

**Бегун А.В.**, к.е.н., проф.,  
**Ігнатова Ю.В.**, к.е.н., доц.,  
**Рудик Н.В.**, к.е.н., ст. викл.,  
**Даценко Н.В.**, ст.викл., ДВНЗ “КНЕУ імені Вадима Гетьмана”

**Bichun A.**, Dr. Prof.,  
**Ignatova J.**, Dr.PhD.,  
**Rudyk N.**, Dr.PhD.,  
**Datsenko N.**, Assistant,  
Kyiv National Economic University named after Vadim Hetman

## **МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ МАЛОГО ТА СЕРЕДНЬОГО БІЗНЕСУ**

## **MODELING THE PROCESS OF ASSESSING THE EFFICIENCY OF SMALL AND MEDIUM-SIZED BUSINESSES**

**АНОТАЦІЯ.** На сьогоднішній день питання оцінювання ефективності діяльності малого та середнього бізнесу займає ключове місце в економічних дослідженнях. Основними труднощами для малих інноваційних підприємств є залучення фінансово-кредитних інструментів. Для отримання коштів підприємство має обґрунтувати не лише інноваційну ідею, а й змоделювати (прорахувати) прогноз прибутковості підприємницької діяльності. В статті розглянемо питання прогнозування оцінки ефективності малого інноваційного підприємства та складання якісного прогнозу на основі аналізу часових рядів.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** малий і середній бізнес, мале інноваційне підприємство, прогнозування, часові ряди, декомпозиція часового ряду.

**АННОТАЦИЯ.** На сегодняшний день вопрос оценки эффективности деятельности малого и среднего бизнеса занимает ключевое место в экономических исследованиях. Основной трудностью для малых инновационных предприятий является привлечение финансово-кредитных инструментов. Для получения средств предприятие обосновать не только инновационную идею, но и смоделировать (просчитать) прогноз прибыльности предпринимательской деятельности.

В статье рассматривается вопрос прогнозирования оценки эффективности малого инновационного предприятия и составления качественного прогноза на основе анализа временных рядов.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** малый и средний бизнес, малое инновационное предприятие, прогнозирование, временные ряды, декомпозиция временного ряда.

**ANNOTATION.** Nowadays, the question of assessing the effectiveness of small and medium-sized businesses is a key point in economic research. The main difficulty for small innovative enterprises is the attraction of financial and credit instruments. In order to obtain the borrowed funds, the enterprise can justify not only an innovative idea, but also calculate the forecast of profitability of entrepreneurial activity.

*The article deals with the issue of forecasting the evaluation of the efficiency of the small innovative enterprises and the compilation of a qualitative forecast based on the analysis of time series.*

**KEYWORDS:** *small and medium business, small innovative enterprise, forecasting, time series, decomposition of time series.*

**Вступ.** На сьогоднішній день питання оцінювання ефективності діяльності малого та середнього бізнесу займає ключове місце в економічних дослідженнях. Останнім часом в Україні стрімко розвиваються малі інноваційні підприємства. Вітчизняні малі інноваційні підприємства залучають представників Силіконової Долини та перемагають на конкурсах рівня TechCrunchDisrupt (м. Сан-Франциско), виграють міжнародні конкурси і залучають грантові кошти серед інших стартапів світового рівня.

Серед найвідоміших успішних українських малих інноваційних підприємств є Grammarly. Підприємство розробляє програмне забезпечення, яке відслідковує в англійському тексті (будь-яких граматичних сервісів) граматичні, синтаксичні та лінгвістичні помилки та виправляє їх. Також це програмне забезпечення дозволяє перевіряти тексти на плагіат.

Українські ІТ-ники мають успіх не лише в розробці ПЗ, а й в створенні hardware. Один з таких проектів – Petcube. Компанія достатньо молода (заснована 2012 році), але успіх отримала з першого створеного приладу: невеликий куб для спостереження та гри з домашніми улюбленцями [1].

Ще одне відоме українське мале інноваційне підприємство (МПП) PolytedaCloud. Це єдиний вітчизняний стартап, який отримав в 2016 році 1,22 млн EUR інвестицій від Єврокомісії [1]. Проект брав участь у програмі по дослідженням та інноваціям Horizon 2020 SME Instrument і став переможцем. У межах конкурсу це підприємство повинно впровадити хмарний продукт PolytedaCloud на базі трьох європейських компаній ринку мікроелектроніки. У січні 2017 року команда вже розпочала роботу над пілотним проектом для компанії Rucloud. PolytedaCloud — хмарна технологія з розробки програмного забезпечення для перевірки інтегральних мікросхем на стадії перевиробництва. Особливість продукту – користувач працює з ним у хмарі і платить погодинно.

Основними труднощами для таких МПП є залучення фінансово-кредитних інструментів (ФКІ). Серед джерел ФКІ розрізняють банківські кредити, лізинг, грантові кошти, венчурні інвестиції тощо. Тому для отримання запозичених коштів підприємство має обґрунтувати не лише інноваційну ідею, а й змоделювати

(прорахувати), здійснити прогноз прибутковості підприємницької діяльності.

**Метою статті** є прогнозування оцінки ефективності МПП і складання якісного прогнозу на основі аналізу часових рядів.

**Аналіз досліджень і публікацій.** Проаналізувавши ряд літературних джерел [1—7] можна прийти до висновку, що прогнозування прибутковості МПП можна здійснити двома шляхами. Перший шлях має на меті відшукати причинно-наслідкові механізми, тобто знайти визначальні фактори поведінки прогнозного показника. Цей шлях приводить до економіко-математичного моделювання, побудови моделі поведінки економічного об'єкту (економетричні моделі). Другий шлях – спробувати передбачити майбутній стан економічного об'єкту, аналізуючи часовий ряд його показника ізольовано [3].

Аналіз часового ряду допомагає виявити регулярності в спостережуваних змінних, вивести закони, яким підкоряються спостереження, розширити інформацію про змінних з метою прогнозування майбутнього стану. Основою методології зазначених процедур є можливість розкласти часовий ряд на кінцеве число незалежних компонентів, які визначають регулярність і можуть, таким чином, вказати майбутні значення.

У середині XIX століття такий методологічний підхід використовували економісти Ч. Беббідж (Charles Babbage) і У.С. Джевонс (William Stanley Jevons). Декомпозицію на компоненти (рис. 1), які залежать від різних причинних чинників, уперше виконав У. Пірсонс (Warren M. Persons) в 1919 р. [4].



Рис. 1. Компоненти часового ряду

Джерело: складено авторами.

Він виділив чотири складові:

- 1) довгострокова тенденція ряду (тренд);
- 2) циклічна складова з періодом більше, ніж рік (бізнес-цикл);
- 3) компонент, який містить сплески і провали протягом року (сезонний цикл);
- 4) складова, що містить коливання, які неможливо віднести до жодного із зазначених вище компонентів (залишки).

У даний час існує досить багато ефективних і різноманітних методів прогнозування, пов'язаних з потужним математичним апаратом [3]. До найширше використовуваним, зокрема, відносяться методи прогнозування на основі білінійної моделі [5], авторегресійний аналіз різних типів [3; 5], спектральний аналіз, прогнозування на основі методів Монте-Карло [6], методи на основі машинного навчання та експертних оцінок (рекурсивні стратегії [7], нейронні мережі [5]), фрактальні стратегії, методи на основі багатовимірної регресії (у тому числі з використанням непараметричних оцінок щільності розподілу) [3] і багато іншого. Дані методи в сучасний час є одними з найвідоміших і широко поширених підходів у прогнозуванні.

### **Основні результати.**

З метою залучення грантових коштів, МПІ має показати свою історію діяльності (фінансові результати) та надати обґрунтований прогноз на майбутні періоди. Як правило, для залучення таких фінансово-кредитних інструментів, як грантові кошти, наприклад, Горизонт 2020, Erasmus і кошти венчурних фондів проводиться аналіз фінансових результатів не менше ніж за півроку. Саме тому, доцільно проаналізувати фінансові результати МПІ не менше ніж за півроку та розробити методику оцінки та прогнозування прибутку від інноваційної діяльності, зокрема на прикладі американського МПІ Buffer.

Використаємо зазначений підхід аналізу часових рядів з метою прогнозування ефективності МПІ Buffer.

Розглянемо докладніше статистичну інформацію по ряду динаміки чистого доходу стартапу Buffer за перші 600 днів з початку його діяльності (лютий 2012–вересень 2013 року), яка подана на рис. 2.

Часовий ряд (зображений на рис. 2) характеризується зростаючою тенденцією, яка має велику кількість коливань, що є властивим для показників прибутковості стартапів.

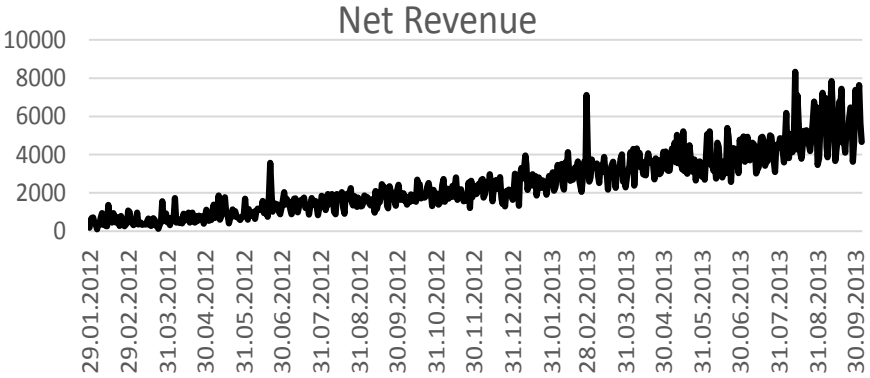


Рис. 2. Часовий ряд Чистого доходу Buffer за лютий 2012 – вересень 2013 р.

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

З метою здійснення прогнозу проведемо декомпозицію даного часового ряду  $Y_t$  на такі складові: тренд  $T_t$ , сезонну компоненту  $S_t$  та залишок  $e_t$ . Розрізняють адитивну та мультиплікативну моделі розкладу часового ряду:

- адитивна  $Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t$ , (1)
- мультиплікативна  $Y_t = T_t \times S_t \times \varepsilon_t$ . (2)

Аналіз часового ряду з рис. 2 розпочнемо з побудови адитивної моделі (1). Процес побудови будь-якої з цих моделей зводиться до розрахунку значень  $T$ ,  $S$  та  $e$  для кожного рівня ряду за алгоритмом, поданим на рис. 3.

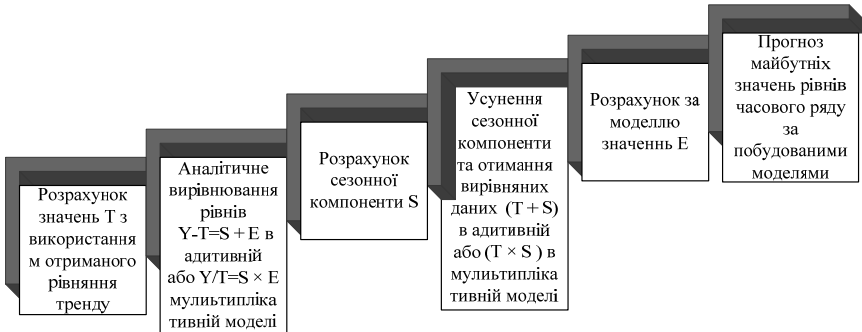


Рис. 3. Алгоритм декомпозиції часового ряду

Джерело: складено авторами.

Для декомпозиції часового ряду обсягів чистого доходу МПП Buffer розглянемо, як кожна з компонент (тренд, сезонна складова та залишок) пов'язані з часовим рядом. Розрахуємо модель адитивних компонент як суму цих компонентів ряду.

На першому етапі проведемо оцінку тренду часового ряду, тобто визначаємо трендову компоненту  $T$ . Оскільки нам невідомо, яке з рівнянь тренду дасть найкращий результат, доцільно побудувати кілька рівнянь та обрати найкраще. Результати моделювання тренду часового ряду  $Y_t$  обсягів чистого доходу та їх коефіцієнти детермінації:

а) лінійний тренд  $y = 7,806 t + 27,158$ ,  $R^2 = 0,862$ ;

б) експоненційний тренд  $y = 559,835 e^{0,004t}$ ,  $R^2 = 0,662$ ;

в) степеневий тренд  $y = 3811 t^{0,689}$ ,  $R^2 = 0,765$ ;

г) поліноміальний тренд другого порядку  
 $y = 0,0064 t^2 + 3,836 t + 436,004$ ,  $R^2 = 0,877$ ;

д) логарифмічний тренд  $y = 4.204 + 0.0005 \ln t$ ,  $R^2 = 0,592$ .

Очевидно, що найякіснішим рівнянням тренду є варіант (г), так як коефіцієнт якості даної моделі (коефіцієнт детермінації  $R^2$ ) є найвищим. Тому для апроксимації даних чистого доходу використаємо поліноміальний тренд другого порядку, оскільки ця модель має найкращий (серед інших) коефіцієнт детермінації та за критерієм Стьюдента усі параметри є значущими:

$$y = 0.0064 t^2 + 3.836 t + 436.004. \quad (3)$$

Підставимо в рівняння (3) значення  $t = 1, 2, \dots, 616$  і знайдемо рівні тренду  $T$ , які подані в табл.1 для кожного моменту часу  $t$ .

Таблиця 1

**РОЗРАХУНОК РІВНІВ ТРЕНДУ**

$t$	$t^2$	День тижня	$Y_t$	$T$
1	1	пн	172	439,847
2	4	вт	605	443,703
3	9	ср	687	447,571
4	16	чт	724	451,453
5	25	пт	456	455,347
6	36	сб	334	459,254
7	49	нд	380	463,174
8	64	пн	426	467,107
9	81	вт	304	471,053
10	100	ср	720	475,011
...	...	...	...	...

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

На рис. 4 зображено лінію тренду (3) в порівнянні з фактичними даними часового ряду.

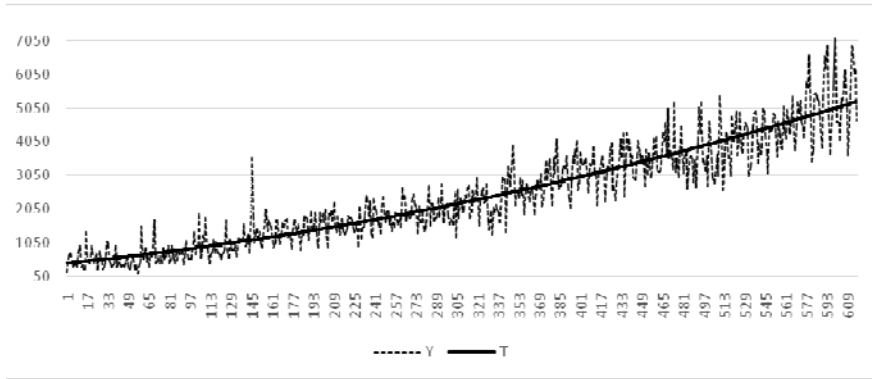


Рис. 4. Часовий ряд (фактичні дані) та лінія тренду

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

На другому етапі виключимо вплив тренду з фактичних даних. Для цього віднімаємо значення тренду з кожного рівня відповідного часового ряду і отримаємо сезонну компоненту + залишки, тобто  $S+E = Y - T$ , які подані в табл. 2. Ці значення розраховуються для кожного моменту часу та містять тільки тенденцію та випадкову компоненти.

Таблиця 2

**СЕЗОННА КОМПОНЕНТА ТА ЗАЛИШКИ**

$t$	$t^2$	День тижня	$Y$	$T$	Аналітичне вирівнювання $Y_t - T_t$
1	1	пн	172	439,847	-267,847
2	4	вт	605	443,703	161,2974
3	9	ср	687	447,571	239,4288
4	16	чт	724	451,453	272,5474
5	25	пт	456	455,347	0,653118
6	36	сб	334	459,254	-125,254
7	49	нд	380	463,174	-83,174

8	64	пн	426	467,107	-41,1069
9	81	вт	304	471,053	-167,053
10	100	ср	720	475,011	244,9887
...	...	...	...	...	...

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

На рис. 5 подано результати аналітичного вирівнювання рівнів ряду після усунення трендової компоненти.

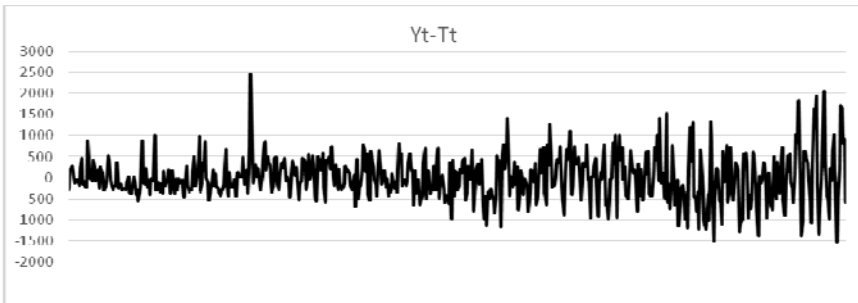


Рис. 5. Аналітичне вирівнювання ( $S+E$ ) після усунення трендової компоненти для часового ряду

Джерело: розраховано авторами [8].

На третьому етапі проведемо вирівнювання або згладжування часового ряду. Для цього на основі [2] використаємо метод ковзного середнього. Цей підхід за оцінками вітчизняних і зарубіжних науковців [2, 3], є найпоширенішим. У класичному варіанті основою методу є пошук середнього значення для обраного розміру вікна. За оцінкою [3] достовірні результати цей метод забезпечує при заміні показника середнього значення на показник медіани, а також залежно від розміру вікна.

Тому згладимо часовий ряд обсягів чистого прибутку для ширини вікна в 7 значень (тиждень) (рис. 6, табл. 3). Тобто розрахуємо медіану для перших семи значень і результат внесемо для періоду  $t=4$ ; аналогічно розрахуємо медіану для наступних семи значень починаючи з другого спостереження і результат внесемо для періоду  $t=5$  і так далі. Чим більша ширина вікна, тим більше лінія тренду наближається до прямої.



Результати аналітичного вирівнювання ряду, згладжування та оцінка сезонної компоненти подано в табл. 3.

Таблиця 3

**АНАЛІТИЧНЕ ВИРІВНЮВАННЯ РЯДУ,  
ЗГЛАДЖУВАННЯ ТА ОЦІНКА СЕЗОННОЇ КОМПОНЕНТИ**

$t$	День тижня	$Y$	Аналітичне вирівнювання $Y_t - Tt$	Ковзна медіана	Центрована ковзна середня	Оцінка сезонної компоненти $S$
1	пн	172	-267,847	–	–	–
2	вт	605	161,2974	–	–	–
3	ср	687	239,4288	–	–	–
4	чт	724	272,5474	0,653118	0,653118	723,347
5	пт	456	0,653118	0,653118	-20,2269	476,227
6	сб	334	-125,254	-41,1069	-41,1069	375,107
7	нд	380	-83,174	-41,1069	-41,1069	421,107
8	пн	426	-41,1069	-41,1069	-62,1405	488,140
9	вт	304	-167,053	-83,174	-83,0692	387,070
...	...	...	...	...	...	
611	вт	5181,74	203,7626	203,7626	514,9367	4870,563
612	ср	5193,44	1720,558	826,1109	826,1109	6087,889
613	чт	5205,16	1653,841	826,1109	–	–
614	пт	5216,89	826,1109	–	–	–
615	сб	5228,63	923,8679	–	–	–
616	нд	5240,39	-580,388	–	–	–

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

За результатами, поданими в табл. 3, на рис. 6 зображено згладжений часовий ряд чистого прибутку МП Бафер.

На четвертому етапі проведемо моделювання сезонної компоненти. Загальноприйнятим підходом до моделювання прибутковості діяльності підприємств ІТ галузі є врахування залежності обсягу прибутку від дня тижня. Тобто, інтенсивність відвідувань користувачів ІТ-сервісів є вищою з понеділка по середу, посередньою у четвер і п'ятницю, і відповідно низькою у вихідні дні (субота, неділя).

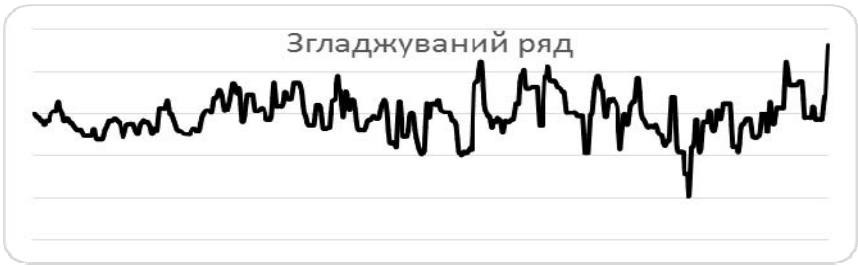


Рис. 6. Згладжування часового ряду обсягів чистого прибутку для ширини вікна в 7 значень

*Джерело:* розраховано авторами на основі [8]

Тому побудуємо модель залежності обсягу чистого прибутку підприємства від дня тижня. З цією метою знайдемо оцінки сезонної компоненти як різниці між фактичними даними ряду та центрованими ковзними середніми з табл. 3. Ці оцінки використаємо для розрахунку значень сезонної компоненти  $S$ . Для цього знаходимо середні за кожний день тижня (по всьому ряду) оцінки сезонної компоненти  $S_i$  ( $i=1, 2, \dots, 7$ ). Передбачають, що в моделях із сезонною компонентою періодичні впливи мають взаємопогашення за період сезонності. В адитивних моделях це відображається тим, що сума значень сезонної компоненти за сімома днями тижня повинна дорівнювати нулю (табл. 4).

*Таблиця 4*

**РОЗРАХУНОК СЕЗОННОЇ КОМПОНЕНТИ ДЛЯ ЧАСОВОГО РЯДУ**

День тижня	Кількість	сума	середнє	Скорегована сезонна компонента $S_i$
пн	87	178809,647	2055,283	-385,952
вт	87	215925,010	2481,897	40,661
ср	87	226144,479	2599,362	158,127
чт	87	226145,947	2599,379	158,143
пт	87	234536,183	2695,818	254,583
сб	87	219803,637	2526,479	85,243
нд	87	185347,372	2130,430	-310,806
разом	609		17088,65	
	Коригуючий коефіцієнт		2441,235	7

*Джерело:* розраховано авторами на основі [8]

Для даної моделі маємо:  
 $2055,283+2481,897+2599,362+2599,379+2695,818+2526,479+2130,430=17088,65$ .

Коригуючий коефіцієнт:  $k=17088,65/7 = 2441,235$ .

Розраховуємо скореговані значення сезонної компоненти  $S_i$  (рис. 7).



Рис. 7 Сезонна компонента  
 (для перших 6 тижнів) за адитивною моделлю

Джерело: розраховано авторами на основі [8]

Розраховані значення заносимо в табл. 5.

Таблиця 5

**РОЗРАХУНОК СКОРЕГОВАНОГО ЗНАЧЕННЯ  
 СЕЗОННОЇ КОМПОНЕНТИ ЧАСОВОГО РЯДУ**

День тижня	Чистий дохід, $Y_t$	Ковзна медіана	Центрована ковзна середня	Оцінка сезонної компоненти	Скорегована сезонна компонента, $S_t$	Аналітичне вирівнювання $Y_t - S_t$
пн	172	—	—	—	-385,952	557,952
вт	605	—	—	—	40,6614	564,3386
ср	687	—	—	—	158,1266	528,8734
чт	724	0,653118	0,653118	723,346882	158,1434	565,8566
пт	456	0,653118	-20,2269	476,226903	254,5829	201,4171
сб	334	-41,1069	-41,1069	375,106925	85,24332	248,7567
нд	380	-41,1069	-41,1069	421,106925	-310,806	690,8057
пн	426	-41,1069	-62,1405	488,140484	-385,952	811,952
вт	304	-83,174	-83,0692	387,069187	40,6614	263,3386
ср	720	-82,9643	-82,9643	802,964331	158,1266	561,8734
чт	936	-82,9643	-121,966	1057,96572	158,1434	777,8566
пт	322	-160,967	-121,966	443,965724	254,5829	67,41707
сб	404	-82,9643	-82,9643	486,964331	85,24332	318,7567
нд	273	-82,9643	-82,9643	355,964331	-310,806	583,8057
...	...	...	...	...	...	...

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

На п'ятому кроці виключимо вплив сезонної компоненти. Для цього для кожного спостереження відніmemo значення сезонної компоненти для кожного рівня вхідного часового ряду і отримаємо величини виду  $T + E = Y - S_i$ , які наведено в табл. 5. Ці значення розраховуються за кожен момент часу та містять тільки тенденцію та випадкову компоненти.

На останньому етапі, розрахуємо абсолютні похибки за аддитивною моделлю, які наведено в табл. 6.

Таблиця 6

**АБСОЛЮТНІ ПОХИБКИ ЗА АДДИТИВНОЮ МОДЕЛЛЮ**

$t$	$Y$	$S_i$	$T$	$T + S_i$	$E = y_t - (T + S_i)$
1	172	-385,952	439,847	53,895	118,105
2	605	40,661	443,703	484,364	120,636
3	687	158,127	447,571	605,698	81,302
4	724	158,143	451,453	609,596	114,404
5	456	254,583	455,347	709,930	-253,93
6	334	85,243	459,254	544,497	-210,497
7	380	-310,806	463,174	152,368	227,632
8	426	-385,952	467,107	81,155	344,845
9	304	40,661	471,053	511,714	-207,714
10	720	158,127	475,011	633,138	86,862
11	936	158,143	478,983	637,126	298,874
...	...	...	...	...	...

Джерело: розраховано авторами на основі [8]

Тоді з табл. 6 отримуємо залишки для вхідного часового ряду за аддитивною моделлю, які зображено на рис. 8.

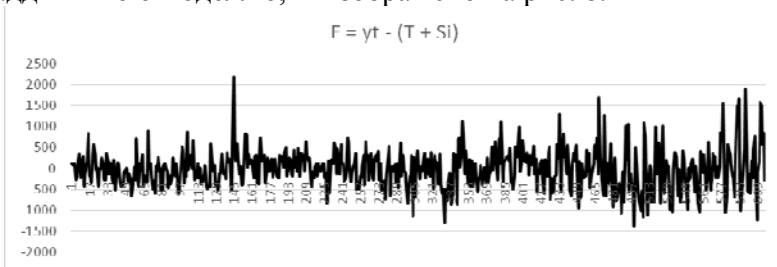


Рис. 8. Залишки для вхідного часового ряду за аддитивною моделлю

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

Перейдемо до декомпозиції часового ряду на основі мультиплікативної моделі (2). Як видно з рис. 6, у часовому ряду залишків, отриманих за аддитивною моделлю, відсутня тенденція (тренд) та сезонна складова, проте присутня велика амплітуда. Тому доцільно здійснити декомпозицію за мультиплікативною моделлю (2). Аналогічно попередньому методу на першому етапі виділимо тренд і здійснимо аналітичне вирівнювання ряду. Проведемо аналітичне вирівнювання за класичним методом експоненційного згладжування, результати якого подано на рис. 9.



Рис. 9. Згладжуваний часовий ряд за методом експоненційного згладжування (для  $\bar{b}=0,45$ )

*Джерело:* розраховано авторами на основі [8]

На наступному кроці визначимо сезонну компоненту за формулою, яку подано в табл. 7 та отримаємо ряд аналітичного вирівнювання виду, який зображено на рис. 10.

$$\frac{Y_t}{S_t} = T_t \times E_t . \quad (4)$$

Аналогічно до попередньої методики декомпозиції часового ряду за аддитивною моделлю та до формули (4) виконаємо аналітичне вирівнювання вхідного часового ряду, яке наведено в табл. 7.

## АНАЛІТИЧНЕ ВИРІВНЮВАННЯ ВХІДНОГО ЧАСОВОГО РЯДУ

$t$	День тижня	$Y$	$L$ для $b=0,45$	Індекс сезонності $Y/L$	Коефіцієнт сезонності $S$	Аналітичне вирівнювання $Y/S$
1	пн	172	172	1	0,938386	183,2935
2	вт	605	410,15	1,47507	1,071133	564,8227
3	ср	687	562,418	1,221512	1,04988	654,3605
4	чт	724	651,288	1,111644	1,032936	700,9147
5	пт	456	543,88	0,838421	1,011798	450,6827
6	сб	334	428,446	0,779562	1,001286	333,5711
7	нд	380	401,801	0,945743	0,894582	424,7795
8	пн	426	415,11	1,026233	0,938386	453,9712
9	вт	304	354	0,858758	1,071133	283,8117
10	ср	720	555,3	1,296597	1,04988	685,7927
11	чт	936	764,685	1,224034	1,032936	906,1549
...	...	...	...	...	...	...

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

У свою чергу, ряд аналітичного вирівнювання  $Y/S$  для мультиплікативної моделі наведено на рис. 10.

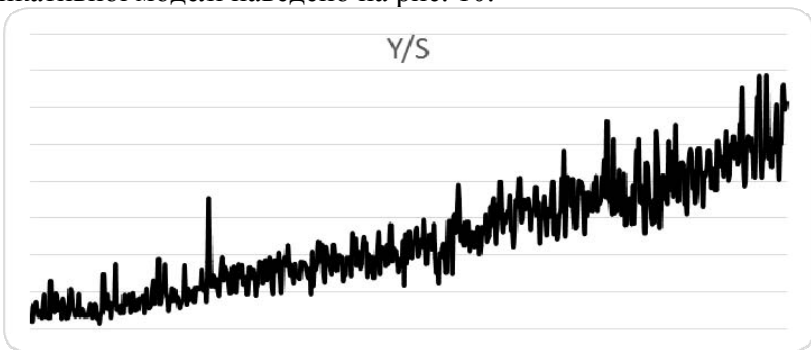


Рис. 10. Ряд аналітичного вирівнювання  $Y/S$  для мультиплікативної моделі

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

Далі визначемо тренд для фактичних значень часового ряду. Техніка визначення тренду є аналогічною до аддитивної моделі (1). Фактично функція для знаходження значень тренду (3) є тією ж самою і для мультиплікативної моделі.

Тоді для мультиплікативної моделі, отримаємо відносні та абсолютні залишки, які подано в табл.8.

Таблиця 8

$t$	$Y$	$S_t$	$T$	$T \times S_t$	Відносні залишки $E = Y_t / (T \times S_t)$	Абсолютні залишки $E = Y_t - (T \times S_t)$
1	172	0,938	432,546	405,895	0,424	-233,895
2	605	1,071	436,425	467,469	1,294	137,531
3	687	1,050	440,317	462,280	1,486	224,720
4	724	1,033	444,222	458,853	1,578	265,148
5	456	1,012	448,139	453,426	1,006	2,574
6	334	1,001	452,069	452,651	0,738	-118,651
7	380	0,895	456,012	407,940	0,932	-27,940
8	426	0,938	459,968	431,628	0,987	-5,627
9	304	1,071	463,937	496,938	0,612	-192,938
10	720	1,050	467,918	491,258	1,466	228,742
11	936	1,033	471,912	487,455	1,920	448,545
...	...	...	...	...		...

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

На рис. 11 подано залишки отримані на основі декомпозиції часового ряду за мультиплікативною моделлю (1).

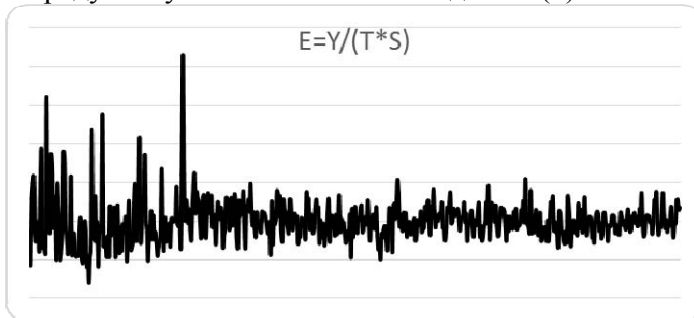


Рис. 11. Залишки для мультиплікативної моделі

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

Як видно з рис. 11, часовий ряд залишків за мультиплікативною моделлю мають тенденцію до затухання амплітуд.

З метою оцінки якості побудованих моделей (1) і (2) проведемо подальший аналіз моделей і залишків на основі:

1) визначення коефіцієнту детермінації  $R^2 = 1 - \frac{\sum E^2}{\sum (y_t - \bar{y})^2}$  ;

2) визначення математичного сподівання залишків;

3) перевірка на наявність автокореляції за критерієм Дарбіна-Уотсона;

4)  $DW = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$  ;

5) визначення значення коефіцієнтів автокореляції та коефіцієнтів часткової автокореляції.

Складемо таблицю (яка подана в табл. 9) порівнянь моделей (1) і (2) за зазначеними показниками.

Таблиця 9

ТАБЛИЦЯ ПОРІВНЯНЬ МОДЕЛЕЙ (1) І (2)

Показники		Модель		Примітка
назва	позначення	адитивна	мультиплікативна	
коефіцієнт детермінації	$R^2$	0,9034	0,8958	модель краща якщо $R^2 \rightarrow 1$
сума квадратів залишків	$E^2$	133034453,07	143509331,7	чим менша, тим краща
математичне сподівання залишків	$M(E)$	0,00	0,9996	Модель якісна, якщо $M \approx 0$ для адитивної та $M \approx 1$ для мультиплікативної
критерій Дарбіна-Уотсона	$DW$	1,5062	1,4958	

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

З результатів табл. 9 очевидно, що обидві моделі є рівноцінними, а отже в практиці досліджень часового ряду може використовуватись будь-яка з них. Аддитивна модель пояснює 90,34 % загальної варіації рівнів часового ряду, а мультиплікативна 89,58 % загальної варіації рівнів часового ряду.

Далі, перейдемо до дослідження коефіцієнтів автокореляції для знайдених моделей (1) і (2). Значення коефіцієнтів автокореляції для 10 часових лагів наведено в табл. 10.



Таблиця 10

## КОЕФІЦІЄНТИ АВТОКОРЕЛЯЦІЇ ДЛЯ МОДЕЛЕЙ (1) І (2)

лаг	АКФ аддит	АКФ мультип	лаг	АКФ аддит	АКФ мультип
1	0,2384	0,2004	11	-0,0469	0,0537
2	0,0619	0,0189	12	-0,0187	-0,0179
3	-0,0339	0,0031	13	0,0415	0,0020
4	-0,0611	-0,0047	14	0,0992	0,0525
5	0,0614	0,1206	15	0,0718	0,0288
6	0,0875	0,1111	16	0,0583	0,0364
7	0,1577	0,1355	17	-0,1048	-0,0582
8	0,1111	0,0284	18	-0,1182	-0,1085
9	0,0238	0,0385	19	-0,0237	-0,0049
10	-0,0565	0,1415	20	0,0785	0,1210

Джерело: розраховано авторами на основі [8]

Візуалізацію автокореляційної функції залишків для адитивної та мультиплікативної моделі наведено на рис. 12. З рис. 12 видно, що автокореляція присутня для залишків часового ряду як за адитивною, так і за мультиплікативною моделями, а отже можна зробити висновок, що залишки є нестационарними і для побудови прогнозу для даного часового ряду доцільно використовувати математичні моделі, які враховують нестационарність залишків. До таких моделей відносяться авторегресійні моделі класу  $AR(q)$ , де  $q$  — порядок моделі.

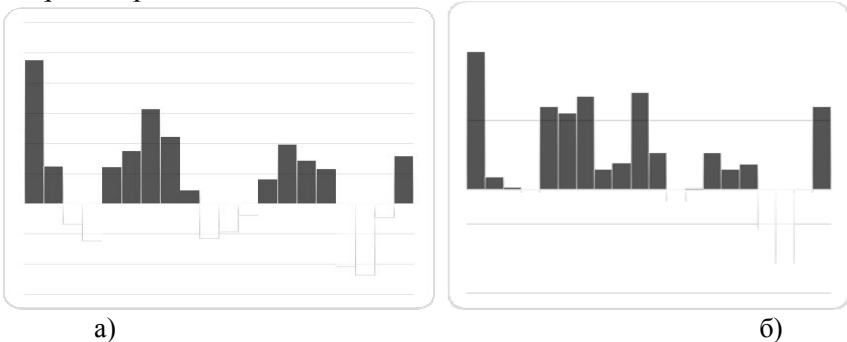


Рис. 12 Автокореляційна функція залишків адитивної (а) та мультиплікативної (б) моделі

Джерело: розраховано авторами на основі [8].

Перейдемо до побудови прогнозу за отриманими моделями. Так, прогноз за аддитивною, мультиплікативною декомпозиціями та авторегресійною моделлю першого порядку AR(1) наведено на рис. 13—15.

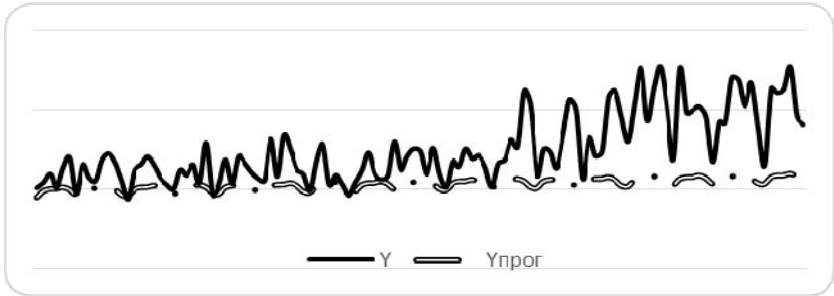


Рис. 13. Прогноз за адитивною декомпозицією

*Джерело:* розраховано авторами на основі [8].

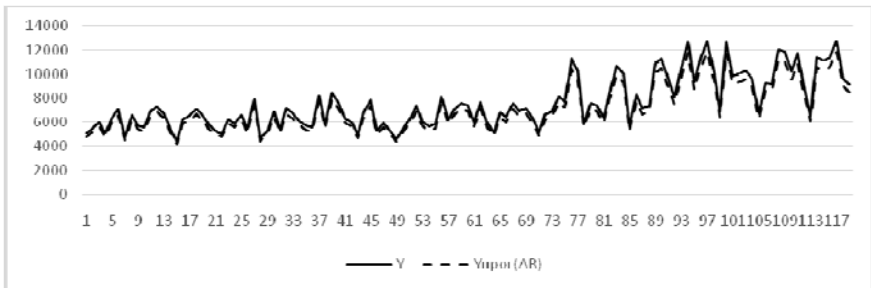


Рис.14. Прогноз за мультиплікативною декомпозицією

*Джерело:* розраховано авторами на основі [8].

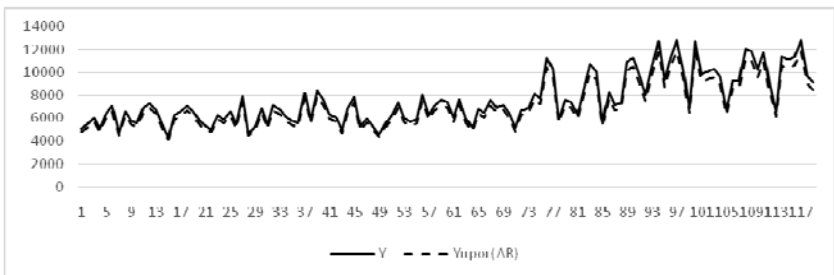


Рис. 15. Прогноз на основі AR-моделі

*Джерело:* розраховано авторами на основі [8].

Як видно з рис. 13—15, найточнішим є прогноз на основі авторегресійної моделі першого порядку  $AR(1)$ . А отже, для прогнозування чистого прибутку малого інноваційного підприємства бафер доцільно застосовувати авторегресійні моделі  $AR(q)$ .

### **Висновки.**

Ретельний і всебічний аналіз при обранні методу прогнозування повинен забезпечити спрощення процедури прийняття рішень керівниками малих інноваційних підприємств. Як показують результати розрахунків, метод прогнозування не обов'язково повинен мати складний математичний процес або бути новітнім складним методом. Обраний метод повинен давати точний, своєчасний і зрозумілий власнику МП або інвесторам прогноз, який допоміг би при обранні найкращого рішення. Крім того, результати прогнозування повинні приносити прибуток, який міг би покрити витрати на його виконання.

### **Література**

1. Топ-10 українських стартапов. Електронне джерело: <https://business-journal.com.ua/biznes/item/269-startap-bum>
2. Льюис К.Д. Методы прогнозирования экономических показателей / Пер. с англ. Демиденко Е.З. – М.: Финансы и статистика, 1986. – 133 с.
3. Бокс Дж. Дженкинс Г. Анализ временных рядов: Прогноз и управление. — М.: Мир, 1974. — 406 с.
4. Guerard J. Introduction to Financial Forecasting in Investment Analysis / J. Guerard. – Hardcover, 2013. – 236 p.
5. Engle R. Autoregressive condition alheteroscedasticity with estimate soft hevariance of United Kingdom / R. Engle // *Econometrica*. – 1982. – Vol. 50, Issue 4. – P. 987–1007.
6. Cheng H. Multistep-ahead time series prediction / H. Cheng et al. // *Lecture Notes in Computer Science*. – 2006. – Vol. 3918. – P. 765–774.
7. Кричевский М.Л. Временные ряды в менеджменте. Часть 1: монография / М.Л. Кричевский. — М.: РУСАЙНС, 2016. — 220 с.
8. Офіційний сайт стартап у Баффер. – [Електронне джерело]. – Режим доступу: <https://buffer.baremetrics.com/stats/net-revenue>

### **References**

1. Top 10 Ukrainian startups. Electronic source: <https://business-journal.com.ua/biznes/item/269-startap-bum>
2. Lewis K.D. Methods of forecasting economic indicators / Per. from english Demidenko E.Z. — Moscow: Finance and Statistics, 1986. — 133 p.

3. Box J. Jenkins G. Analysis of time series: Forecast and management. — M.: Mir, 1974. — 406 p.
4. Guerard J. Introduction to Financial Forecasting Investment Analysis / J. Guerard. — Hardcover, 2013. — 236 p.
5. Engle R. Autoregressive condition alheteroscedasticity with estimated soft heavierance of United Kingdom / R. Engle // *Econometrica*. — 1982. — Vol. 50, Issue 4. — P. 987–1007.
6. Cheng H. Multistep-ahead time series prediction / H. Chengetal // *Lecture Notes in Computer Science*. — 2006. — Vol. 3918. — P. 765–774.
7. Krichevsky M.L. Time series in management. Part 1: monograph / M.L. Krichevsky. — M.: RUSAINS, 2016. — 220 p.
8. The official startup site at Buffer. [Electronic source]. — Access mode: <https://buffer.baremetrics.com/stats/net-revenue>