

УДК: 519.8 (075.8)

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ
ПОКАЗАТЕЛЕЙ УКРАИНЫ**

Ю.П. ЗАЙЧЕНКО., А.С. ГАСАНОВ

Исследованы классические методы краткосрочного прогнозирования макроэкономических показателей Украины, а именно: метод экспоненциального сглаживания (ЭС), авторегрессия (АР), авторегрессия со скользящим средним (АРСС), метод группового учета аргументов (полиномиального МГУА) и дан сравнительный анализ точности прогнозирования указанных методов с целью определения наиболее адекватного из них. Проведенный анализ показал, что с увеличением объема обучающей выборки значения статистических характеристик (коэффициент детерминации Дорбина-Уотсона) для всех моделей приближаются к своим идеальным значениям. Модели полиномиального МГУА на основе линейных и квадратичных частичных описаний являются наилучшими по сравнению с классическими статистическими методами (ЭС, АР, АРСС) при прогнозировании макроэкономических показателей (ИПЦ и национального ВВП) экономики Украины.

ВВЕДЕНИЕ

Задачи прогнозирования в макроэкономике представляют значительный интерес для работников и специалистов сферы административного управления отраслями народного хозяйства и специалистов. От качественного и своевременного прогнозирования зависит эффективность принимаемых решений по планированию и управлению народным хозяйством страны. Особенность макроэкономического прогнозирования состоит в том, что макроэкономические процессы являются нестационарными, зависимости между входными и прогнозируемыми показателями, как правило, неизвестны и носят сложный характер. Это существенно ограничивает возможности применения классических методов прогнозирования, основанных на регрессионном анализе, и требует применения новых методов, использующих идеи и технологии искусственного интеллекта. К числу таких методов относится метод индуктивного моделирования — метод группового учета аргументов (МГУА).

Цель работы — провести исследование классических методов краткосрочного прогнозирования: экспоненциального сглаживания (ЭС); авторегрессии (АР); авторегрессии со скользящим средним (АРСС) и метода индуктивного моделирования (полиномиального МГУА) [1] в задачах кратко-

срочного прогнозирования макроэкономических показателей Украины и дать сравнительный анализ точности прогнозирования указанных методов с целью определения наиболее адекватного из них.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

На основе месячных показателей о макроэкономических показателях Украины, а именно, процента изменения индекса потребительских цен (ИПЦ, %) и национального внутреннего валового продукта (НВВП), а также данных о других макроэкономических показателях за период с 01.04.1996 по 01.07.1997 гг., построить прогнозирующие модели (ПМ) ЭС, АР, АРСС, и модели с использованием полиномиального МГУА на основе линейных и квадратичных описаний. Провести экспериментальные исследования вышеперечисленных моделей и дать сравнительный анализ их точности для разных соотношений обучающей ($N_{обуч}$) и проверочной ($N_{пров}$) выборок.

В табл. 1 и 2 приводятся месячные данные Госкомитета статистики Украины по макроэкономическим показателям Украины, которые были использованы в работе. Эти данные были использованы в качестве входных переменных при построении ПМ с использованием полиномиального ПМГУА (40 значений). В качестве значений при построении моделей для этого метода использовались значения процентного изменения ИПЦ и значения НВПП (39 значений). В табл. 1 размещены месячные данные Госкомитета статистики Украины следующих макроэкономических показателей: НВВП — номинальный ВВП (млн. грн); ОПП — объем промышленной продукции (млн. грн); ИРПП — индекс реальной промышленной продукции; ИПЦ, % — процент изменения ИПЦ; ИОЦ % — процент изменения индекса оптовых цен; ДБ — доходы бюджету (млн. грн); денежный агрегат М2 в национальной валюте; СР — ставка рефинансирования НБУ (установлена) в процентах; РПСК — реальная процентная ставка по кредитам; КНБУ — кредиты национального банка Украины; ГБ — государственный бюджет; ВК — вложенные в экономику кредиты; КЗП — коэффициент заработной платы; ОК,\$ — обменный курс гривна/доллар.

Таблица 1. Месячные данные Госкомитета статистики Украины по макроэкономическим показателям Украины за период с 01.07.1997 по 01.07.1999 гг.

Дата	НВВП	ОПП	ИРПП	ИПЦ, %	ИОЦ, %	ДБ	М2
01.07.1997	7860	5445	42,7	0,1	0,4	3189,9	97,35
01.08.1997	7503	5275	42,4	0	0	3698,2	10529
01.09.1997	7927	5660	43,5	1,2	0,1	3431,8	10464
01.10.1997	8847	6581	41,7	0,9	1,1	3458,4	10123
01.11.1997	8205	6168	42	0,9	0,2	3137,3	9927
01.12.1997	10683	5860	41,7	1,4	0,5	4636,9	10775
01.01.1998	6544	5454	41,3	1,3	0,8	2295,2	10236
01.02.1998	6511	5456	42,4	0,2	0,9	2267,1	10166
01.03.1998	7501	6535	42,6	0,2	0,7	3115,3	10973
01.04.1998	7504	5496	41,8	1,3	0,5	2866,6	10820
01.05.1998	7640	5695	41,8	0	0	2754,9	10847
01.06.1998	7491	5619	42,2	0	0,2	3101,6	11269
01.07.1998	9309	5855	42	-0,9	0,6	3041,7	11480

Продолжение табл. 1

01.08.1998	8594	5882	41,9	0,2	1,2	2861,2	11142
01.09.1998	9239	6263	40,7	3,8	9,4	3063,3	10873
01.10.1998	10514	7596	40,2	6,2	10,7	3302,9	11068
01.11.1998	9905	7387	38,4	3	3,5	3311,5	11366
01.12.1998	10001	7971	41,1	3,3	2,9	5372	12175
01.01.1999	8017	7092	40,9	1,5	0,8	2538,8	11659
01.02.1999	7960	6905	40,8	1	1,1	2608,8	11756
01.03.1999	9180	8004	41,1	1	0,4	3208,2	11946
01.04.1999	9141	7465	40,8	2,3	1,7	3798,5	12054
01.05.1999	10043	7648	42	2,4	0,5	3198,7	12161
01.06.1999	10027	7869	43,4	0,1	0,8	3421,9	12269
01.07.1999	11981	7932	42,7	-1	1,3	3929	12376

Таблица 2. Месячные данные Госкомитета статистики Украины по макроэкономическим показателям Украины за период с 01.07.1996 по 01.07.1999 гг.

Дата	СР	РПСК	КНБУ	ГБ	ВК	КЗП	ОК,\$
01.07.1996	40	5,4	5283	4135	9806	53838	1,78084
01.08.1996	40	-0,4	5501	3901	10022	55747	1,76
01.09.1996	40	3,2	5694	4302	10324	60289	1,7601
01.10.1996	40	3,8	5741	4212	10579	59226	1,77477
01.11.1996	40	4,3	5927	4292	10849	60574	1,85917
01.12.1996	40	4,2	5995	4882	11490	73168	1,88432
01.01.1997	36	3	5768	5097	10862	72156	1,89145
01.02.1997	35	4	5734	5132	10957	72784	1,84364
01.03.1997	27	4,3	5856	5199	11394	84968	1,83708
01.04.19987	25	3,5	6059	5619	11793	86805	1,84793
01.05.1997	24	3,6	6151	5759	12104	86134	1,84277
01.06.1997	21	4,1	6101	6122	12230	95149	1,85777
01.07.1997	19	3,8	6373	6651	12777	92814	1,857
01.08.1997	16	3,5	6135	7336	12807	93271	1,85629
01.09.1997	16	2,2	6403	6877	13396	98428	1,86057
01.10.1997	16	2,3	6199	6650	13467	93675	1,87129
01.11.1997	23,9	2,6	6608	6593	13876	95017	1,87937
01.12.1997	35	2,1	7142	7058	14277	97319	1,89503
01.01.1998	35	2,3	7452	6795	14611	93979	1,90909
01.02.1998	42,4	3,9	7479	6621	14782	97826	1,95656
01.03.1998	42,6	3,9	7755	7096	15098	103873	2,03402
01.04.1998	41	2,6	8605	7232	16098	104902	2,03992
01.05.1998	43	3,9	8792	7062	16372	108729	2,04928
01.06.1998	51	4	9386	7269	17020	114015	2,05886
01.07.1998	76	5,4	10161	7411	17980	113886	2,10262
01.08.1998	82	4,6	11888	7372	19844	114247	2,18321
01.09.1998	82	1,5	13238	7534	22420	121125	2,18321
01.10.1998	82	-02	14115	7887	23006	133221	3,42458
01.11.1998	82	2,2	14230	8386	23120	134311	3,42722
01.12.1998	74,2	1,7	14620	8604	23475	137614	3,427
01.01.1999	60	3,1	14984	8574	23778	138988	3,427

Продолжение табл. 2

01.02.1999	60	3,8	15372	8434	24542	147575	3,47086
01.03.1999	60	4,6	15610	8562	25181	163394	3,65771
01.04.1999	56,7	3,2	15290	9201	25101	168446	3,93368
01.05.1999	48,7	2,1	17123	9830	27032	172668	3,92352
01.06.1999	45	3,8	17720	10334	27818	182614	3,94971
01.07.1999	45	3,7	18318	10422	28605	183334	4,00443

ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ

Этап предварительной обработки и анализа ряда состоит в выполнении следующих операций. Если есть пропуск в данных, то восстановление отсутствующих значений с использованием среднеарифметического по формуле (1); восстановление отсутствующих значений с помощью ЭС по формуле (2); нормирование ряда в интервале $[-1; 1]$ по формуле (3); удаление первых разностей ряда по формуле (4); удаление вторых разностей ряда по формуле (5);

$$y(t) = \frac{1}{4} * \left[\sum_{j=1}^2 y(i-j) + \sum_{j=1}^2 y(i+j) \right], \quad (1)$$

где $y(i)$ — значения ряда в i -момент времени;

$$S_k = \alpha * y(k) + (1 - \alpha) * S_{k-1}, \quad (2)$$

где S_k — значения экспоненциального среднего ряда в k -й момент времени; α — параметр сглаживания; S_{k-1} — значения экспоненциального среднего ряда в $(k-1)$ -й момент времени;

$$\text{norma } y(i) = \frac{|y(i)| - \min |y(i)|}{\max |y(i)| - \min |y(i)|}, \quad \text{где } i \in \overline{1, N}, \quad (3)$$

где $\text{norma } y(i)$ — нормированное значение в i -момент времени \min . Если $y(i) < 0$, то знак $\text{norma } y(i)$ меняется на минус

$$\Delta^{(1)}y(i) = y(i) - y(i-1), \quad (4)$$

где $\Delta^{(1)}y(i)$ — значение первых разностей ряда в i -момент времени;

$$\Delta^{(2)}y(i) = y(i) - 2y(i-1) + y(i-2), \quad (5)$$

где $\Delta^{(2)}y(i)$ — значение второй разности ряда (4) в i -й момент времени.

Также вычисляются соответствующие выборочные характеристики: среднее значение — \bar{y} ; дисперсия процесса — σ^2 ; коэффициент асимметрии по формуле (6); эксцесс по формуле (7); автокорреляционная функция (АКФ) процесса по формуле (8) и частная АКФ по формулам (9), (10);

$$S = \frac{\sum_{i=1}^N [y(k) - \bar{y}]^2}{N^2 \sigma^2}, \quad (6)$$

где S — коэффициент асимметрии; $y(k)$ — значения ряда в k -й момент времени; \bar{y} — выборочное среднее; N — количество значений ряда; σ — среднеквадратичное отклонение [2, 3];

$$K = \frac{\sum_{k=1}^N [y(k) - \bar{y}]^2}{N^2 \sigma^2}, \quad (7)$$

где K — эксцесс;

$$r(I) = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{k=1}^N \{[y(k) - \bar{y}] * [y(k-1) - \bar{y}]\}}{\sigma_y^2}, \quad i = 0, 1, 2, \dots, M, \quad (8)$$

где $M \leq N/3$, $r(I)$ — i -е значения автокорреляционной функции процесса; σ_y^2 — дисперсия [2];

$$\Phi_k = r(I), \quad \text{если } k = 1, \quad (9)$$

где Φ_k — значения частной автокорреляционной функции процесса; $r(I)$ — значения автокорреляционной функции процесса [2];

$$\Phi_k = \frac{r(k) - \sum_{j=1}^{k-1} \Phi_{k-1,j} * r(k-j)}{I - \sum_{j=1}^{k-1} \Phi_{k-1,j} * r(j)}, \quad \text{если } k > 1, \quad (10)$$

где $\Phi_k, \Phi_{k-1,j}$ — соответствующие значения частной АКФ процесса; $v(k)$ — значения остатков ряда в k -й момент времени; $v(k-j)$ — значения остатков ряда в $(k-j)$ -й момент времени; $b(j)$ — числовой коэффициент, вычисленный по автокорреляционной модели порядка ρ со скользящим средним порядка q , где $j = 1, 2, \dots, q$ [2].

Для оценивания качества построенных моделей в целом необходимо вычислить значения таких статистических характеристик как коэффициент детерминации R^2 квадрат, SSE (Sum of squared errors — сумма квадратов ошибок), статистику Дарбина-Уотсона — DW . Статистические характеристики моделей вычисляются по формулам (11)–(13) соответственно.

Коэффициент детерминации R^2 квадрат рассчитывается по следующей формуле

$$R^2 = \frac{\text{Var}[\hat{y}(k)]}{\text{Var}[y(k)]}, \quad (11)$$

где $\text{Var}[\hat{y}(k)]$ — дисперсия основной переменной $\hat{y}(k)$, оцененный по модели; $\text{Var}[y(k)]$ — фактическая дисперсия основной переменной $y(k)$, вычисленная по основной выборке [3].

Сумма квадратов ошибок моделей вычисляется по формуле

$$SSE = \sum_{k=1}^N [\hat{y}(k) - y(k)]^2, \quad (12)$$

где $\hat{y}(k)$ — значения, полученные по математической модели; $y(k)$ — значения ряда, в k -й момент времени; N — количество значений в выборочных данных.

Статистика DW вычисляется по формуле

$$DW = 2 - 2 * \rho, \quad (13)$$

где ρ — коэффициент автокорреляции для $e(k)$ и $e(k-1)$, то есть при сдвиге $S=1$ [3]. В формуле (13) коэффициент автокорреляции ρ для $e(k)$ и $e(k-1)$ вычисляются формуле

$$\rho = \frac{\sum_{k=2}^N e(k) * e(k-1)}{\sum_{k=1}^N [e(k)]^2}, \quad (14)$$

где $e(k)$ — ошибка модели в k -й момент времени; $e(k-1)$ — ошибка модели в $(k-1)$ -й момент времени; N — количество значений в выборочных данных [3].

Также после построения математических моделей необходимо вычислить значения статистических характеристик, которые дают возможность определить качество прогноза, $RMSE$ (Root mean square error — значения среднеквадратичной ошибки), $MAPE$ (Mean absolute percentage error — среднее процентной абсолютной ошибки) и коэффициент Тейла (Theil) — U . Прогнозные характеристики моделей вычисляются по формулам (15)–(17) соответственно. Критерием улучшения пригодности построенной модели для прогнозирования является минимизация перечисленных выше статистических характеристик. Значения среднеквадратической ошибки $RMSE$ вычисляются по следующей формуле:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n [y(i) - \hat{y}(i)]^2}, \quad (15)$$

где n — общее количество дней, по которым оценивался прогноз; $y(i)$ — реальные значения; $\hat{y}(i)$ — значения, которые получены по математическим моделям; $i=1, \dots, n$ — дни, по которым оценивался прогноз [2]. Значения средней процентной абсолютной ошибки $MAPE$ вычисляется по формуле

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \frac{|y(i) - \hat{y}(i)|}{|y(i)|} 100\%. \quad (16)$$

Значения коэффициента Тейла U вычисляются по следующей формуле

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n [y(i) - \hat{y}(i)]^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n [y(i)]^2 + \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n [\hat{y}(i)]^2}}, \quad (17)$$

где n — общее количество дней, по которым оценивался прогноз; $y(i)$ — реальные значения; $\hat{y}(i)$ — значения, которые получены по математическим моделям; $i = 1, \dots, n$ — дни, по которым оценивался прогноз [2].

РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

В результате экспериментальных исследований варьировались соотношения между объемом обучающей и проверочной выборок. В табл. 3 приведены статистические характеристики, полученные для построенных моделей и реальные значения ряда процента переменной ИПЦ при делении выборки на обучающую и проверочную в таком соотношении $N_{\text{обуч}} = 20$ и $N_{\text{пров}} = 19$ (соотношении $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$). При этом, в модели ЭС в качестве начального приближения выбрано среднее значение ряда 1,095. Параметр сглаживания альфа $\alpha = 0,1$ выбран по сетке значений. В модели авторегрессии со средним скользящим порядком авторегрессии необходимо установить 3 и порядок среднего скользящего установить 3.

Таблица 3. Статистические характеристики моделей при $N_{\text{обуч}} = 16$ и $N_{\text{пров}} = 23$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$)

Название модели	R^2	SSR	DW
ЭС	0,808898	41,246339	2,774821
АР	0,090786	26,509177	1,520959
АРСС	0,999999	5,098165E-21	1,520959
ПМГУА (линейные частичные описания)	0,957855	0,691947	0,176325
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	0,957167	0,187369	0,321592

В табл. 4 приводятся показатели качества прогнозирования процента изменения ИПЦ при соотношении обучающей и проверочной выборок $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$.

Таблица 4. Прогнозные характеристики моделей при $N_{\text{обуч}} = 16$ и $N_{\text{пров}} = 23$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$)

Название модели	$RMSE$	$MAPE, \%$	U
ЭС	1,652592	130,482653	0,566929
АР	1,598903	166,796119	0,475606
АРСС	1,614801	168,730259	0,485761
ПМГУА (линейные частичные описания)	0,599510	97,209959	0,131323
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	0,381767	60,584255	0,086833

В табл. 5 приводятся статистические характеристики построенных моделей при прогнозировании процента изменения ИПЦ при соотношении $N_{\text{обуч}} / N_{\text{пров}} = 0,5 / 0,5$, а в табл. 6 показатели качества прогнозирования.

Таблица 5. Статистические характеристики моделей при $N_{\text{обуч}} = 20$ и $N_{\text{пров}} = 19$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,5$ и $N_{\text{пров}} = 0,5$)

Название модели	R^2	SSR	DW
ЭС	0,839758	42,689125	2,766818
АР	0,082707	27,371385	1,510293
АРСС	1,000000	2,527128E-21	2,206405
ПМГУА (линейные частичные описания)	0,963292	1,253965	0,144315
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	0,962789	0,290333	0,298518

Таблица 6. Прогнозные характеристики моделей при $N_{\text{обуч}} = 20$ и $N_{\text{пров}} = 19$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$)

Название модели	$RMSE$	$MAPE, \%$	U
ЭС	1,745676	177,827561	0,517020
АР	1,752912	187,395028	0,508319
АРСС	1,753657	188,196410	0,507392
ПМГУА (линейные частичные описания)	0,629546	109,025326	0,129227
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	0,411670	69,872755	0,087420

В табл. 7 приведены результаты, полученные для построенных моделей, а также реальные значения ряда (процента изменения ИПЦ) при делении выборки на начальную и проверочную в таком соотношении: моделей $N_{\text{обуч}} = 23$ и $N_{\text{пров}} = 16$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,6$ и $N_{\text{пров}} = 0,4$).

Таблица 7. Статистические характеристики моделей при $N_{\text{обуч}} = 23$ и $N_{\text{пров}} = 16$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,6$ и $N_{\text{пров}} = 0,4$)

Название модели	R^2	SSR	DW
ЭС	0,826723	43,627632	2,749800
АР	0,066241	29,368778	1,514027
АРСС	0,999999	1,881498E-21	2,048549
ПМГУА (линейные частичные описания)	0,947766	1,817350	0,127419
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	0,947054	0,446745	0,257682

При этом в модели ЭС в качестве начального приближения выбрано среднее значение ряда 1,026086, где параметр сглаживания $\alpha = 0,1$ выбран по сетке значений, в модели авторегрессии порядок авторегрессии установлен 3, а в модели авторегрессии со средним скользящим порядок авторегрессии установлен 3 и порядок скользящего среднего установлен 3. А в табл. 8 приводятся показатели качества прогнозирования процента изменения ИПЦ при таком соотношении $N_{\text{обуч}} = 0,6$ и $N_{\text{пров}} = 0,4$.

Таблица 8. Прогнозные характеристики моделей $N_{\text{обуч}} = 23$ и $N_{\text{пров}} = 16$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,6$ и $N_{\text{пров}} = 0,4$)

Название модели	RMSE	MAPE, %	U
ЭС	1,976429	132,492522	0,613029
АР	1,896190	149,082870	0,536454
АРСС	1,913378	153,638575	0,547731
ПМГУА (линейные частичные описания)	0,651673	97,485091	0,124383
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	0,435507	66,729079	0,085791

Далее была проведена ранжировка исследованных моделей по статистическим характеристикам. Соответствующие результаты для соотношения $N_{\text{обуч}} / N_{\text{пров}} = 0,5 / 0,5$ приводятся в табл. 9 и 10 соответственно.

Таким образом, по результатам табл. 9, в этом случае наилучшей по статистическим характеристикам является модель авторегрессии со скользящим средним и модель полиномиального МГУА (ПМГУА). Как следует из приведенных в табл. 10 результатов при $N_{\text{обуч}} = 16$ и $N_{\text{пров}} = 23$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$) наилучшей по всем прогнозированным характеристикам является модель четкого полиномиального МГУА на основе квадратичных частных описаний. Модель четкого полиномиального МГУА на основе линейных частных описаний находится на другом месте.

Таблица 9. Результаты ранжирования моделей по статистическим характеристикам при $N_{\text{обуч}} = 16$ и $N_{\text{пров}} = 23$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$)

Название модели	Место по R^2	Место по SSR	Место по DW
Эс	4	5	1
АР	5	4	2
АРСС	1	3	3
ПМГУА (линейные частичные описания)	2	2	5
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	3	1	4

Таблица 10. Результаты ранжирования моделей по прогнозным характеристикам при $N_{\text{обуч}} = 16$ и $N_{\text{пров}} = 23$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,4$ и $N_{\text{пров}} = 0,6$)

Название модели	Место по R^2	Место по SSR	Место по DW
Эс	5	3	5
АР	3	4	3
АРСС	4	5	4
ПМГУА (линейные частичные описания)	2	2	2
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	1	1	1

Далее были проведены экспериментальные исследования различных моделей при прогнозировании НВВП Украины. В табл. 11 приводятся статистические характеристики прогнозируемых моделей при $N_{\text{обуч}} = 20$ и $N_{\text{пров}} = 19$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,5$ и $N_{\text{пров}} = 0,5$), а в табл. 12 приводятся прогнозные характеристики исследуемых моделей. При этом в модели экспоненциального сглаживания в качестве начального приближения выбрано среднее значение ряда, параметр сглаживания $\alpha = 0,9$ выбран по сетке значений, порядок авторегрессии равен 6 в модели АР и АРСС, порядок скользящего среднего равен 6.

Таблица 11. Статистические характеристики моделей $N_{\text{обуч}} = 20$ и $N_{\text{пров}} = 19$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,5$ и $N_{\text{пров}} = 0,5$)

Название модели	R^2	SSR	DW
ЭС	0,779203	3985299,478441	2,223172
АР	0,615128	16269230,192037	1,608253
АРСС	1,000000	1,727135E-10	0,163133
ПМГУА (линейные частичные описания)	1,094068	3437390,40684708	0,129759
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	1,081133	1239803,842531	0,162927

Таблица 12. Прогнозные характеристики моделей $N_{\text{обуч}} = 20$ и $N_{\text{пров}} = 19$ (соотношения $N_{\text{обуч}} = 0,5$ и $N_{\text{пров}} = 0,5$)

Название модели	$RMSE$	$MAPE, \%$	U
ЭС	2655,734132	24,040005	0,171625
АР	1882,255934	16,861157	0,114561
АРСС	2074,670684	19,474964	0,124593
ПМГУА (линейные частичные описания)	935,694689	10,544525	0,049919
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	691,254973	7,716251	0,037365

Указанные в табл. 13 результаты ранжирования моделей по прогнозным характеристикам при $N_{обуч} = 20$ и $N_{пров} = 19$ ($N_{обуч} = 0,5$ и $N_{пров} = 0,5$) показывают, что наилучшими по всем прогнозным характеристикам является модель четкого полиномиального МГУА на основе квадратичных частных описаний.

Таблица 13. Результаты ранжирования моделей по прогнозным характеристикам при $N_{обуч} = 20$ и $N_{пров} = 19$ ($N_{обуч} = 0,5 / N_{пров} = 0,5$) при прогнозировании номинального ВВП

Название модели	R^2	SSR	DW
ЭЗ	5	5	5
АР	3	3	3
АРСС	4	4	4
ПМГУА (линейные частичные описания)	2	2	2
ПМГУА (квадратичные частичные описания)	1	1	1

Модель четкого полиномиального МГУА на основе линейных частных описаний находится на втором месте.

На рисунке приведено графическое представление результатов (по вертикали — значения ряда, по горизонтали — дата), которые были получены для построенных моделей, и реальные значения ряда (номинального ВВП в млн. грн.) при разделении выборки на начальную и проверочную выборки в таком соотношении: $N_{обуч} = 23$ и $N_{пров} = 16$ ($N_{обуч} = 0,6$ и $N_{пров} = 0,4$).

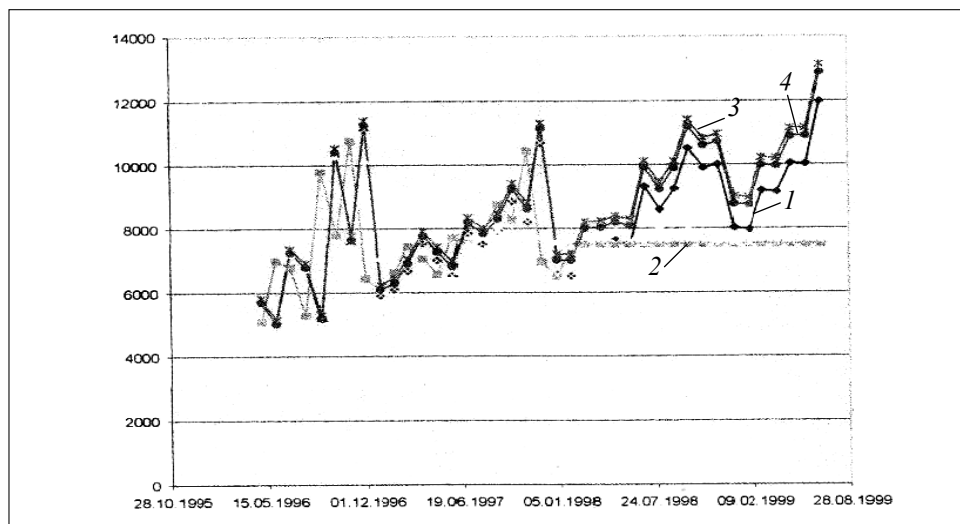


Рисунок. Реальные значения ряда и значения по построенным моделям при $N_{обуч} = 23$ и $N_{пров} = 16$ ($N_{обуч} = 0,6$ и $N_{пров} = 0,4$): 1 — реальные значения; 2 — модель ЭЗ; 3 — модель ПМГУА (линейные частичные описания); 4 — модель ПМГУА (квадратичные частичные описания)

ВЫВОДЫ

Проведенные экспериментальные исследования позволяют сделать следующие выводы:

- с увеличением объема обучающей выборки значения статистических характеристик R^2 и DW для всех моделей приближается к своим идеальным значениям;
- по статистическим характеристикам в большинстве случаев лучшей оказалась модель авторегрессии со скользящим средним;
- по прогнозным характеристикам для всех соотношений обучающей и проверочной выборки минимальные значения по показателям $RMSE$ и $MARE$ при прогнозировании ИПЦ и НВВП достигаются для модели четкого полиномиального МГУА на основе квадратичных частичных описаний.

Во всех экспериментах модель четкого полиномиального МГУА с линейными частичными описаниями (ЧО) занимает второе место. Таким образом, проведенный анализ показал, что модели полиномиального МГУА на основе линейных и квадратичных ЧО являются наилучшими по сравнению с классическими статистическими методами (АР, АРСС, экспоненциальное сглаживание) при прогнозировании макроэкономических показателей (ИПЦ и НВВП) экономики Украины.

ЛИТЕРАТУРА

1. Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем. — К.: Видавничий дім «Слово», 2004. — 352 с.
2. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление (выпуск 1). — М.: Мир, 1974. — 408 с.
3. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учебное пособие. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 411 с.

Поступила 21.09.2012