УДК 303.725.33

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛИ КОРРЕКЦИИ ОШИБКОЙ (ЕСМ) ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКОГО РОСТА В СТРОИТЕЛЬНОЙ ОТРАСЛИ

А.С. МИЩЕНКО, канд. экон. наук, доц. В.А. АКУЛИЧ (Белорусский государственный экономический университет, Минск) 6482575@mail.ru; Akulich@macrocenter.by

Приведен инструментарий в виде эконометрических моделей для прогнозирования экономического роста в строительной отрасли. Эмпирическим путем доказано наличие определяющего краткосрочного и долгосрочного влияния инвестиций в строительно-монтажные работы на валовую добавленную стоимость в строительстве. С помощью процедуры Энгла — Грейнджера было установлено наличие коинтеграции между строительно-монтажными работами и валовой добавленной стоимостью в строительстве Беларуси. Это делает возможным применение модели коррекции ошибкой для прогнозирования экономического роста в строительной отрасли Беларуси.

**Ключевые слова:** валовая добавленная стоимость (ВДС); строительно-монтажные работы (СМР); строительная отрасль; прогнозирование; ЕСМ-модель; коинтеграционный анализ.

**Введение.** Представители бизнеса предъявляют высокий спрос на прогнозы в строительной отрасли. Чтобы удовлетворить этот спрос международные консалтинговые компании (GlobalData Plc, KPMG, McKinsey & Company, и др.) выпускают обзоры, которые содержат прогнозы развития отрасли. Как правило, эти прогнозы выходят ежеквартально с временным горизонтом от трех до пяти лет. Они касаются как темпов роста мировой строительной индустрии, так и темпов роста в отдельных регионах и странах.

Так, до пандемии аналитики GlobalData предсказывали ускорение темпов роста мировой строительной индустрии с 2,6% в 2019 году до 3,1% в 2020 году. Однако после вспышки COVID-19 прогноз роста в 2020 году был понижен до 0,5% [3]. На этом уровне он был сохранен и на 2021 год. Аналитики McKinsey прогнозируют в ближайшие годы наиболее высокие темпы роста строительной отрасли в Китае, затем в странах АСЕАН (в частности в Индонезии и Малайзии), в развитых странах Азии (Японии, Сингапуре, Австралии), затем в Северной Америке, и наконец, в Европе, особенно выделяя страны Восточной Европы [8, с. 39]. При прогнозировании роста в строительстве аналитики McKinsey учитывают динамику инвестиций, ВВП, численности населения, урбанизации, изношенности транспортной и энергетической инфраструктуры, зданий, господдержки развития инфраструктуры, развития государственно-частного партнерства [8, с. 40]. Ряд эконометрических моделей на данных нескольких стран (Турции, Тайваня, Китая, Сингапура, Кореи, Кабо-Верде, Пакистана, Индии, Шри-Ланки) показывают наличие взаимосвязи между инвестициями в строительство и ростом ВВП. «Инвестиции в строительство очень быстро влияют на рост ВВП, однако рост строительной отрасли в вялой экономике сжимается больше, чем ВВП» [1, с. 19].

Согласно опросу, проведенному компанией KPMG Global среди 20% строительных организаций, которые являются лидерами в области инноваций, 83% руководителей считают, что в ближайшие 5 лет принятие управленческих решений будет происходить на основе данных, включая использование аналитики данных и прогнозного моделирования для планирования и мониторинга проектов [4, с. 36].

Помимо консалтинговых компаний прогнозами развития строительной отрасли занимаются отраслевые ассоциации. Эти прогнозы, как правило, посвящены отдельным странам и являются более детальными. Характерным примером такого прогноза служит трехлетний прогноз Ассоциации строительных товаров в Великобритании [2]. В нем приведены прогнозные значения не только в процентах, но и в денежных единицах, в том числе по каждому подсектору – строительству логистических центров, реконструкции автомобильных и железных дорог, портов, систем водо- и электроснабжения, производству стройматериалов [2, с. 47].

Для прогнозирования роста в строительной отрасли конкретной страны часто используются регрессионные модели временных рядов – от самых простых в виде одного уравнения (OLS, ARDL, ARIMA, ECM, и др.) до более сложных в виде системы уравнений (VAR, VECM, VARMA, BVAR, SVAR, и др.). Согласно кибернетическому закону необходимого разнообразия (закон Р. Эшби), чем больше обстоятельств учитывает модель (число предикторов, многосторонние взаимные связи, временные лаги, сдвиги, инерцию, кратко- и долгосрочные связи, коинтеграцию, и т.п.), тем более точный прогноз она способна давать. Например, векторная авторегрессионная модель с коррекцией ошибками (VECM) при наличии одного или нескольких коинтеграционных соотношений будет давать более точные прогнозы по сравнению со стандартной векторной авторегрессионной моделью (VAR). В этом можно убедиться на примере прогнозирования курса акций [7].

Чтобы избежать получения ложной регрессии при построении большинства эконометрических моделей используются стационарные данные. Неслучайные компоненты (тренд, сезонность, цикл) изымаются из данных. Изъятие трендов во временных рядах может производиться одним из двух основных способов – переходом в разницы или в разрывы. В любом случае, их изъятие приводит к негативному «побочному» эффекту – модель перестает учитывать долгосрочную связь между переменными. В 1981 г. К. Грейнджер предложил решение этой проблемы. Он математически доказал, что лагированная разность двух переменных (зависимой и независимой) служит ценным предиктором для объяснения поведения зависимой переменной, при условии, если их линейная комбинация является стационарной. Поскольку ошибка оценки (или остаток) регрессионного уравнения как раз и представляет собой разность между переменными (1), то она (ошибка с одним временным лагом) и включается в модель в качестве дополнительного предиктора (2).

$$y_t = c + \Theta x_t + \varepsilon_t \Longrightarrow \varepsilon_t = y_t - c - \Theta x_t$$
 (1)

$$\Delta y_t = \delta + \beta \Delta x_t + \gamma \, \varepsilon_{t-1} \, \text{или} \, \Delta y_t = \delta + \beta \Delta x_t + \gamma (y_{t-1} - c - \Theta x_{t-1}) + \mu_t \tag{2}$$

гед  $y_t$  – зависимая переменная;

 $x_t$  – предиктор (независимая переменная);

 $\Delta y_t$  – зависимая переменная в разницах 1-го порядка;

 $\Delta x_t$  – предиктор в разницах 1-го порядка;

 $c, \delta$  – константы;

 $\Theta$ ,  $\beta$  – коэффициенты регрессии;

у – коэффициент коинтеграции;

 $\varepsilon_t$ ,  $\mu_t$  – ошибки (остатки) регрессионных уравнений.

Отсюда и название – модель коррекции ошибкой (Error Correction Model) или ЕСМ-модель. Описанная в уравнениях (1) и (2) последовательность ее построения получила название процедуры Энгла – Грейнджера. Эта процедура относится к области коинтеграционного анализа.

Таким образом, если остаток парной регрессии, построенной на нестационарных временных рядах, является стационарным, то эти две переменные коинтегрированы между собой. В таком случае, связь между ними можно представить в виде ЕСМ-модели. Наличие коинтеграции означает, что несмотря на случайный (слабо предсказуемый) характер изменения переменных, существует долгосрочная связь между ними. Модель ЕСМ (в отличие от OLS) позволяет корректировать краткосрочные изменения с учетом их отклонения от долгосрочной связи. Коэффициент коинтеграции (в отличие от коэффициента регрессии) может принимать как отрицательные, так и положительные значения, и показывает отклонение поведения зависимой переменной от ее долгосрочного значения (равновесия). Модель ЕСМ использовалась в ряде стран для прогнозирования отдельных показателей развития строительной отрасли. Например, с помощью этой модели прогнозировался спрос на строительство в Австралии [5, с. 969], а также индекс цен в строительной отрасли Китая [6, с. 3].

Одной из задач данного исследования было построить эконометрическую модель для прогнозирования экономического роста в строительной отрасли Беларуси. В качестве рабочей гипотезы было выбрано предположение о наличии коинтеграционного соотношения между валовой добавленной стоимостью в строительстве и инвестициями в строительно-монтажные работы, что позволило бы построить ЕСМ-модель.

**Основная часть.** Основным показателем, который характеризует экономический рост в строительной отрасли, является показатель «валовая добавленная стоимость» (ВДС или англ. GVA).

Как известно из экономической теории, основными факторами экономического роста являются объем инвестиций в основной капитал, численность занятых и совокупная факторная производительность. В строительной отрасли основные инвестиции – это инвестиции в строительно-монтажные работы (СМР или англ. SMR). В качестве независимой переменной при построении регрессионной модели будем использовать показатель «объем инвестиций в строительно-монтажные работы в Республике Беларусь», в качестве зависимой переменной – «объем ВДС в строительстве в Беларуси».

Были использованы ежемесячные данные (с января 2014 г. по июнь 2020 г.). В сборниках Белстата данные приведены нарастающим итогом в текущих ценах. При подготовке к проведению эконометрического анализа они были представлены в уровнях в постоянных ценах (в ценах января 2014 г.). При дефлировании временных рядов (Вр.р.) был использован индекс цен в строительстве (таблица 1).

Чтобы избежать получения ложной регрессии необходимо работать со стационарными (данные, которые имеют нулевой порядок интегрированности) или условно стационарными данными (данные, которые имеют первый или второй порядок интегрированности). Для этого, в случае наличия в данных сезонной и трендовой (детерминированной и/или стохастической) компонент, необходимо их изъять.

Таблица	1 _	Обозначения переменных	
т аолица	1. —	Обозначения переменных	

Обозначение	Название показателя	Тип Вр.р.
RGVA	Реальная ВДС в строительстве, в постоянных ценах (в ценах января 2014 г.), в млн BYN	I(0)
RSMR	Реальный объем инвестиций в СМР, в постоянных ценах (в ценах января 2014 г.), в млн ВҮN	I(0)
RGVA_s.a.	Реальная ВДС в строительстве, скорректированная на сезонность, в ценах января 2014 г., в млн BYN	I(0)
RSMR_s.a.	Реальный объем инвестиций в СМР в Беларуси, скорректированный на сезонность, в ценах января 2014 г., в млн ВҮN	I(0)
Ln_RGVA_s.a.	Логарифмы реальной ВДС в строительстве, скорректированные на сезонность	I(0)
Ln_RSMR_s.a.	Логарифмы реальных объемов инвестиций в СМР, скорректированные на сезонность	I(0)
DLn_RGVA_s.a.	Разницы 1-го порядка логарифмов реальной ВДС в строительстве, скорректированные на сезонность	I(1)
DLn_RSMR_s.a.	Разницы 1-го порядка логарифмов реальных объемов инвестиций в СМР, скорректированные на сезонность	I(1)

 $\Pi pumeчaнue - I(0) - данные, которые имеют нулевой порядок интегрированности; <math>I(1)$  - данные первого порядка интегрированности.

Все шесть тестов, выполненные в среде JDemetra, показали наличие сезонных составляющих в обоих временных рядах (таблица 2). В частности, Р-значения = 0.00 означают, что на 1%-м уровне значимости можно отвергнуть нулевую гипотезу (о том, что «сезонность отсутствует») и принять единичную гипотезу о том, что «сезонность присутствует».

Таблица 2. – Результаты тестирования на сезонность

	ВДС в строительст	ве	Инвестиции в С	CMP
Название теста	Наличие	Р-значение	Наличие	Р-значение
	сезонности		сезонности	
1. Сезонная автокорреляция	да	0.0000	да	0.0000
2. Непараметрический тест Фридмана	да	0.0001	да	0.0000
3. Непараметрический тест Краскела –	да	0.0000	да	0.0000
Уолиса				
4. Спектральные пики авторегрессионного	да	0.0000	да	0.0000
спектра				
5. Спектральные пики периодограммы	да	0.0000	да	0.0000
6. Детерминированная сезонность	да	0.0000	да	0.0000

На рисунках 1 и 2 представлены выделенные в среде JDemetra с помощью модели TRAMO-SEATS ARIMA сезонные компоненты из Вр.р. показателей ВДС и СМР.

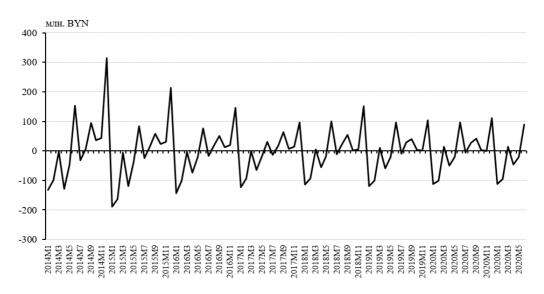


Рисунок 1. - Сезонная компонента реальной валовой добавленной стоимости в строительстве, млн BYN

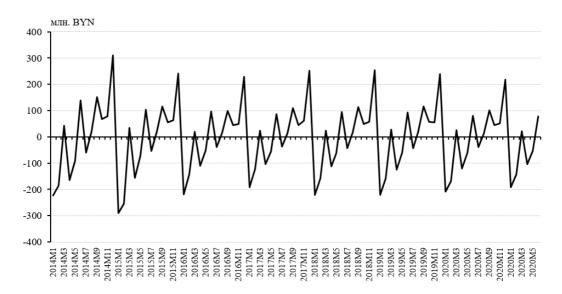


Рисунок 2. - Сезонная компонента реальных инвестиций в строительно-монтажные работы, млн ВУN

Значения Вр.р. обоих показателей были скорректированы на сезонность и прологарифмированы. Во-первых, логарифмирование данных позволит получить коэффициенты регрессии в безразмерных величинах, что упростит их интерпретацию во время анализа. Во-вторых, логарифмирование — это процесс линеаризации. Поскольку для оценивания параметров модели используется метод линейного МНК, то в случае нелинейности процессов логарифмирование данных в ряде случаев позволяет улучшить условия для его использования.

Результаты расширенного теста Дикки – Фуллера (ADF) показали, что данные в уровнях по обоим Вр.р. имеют единичные корни и являются нестационарными. Поэтому был осуществлен перевод логарифмов в разницы первого порядка. Так как результаты тестов показали, что среднее арифметическое обоих Вр.р. равно нулю, то была использована спецификация теста ADF без константы. В таблице 3 представлены результаты тестирования обоих Вр.р. на стационарность.

Таблица 3. – Результаты тестирования временных рядов на стационарность с помощью расширенного теста Дикки – Фуллера (ADF).

Переменные	Спецификация	Длина лага	t-ADF статистика	Критические значения	Р-значение
DLn_RGVA_s.a.	N	2	-8.31	-2.59	0.0000
DLn_SMR_s.a.	N	2	-12.88	-2.59	0.0000

Примечание. - N – спецификация теста ADF без константы и тренда. Критические значения t-ADF статистики приведены для 1%-го уровня значимости.

Как видно из таблицы 3, полученные значения коэффициентов по модулю больше критических значений. Кроме того, P-значения = 0.00, а это значит, что с вероятностью 0% верна нулевая гипотеза о наличии единичного корня, и с вероятностью 100% верна единичная гипотеза об отсутствии единичного корня, что означает стационарность данных. Причем все Вр.р. условно стационарны (разностно-стационарны) на 1%-м уровне значимости (P-факт < 0.01). Другими словами, мы имеем для работы данные, которые имеют не нулевой, а первый порядок интегрированности – I(1) (см. таблицу 1).

На этих данных можно анализировать наличие или отсутствие связи между переменными. По сути, из исходных данных исключены сезонная и трендовая компоненты. В обоих рядах после их преобразования остались только случайные компоненты. Если в динамике этих компонент есть схожие моменты, то значит можно с научной строгостью утверждать, что между этими показателями имеется связь.

Рассчитаем коэффициенты парной корреляции Пирсона (таблица 4).

Таблица 4. – Значения коэффициентов парной корреляции

	DLn_RSMR_s.a.	RSMR
DLn_RGVA_s.a.	0.352	-
RGVA	_	0.878

Значение коэффициента парной корреляции, рассчитанного на нестационарных данных, которые включают сезонные и трендовые составляющие, равно 0.878, что показывает наличие сильной связи. Но эта связь может быть ложной. Чтобы точно подтвердить наличие связи был рассчитан коэффициент парной корреляции на стационарных данных. Значение коэффициента парной корреляции, рассчитанного на данных, из которых исключены сезонные и трендовые составляющие, оказалось равным 0.352, что подтверждает наличие связи. Для связи между случайными компонентами это сравнительно высокое значение коэффициента.

Коэффициент парной корреляции показывает наличие или отсутствие связи между переменными, но не показывает направленность этой связи. Связь может быть как односторонней, так и двухсторонней. Определить направленность связи помогает регрессионный анализ.

В июне 2017 г. по реальной ВДС (RGVA) имеется значение, которое выбивается из ряда других значений и является всплеском. На таких коротких рядах (78 значений) один всплеск может существенно повлиять на результаты регрессионной модели. Поскольку мы работаем с разницами (приростами), а не с уровнями, то данный всплеск затрагивает два значения. Поэтому были введены две фиктивные переменные. Одну фиктивную переменную вводить нельзя, потому что у этих фиктивных переменных будут разные знаки коэффициентов регрессии.

Как следует из оценок параметров, полученных методом наименьших квадратов (МНК или OLS), регрессионная модель имеет вид:

DLn\_RGVA\_s.a. = 
$$0.83 * DLn_RSMR_s.a - 1.11 * D1 + 1.01 * D2$$
  
Prob. (0.0000) (0.0000) (0.0000)  
 $R^2 = 0.748 DW = 2.92$ 

Свободный член отсутствует в итоговом уравнении (при стационарных данных в нем нет необходимости, он незначим). Уравнение (3) характеризует влияние инвестиций в СМР на ВДС в строительстве. Значение скорректированного коэффициента детерминации (R²) показывает, что инвестиции в СМР на 74,8% определяют вариации ВДС, а на 25,2% вариации ВДС объясняются другими факторами. При увеличении объема инвестиций на одну условную единицу, показатель ВДС увеличится на 0.83 условной единицы.

Результаты тестов на гетероскедастичность (тест Уайта, тест Бреуша – Пагана – Годфрея) показывают, что она отсутствует. Результат теста Жака-Бера (ЈВ-test) на нормальное распределение остатков модели показал, что остатки распределены нормально. Тест на равенство нулю среднего арифметического остатков модели также дал положительный результат. А вот результаты теста Льюнга – Бокса на автокорреляцию остатков модели не дали нужного результата. В качестве нулевой гипотезы в этом тесте заложено утверждение, что «автокорреляция отсутствует». По каждому из десяти исследуемых лагов по обеим трубкам Prob. < 0.05 (рисунок 3), и соответственно на 5%-м уровне значимости нельзя принять эту гипотезу, и следует признать, что автокорреляция, – и в остатках модели (трубка МА), и в значениях зависимой переменной (трубка АR), – присутствует.

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.478	-0.478	18.302	0.000
1 1		2	-0.016	-0.317	18.323	0.000
1 🛅 (	101	3	0.105	-0.082	19.229	0.000
1 1	1 1 1	4	-0.008	0.022	19.234	0.001
1 (	1 1 1 1	5	-0.004	0.056	19.235	0.002
10	1 1	6	-0.134	-0.155	20.769	0.002
, <b>j</b> a (	1 1 1	7	0.122	-0.062	22.071	0.002
1 11 1	1 1 1 1	8	0.031	0.058	22.157	0.005
1 🗖 1	'(  '	9	-0.131	-0.046	23.698	0.005
1)1	'   '	10	0.018	-0.104	23.728	0.008

Рисунок 3. – Результаты теста Льюнга – Бокса на автокорреляцию остатков модели

Таким образом, только три из четырех предпосылок теоремы Гаусса – Маркова выполнены, и остатки модели нельзя в полной мере признать белым гауссовским шумом. Имеет место автокорреляция. Собственно, это можно было предположить еще ранее по полученному значению критерия Дарбина – Уотсона (DW = 2.92), который выше критического значения. Наличие автокорреляции чревато тем, что это может искажать оценки параметров и коэффициент детерминации. Поэтому вместо метода классического МНК был применен обобщенный МНК (ОМНК). Как следует из оценок параметров, полученных методом ОМНК, регрессионная модель имеет вид (4):

$$DLn_RGVA\_s.a. + 0.478*DLn_RGVA\_s.a. (-1) = 0.67*(DLn_RSMR\_s.a. + Prob. (0.0000) \\ +0.478*DLn_RSMR\_s.a. (-1) + 0.016*DLn_RSMR\_s.a. (-2)) - 1.076*D1 + 0.471*D2 (4) \\ Prob. (0.0000) (0.0000) \\ R^2 = 0.648 \qquad DW = 2.14$$

Значение  $R^2$  снизилось (с 74,8% до 64,8%). Значение коэффициента регрессии снизилось с 0.83 до 0.67. В остатках модели исчезла автокорреляция (значение коэффициента DW снизилось с 2.92 до 2.14, что близко к его идеальному значению = 2.0). Результаты теста Льюнга — Бокса на автокорреляцию остатков модели дали положительный результат. По каждому из десяти исследуемых лагов по обеим трубкам Prob. > 0.05 (рисунок 4), и соответственно на 5%-м уровне значимости нельзя отклонить нулевую гипотезу, и следует признать, что автокорреляция отсутствует.

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob*
ıdı	[	1	-0.082	-0.082	0.5197	0.471
		2	-0.237	-0.245	4.9504	0.084
1 🗖 1	1 10 1	3	0.128	0.090	6.2566	0.100
1 🗖 1		4	-0.154	-0.207	8.1746	0.085
1 🛛 1	101	5	-0.072	-0.050	8.6022	0.126
1 [ 1	I	6	-0.057	-0.188	8.8735	0.181
1 🔲		7	0.176	0.190	11.504	0.118
1 1 1	1 (1	8	0.043	-0.031	11.666	0.167
1 🗖 1	1 1	9	-0.163	-0.066	13.994	0.123
1 🔲 1	1 11 1	10	0.145	0.066	15.868	0.103

Рисунок 4. – Результаты теста Льюнга – Бокса на автокорреляцию остатков модели

Улучшились результаты тестов Уайта и Бреуша – Пагана – Годфрея на гетероскедастичность. Отсутствие автокорреляции и гетероскедастичности в остатках модели, а также их стационарность (на это указывает результат теста на равенство среднего арифметического ряда остатков нулю) подтверждает надежность полученных оценок (таблица 5).

Таблица 5. – Проверка остатка модели (4) на соответствие критериям теоремы Гаусса – Маркова

	Тест Уайта		Тест Бреуша-Пагана-Годфрея		Тест Жака-Бера (JB-test)	Тест (mean = $0.00$ )	
	F-stat.	Prob. F(3,71)	F-stat.	Prob. F(3,71)	Prob.	t-stat.	Prob.
ſ	0.313	0.816	0.144	0.933	0.39	0.339	0.735

Таким образом, итоговое регрессионное уравнение (4) характеризует влияние инвестиций в строительно-монтажные работы (СМР) на ВДС в строительстве. Значение коэффициента детерминации показывает, что инвестиции в СМР на 64,8% определяют вариации ВДС, а на 35,2% вариации ВДС объясняются другими факторами. При увеличении объема инвестиций на одну условную единицу, ВДС увеличится на 0.67 условных единиц.

Было проверено влияние лаговых значений на зависимую переменную со стороны самой себя (наличие инерционности), а также регрессора. Это влияние оказалось незначимым. Поскольку влияние лаговых значений отсутствует, то увеличивать разнообразие модели, двигаясь от парной регрессии к ARDL-модели и к VAR-модели не целесообразно.

Работа с разностно-стационарными данными имеет один недостаток. Модель, построенная на таких данных, позволяет проверить наличие связи только в краткосрочном периоде. Переход в разницы лишает возможности проверить наличие связи в долгосрочном периоде.

В случаях, когда присутствует коинтеграция, можно избежать этого недостатка. В данном случае она есть, что было обнаружено с помощью процедуры Энгла – Грэйнджера. Последняя состоит из двух этапов: сначала строится регрессионная модель на нестационарных данных (в обоих Вр.р. имеются тренды). Поскольку мы работаем с уровнями, а не с разницами (приростами), то в этом случае в модель включается одна фиктивная переменная. Так как среднее арифметическое временных рядов не равно нулю, то в модель включен сводный член. Получилось регрессионное уравнение (5):

$$\begin{array}{lll} \text{Ln\_RGVA\_s.a.} = 1.20 * \text{Ln\_RSMR\_s.a.} - 0988 * \text{D1} - 1.851 \\ \text{Prob.} & (0.0000) & (0.0000) & (0.0015) \\ \text{F} = 139.9 & \text{Prob.} & (\text{F-statistics}) = 0.0000 \\ \text{R}^2 = 0.785 & \text{DW} = 0.87 \end{array}$$

Несмотря на то, что полученные коэффициенты регрессии значимы на 1%-м уровне, высока вероятность, что мы имеем дело с ложной регрессией. Признаком этого является слишком низкое значение коэффициента Дарбина – Уотсона (DW = 0.87). Построение такой модели было нужно для того, чтобы получить ее остаток. Далее остаток, представленный в виде Вр.р., был протестирован на стационарность с помощью теста ADF. Предварительно данный Вр.р. был протестирован на равенство его среднего арифметического нулю. Поскольку среднее арифметическое с вероятностью 100% равно нулю, то в качестве основной была использована спецификация теста ADF без константы. При этом спецификация теста ADF с константой и трендом дала лучшие результаты (таблица 6).

Таблица 6. – Результаты тестирования временных рядов на стационарность

Переменные	Спецификация	Длина лага	t-ADF статистика	Критические значения	<i>P</i> -значение
Остаток модели (є)	N	2	-2.78	-2.59	0.0059
Остаток модели (є)	C,T	2	-6.18	-4.08	0.0000

*Примечание.* – N – спецификация теста ADF без константы и тренда; C,T – спецификация с константой и трендом. Критические значения приведены для 1%-го уровня значимости.

Результаты теста ADF показывают, что остаток модели имеет стационарный вид. Это означает, что между переменными ВДС и СМР имеет место коинтеграция, а значит можно применить коинтеграционный анализ, и проверить наличие между переменными долгосрочной связи. Для этого нужно выполнить второй этап процедуры Энгла – Грэйнджера – добавить в качестве регрессора в модель лагированное значение остатка (RES(-1)). В итоге было получено уравнение модели коррекции ошибкой или ЕСМ (6):

$$DLn_RGVA_s.a. = 0.87*DLn_RSMR_s.a. - 0.41*RES(-1) - 1.06*D1 + 1.02*D2$$
 (6)  
Prob. (0.0000) (0.0000) (0.0000) (0.0000)  
$$R^2 = 0.799$$
 DW = 2.36

Результаты тестов (таблица 7, рисунок 5) показывают, что остаток модели является белым гауссовским шумом. Значит модель надежна, и ее результатам можно доверять.

Таблица 7. – Проверка остатка модели (6) на соответствие критериям теоремы Гаусса – Маркова

Тест Уайта		Тест Бреуша-Пагана-Годфрея		Тест Жака-Бера (JB-test)	Тест (mean = $0.00$ )	
F-stat.	Prob. F(5,70)	F-stat.	Prob. F(5,70)	Prob.	t-stat.	Prob.
0.259	0.933	0.215	0.929	0.26	0.101	0.919

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.205	-0.205	3.3355	0.068
1 🛅 1	1 1 1	2	0.117	0.079	4.4414	0.109
· 🖃		3	0.214	0.265	8.1605	0.04
1 🗖 1		4	0.122	0.234	9.3948	0.05
1 1	<u> </u>  -	5	0.087	0.131	10.023	0.07
1 1	1 [ 1	6	-0.004	-0.065	10.024	0.12
1 🗀 1	1 1 11 1	7	0.184	0.064	12.924	0.07
1 🛅 1	1 101	8	0.097	0.109	13.743	0.08
1 🛛 1	10	9	-0.057	-0.058	14.029	0.12
1 🛅 1	1 (	10	0.102	-0.026	14.964	0.13

Рисунок 5. – Результаты теста Льюнга – Бокса на автокорреляцию остатков модели

В отличие от модели (4), модель (6) имеет большее разнообразие. Модель (6) представляет собой модель коррекции ошибкой (ЕСМ-модель). Она, как и предыдущая модель, построена на стационарных данных, но с добавлением регрессора (RES(-1)), который отображает долгосрочную связь. Коэффициент при данной независимой переменной (= – 0.41) является коэффициентом коинтеграции. Отрицательный знак этого коэффициента означает, что в последние месяцы наблюдается инвестирование в СМР ниже своего долгосрочного равновесного уровня.

Фактические и предсказанные значения ВДС в строительстве, а также остатки модели представлены на рисунке 6.

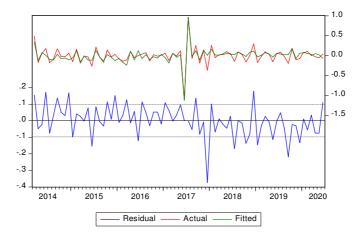


Рисунок 6. - Фактические и предсказанные значения валовой добавленной стоимости в строительстве

Заключение. Таким образом, построенная ЕСМ-модель (6) доказывает наличие краткосрочного и долгосрочного влияния инвестиций в СМР на ВДС в строительстве. Значение R² показывает, что инвестиции в СМР на 79,9% определяют вариации ВДС, а на 21,1% вариации ВДС объясняются другими факторами. При увеличении объема инвестиций на одну условную единицу, показатель ВДС увеличится на 0.87 условной единицы. Поскольку объем инвестиций в СМР так существенно влияет на ВДС в строительстве, то он может служить хорошей объясняющей переменной для прогнозирования показателя ВДС.

## ЛИТЕРАТУРА

- 1. Berk, N. Causality between the Construction Sector and GDP Growth in Emerging Countries: The Case of Turkey / N. Berk, S. Biçen // Athens Journal of Mediterranean Studies. 2017. Vol. 4, Issue 1. P. 19–36.
- 2. Construction Industry Forecasts 2018-2020. London: Construction Products Association, 2018. 52 p.
- 3. Global Construction Outlook to 2024 (including Covid-19 Impact Analysis). London: Global Data Plc, 2020. 92 p.
- 4. Global Construction Survey. Future-Ready Index: Leaders and followers in the engineering & construction industry. Amstelveen: KPMG Global, 2019. 44 p.
- 5. Jiang, H. Forecasting construction demand: A vector error correction model with dummy variables / H. Jiang, C. Liu // Construction Management and Economics. 2011. № 29. P. 969–979.
- 6. Jiang, H. Construction Price Prediction Using Vector Error Correction Models / H. Jiang, Y. Xu, Chunlu Liu // Journal of Construction Engineering and Management. 2013. № 11. P. 3–12.
- 7. Kuo, C.-Y. Does the vector error correction model perform better than others in forecasting stock price? An application of residual income valuation theory / C.-Y. Kuo // Economic Modelling. 2016. Vol. 52. Part B. P. 772–789.
- 8. Construction and building technology: Poised for a breakthrough? / N. Santhanam [et al.]. New York: McKinsey & Company, 2020. 50 p.

Поступила 15.12.2020

## USING THE ERROR CORRECTION MODEL (ECM) TO FORECAST ECONOMIC GROWTH IN THE CONSTRUCTION INDUSTRY

## A. MISHCHENKO, U. AKULICH

The toolkit in the form of econometric models for predicting economic growth in the building branch is presented. Empirically, it has been proven that there is a determining short-term and long-term impact of investments in construction and installation works on the gross value added in construction. Using the Angle-Granger procedure, it was established that there is cointegration between construction and installation work and gross value added in construction. This makes possible to apply the error correction model to predict economic growth in the construction industry in Belarus.

**Keywords:** gross value added (GVA); construction and installation work; building branch; forecasting; ECM model; cointegration analysis.