеза стационарности была отвергнута для 9-ти рядов из 13-ти на 10%-ном уровне значимости и для 8-ми рядов из 13-ти на 5%-ном уровне значимости, что говорит о необходимости взятия первых разностей для моделирования этих временных рядов.

ЛИТЕРАТУРА

Busetti F., Harvey A. Testing for the Presence of a Random Walk in Series with Structural Breaks // Journal of Time Series Analysis. 2001. Vol. 22. P. 127–150.

Kwiatkowski D., Phillips P.C.B., Schmidt P., Shin Y. Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root: How Sure Are We That Economic Time Series Have a Unit Root? // Journal of Econometrics. 1992. Vol. 54. P. 159–178.

Busetti F., Harvey A. Further Comments On Stationarity Tests In Series With Structural Breaks At Unknown Points // Journal of Time Series Analysis. 2003. Vol. 24. P. 137–140.

Harvey D., Leybourne S., Taylor A. Unit Root Testing under a Local Break in Trend // Journal of Econometrics. 2012. Vol. 167. P. 140–167.

Perron P., Yabu T. Testing for Shifts in Trend with an Integrated or Stationary Noise Component // Journal of Business and Economic Statistics. 2009. Vol. 27. P. 369–396.

Harvey D., Leybourne S., Taylor A. Simple, Robust and Powerful Tests of the Breaking Trend Hypothesis // Econometric Theory. 2009. Vol. 25. P. 995–1029.

Harvey D., Leybourne S., Taylor A. Robust Methods for Detecting Multiple Level Breaks in Autocorrelated Time Series // Journal of Econometrics. 2010. Vol. 157. P. 342–358.

Perron P. The Great Crash, the Oil Price Shock and the Unit Root Hypothesis // Econometrica. 1989. Vol. 57. P. 1361–1401.

Andrews D. Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Estimation // Econometrica. 1991. Vol. 59. P. 817–858.

Harvey D., Mills T. A Note on Busetti-Harvey Tests for Stationarity in Series with StructuralBreaks // Journal of Time Series Analysis. 2003. Vol. 24. P. 159–164.

Carrion-i-Silvestre J., Sanso-i-Rossello A. J. The KPSS Test with Two Structural Breaks // Spanish Economic Review. 2005. Vol. 9. P. 105–127.

Kejriwal M., Perron P. A Sequential Procedure to Determine the Number of Breaks in Trend withan Integrated or Stationary Noise Component // Journal of Time Series Analysis. 2010. Vol. 31. P. 305–328.

Sobreira N., Nunes L. Tests for Multiple Breaks in the Trend with Stationary or IntegratedShocks // Oxford Bulletin in Economics and Statistics. 2016. Forthoming.

Энтов Р.М., Носко В.П., Юдин А.Д., Кадочников П.А., Пономаренко С.С. Проблемы прогнозирования некоторых макроэкономических показателей. М., ИЭПП, 2002.

Турунцева М.Ю., Киблицкая Т.Р. Качественные свойства различных подходов к прогнозированию социально-экономических показателей РФ. Серия «Научные труды» № 135. М.: ИЭПП, 2010.

Турунцева М.Ю., Астафьева Е.В., Скроботов А.А., Божечкова А.В., Пономарев Ю.Ю., Киблицкая Т.Р., Бузаев А.В. Модельные расчеты краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ // Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру. 2015. № 1. С. 1–31.