

N. Prykaziuk, Dr. of Sci. (Economics), Assoc. Prof.,
A. Tkachenko, PhD Student
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

THE COMPETITIVENESS ASSESSMENT OF THE LIFE INSURANCE COMPANIES IN UKRAINE

The paper suggests a methodical approach to assessing the life insurance companies' competitiveness, which is based on a combination of ranking and radar methods. The algorithm for such an assessment is developed, which covers seven progressive stages. The respective calculations revealed the most competitive life insurance companies currently existing in Ukraine. The performed analysis proved the existence of system-forming life insurance companies in Ukraine, as well as groups of institutions that, under certain conditions, can compete significantly or even take a leading position in the market. It is proved that the establishment of competitive positions of such institutions in the relevant market is not only economic but also social in nature, because it allows potential policyholders quickly determining the integrated state of development of a particular insurer. It is substantiated that such calculations are necessary for insurers, as well as for the relevant state authorities, concerning the determination of further development prospects for the cash-value life insurance. Such an analysis is also justified under the changing regulation model of the life insurance companies, as one of the key tasks of the NBU is to strengthen the requirements for their activities, as a result, only the most developed institutions will remain on the market. It is proved that maintaining its place in the market by existing insurers-leaders and, at the same time, gaining new additional prospects for strengthening their market positions by other life insurance companies, requires using a flexible development strategy, which will be based on customer orientation. The ways for improvement of traditional development strategies of life insurance companies are outlined, which allows strengthening their competitive positions in the market under the emerging crisis phenomena in the economic and financial fields.

Keywords: life insurance companies, competitiveness, radar method, cash-value life insurance, insurers development strategies.

References (in Latin): Translation / Transliteration / Transcription

1. Koz'menko O. V., 2008. Rating of insurance companies and calculation of insurance rates based on the use of economic and mathematical methods: a monograph. Sumy : DVNZ "UABS NBU", 95 p.
2. Oliynyk V. M., 2015. Financial stability of insurance companies: a monograph. Sumy: University book, 287 p.
3. Levchenko V. P., 2018. The market of non-banking financial services in Ukraine: problems of formation and development strategy: author's ref. dis.... Dr. Econ. Science: 08.00.08. State. fisk. Service of Ukraine, Univ. fisk. services of Ukraine. Irpen, 35 p.
4. Shirinyan L. V., 2020. Competitiveness of the insurance market of Ukraine in the conditions of activation of globalization processes: collective monograph / on materials of works of scientific group and scientific edition. K.: Lira-K Publishing House, 404 p.
5. Tkachenko N. V. Financial stability of insurance companies (assessment methodology and support mechanisms): a phd thesis. Dr. Econ. Science: 08.00.08. SHEI "Ukr. acad. bank. affairs of the Nat. Bank of Ukraine". Sumy, 2011. 33 p.
6. Bilous N. M. Peleshanko A. V., 2018. Rating assessment of life insurance companies in Ukraine. Bulletin of the National University of Water Management and Environmental Sciences. Economic sciences. Vol. 3. PP. 3–18.
7. Shitov V. N, Tsymbalist O.F., 2014. Комплексный подход к анализу конкурентоспособности предприятия. Экономический анализ: теория и практика. 13 (364). PP. 59–63
8. Holovachev A. S., 2015. Economics of organizations (enterprises): textbook. allowance. Minsk: High school, 688 p.
9. Results of insurance companies. "Insurance TOP" №1(69)2020. URL: <https://forinsurer.com/files/file00673.pdf>
10. Curcic N., Simonovic Z., Piljan I., 2019. Marketing concept in insurance companies. Economics. DOI:10.5937/ekonomika1903021C
11. Prymostka O., 2018. Life insurance companies marketing strategy in the digital world. Insurance Markets and Companies, Volume 9. PP. 66–73. DOI: 10.21511/ins.09(1).2018.06

Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics, 2020; 4(211): 53-62

УДК 330.47

JEL classification: G17

DOI: <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2020/211-4/5>

А. Ставицький, д-р екон. наук, доц.

ORCID iD 0000-0002-5645-6758,

В. Тараба, економіст

ORCID iD 0000-0002-5265-8571

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ ТЕХНІЧНОГО АНАЛІЗУ ПРИ ПРОГНОЗУВАННІ ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ

Проаналізовано прибутковість методів технічного аналізу для семи фондових індексів за останні десять років, а також розглянуто загальну динаміку фондових індексів. Відповідно до отриманих результатів прибутковість технічного аналізу зросла останнім часом через зміну умов на ринку, натомість для періоду 2010–2018 років прибутковість методів технічного аналізу була значно нижчою. Аналіз показав, що найкращі результати розглянуті методи технічного аналізу продемонстрували на китайському, індійському та гонконгському фондових індексах, найгірші – на американському, європейському та японському фондових індексах. Проте стійкість розглянутих методів, як виявилось, досить низька. Це пов'язано з тим, що їхня прибутковість сильно змінюється зі зміною вибірки. Розглянуто також питання агрегування сигналів технічного аналізу та сигналів ARIMA-моделей. Для цього для кожного з розглянутих у роботі фондових індексів підібрано оптимальні ARIMA-моделі, і відповідно на основі прогнозів за цими моделями для кожного індексу отримувалися сигнали на відкриття чи закриття короткої або довгої позиції. Зазначено, що для трьох із семи індексів оптимальною ARIMA-моделлю виявилася модель "білого шуму": у такому випадку отримана модель не використовувалася для побудови прогнозів та подальшого отримання сигналів. Агрегування сигналів дозволило отримати прибутковість, вищу за середньоринкову на п'яти з семи розглянутих фондових індексів: американському, європейському, китайському, гонконгському та корейському фондових індексах. Для тестування методів технічного аналізу на історичних даних, підбору оптимальних ARIMA-моделей та тестування стратегії, що базується на агрегуванні сигналів, використано Python та R. Отримані результати можуть бути використані для розробки торгових стратегій.

Ключові слова: фондові індекси, технічний аналіз, ARIMA-моделі.

Вступ. Методи технічного аналізу (ТА) активно використовуються для прогнозування динаміки фондового ринку (ідеться як про динаміку окремих акцій, так і про динаміку фондових індексів). Проте, незважаючи на популярність методів технічного аналізу, їхня прогностична здатність сумнівна. Хоча питання прибутковості методів технічного аналізу активно досліджується, проте

більшість наукових робіт аналізували лише прибутковість окремих методів, а тому малодослідженим залишається питання щодо прибутковості стратегій, які базуються на комбінації сигналів окремих методів технічного аналізу. Майже не розглядалася можливість агрегувати сигнали технічного аналізу та математичних моделей часових рядів (зокрема ARIMA-моделей).

У зв'язку з надзвичайно швидкою зміною умов на ринку залишається актуальним питання визначення оптимальних параметрів для методів технічного аналізу. Окрім цього, потребують дослідження питання щодо того, чи зросла останнім часом прибутковість методів технічного аналізу у зв'язку з негативним впливом пандемії та карантинних обмежень, що пригнічують економічну активність в усіх країнах світу.

Таким чином, метою роботи є визначення прибутковості методів технічного аналізу на фондовому ринку.

Огляд літератури. Відповідно до гіпотези ефективного ринку технічний аналіз не може бути ефективним методом для прогнозування динаміки фондового ринку [24], оскільки ринок раціонально реагує на оновлення інформації: учасники ринку миттєво корегують свої рішення при появі нової інформації, тобто ціни відображають усю доступну інформацію. Втім, відповідно до парадоксу Гроссмана–Стігліца ринкам має бути властивий певний рівень неефективності (щонайменше достатній для відшкодування витрат на аналіз для інвесторів) [3]. Результати тестування гіпотези ефективного ринку контраверсійні: наприклад, на основі даних за 1993–2007 роки виявлено, що ринки Іспанії і Німеччини близькі до ефективних, для ринків Франції і Великої Британії гіпотезу відхилено, для ринків Португалії і Греції відхилено (але після 2003 р. їхня ефективність збільшилася) [1]. Більше того, сама процедура тестування EMH складна, оскільки не існує універсального методу. З цієї причини деякі методи підтверджують гіпотезу про ефективність ринків (принаймні слабку форму), деякі – ні. Більше того, для різних ринків результати перевірки суттєво відрізняються: ринки розвинених країн зазвичай більш ефективні [2–4].

Результати емпіричних досліджень щодо прибутковості технічного аналізу (прибутковість стратегій, що базуються на методах ТА, розраховувалася таким чином: окремо визначалася прибутковість кожної операції на дату закриття позиції; потім на основі цих даних визначалася загальна прибутковість, яку можна було б отримати на фондовому ринку, відкриваючи і закриваючи відповідні позиції; під прибутковістю індексу слід розуміти загальне зростання (у %) індексу за вказаний період) теж достатньо суперечливі:

- на основі аналізу даних для Нідерландів за 2000–2006 рр. виявлено, що індивідуальні інвестори, які використовують методи технічного аналізу, отримують менші прибутки (окрім того, частіше купують і продають акції, що спричиняє зростання транзакційних витрат або комісійних платежів), ніж могли б отримати, дотримуючись стратегії "buy-and-hold" [5];

- у середньому фонди, що використовують активні інвестиційні стратегії, демонструють нижчі показники прибутковості, ніж фонди, що використовують пасивні стратегії. Окрім того, для них не виявлено залежності між результатами діяльності для поточного та попереднього періодів [4];

- на основі аналізу даних за 1962–1991 рр. по американському фондовому ринку виявлено, що методи ТА (технічного аналізу) дозволяють отримати прибуток, але врахування транзакційних витрат істотно зменшує прибутковість, а інколи і взагалі призводить до збитковості стратегій [6];

- для фондового ринку Нової Зеландії на основі даних за 1970–2002 рр. не виявлено прибуткових торгових стратегій, які б базувалися на методах ТА [7];

- на основі аналізу даних для DJIA та S&P 500 за 1987–2011 рр. не виявлено підтверджень прибутковості технічного аналізу [8];

- для фондового ринку Великої Британії (дані за 1935–1994 рр.) виявлено прогностичну здатність методів технічного аналізу, але з урахуванням транзакційних витрат результати гірші, ніж стратегія "buy-and-hold" [9];

- на основі аналізу 130 досліджень [10] стверджується, що прогностична здатність технічного аналізу на фондових ринках обмежена (сумнівна);

- тестування 412 стратегій ТА не підтвердило їхньої прогностичної здатності для ринку США (дані за 1926–2000 рр.), але підтвердило для китайського фондового ринку (дані за 1995–2000 рр.), навіть з урахуванням транзакційних витрат [11];

- застосування методів ТА до менш ліквідних акцій (на фондових ринках країн, що розвиваються) дозволяє отримати прибутки, що перевершують очікувані за стратегією "buy-and-hold" [12];

- на основі даних за 1995–2012 рр. на фондовому ринку Франції виявлено прибутковість стратегій, що базуються на використанні плинного середнього (прибутковість перевищує результати "buy-and-hold", навіть з урахуванням транзакційних витрат) [13];

- на основі даних за 1989–2002 рр. для індексів NASDAQ Composite та Russel 2000 виявлено методи ТА, які навіть із врахуванням транзакційних витрат забезпечують вищу прибутковість, аніж стратегія "buy-and-hold", натомість для індексів DJIA та S&P 500 – таких методів ТА не виявлено: методи ТА залишалися прибутковими, але програвали стратегії "buy-and-hold" [14];

- тестування 5350 торгових стратегій ТА на товарних ф'ючерсах з урахуванням транзакційних витрат виявило методи, які дозволяли переграти стратегію "buy-and-hold". Окрім того, прогностична здатність методів ТА сильно варіюється зі зміною вибірки [15].

Відповідно до гіпотези адаптивних ринків рівень ефективності фондових ринків може змінюватися з часом [25]. На основі аналізу автокореляційної функції першого порядку (дані за місячною дохідністю S&P Composite Index, 1871–2003 рр. [16]) А. Ло стверджує, що рівень ефективності ринків змінюється циклічно. Активні стратегії здатні давати прибутки, вищі за "buy-and-hold", але лише протягом певних періодів (коли ефективність ринків суттєво зменшується). Справді, дослідження [17] підтверджує, що в період з 2005 по 2007 рр. методи ТА демонстрували кращі результати, аніж у середньому за аналізований період (проаналізовано більше 7000 правил ТА на даних для SHSZ 300 (Shanghai Shenzhen CSI (China Securities Index) 300) за 2005–2013 рр. Аналогічні результати було отримано при аналізі європейських ринків (дані за 1997–2008 рр.) [18]. Окрім того, виявлено емпіричні підтвердження гіпотези адаптивних ринків [19]. Наприклад, відповідно до [20] відмінності в автокореляції дохідності акцій можна пояснити екзогенними факторами, тобто вони не випадкові. На основі аналізу даних за 1990–2014 рр. (для S&P500, FTSE100, NIKKEI225, EURO STOXX 50) виявлено зв'язок між передбачуваністю дохідності фондових індексів і умов, що склалися на ринку [19]. Відповідно до гіпотези адаптивних ринків технічний аналіз може бути прибутковим принаймні в короткостроковому періоді (напр., у кризові роки).

Таким чином, спираючись на АМН та деякі емпіричні дослідження, все ж можна припускати (хоча і з певною часткою скептицизму), що деякі методи ТА можуть мати прогностичну здатність, яка, втім, сильно відрізняється для різних часових періодів та різних ринків.

Методологія. Розглянемо такі методи технічного аналізу:

1) *плинні середні*. Просте плинне середнє (SMA), експоненціальне плинне середнє (EMA), лінійно зважене (LWMA):

$$SMA = \sum_{i=1}^N P_i / N, LWMA = \sum_{i=1}^N P_{N+1-i} W_i / \sum_{i=1}^N W_i,$$

$$EMA_t = \alpha P_t + EMA_{t-1}(1-\alpha), \alpha = 2/(N+1),$$

де N – кількість днів у періоді, P_i – ціна акції/значення фондового індексу (зазвичай використовуються ціни закриття), i – порядковий номер дня в періоді, P_t – сьогоднішня ціна закриття. Перетин лінії плинного середнього ціною знизу вгору – сигнал для відкриття довгої позиції, згори вниз – для відкриття короткої:

$$Сигнал_t = \begin{cases} 1, (P_t > MA_t) \text{ ма } (P_{t-1} < MA_{t-1}) \\ -1, (P_t < MA_t) \text{ ма } (P_{t-1} > MA_{t-1}) \end{cases}$$

де P_t – ціна акції (значення індексу) у момент часу t , MA_t – значення плинного середнього в період t .

2) *індикатор Агоон* [21] – будуються дві лінії: Up_t та Dn_t . Сигнал їхнього перетину: перетин Dn_t лінією Up_t знизу вгору є сигналом на відкриття довгої позиції, а перетин згори вниз є, відповідно, сигналом на відкриття короткої позиції:

$$Up_t = \frac{100(n - m_{\max})}{n}, Dn_t = \frac{100(n - m_{\min})}{n},$$

$$Сигнал_t = \begin{cases} 1, (Up_t > Dn_t) \text{ ма } (Up_{t-1} < Dn_{t-1}) \\ -1, (Up_t < Dn_t) \text{ ма } (Up_{t-1} > Dn_{t-1}) \end{cases}$$

де m_{\max} – кількість періодів, яка пройшла з часу досягнення максимального значення за час n , m_{\min} – кількість періодів, яка пройшла з часу досягнення мінімального значення за час n ; -1 – сигнал на відкриття короткої позиції (одночасно на закриття довгої); 1 – сигнал на відкриття довгої позиції (одночасно на закриття короткої). Якщо сигналу немає (або сигнал збігається із сигналом попереднього періоду), то нічого не змінюємо (не відкриваємо і не закриваємо жодних позицій).

3) *конвертер плинного середнього* (MAE–Moving Average Envelope) [21] – будуються дві додаткові лінії (зверху і знизу від плинного середнього на встановленій відстані, вираженій у %):

$$UL_t = MA_t (1 + upper), LL_t = MA_t (1 - lower),$$

$$Сигнал_t = \begin{cases} 1, (P_t > UL_t) \text{ ма } (P_{t-1} < UL_{t-1}) \\ -1, (P_t < UL_t) \text{ ма } (P_{t-1} > UL_{t-1}) \\ 1, (P_t > LL_t) \text{ ма } (P_{t-1} < LL_{t-1}) \\ -1, (P_t < LL_t) \text{ ма } (P_{t-1} > LL_{t-1}) \end{cases}$$

де MA_t – плинне середнє, *upper*, *lower* – відсоткові значення верхньої та нижньої ліній. Сигналом є перетин ціною верхньої та нижньої ліній, відповідно;

4) *стохастичний осцилятор* [21] – будуються дві лінії – $\%K$, $\%D$:

$$\%K_t = 100 \frac{P_t - L_N}{H_N - L_N}, \%D = SMA(\%K, N),$$

$$Сигнал_t = \begin{cases} 1, (\%K_t < \%D_t) \text{ ма } (\%K_{t-1} > \%D_t) \\ -1, (\%K_t > \%D_t) \text{ ма } (\%K_{t-1} < \%D_t) \end{cases}$$

де P_t – ціна закриття, L_N – мінімальна ціна за період у N торгових днів, H_N – максимальна ціна за період у N торгових днів, $SMA(\%K, N)$ – просте плинне середнє з періодом N . $\%D$ – лінія сигналу, розраховується шляхом згладжування лінії $\%K$. Сигналом є перетин ліній $\%D$ та $\%K$ (якщо $\%K$ перетинає $\%D$ згори вниз, то це є сигналом для відкриття довгої позиції, відповідно (якщо $\%K$ перетинає $\%D$ знизу вгору – для короткої);

5) *осцилятор цінних моментів Чанда* (СМО – Chande Momentun Oscillator) [23]. Сигналом для відкриття довгої/короткої позиції є перетин нульової лінії ліній СМО знизу вгору і згори вниз, відповідно:

$$СМО_t = \frac{sH_t - sL_t}{sH_t + sL_t} 100,$$

$$D_t = P_t - P_{t-1}, ch_t = \begin{cases} D_t, \text{ if } D_t > 0 \\ 0, \text{ if } D_t < 0 \end{cases}, cl_t = \begin{cases} 0, \text{ if } D_t > 0 \\ D_t, \text{ if } D_t < 0 \end{cases}$$

$$sH = \sum_{i=1}^N ch_i, sL = \sum_{i=1}^N cl_i,$$

$$Сигнал_t = \begin{cases} 1, (СМО_t > 0) \text{ ма } (СМО_{t-1} < 0) \\ -1, (СМО_t < 0) \text{ ма } (СМО_{t-1} > 0) \end{cases}$$

де D_t – різниця між ціною закриття для поточного та попереднього періодів, sH – сума (за N періодів) D_t для випадків, коли ціна закриття для періоду t більша, ніж ціна закриття для періоду $t-1$, sL – сума (за N періодів) D_t для випадків, коли ціна закриття для періоду t менша, ніж ціна закриття для періоду $t-1$.

6) *індекс товарного каналу* (CCI – commodity channel index) [22] – сигналом для відкриття довгої позиції є перетин індикатором лінії 0 знизу вгору, сигналом для відкриття короткої позиції є перетин лінії 0 згори вниз:

$$CCI_t = \frac{p_t - SMA(p_t, n)}{0.015MAD(p_t, n)},$$

$$p_t = \frac{P_{t_{high}} + P_{t_{low}} + P_{t_{close}}}{3}, MAD(p_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |p_{t-i} - SMA(p_t, n)|,$$

$$Сигнал_t = \begin{cases} 1, (CCI_t > 0) \text{ ма } (CCI_{t-1} < 0) \\ -1, (CCI_t < 0) \text{ ма } (CCI_{t-1} > 0) \end{cases}$$

де $P_{t_{high}}$ – найвища ціна за період t , $P_{t_{low}}$ – найнижча ціна за період t , $P_{t_{close}}$ – ціна закриття за період t , p_t – "типова" ціна за період t , $SMA(p_t, n)$ – плинне середнє з періодом n . Сигналом є перетин ліній ССІ нульової лінії зверху та знизу, відповідно.

На даних за 2010–2018 рр. (дані для 7 індексів (S&P 500, Euronext 100, SSE Composite, Hang Seng, KOSPI, Nikkei 225, BSE Sensex) із щоденною періодичністю) тестуються методи ТА; для кожного індикатора для кожного ринку обираються п'ять результатів з найбільшою прибутковістю за цей період; ці п'ять індикаторів з тими ж параметрами тестуються на даних за 2018–2020 рр., серед них обирається той, який показує найкращі результати. Таким чином, обираються оптимальні параметри для кожного індикатора на кожному ринку. Прибутковість методів ТА

на обох періодах порівнюється з прибутковістю найпростішої стратегії "buy-and-hold" (купуємо в перший день періоду, продаємо в останній – аналогічно загальній дохідності індексу за цей самий період).

Оптимальні ARIMA-моделі для кожного індексу підбиралися таким чином:

1) перевірка гіпотези про нестационарність ряду (критерій Діккі–Фуллера); якщо p -value більше за 0.05, проводимо диференціювання ряду; за необхідності повторюємо диференціювання, доки отриманий ряд різниць не буде стаціонарним;

2) обираємо q і p відповідно до номера останнього лагу, при якому автокореляція (для q) / частинна автокореляція (для q) є значущою (за графіками PACF і ACF);

3) мінімізуючи критерій Акаїке, обираємо п'ять моделей з мінімальними значеннями критерію (перебираємо всі можливі значення параметрів p і q включно до значень, обраних за ACF і PACF); перевіряємо значущість коефіцієнтів першої моделі: якщо хоча б один із коефіцієнтів є незначущим, то проводимо перевірку коефіцієнтів для другої моделі і т. д.; якщо у всіх п'яти моделях є незначущі коефіцієнти, зменшуємо максимальну кількість лагів і повторюємо перевірку.

Сигнали для ARIMA-моделей визначалися таким чином: якщо значення прогнозу на наступний період перевищує поточне значення індексу, варто відкривати довгу позицію (сигнал – 1), відповідно якщо значення прогнозу менше за поточне значення індексу, то сигналом буде – 1 (відкриття короткої позиції). Якщо оптимальною ARIMA-моделлю ряду є модель "білий шум", то для прогнозування така модель не використовується. Ті методи ТА, для яких не вдалося підібрати оптимальні параметри на конкретному ринку, також не використовувалися для прогнозування і, відповідно, тестування.

Сигнали індикаторів та ARIMA-моделі інтерпретуються таким чином: якщо сума всіх сигналів більше 1, то сигнал – відкривати довгу позицію і закривати коротку; якщо сума всіх сигналів менше –1, то сигнал – відкривати коротку позицію і закривати довгу; інакше – 0 (тобто не здійснюється жодних операцій: не відкриваємо і не закриваємо жодної позиції). Значення 1 і –1 замість 0 обрані, аби уникнути ситуації, за якої рішення приймається лише на основі одного індикатора. Звісно ж, такий підхід не враховує можливість того, що користувач не вважає всі сигнали рівноцінними (що доволі логічно: напр., можна оцінювати рівень надійності сигналу за результатами відповідного методу ТА на історичних даних), але принаймні дозволить нам отримати приблизне уявлення про доцільність агрегування сигналів порівняно з використанням лише окремих індикаторів.

Припущення, які було зроблено під час проведення аналізу: відсутність транзакційних витрат; можливість миттєво укласти угоду (і для побудови індикаторів, і для тестування використано ціни закриття); відсутність обмежень на здійснення операцій (у будь-який день можна відкрити як довгу, так і коротку позицію). Усі розрахунки (підбір оптимальних параметрів для методів ТА, підбір ARIMA-моделей, тестування стратегій) виконано за допомогою Python та R.

Дані для роботи. Для вибору оптимальних параметрів для методів ТА та для підбору оптимальних ARIMA-моделей використано дані за 2010–2020 рр. із щоденною періодичністю для семи індексів, дані розбито на два періоди: 2010–2018 рр. та 2018–2020 рр. (детальніший опис даних наведено в табл. 1). Пропущені дані замінені значенням попереднього дня. Джерело даних: Yahoo Finance [26].

Таблиця 1. Дані для роботи

Назва фондового індексу	Початкова дата	Кінцева дата	Довжина ряду
NIKKEI (Nikkei 225)	04.01.2010	29.12.2017	1967
	04.01.2018	16.04.2020	569
HANGSENG (Hang Seng Index)	04.01.2010	29.12.2017	1976
	02.01.2018	15.04.2020	563
SENSEX (Bombay Stock Exchange Sensitive Index)	04.01.2010	19.12.2017	1980
	01.01.2018	15.04.2020	559
SP500 (S&P 500 Index)	04.01.2010	29.12.2017	2013
	02.01.2018	15.04.2020	575
KOSPI (Korea Composite Stock Price Index)	04.01.2010	28.12.2017	1972
	03.01.2018	16.04.2020	562
SSE (Shanghai Stock Exchange Composite Index)	04.01.2010	29.12.2017	1945
	02.01.2018	15.04.2020	553
EURONEXT (Euronext 100 Index)	04.01.2010	29.12.2017	2045
	02.01.2018	15.04.2020	584

Джерело: розрахунки авторів на основі [26].

Загальна динаміка фондових індексів позитивна для всіх індексів, окрім EURONEXT: з 2000 (01/01/2000) по 2020 рр. (16/05/2020) S&P 500 зріс на 105.03 %, Euronext 100 на – 5.62 %, SSE Composite на 85.53 %, Hang Seng на 48.84 %, KOSPI на 107.67 %, Nikkei 225 на 12.06 %, BSE Sensex на 466.49 %. Розглянемо детальніше динаміку фондового ринку США (S&P 500 Index) і динаміку його волатильності:

Із 11 січня до 7 березня фондові індекси демонструють негативну динаміку: SSE впав на 6.12 %, HANGSENG – на 17.29 %, SP500 – на 18.58 %, SENSEX

– на 18.7 %, KOSPI – на 21.29 %, NIKKEI – на 27.5 %, EURONEXT – на 31.56 %. Очевидно, можна говорити про надзвичайно різкий перехід світових ринків у ведмежий тренд. Волатильність ряду дохідностей S&P 500 (волатильність підраховано як вибіркове стандартне відхилення) кластеризована (періоди низької волатильності чергуються з періодами високої). Цей феномен вважається однією з властивостей фінансових часових рядів і має численні емпіричні підтвердження [27]. Для більшості індексів також помітно зростання волатильності останнім часом у зв'язку з пандемією.

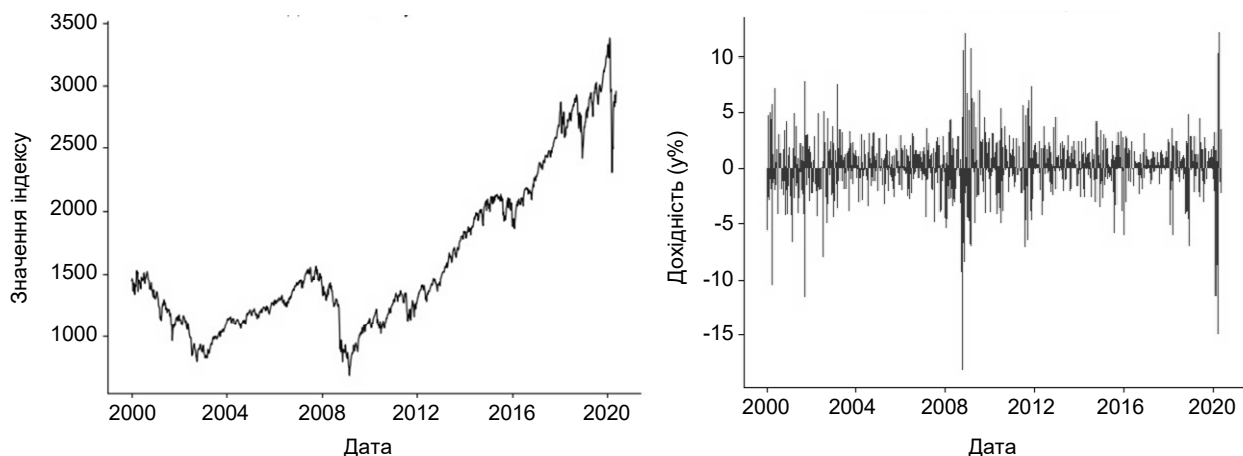


Рис. 1. Динаміка фондового ринку США (S&P 500 Index) та динаміка його волатильності

Джерело: [26].

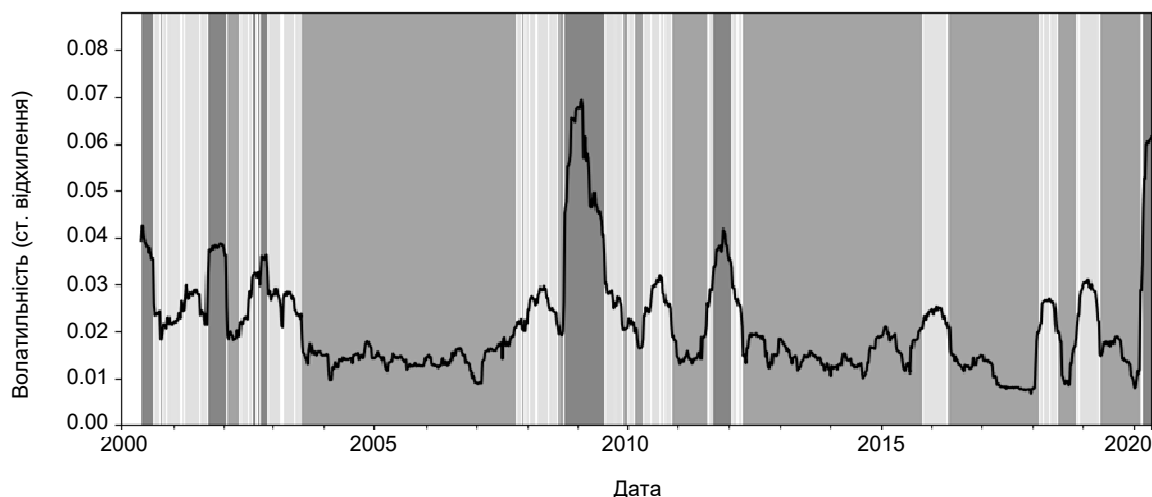


Рис. 2. Волатильність ряду доходностей S&P 500

Джерело: [26].

Результати роботи. На японському фондовому ринку (табл. 2) за 2018–2020 рр. усі методи ТА показали прибутковість нижчу, аніж "buy-and-hold". Немає чіткого зв'язку між тим, які результати демонструвала стратегія за 2010–2018 роки і результатами за 2018–2020 рр. Відповідно деякі стратегії, які демонстрували гарні результати (якщо порівнювати не з ринком в цілому, а з іншими індикаторами) у період з 2010 по 2018 рр., за 2018–2020 рр. мають значно гірші показники.

Для індексу фондового ринку Гонконгу (табл. 3) в період з 2010 по 2018 рр. загальна прибутковість склала 37.1 %, за 2018–2020 – 20.87 %. Для 8 із 13 методів вдалося підібрати параметри, які дозволили б переграти ринок. Те ж саме характерно і для періоду з 2018 по 2020 роки.

Розрахунки, аналогічні наведеним у табл. 2 та 3, було проведено і для інших п'яти індексів. Для індексу KOSPI прибутковість у період з 2010 по 2018 рр. становить 45.48 %. Усі три стратегії, які базуються на перетині ціни з плинним середнім, не дозволили отримати прибутку, вищий за ринковий. Використання SMA, Aroon, CMO та CCI протягом 2010–2018 рр. незалежно від вибору параметрів призвело б лише до збитків. Єдиною стратегією, яка протягом 2010–2018 рр. забезпечила б прибутковість, вищу за зростання індексу, є MAE (SMA, LL)

за умови lower=0.01, n=2. За 2018–2020 рр., як і очікувалося, використання методів ТА дозволило б значно перевершити прибутковість індексу. Падіння індексу за той самий період становило –25.31 %.

Для індексу Шанхайської фондової біржі використання методів ТА дозволяє отримати прибутковість, що значно перевищує середньоринкову (причому як з 2010 по 2018 рр., так і з 2018 по 2020 рр.). Найкращий результат – MAE (LWMA, UL), n=6, upper = 0.01–257.9 %. Водночас фондовий індекс за 2010–2018 рр. продемонстрував більш ніж скромне зростання – всього 1.95 %.

Зростання індійського індексу SENSEX за 2010–2018 рр. становило 93.96 %, за 2018–2020 рр. –10.15 %. Із 13 методів ТА дозволили б отримати прибутковість, вищу за 93.96 %. Варто зазначити, що здебільшого методи, які були особливо успішними протягом 2010–2018 рр., демонстрували в 2018–2020 рр. гірші результати, ніж фондовий індекс, і навпаки.

Прибутковість EURONEXT за 2010–2018 рр. становила 48.17 %, за 2018–2020 рр. –16.84 %. 12 із 13 методів ТА не дозволили б переграти ринок за період з 2010 по 2018 рр., 3 методи були збитковими незалежно від вибору параметрів. Після американського ринку це найгірший результат для методів ТА. Протягом останніх двох років методи ТА дозволили б отримати прибутки, вищі від середньоринкових.

Загальне зростання S&P 500 за 2010–2018 рр. становила 135.98 %, за 2018–2020 рр. 3.25 %. Жоден із методів ТА не дозволив би отримати прибутковість, вищу за 135.98 %, незалежно від вибору параметрів. Більше того, 6 із 13 методів за 2010–2018 рр. були збитковими незалежно від вибору параметрів. Натомість за 2018–

2020 рр. деякі методи ТА дозволили б отримати прибутковість, вищу за 3.25 %. Хоча навіть за цей період 6 із 13 індикаторів продемонстрували результати гірші, ніж середньоринкові. Отже, на американському фондовому ринку методи ТА продемонстрували найгірші результати серед усіх розглянутих ринків.

Таблиця 2. Вибір оптимальних параметрів для методів ТА (NIKKEI)

		1	2	3	4	5
Перетинці з SMA	n	13	20	14	19	17
	% (2010-2018)	13.55	2.11	-3.31	-3.96	-4.45
	% (2018-2020)	2.21	-12.12	1.72	-2.68	-17.34
Перетинці з EMA	n	14	10	20	11	15
	% (2010-2018)	-16.23	-21.45	-24.13	-24.95	-24.99
	% (2018-2020)	10.22	18.89	-2.92	22.74	1.42
Перетинці з LWMA	n	26	25	24	27	17
	% (2010-2018)	11.40	4.53	3.22	-1.33	-6.56
	% (2018-2020)	-8.91	-9.52	-9.48	-1.58	4.55
Aroon	n	25	10	24	21	22
	% (2010-2018)	45.50	38.42	31.69	19.90	15.10
	% (2018-2020)	-4.37	-4.84	6.66	-11.11	1.66
CCI	n	4	15	13	17	14
	% (2010-2018)	2.43	-0.68	-2.54	-7.82	-10.68
	% (2018-2020)	37.89	-3.38	22.6	-5.65	10.61
SO	n	9	10	8	28	7
	% (2010-2018)	27.20	15.92	15.00	2.81	-1.49
	% (2018-2020)	59.45	24.62	81.32	17.87	72.57
CMO	n	9	17	16	20	23
	% (2010-2018)	50.76	21.18	13.09	12.61	0.76
	% (2018-2020)	23.57	-21.02	-7.11	16.95	-1.23
MAE (SMA, LL)	lower	0.03	0.04	0.04	0.04	0.03
	n	2	2	4	3	4
	% (2010-2018)	59.98	51.38	48.91	41.09	38.28
	% (2018-2020)	2.46	0	-5.41	-19.01	-4.29
MAE (SMA, UL)	upper	0.01	0.01	0.01	0.01	0.03
	n	14	12	11	13	2
	% (2010-2018)	27.38	21.83	17.45	4.24	1.19
	% (2018-2020)	-2.09	0.12	-5.96	-5.58	3.16
MAE (EMA, LL)	lower	0.04	0.04	0.01	0.01	0.03
	n	5	4	4	2	3
	% (2010-2018)	51.30	49.29	45.87	45.86	41.09
	% (2018-2020)	-10.13	0.35	-0.3	-6.12	-8.83
MAE (EMA, UL)	upper	0.01	0.01	0.01	0.04	0.04
	n	11	13	14	5	6
	% (2010-2018)	28.29	15.08	7.01	3.19	3.19
	% (2018-2020)	-3.87	-6.61	-3.21	-4.51	-9.66
MAE (LWMA, LL)	lower	0.02	0.03	0.04	0.02	0.04
	n	2	3	6	4	5
	% (2010-2018)	59.98	59.98	56.10	48.73	41.09
	% (2018-2020)	2.46	-10.87	-12.13	-1.99	-8.83
MAE (LWMA, UL)	upper	0.02	0.03	0.04	0.04	0.04
	n	2	2	2	3	4
	% (2010-2018)	1.19	0.00	0.00	0.00	0
	% (2018-2020)	3.16	0	0	-4.51	3.16
Buy and hold	% (2010-2018)	113.66				
	% (2018-2020)	-17.94				

Джерело: розрахунки авторів.

Таблиця 3. Вибір оптимальних параметрів для методів ТА (HANGSENG)

		1	2	3	4	5
Перетинці з SMA	n	2	11	5	29	4
	% (2010-2018)	94.09	60.46	32.56	23.53	21.50
	% (2018-2020)	-0.12	-5.7	49.27	-9.55	52.83
Перетинці з EMA	n	2	24	25	26	17
	% (2010-2018)	46.89	40.92	39.43	39.38	36.51
	% (2018-2020)	27.27	-6.69	-10.11	-11.41	8.38
Перетинці з LWMA	n	2	3	4	6	24
	% (2010-2018)	94.09	75.22	52.22	42.10	38.80
	% (2018-2020)	-0.12	3.7	42.11	36.69	3.28

Закінчення табл. 3

		1	2	3	4	5
Aroon	n	2	10	3	9	6
	% (2010-2018)	94.09	61.69	30.23	12.64	7.03
	% (2018-2020)	-0.12	-17.09	16.76	5.53	-5.02
CCI	n	2	10	3	9	29
	% (2010-2018)	56.50	55.90	44.00	37.85	37.20
	% (2018-2020)	37.99	0.58	24.1	5.39	-11.4
SO	n	23	14	24	21	22
	% (2010-2018)	106.32	87.49	82.05	80.49	76.58
	% (2018-2020)	5.92	-9.87	7.09	18.5	5.26
CMO	n	29	9	16	26	8
	% (2010-2018)	79.54	71.25	56.17	46.79	43.41
	% (2018-2020)	-30.28	-12.92	-13.23	-19.06	7.83
MAE (SMA, LL)	lower	0.03	0.01	0.02	0.03	0.02
	n	14	9	11	13	9
	% (2010-2018)	90.27	83.13	74.90	67.06	66.20
MAE (SMA, UL)	upper	-4.03	53.19	-4.66	-5.05	1.9
	n	0.01	0.01	0.01	0.02	0.03
	% (2010-2018)	45.44	39.08	6.88	0.58	0.00
MAE (EMA, LL)	lower	4.16	7.66	21.3	0.26	0
	n	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02
	% (2010-2018)	118.36	77.44	71.91	69.22	63.16
MAE (EMA, UL)	upper	28.72	18.95	28.16	8.4	-15.76
	n	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
	% (2010-2018)	45.45	44.28	22.01	20.13	6.59
MAE (LWMA, LL)	lower	4.2	14.18	9.3	27.22	23.48
	n	0.01	0.01	0.01	0.03	0.02
	% (2010-2018)	88.01	74.95	61.06	46.39	41.44
MAE (LWMA, UL)	upper	62.39	37.9	31.63	-24.82	-4.62
	n	0.02	0.01	0.01	0.04	0.02
	% (2010-2018)	5.42	3.13	3.07	1.22	0.62
Buy and hold	% (2010-2018)	10.84	9.56	2.14	-2.08	6.88
	% (2018-2020)			37.1		
				-20.87		

Джерело: розрахунки авторів.

Втім, не всі підібрані параметри для методів ТА можна вважати оптимальними з практичної точки зору. Є дві можливі причини: стратегія була збитковою для всіх розглянутих n , а тому не має практичної значимості; за вибору достатньо високого відсотка для верхньої/нижньої межі для MAE можлива ситуація, за якої не буде здійснено жодної угоди; якщо ті стратегії, за яких угоди здійснюються (напр., з коротшим періодом для плинного середнього або з меншим відсотком), збиткові, то буде обрано як найкращі саме ті параметри, за яких не буде здійснено жодної угоди і прибутковість буде нульовою. Очевидно, що використання таких методів не має сенсу на практиці.

Підібрано оптимальні ARIMA-моделі для кожного індексу: SP500 – ARIMA(4, 1, 4), EURONEXT – ARIMA(1, 1, 0), SENSEX – ARIMA(2, 1, 3), SSE – ARIMA(3, 1, 2), KOSPI – ARIMA(0, 1, 0), HANGSENG – ARIMA(0, 1, 0),

NIKKEI – ARIMA(0, 1, 0). Отже, для 3 із 7 індексів (KOSPI, HANGSENG, NIKKEI) оптимальною моделлю виявилася модель "білого шуму". У такому випадку прогноз буде дорівнювати нулю (для ряду різниць; для початкового ряду прогноз буде дорівнювати останньому значенню ряду незалежно від горизонту прогнозування), а тому ця модель не має практичного значення. Такий результат доволі поширений при аналізі часових рядів цін акцій і трактується як "справедливість гри на біржі, тобто як повна непередбачуваність зміни доходності акцій" [28, 29].

Результати тестування стратегії, яка базується на агрегуванні сигналів, наведено в табл. 4. Для 3 із 7 індексів використання стратегії, яка базується на агрегуванні сигналів, дозволило б отримати прибуток, причому для 5 із 7 індексів результати були вищими за середньоринкові, і лише у двох випадках було отримано значення менші за середньоринкові (для NIKKEI та SENSEX).

Таблиця 4. Результати тестування (агреговані сигнали; дані з 2018-01-01 по 2020-05-01; вказано прибутковість у %)

Індекс	Buy-and-hold	Методи ТА + ARIMA
SP500	7.92	60.22
SSE	-10.20	55.74
EURONEXT	-9.34	54.90
HANGSENG	-17.41	-10.51
KOSPI	-19.58	-15.56
NIKKEI	-8.83	-36.40
SENSEX	-1.28	-28.19

Джерело: розрахунки авторів.

Дискусія та висновки. Найгірші результати методи ТА продемонстрували на європейському та американському фондових ринках, що й очікувано, оскільки ці ринки найбільш близькі до ефективних серед розглянутих семи ринків. Варто зазначити гарні результати методів ТА на ринках країн, що розвиваються, зокрема китайському та індійському. Виявилося, що якщо індикатори демонструють високі показники для одного ринку, то це не є свідченням того, що ті ж індикатори покажуть аналогічні результати на інших ринках. Проте здебільшого навіть без урахування транзакційних витрат методи ТА не можуть демонструвати результати, які були б стабільно вищими за середньоринкові; більше того, у деяких випадках їхнє використання взагалі призводить до значних збитків. Окрім того, низькою є стійкість методів: прибутковість стратегії сильно коливається залежно від зміни умов на ринку.

Найбільш неочікуваними при агрегуванні сигналів є покращення результатів методів ТА на американському та європейському ринках (а також слабкі результати на індійському фондовому ринку). Як бачимо, у кризових умовах методи ТА надзвичайно нестійкі (хоча і дозволяють у більшості випадків пережити ринок).

Порівняння обраних методів показує, що за 2018–2020 рр. прибутковість методів ТА порівняно з "buy-and-hold" значно покращилася порівняно з 2010–2018 рр. Наприклад, для періоду 2010–2018 рр. MAE (SMA, LL) та MAE (LWMA, LL) дозволили б отримати прибутки, що перевищують результати "buy-and-hold", для 4 із 7 індексів, SMA, EMA, LWMA, Aroon, SO, MAE (EMA, LL) – для 3 із 7 індексів, CCI, CMO, MAE (SMA, UL), MAE (EMA, UL) – для 2 із 7 індексів, MAE (LWMA, UL) – для 1 із 7 індексів. Натомість для періоду 2018–2020 рр. SMA, EMA, LWMA, Aroon, CCI, SO, CMO дозволили б отримати прибутки, що перевищують результати "buy-and-hold", для кожного з 7 індексів, MAE (SMA, LL), MAE (SMA, UL), MAE (EMA, LL), MAE (EMA, UL), MAE (LWMA, LL), MAE (LWMA, UL) – для 6 із 7 індексів.

Оскільки при виборі оптимальних параметрів максимально можлива кількість періодів (параметр n) дорівнювала 30, то можна протестувати методи для більших значень n (довгострокових плинних середніх) і перевірити, чи покращаються результати. У майбутньому також можна збільшити кількість індексів та додати стратегії: методи подвійного та потрійного перетину, інші види середніх (напр., адаптивне плинне середнє Кауфмана), MACD, балансовий обсяг, CNO (Chaikin Oscillator), MD (McGinley Dynamic) і т. д. Цікаво також було б розглянути інші способи агрегування сигналів та прогнозування за допомогою нейронних мереж.

Отже, тестування окремих методів ТА на даних за 2010–2018 рр. дозволило отримати кращі результати, ніж середньоринкові, для фондових індексів Китаю, Індії та Гонконгу; натомість прибутковість методів ТА на американському та європейському фондових ринках низька. Втім, прибутковість методів ТА зросла останнім часом (це можна пояснити надзвичайно різкою зміною умов на світових ринках через коронавірусну кризу). Використання стратегій, що базуються на агрегуванні сигналів окремих методів ТА та ARIMA-моделей, дозволило б отримати в період з 2018 по 2020 рр. вищі за середньоринкові прибутки для американського, європейського, китайського, гонконгського та корейського фондових індексів.

Список використаних джерел

1. Borges M. R. Efficient market hypothesis in european stock markets / M. R. Borges // *The European Jour. of Finance*, 2010. – Vol. 16(7) – с. 711–726. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/1351847X.2010.495477>.

2. Lectureslides: Module 4: Market Efficiency(BUSFIN 4221 – Investments) – Andrei S. Goncalves. – Finance Department The Ohio State University. [Електронний ресурс]. – URL: <http://andreigoncalves.com/wp-content/uploads/2017/06/BUSFIN-4221-Module-4-Market-Efficiency-to-print.pdf>

3. Lecture slides: Lecture 10: Market Efficiency Lecture 10: Market Efficiency – Prof. Markus K. Brunnermeier. – Fin 501: Asset Pricing Princeton University. [Електронний ресурс]. – URL: <https://scholar.princeton.edu/markus/files/13lecture.pdf>.

4. Investments, 11-th edition, The McGraw-Hill Educational Series in Finance, Insurance, and Real Estate – Zvi Bodie, Alex Kane, Alan J. Marcus, 2018.

5. Hoffman A. Technical analysis and individual investors/ A. Hoffman, H. Shefrin // *Jour. of Economic Behavior & Organization*, 2014. – Vol. 107, Part B. — с. 487–511. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jebo.2014.04.002>.

6. Bessembinder H. Market Efficiency and the Returns to Technical Analysis / H. Bessembinder, K. Chan // *Financial Management*, 1998. – Vol. 27, No. 2. – с. 5–17. DOI: <http://dx.doi.org/10.2307/3666289>.

7. Marshall B. Is technical analysis profitable on a stock market which has characteristics that suggest it may be inefficient? / B. Marshall, R. Cahan // *Research in International Business and Finance*, 2005. – Vol. 19, Issue 3. – с. 384–398. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ribaf.2005.05.001>.

8. Fang J. Predictability of the simple technical trading rules: an out-of-sample test / J. Fang, B. Jacobsen, Y. Qin // *Review of Financial Economics*, 2014. – Vol. 23, Issue 1. – с. 30–45.

9. Hudson R. A note on the weak form efficiency of capital markets: The application of simple technical trading rules to UK stock prices – 1935 to 1994 / R. Hudson, M. Dempsey, K. Keasey // *Jour. of Banking & Finance*, 1996. – Vol. 20, Issue 6. – с. 1121–1132.

10. Irwin H. The Profitability of Technical Analysis: A Review / H. Irwin // *AgMAS Project Research Reports 37487*, University of Illinois at Urbana-Champaign, Department of Agricultural and Consumer Economics. – 2004. – с. 106.

11. Tian G.G. Market Efficiency and the Returns to Simple Technical Trading Rules: New Evidence from U.S. Equity Market and Chinese Equity Markets / G. G. Tian, G.H. Wan, M. Guo // *Asia-Pacific Financial Markets*, 2002. – № 9. – с. 241–258. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1024181515265>.

12. Chang Y.-H. Volume Information and the Profitability of Technical Trading / Y.-H. Chang, C. Chan, C. Chiang // *Asia-Pacific Jour. of Financial Studies*, 2014. – № 43. – с. 249–272. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/ajfs.12046>.

13. Nguyen H. T. The Profitability of the Moving Average Strategy in the French Stock Market / H. T. Nguyen, H. V. D. Pham, H. Nguyen // *Jour. of Economics and Development*, 2014. – Vol. 16, No. 2. – с. 21–38. DOI: <http://dx.doi.org/10.33301/2014.16.02.02>.

14. Kuan H. Re-Examining the Profitability of Technical Analysis with White's Reality Check / H. Kuan, P.-H. Kuan // *IEAS Working Paper : academic research 04-A003*, Institute of Economics, Academia Sinica, 2005. – Taipei, Taiwan.

15. Griffioen G.A.W. Technical analysis in financial markets. [Електронний ресурс] / G.A.W. Griffioen. – UvA-DARE (Digital Academic Repository), University of Amsterdam, 2003. – Режим доступу: https://pure.uva.nl/ws/files/3628657/29192_UBA002001171_09.pdf DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.566882>.

16. Lo A. W. Reconciling Efficient Markets with Behavioral Finance: The Adaptive Markets Hypothesis / A. W. Lo // *Journal of Investment Consulting*, 2005. – Vol. 7, No. 2 – с. 21–44.

17. Wang S. Testing the performance of technical trading rules in the Chinese market based on superior predictive test / S.Wang, Z.-Q. Jiang // *Phys. A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2015. – № 439. – с. 114–123. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2015.07.029>.

18. Todea A. Profitability of the Moving Average Strategy and the Episodic Dependencies: Empirical Evidence from European Stock / A. Todea, A. Zoicas-Ienciu, A.-M. Filip // *European Research Studies*, 2009. – Vol. XII, Issue 1. – с. 63–72.

19. Urquhart A. Are stock market really efficient. Evidence of the adaptive market hypothesis/ A. Urquhart, F. McGroarty // *Internat. Review of Financial Analysis*, 2016. – № 47. – с. 39–49. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2016.06.011>.

20. Lim K.-P. Are US stock index return predictable? Evidence from automatic autocorrelation-based tests / K.-P.Lim, W.Luo, J. H. Kim // *Applied Economics*, 2013. – Vol. 45m, Issue 8. – с. 953–962. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/00036846.2011.613782>.

21. Fxcodebase. [Електронний ресурс]. – URL: <http://fxcodebase.com/wiki/index.php/Category:Indicators>.

22. Investopedia.com. Commodity Channel Index – CCI Definition and Uses. [Електронний ресурс]. – URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/commoditychannelindex.asp>.

23. Investopedia.com. Chande Momentum Oscillator Definition. [Електронний ресурс]. – URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/chandemomentumoscillator.asp>.

24. Pikus R. The theory and practice of the efficient capital market hypothesis / R. Pikus, A. Ignatiuk // *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*, 2013. – № 135. – с. 5–7.

25. Lo A. W. – The Adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective / A. W. Lo // *The Jour. of Portfolio Management*, 2004. – № 30. – с. 15–29.

26. YahooFinance. [Електронний ресурс]. – URL: <https://finance.yahoo.com/>

27. Cont R. Volatility clustering in financial markets: empirical facts and agent-based models / R. Cont, G. Teysiere, A. Kirman // Long Memory in Economics, 2007. – с. 289–309. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-34625-8_10.

28. Канторович Г. Г. Анализ временных рядов. Лекция 5. Оценка коэффициентов моделей типа ARMA / Г. Г. Канторович // Эконом. журн. ВШЭ, 2002. – № 2. – с. 251–273.

29. Coursera. Эконометрика (Econometrics) // Нац. исследоват. ун-т "Высшая школа экономики" Лекция 8.2.4. Анализ стоимости акций компании Гугл и численности населения России. [Электронный ресурс]. –

URL: <https://www.coursera.org/lecture/ekonometrika/8-2-4-primier-2-i-3-analiz-stoimosti-aktsii-kompanii-gughl-i-chisliennosti-Vbs2z>.

Received: 28/07/2020

1st Revision: 03/08/2020

Accepted: 06/09/2020

Author's declaration on the sources of funding of research presented in the scientific article or of the preparation of the scientific article: budget of university's scientific project

А. Ставицкий, д-р экон. наук, доц.,

В. Тараба, экономист

Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко, Киев, Украина

АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОВ ТЕХНИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ФОНДОВЫХ ИНДЕКСОВ

Проанализирована доходность методов технического анализа для 7 фондовых индексов за последние 10 лет. Согласно полученным результатам доходность технического анализа возросла в последнее время из-за изменения условий на рынке, зато для 2010–2018 гг. эффективность методов технического анализа была значительно ниже. Рассмотрены вопросы агрегирования сигналов технического анализа и сигналов ARIMA-моделей. Полученные результаты могут быть использованы для разработки торговых стратегий.

Ключевые слова: фондовые индексы, технический анализ, ARIMA-модели.

A. Stavitsky, Dr. of Sci. (Economics), Assoc. Prof.,

V. Taraba, Economist

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

ANALYZING PERFORMANCE OF TECHNICAL ANALYSIS ON STOCK MARKETS

The article analyzes the profitability of technical analysis methods for the seven stock indices during the last ten years. According to the analysis, the profitability of technical analysis has increased recently due to changes in market conditions. However, the efficiency of technical analysis methods was much lower during 2010-2018. The analysis showed that technical analysis methods demonstrated best results on the Chinese, Indian, and Hong Kong stock indices, the worst – on the American, European, and Japanese stock indices. However, the stability of these methods is quite low: their profitability varies greatly with the change of the sample. The issue of aggregation of technical analysis signals and ARIMA-model signals is also considered in this paper. The optimal parameters for the technical analysis methods were selected by testing on historical data; optimal ARIMA models were selected for each index. For 3 out of 7 indices the optimal model is WN (white noise). Most technical analysis methods showed poor results on the American (S&P 500) and European (Euronext 100) stock indices (except for the last two years). The results can be used to develop trading strategies.

Keywords: stock indices, technical analysis, ARIMA models.

References (in Latin): Translation / Transliteration/ Transcription

- Borges M. R., 2010. Efficient market hypothesis in European stock markets. The European Journal of Finance, 16(7), pp. 711-726. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/1351847X.2010.495477>
- Goncalves A. S. Lecture slides: Module 4: Market Efficiency (BUSFIN 4221 – Investments). Finance Department The Ohio State University. Available at: <http://andreigoncalves.com/wp-content/uploads/2017/06/BUSFIN-4221-Module-4-Market-Efficiency-to-print.pdf>
- Brunnermeier M. K. Lecture slides: Lecture 10: Market Efficiency Lecture 10: Market Efficiency. Fin 501: Asset Pricing Princeton University. Available at: <https://scholar.princeton.edu/markus/files/13lecture.pdf>
- Bodie Z., Kane A. and Marcus A. J., 2018. Investments, 11th ed. The McGraw-Hill Educational Series in Finance, Insurance, and Real Estate.
- Hoffman A. and Sherfin H., 2014. Technical analysis and individual investors. Journal of Economic Behavior & Organization, 107(B), pp. 487-511. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jebo.2014.04.002>
- Bessembinder H. and Chan K., 1998. Market Efficiency and the Returns to Technical Analysis. Financial Management, 27(2), pp. 5-17. DOI: <http://dx.doi.org/10.2307/3666289>
- Marshall B. and R. Cahan, 2005. Is technical analysis profitable on a stock market which has characteristics that suggest it may be inefficient? Research in International Business and Finance, 19(3), pp. 384-398. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ribaf.2005.05.001>
- Fang J., Jacobsen and Y. Qin, 2014. Predictability of the simple technical trading rules: an out-of-sample test. Review of Financial Economics, 23(1), pp. 30-45.
- Hudson R., Dempsey M., and Keasey K., 1996. A note on the weak form efficiency of capital markets: The application of simple technical trading rules to UK stock prices – 1935 to 1994. Journal of Banking & Finance, 20(6), pp. 1121-1132.
- Inwin H., 2004. The Profitability of Technical Analysis: A Review. AgMAS Project Research Reports 37487, University of Illinois at Urbana-Champaign, Department of Agricultural and Consumer Economics, pp. 106.
- Tian G.G., Wan G. H. and Guo M., 2002. Market Efficiency and the Returns to Simple Technical Trading Rules: New Evidence from U.S. Equity Market and Chinese Equity Markets. Asia-Pacific Financial Markets, 9, pp. 241-258. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1024181515265>
- Chang Y.-H., Chan C. and Chiang C., 2014. Volume Information and the Profitability of Technical Trading. Asia-Pacific Journal of Financial Studies, 43, pp. 249-272. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/ajfs.12046>
- Nguyen H. T., Pham H. V. D. and Nguyen H., 2014. The Profitability of the Moving Average Strategy in the French Stock Market. Journal of Economics and Development, 16(2), pp. 21-38. DOI: <http://dx.doi.org/10.33301/2014.16.02.02>
- Kuan H. and P.-H. Kuan, 2005. Re-Examining the Profitability of Technical Analysis with White's Reality Check. IEAS Working Paper: academic research 04-A003, Institute of Economics, Academia Sinica, Taipei, Taiwan.
- Griffioen G.A.W., 2003. Technical analysis in financial markets. Digital Academic Repository, University of Amsterdam. Available at: https://pure.uva.nl/ws/files/3628657/29192_UBA002001171_09.pdf DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.566882>
- Lo A. W., 2005. Reconciling Efficient Markets with Behavioral Finance: The Adaptive Markets Hypothesis. Journal of Investment Consulting, 7(2), pp. 21-44.
- Wang S. and Jiang Z.-Q., 2015. Testing the performance of technical trading rules in the Chinese market based on superior predictive test. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 439, pp. 114-123. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2015.07.029>
- Todea A., Zoiacas-Ienciu A. and Filip A.-M., 2009. Profitability of the Moving Average Strategy and the Episodic Dependencies: Empirical Evidence from European Stock. European Research Studies, 12(1), pp. 63-72.
- Urquhart A. and McGroarty F., 2016. Are stock market really efficient. Evidence of the adaptive market hypothesis. International Review of Financial Analysis, 47, pp. 39-49. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2016.06.011>

20. Lim K.-P., Luo W. and Kim J. H., 2013. Are US stock index returns predictable? Evidence from automatic autocorrelation-based tests. *Applied Economics*, 45(8), pp. 953-962. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/00036846.2011.613782>
21. Fxcodebase. URL: <http://fxcodebase.com/wiki/index.php/Category:Indicators>
22. Investopedia.com. Commodity Channel Index. CCI Definition and Uses. URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/commoditychannelindex.asp>
23. Investopedia.com. Chande Momentum Oscillator Definition. URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/chandemomentumoscillator.asp>
24. Pikus R. and Ignatiuk A., 2013. The theory and practice of the efficient capital market hypothesis. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*. 135, pp. 5-7.
25. Lo A. W., 2004. The Adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective. *The Journal of Portfolio Management*, 30, pp. 15-29.
26. Yahoo Finance. URL: <https://finance.yahoo.com/>
27. Cont R., Teysiere G. and Kirman A., 2007. Volatility clustering in financial markets: empirical facts and agent-based. *Long Memory in Economics*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 289-309. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-34625-8_10
28. Kantorovich G., 2002 Time series analysis. Lecture 5 "Estimating ARMA Models". *The HSE Economic Journal*, 2, pp. 251-273.
29. Coursera. Econometrics. Higher School of Economics National Research University. Lecture 8.2.4. "Analysis of the value of Google shares and the population of Russia". URL: <https://www.coursera.org/lecture/ekonometrika/8-2-4-primier-2-i-3-analiz-stoimosti-aktsii-kompanii-gugli-i-chisliennosti-Vbs2z>

Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics, 2020; 4(211): X-X

УДК 339.9

JEL classification: M13

DOI: <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2020/211-4/6>

О. Удоденко, асп.

ORCID iD 0000-0001-7036-676X

Національний університет "Києво-Могилянська академія", Київ, Україна,

Д. Довгополий, MBA

ORCID iD 0000-0002-8479-2986

Міжнародний інститут менеджменту, Київ, Україна,

В. Іваненко, здобувач асп.

ORCID iD 0000-0002-1212-898X

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

ДИНАМІКА ЕМОЦІЙНОГО ЗАБАРВЛЕННЯ ТЕКСТІВ ПУБЛІКАЦІЙ ВЕНЧУРНИХ ІНВЕТОРІВ У СОЦІАЛЬНІЙ МЕРЕЖІ TWITTER

Досліджено вплив асиметричності інформації в Інтернеті та ЗМІ на ситуацію у венчурній галузі і на ринок загалом від посилення кризи через COVID-19. Використано інструмент сентимент-аналізу і підтверджено гіпотезу про зміни динаміки емоційного забарвлення публікацій інвесторів під впливом непередбачуваних подій у довгостроковій перспективі. Завдяки відкриттям представників галузі отримано унікальну можливість оцінити співвідношення цих подій із суспільними настроями. Одним із найпопулярніших згадувань за період січень-травень 2020 р. стала тема коронавірусу, а такі важливі за звичайних умов теми, як команда, люди, ринок, технології були посунуті на задні позиції у той час, як основна кількість існуючих моделей визначає ці теми у своєму аналізі як основоположні. Динаміка зміни настрою збігалась з найбільш негативними та позитивними новинами періоду початку коронакризи. Зазначено, що після деяких коливань ситуація поверталася до попереднього стану через дуже короткий час, проте деякі події, такі як 13 березня, коли центром спалаху стала Європа, безповоротно знизили тренд до більш негативного рівня. Залежно від країни походження інвестора вдалося не лише виділити групи, які відреагували більш позитивно або негативно, а й встановити, у яких з них розподіл є більш пологим або різким. Деякі країни мали два піки, що вказує на яскраво виражену розшарованість у їхній венчурній екосистемі. Порівняння розподілу емоційної забарвленості за країною проживання інвестора та країною розташування його місця роботи (фонду) дозволило нам зробити висновки про те, що на емоції індивіда набагато більше впливає саме географія його головного офісу, а не особисте розташування. Аналіз галузей найбільшого інтересу інвесторів показав сталу картину, з якої вибилася в позитивний бік, лише галузь роздрібної торгівлі. Аналіз у розрізі стадій інвестицій показав, що пізні та ранні інвестори схильні до більш негативного забарвлення, а це свідчить про неготовність людей до ситуації та занепокоєння. Побудовано систему, що не потребує дні або тижні на вивчення контенту, а може давати результати в режимі реального часу. Залежно від досліджених розділів даних інвестори та засновники стартапів зможуть правильно коригувати свої довгострокові стратегії розвитку.

Ключові слова: венчурний капітал, сентимент-аналіз, стартапи.

Вступ. Венчурна індустрія – одна з найбільш ризикованих галузей економіки. Головною причиною цього є асиметричність і неповнота публічно доступної інформації. Люди різняться у своїй суб'єктивній оцінці щодо ймовірності успіху нових інноваційних підприємств, стартапів, адже мають заповнювати існуючі пробіли у даних завдяки інтуїції. Такий підхід до бачення ринку є структурною проблемою, адже на нього відбувається постійний зовнішній інформаційний вплив, а інформація за своєю суттю має властивість деформуватися залежно від емоційного забарвлення каналу її передачі.

У січні 2020 р. світ стикнувся з найбільшим потрясінням останніх років – пандемією коронавірусної інфекції COVID-19. Інформаційний простір без упину наповнюється новинами, інтерв'ю, публікаціями та статтями щодо того, яких змін зазнає економіка і яким буде майбутнє капіталоємного ринку стартапів. Інколи випадково, а інколи

навіть навмисне, така інформація набуває хибного або маніпулятивного сенсу та призводить до недалекогоглядних рішень підприємців, що особливо небезпечно на порозі економічної кризи, що насувається останніми роками.

Для представників галузі важливо точно визначити суб'єктивний образ об'єкта. Для автоматизованого розв'язання цього завдання використовується один із напрямків комп'ютерної лінгвістики – сентимент-аналіз або аналіз тональності текстів. Завданням дослідження є перевірка гіпотези про наявність описаного впливу на публікації венчурних інвесторів у соціальній мережі Twitter, а також виявлення динаміки та основних трендів у розрізах географії, галузі, інвестиційного етапу та середнього розміру інвестицій.

Огляд літератури. Сентимент-аналіз привертає все більше уваги з боку багатьох дослідницьких центрів. Успішне використання соціальних медіа в американській