

ГАН ДЕНИС

Національний лісотехнічний університет України

<https://orcid.org/0009-0004-2384-3905>email: han.denys@ntu.lviv.ua**ПРОЦАХ НАТАЛІЯ**

Національний університет «Львівська політехніка»,

Національний лісотехнічний університет України

<https://orcid.org/0000-0002-3034-5902>email: protsakh@ntu.edu.ua

ПІДБІР ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА СЕРЕДНЬОСТРОКОВИЙ ТЕРМІН ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ

В роботі розглядається проблема вибору стратегій інвестування для індивідуального інвестора на фондовому ринку на середньостроковий термін. Проведено аналіз існуючих підходів до інвестування за допомогою генетичних алгоритмів. Здійснено підбір інвестиційних стратегій на середньостроковий термін (один рік) в умовах сучасного фондового ринку на підставі історичних даних за допомогою генетичного алгоритму. Проведено порівняння результатів з іншими поширеними стратегіями інвестування і показано, що підхід до підбору позицій інвестиційного портфеля за допомогою генетичного алгоритму може перевершити, як ріст ринку загалом, так й інші популярні стратегії інвестування. Розроблений алгоритм дозволяє здійснювати підбір позицій на фондовому ринку в залежності від результатів змін їхніх цін за попередні періоди.

Ключові слова: інвестиційний портфель; фондовий ринок; фінансове моделювання

HAN DENYS

Ukrainian National Forestry University

PROTSAKH NATALIYA

Lviv Polytechnic National University,

Ukrainian National Forestry University

SELECTION OF MEDIUM-TERM INVESTMENT STRATEGIES WITH THE USE OF GENETIC ALGORITHM

This work examines the problem of selection of investment strategies for an individual investor over the course of a middle-length period. A new approach is proposed for investment portfolio selection using the genetic algorithm that is working based on the financial indicators of stock price movement over the course of the previous year, which is then used to select an investment portfolio from all stocks matching certain values of those indicators. An analysis of existing approaches to investing using genetic algorithms was carried out. The selection of investment strategies for the medium term (one year) period in the conditions of the modern stock market was carried out on the basis of historical data using a genetic algorithm. The results are compared with other common investment strategies and it is shown that the approach to the selection of investment portfolio positions using a genetic algorithm can outperform both the overall market growth and other popular investment strategies. The development and optimization of the latest genetic algorithm for medium-term investment problems of an individual investor using financial indicators of positions on the stock market, such as a moving average for analyzing the movement of the share price and a price oscillator for analyzing the volatility of price changes, was carried out. The regularities between the financial indicators of a position on the stock market and the results of changes in its price in the future are characterized. The results of the algorithm in different situations of the stock market are analyzed and potential future approaches to expand the research into this area are proposed. The developed algorithm allows selection of positions on the stock market depending on the results of changes in their prices for previous periods.

Keywords: investment portfolio; stock market; financial modeling

Формулювання задачі

У сучасному світі для індивідуальних осіб інвестування набуває все більшої ваги, оскільки воно є ключовим засобом забезпечення фінансової незалежності та стабільності. Зменшення надійності традиційних джерел доходу, таких як пенсії та державні програми соціального забезпечення, підштовхує людей до пошуку додаткових джерел збільшення капіталу. Інвестування дозволяє нарощувати особисті заощадження, забезпечуючи можливості для створення пасивного доходу, збереження купівельної спроможності в умовах інфляції та досягнення довгострокових фінансових цілей, таких як придбання нерухомості чи забезпечення комфортної пенсії.

Сучасні технології роблять інвестування доступним для широкого кола людей через цифрові платформи. Вони спрощують процес управління інвестиціями та надають індивідуальним інвесторам можливість брати участь у глобальних фінансових ринках. Сьогодні навіть початківці можуть інвестувати з невеликими сумами, диверсифікувати портфель та отримувати інформацію для прийняття обґрунтованих рішень.

У випадку індивідуального інвестора має сенс інвестування на середньо та довгострокову перспективу, оскільки це одночасно дозволяє економити час (торгівля акціями кожного дня це повноцінна робота, яка також вимагає серйозної податкової звітності) та гроші (ціна на транзакції). Крім того, шанси окремого інвестора на перевершення результатів сучасних систем алгоритмічного інвестування при зміні інвестиційного портфеля щодня є досить низькі.

Фінансові ринки характеризуються високим рівнем невизначеності та волатильності, особливо на середньострокову перспективу. Традиційні методи прогнозування та оптимізації портфелів не завжди

забезпечують високу ефективність через їхню лінійність і обмежену здатність адаптуватися до змін ринку. Генетичні алгоритми (ГА) є інструментом, який здатен вирішувати складні багатокритеріальні проблеми, що робить їх перспективними для підбору інвестиційних стратегій. Щодо фінансового аналізу, ГА мають перевагу в здатності знаходити оптимальні розв'язки у великих і складних просторах пошуку. В умовах нестабільності фінансових ринків, коли кількість можливих варіантів інвестиційних стратегій швидко зростає, генетичні алгоритми можуть пропонувати інвесторам нові рішення на підставі історичних даних та прогнозів. Використання ГА може значно підвищити точність прогнозів на середньострокову перспективу. Комбінування ГА з іншими методами машинного навчання, такими як нейронні мережі, відкриває нові можливості для побудови комплексних інвестиційних стратегій, що дозволяє використовувати генетичні алгоритми для параметризації й адаптації моделей на основі ринкових умов.

Є досить багато публікацій на тему використання генетичних алгоритмів у інвестиційних цілях, проте зовсім мало досліджень стосується ситуації окремого малого інвестора та інвестиції на середньодовгострокову перспективу. Тому пропонується розробка та оптимізація параметрів новітнього генетичного алгоритму, який розглядатиме саме цей випадок. Оскільки передбачення зміни цін окремих акцій на середньостроковий період є простішим ніж на довгостроковий (фінансові показники, відомі на даний момент часу, показують ціліснішу картину ситуації компанії на середньостроковому періоді), то саме такий період буде найкращим для оптимізації за допомогою генетичного алгоритму.

У даній роботі розглядається інвестор, який має певну суму для інвестування і бажає вкласти її в фондовий ринок у середньостроковій перспективі – на рік, як аналог вкладання цих коштів у інші активи, наприклад, у депозити у банках. Матеріалами дослідження є наукові статті та книги на тему інвестування та генетичних алгоритмів, а також, історичні дані змін цін на фондовому ринку – дані Нью-Йоркської фондової біржі [1].

Аналіз літературних джерел

Генетичні алгоритми (ГА) для дослідження інвестиційних цілей застосовують досить давно. Однією з перших книг, що розглядають застосування генетичних алгоритмів для інвестицій, є "Genetic Algorithms and Investment Strategies" Річарда Бауера (1994) [2]. Ця робота показує, як ГА можуть бути застосовані для побудови інвестиційних стратегій і оптимізації портфелів, розкриваючи гнучкість ГА у вирішенні фінансових задач.

Вже у 2004 році підхід використання генетичних алгоритмів для фінансових цілей був досить поширеним, що показано в роботі Chen, Shu-heng. (2004) [3], який здійснював огляд використання генетичних підходів у різних частинах фінансової сфери.

Сучасні дослідження зазвичай розглядають більш конкретні підходи до використання генетичних алгоритмів, як наприклад стаття Chang-Chun Lin, Yi-Ting Liu, (2008) [4], що розглядає проблему підбору фінансового портфелю у ситуації коли є мінімальний лот який можна придбати по транзакції.

Дослідження від Dubinskas, P. and Urbšienė, L. 2017 [5] показують сучасне використання генетичних алгоритмів до задачі оптимізації інвестиційного портфелю на підставі фінансових даних самих компаній таких як, дохід за акцію та інші. Цей підхід є корисним але вимагає додаткової інформації про фінансовий стан компанії, на відміну від оцінки руху акції на підставі її попередніх показників, що не потребує цього.

Метою нашого дослідження є розробка та апробація методу підбору оптимальних інвестиційних стратегій на середньострокову перспективу за допомогою генетичного алгоритму, який забезпечує підвищену ефективність та стійкість стратегії у порівнянні з традиційними методами.

Виклад основного матеріалу

Для вирішення поставленої задачі використовується класичний генетичний алгоритм [2] у якому хромосоми репрезентують стратегії інвестування.

Структура генетичного алгоритму.

Розглянемо покроково структуру класичного генетичного алгоритму:

1. Ініціалізація популяції
2. Оцінка пристосованості (Fitness Evaluation)
3. Підбір (Selection)
4. Схрещення (Crossover)
5. Мутація (Mutation)
6. Оновлення популяції
7. Перевірка критеріїв зупинки
8. Результат

Опишемо детальніше етапи алгоритму.

Розглянемо популяції розміру 100 хромосом. Усі хромосоми містять по дванадцять генів, кожен з яких є бітом (0 або 1), який репрезентує відношення між стандартними фінансовими показниками компаній [6,7] за останній рік. Перші шість генів хромосоми – це відношення (x) між рухомими середніми (*moving average*) M_n , де n – кількість днів до стартової дати, в коротко (7–14 днів), середньо (30 – 90 днів) і довгостроковій (180 – 365 днів) комбінаціях для визначення тренду руху ціни на акції.

Під відношенням (x) розуміємо наступне: $A(0)B$, означає $A < B$, а $A(1)B$, означає $A \geq B$. Перший ген хромосоми (для короткострокової комбінації) – це $M_1(x)M_7$, другий – $M_7(x)M_{14}$ і так далі. Решта шість генів хромосоми використовуються для перевірки волатильності – це відношення $|PO_n - 1|(x)0,05$, де PO_n – фінансовий показник (відношення рухомих середніх, Moving Average Ratio), який показує зміни між різними рухомими середніми для визначення волатильності зміни ціни за даний період. Тобто сьомий ген бере значення відношення $PO_1 = M_1/M_7$, восьмий – $PO_2 = M_7/M_{14}$ і т.д., що дозволяє визначати волатильність у коротко, середньо та довгостроковому періоді (чи була зміна ціни акції за відповідний період більшою чи меншою за 5%).

Ініціалізація початкового покоління здійснюється випадковим заповненням біт в хромосомі початкової популяції.

Акція купується, якщо хоча б одинадцять з дванадцяти генів хромосоми відповідають історичним даним акції. Зменшення необхідної кількості відповідностей дозволяє розширити набір акцій для купівлі, але водночас і дозволяє купівлю акції, що не зовсім точно підходять під критерії.

Для знаходження оптимальних стратегій було відібрано п'ять періодів часу довжиною в рік, що репрезентують основні стадії в яких може перебувати фондовий ринок, а саме – падати стрімко (*bear market*) – з 01.2007 - 01.2008 (світова фінансова криза 2008 року), падати повільно – з 04.2015 - 04.2016, залишатися відносно стабільним – з 04.2014 - 04.2015), рости вгору повільно – з 01.2012-01.2013 та рости вгору сильно (*bull market*) – з 11.2008 - 11.2009 (відновлення ринку після кризи 2008 року). Це дозволяє впевнитися в тому що вибрана стратегія коректно себе поводить незалежно від стану ринку.

Функцією оцінки є результат роботи стратегії - середнє відношення ціни всіх куплених акцій через рік після покупки до їхньої ціни на момент покупки. Вона обчислюється за кожен період. Якщо стратегія не знаходить акцій для купівлі в певний період, то результат за даний період дорівнює одиниці, оскільки кількість коштів не змінилася. Сумарний результат стратегії розраховується як середнє результатів за кожний період.

Етап підбору: Для підбору стратегій для схрещення використовується турнірний підбір (Tournament Selection) [8] у якому вибираються N випадкових стратегій і з них береться найбільш високо оцінена. У даному випадку застосовується N , що дорівнює (кількості стратегій у поколінні / 10) – 10. Якщо двоє батьків виходять з одною і тією ж стратегією, то друга стратегія переобирається для того щоб уникнути схрещення стратегії самої з собою. Такий підхід дозволяє забезпечити те, що високо оцінені стратегії частіше потрапляють як батьки для наступного покоління, найменш оцінені – майже не потрапляють, а середньо оцінені також потрапляють у процес схрещення, що дозволяє уникнути проблеми “елітизму” у якій лише високооцінені стратегії використовуються для генерації наступного покоління, що іноді призводить до гіперфокусування на локальних а не глобальних максимумах.

Етап схрещення. Для операції схрещення використовується підхід Scattered Crossover. У цьому методі двоє батьків завжди створюють двох дітей, що дозволяє тримати стабільну популяцію. Генерується випадкова маска довжиною хромосоми і для кожного біту батьківських хромосом, в залежності від відповідного біту маски, дитина 1 бере значення хромосоми в батька 1, а дитина 2 – в батька 2, або навпаки (1ша з 2го та 2га з 1го). Це дозволяє використовувати всі батьківські гени в процесі схрещення.

Етап мутації. Для операції мутації застосовується стратегія зміни випадкової частини біт у хромосомі, де шанс зміни кожного біта хромосоми є 10% $(1 - \text{gen} / \text{max_gen})$, де gen – нинішнє покоління, а max_gen – максимальна кількість поколінь. Це забезпечує більшу кількість мутацій в перших поколіннях і меншу в пізніших, що створює ситуацію в якій в ранніх поколіннях йде більш широкий пошук стратегій а у пізніших уникаються сильні зміни що могли б привести до втрати найприбутковіших стратегій в результаті мутацій. Є можливість збільшення мутації для спроб знайти більш неординарні стратегії, але з збільшеною можливістю втратити хорошу стратегію в результаті мутації.

Критерієм зупинки алгоритму було взято досягнення фінального покоління, у цьому випадку 100го. Кількість поколінь можна, як зменшувати для пришвидшення роботи, так і збільшувати для потенційного пошуку оптимальніших стратегій.

Результати роботи алгоритму

Результати роботи самого алгоритму можна побачити на рис. 1 та 2.

Графік на Рис. 1 показує середній результат стратегій у кожному поколінні. Якщо проаналізувати тренд руху, то можна побачити що, незважаючи на покоління, де були падіння середніх результатів, пізні покоління мають кращі результати ніж перші.

Рис. 2 показує результат найкращої стратегії у кожному поколінні. Як видно на графіку, найкраща стратегія була знайдена біля 25го покоління, потім втрачена в результаті мутації, але знову знайдена біля 35го покоління і далі протягом 60ти поколінь залишилася найкращим результатом.

Найбільш оптимальними стратегіями виявилися 100111101101 з середнім ростом цін у 1.927 разів за рік та 100101101111 з ростом у 1.639 рази.

Якщо проаналізувати їх бітовий склад то обидві стратегії є орієнтованими на пошук акцій з падінням у короткостроковому але ростом у довго-строковому періоді та волатильністю вище середньої.

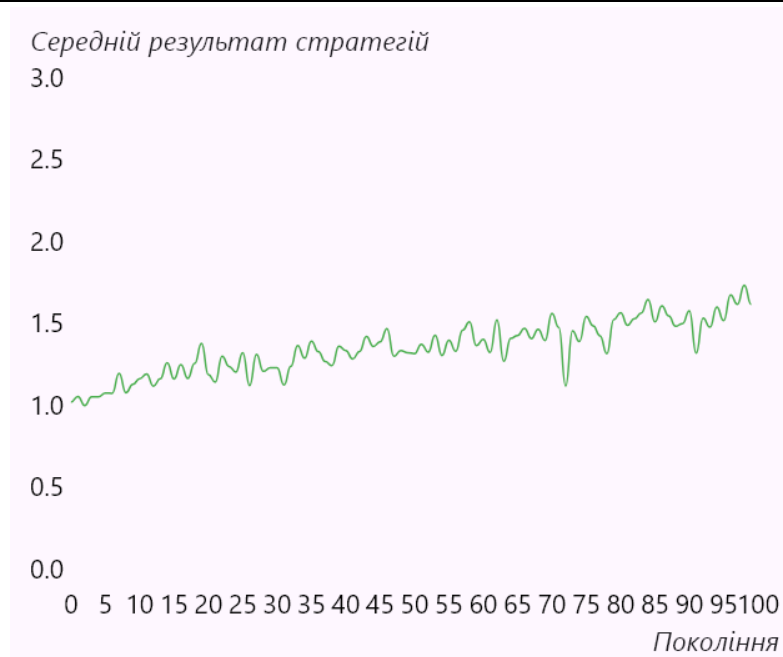


Рис 1. Середній результат стратегій у кожному поколінні

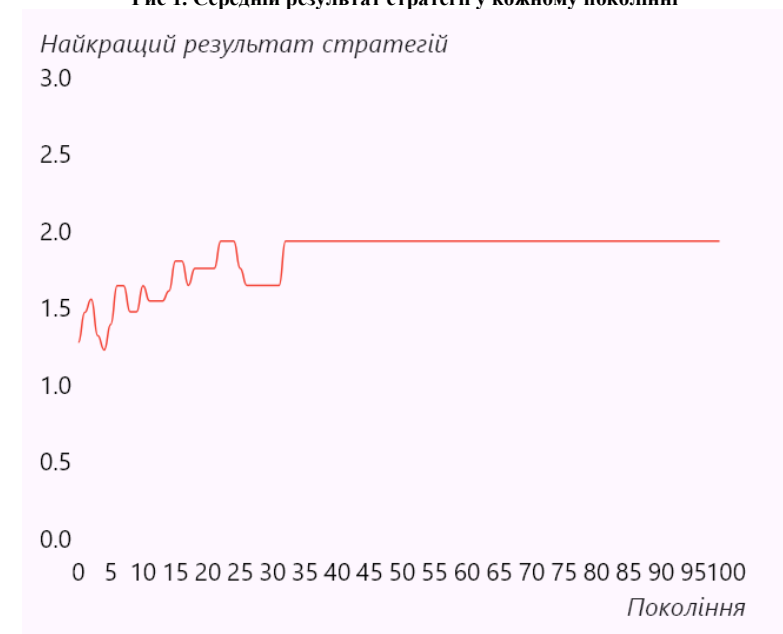


Рис 2. Результат найкращої стратегії у кожному поколінні

Для порівняння результатів використаємо набір інших можливих простих стратегій інвестування, а саме *momentum* – купити ті акції, що зростають в короткостроковій перспективі ($M_1 > M_{30}$), *regression to mean* – покупка акцій що зростають протягом року, але впали нещодавно з розрахунку що вони повернуться до старої ціни ($M_1 < M_{30} > M_{365}$) та *popular* – покупка набору акцій відомих компаній (Microsoft, Apple, Meta та Google з тікерами на фондовому ринку - 'MSFT', 'AAPL', 'META', 'GOOGL' відповідно). Для знаходження оптимальних стратегій було відібрано п'ять періодів часу довжиною в рік, які описані раніше.

Таблиця 1

Результати стратегій інвестування

Стратегія	Період 1	Період 2	Період 3	Період 4	Період 5	Середній результат
<i>momentum</i>	0.579	1.186	0.903	1.317	1.251	1.047
<i>regression to mean</i>	0.597	1.164	0.894	1.306	1.280	1.048
<i>popular</i>	0.512	1.198	1.179	1.307	1.216	1.082
генетичний алгоритм	1	1	0.869	2.619	4.152	1.927

Оцінюючи результати загалом можна побачити, що генетичний алгоритм підібрав набір акцій які суттєво перевершили відповідний зріст ринку загалом за дані періоди. Протягом періоду номер 3, коли ринок не росте і не падає, стратегія має результати нижчі за ринок, але вони перебиваються прибутком у інші періоди.

У разі необхідності є можливість модифікації функції оцінки для підбору на специфічний період (наприклад якщо зараз ринок падає, є сенс підбирати на основі періодів падіння ринку).

Висновки

Розроблено генетичний алгоритм, який дозволяє підбирати стратегії інвестування на середньостроковий термін. Здійснено підбір фінансових показників для моделювання інвестиційної стратегії в умовах генетичного алгоритму. Проаналізовано результати роботи стратегій підібраних генетичним алгоритмом у межах даних періодів роботи фондового ринку. Набір періодів можна змінювати в залежності від ситуації що дозволяє підбирати стратегії до специфічної поведінки ринку на даний момент. Загалом, якщо дивитися на потенціал майбутніх досліджень, більш складна структура хромосом стратегії з використанням додаткових фінансових показників могла б дати кращі результати, але використання лише рухомого середнього та відношення рухомих середніх вже створює стратегії що досить успішно працюють на фондовому ринку. Подальші дослідження можуть експериментувати з іншими підходами до операцій генетичного алгоритму для оптимізації процесу підбору стратегій.

Перелік використаних джерел

1. Hallmark E. Daily historical stock prices (1970 - 2018) [Електронний ресурс] / Evan Hallmark // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. – Режим доступу: <https://www.kaggle.com/datasets/ehallmar/daily-historical-stock-prices-1970-2018/data> (дата звернення: 28.11.2024). – Назва з екрана.
2. Bauer R. J. Genetic algorithms and investment strategies / Richard J. Bauer. – New York : Wiley, 1994. – 308 с.
3. Chen S.-H. Genetic algorithms and genetic programming in computational finance / Shu-Heng Chen. – Boston, MA : Springer US, 2002.
4. Lin C.-C. Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots [Електронний ресурс] / Chang-Chun Lin, Yi-Ting Liu // European journal of operational research. – 2008. – Т. 185, № 1. – С. 393–404. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.12.024> (дата звернення: 28.11.2024). – Назва з екрана.
5. Dubinskas P. Investment portfolio optimization by applying a genetic algorithm-based approach [Електронний ресурс] / Petras Dubinskas, Laimutė Urbšienė // Ekonomika. – 2017. – Т. 96, № 2. – С. 66–78. – Режим доступу: <https://doi.org/10.15388/ekon.2017.2.10998> (дата звернення: 28.11.2024). – Назва з екрана.
6. Rockefeller B. Technical analysis for dummies / Barbara Rockefeller. – [Б. м.] : Wiley & Sons, Incorporated, John, 2014. – 368 с.
7. Murphy J. J. Technical analysis of the financial markets: a comprehensive guide to trading methods and applications / John J. Murphy. – New York : New York Institute of Finance, 1999. – 542 с.
8. Davis L. Handbook of genetic algorithms / Lawrence Davis. – New York : Van Nostrand Reinhold, 1991. – 385 с.

References

1. Hallmark E. Daily historical stock prices (1970 - 2018) [Electronic resource] / Evan Hallmark // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. – Mode of access: <https://www.kaggle.com/datasets/ehallmar/daily-historical-stock-prices-1970-2018/data> (date of access: 28.11.2024). – Title from screen.
2. Bauer R. J. Genetic algorithms and investment strategies / Richard J. Bauer. – New York : Wiley, 1994. – 308 p.
3. Chen S.-H. Genetic algorithms and genetic programming in computational finance / Shu-Heng Chen. – Boston, MA : Springer US, 2002.
4. Lin C.-C. Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots [Electronic resource] / Chang-Chun Lin, Yi-Ting Liu // European journal of operational research. – 2008. – Vol. 185, no. 1. – P. 393–404. – Mode of access: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.12.024> (date of access: 28.11.2024). – Title from screen.
5. Dubinskas P. Investment portfolio optimization by applying a genetic algorithm-based approach [Electronic resource] / Petras Dubinskas, Laimutė Urbšienė // Ekonomika. – 2017. – Vol. 96, no. 2. – P. 66–78. – Mode of access: <https://doi.org/10.15388/ekon.2017.2.10998> (date of access: 28.11.2024). – Title from screen.
6. Rockefeller B. Technical analysis for dummies / Barbara Rockefeller. – [S. l.] : Wiley & Sons, Incorporated, John, 2014. – 368 p.
7. Murphy J. J. Technical analysis of the financial markets: a comprehensive guide to trading methods and applications / John J. Murphy. – New York : New York Institute of Finance, 1999. – 542 p.
8. Davis L. Handbook of genetic algorithms / Lawrence Davis. – New York : Van Nostrand Reinhold, 1991. – 385 p.