**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА   
Факультет комп’ютерних наук та кібернетики   
Кафедра інтелектуальних програмних систем**

**Курсова робота**

за спеціальністю

121 Інженерія програмного забезпечення: програмна інженерія

на тему:

ОПТИМІЗАЦІЯ ДИНАМІЧНИХ СИСТЕМ МЕТОДОМ РОЮ ЧАСТОК

Виконав студент 3-го курсу

Тарас МИРОНЮК \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(підпис)

Науковий керівник:

кандидат фізико-математичних наук, ассистент

Ярослав ЛІНДЕР \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(підпис)

Засвідчую, що в цій роботі немає

запозичень з праць інших авторів без

відповідних посилань.

Студент \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(підпис)

# ВСТУП

**Оцінка сучасного стану об’єкта дослідження.** Метод рою часток – метод чисельної оптимізації, що був вперше описаний на початку 1990-х років. Спершу призначений для моделювання соціальної поведінки комах та тварин [1], завдяки своїй гнучкості, простоті застосування та простоті модифікації під різні задачі, алгоритм набув значного поширення в задачах оптимізації та машинного навчання [2].

Постійно пропонуються нові варіанти алгоритму рою часток для поліпшення продуктивності методу. Різновиди методу відрізняються параметрами алгоритму, підтримкою та різними реалізаціями паралельного виконання, зміною порядку руху часток [2][3][4], можливістю корегування параметрів під час виконання [5], та ін.

**Мета й завдання роботи.** Метою виконання курсової роботи є дослідження можливості застосування методу рою часток для розв’язку задач параметричної оптимізації динамічних систем, його переваг та обмежень. Створення програмного коду, що демонструє результати дослідження, та аналіз доцільності застосування цього методу в для розв’язку реальних задач.

**Об’єкт, методи й засоби дослідження або розроблення.** Об’єктом дослідження є метод чисельної оптимізації – метод рою часток, зокрема його застосування до задачі оптимізації динамічних систем.

Для дослідження використано реалізацію алгоритму, надану в пакеті PySwarms для мови програмування Python. Також застосовуються пакети NumPy та SciPy. Для візуалізації результатів використовуються засоби бібліотеки Matplotlib.

# РОЗДІЛ 1. МЕТОДИ ЧИСЕЛЬНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ

# РОЗДІЛ 2. МЕТОД РОЮ ЧАСТОК

# Історія розробки алгоритму

На початку 90-х років було проведено кілька досліджень соціальної поведінки груп тварин [1][6]. Ці дослідження показали, що деякі тварини, що належать до певної групи, тобто птахи та риби, здатні обмінюватися інформацією в межах групи, і така здатність надає цим тваринам велику перевагу у виживанні. Натхненні цими роботами, Кеннеді та Еберхарт запропонували в 1995 р. Алгоритм рою часток (МРЧ), метаевристичний алгоритм, який підходить для оптимізації нелінійних неперервних функцій. Автор вивів алгоритм, натхненний концепцією ройового інтелекту, часто зустрічається у групах тварин.

Для того, щоб пояснити, як МРЧ надихнув формулювання алгоритму оптимізації для вирішення складних математичних задач, представлена ​​дискусія щодо поведінки зграї. Зграя птахів, що летить над місцем, повинна знайти точку для висадки, і, в цьому випадку, визначення точки, яку повинен висадити вся зграя, є складною проблемою, оскільки це залежить від кількох питань, тобто максимізації доступності їжі та мінімізація ризику існування хижаків. У цьому контексті можна зрозуміти рух птахів як хореографію; птахи синхронно пересуваються протягом періоду, поки не буде визначено найкраще місце для висадки, і вся зграя висадиться відразу.

У наведеному прикладі рух зграї відбувається так, як описано, тільки коли всі члени рою можуть обмінюватися інформацією між собою. Інакше кожна тварина, швидше за все, висадилася б в незалежно в інший час. Дослідження щодо соціальної поведінки тварин з початку 1990-х років вказували на те, що всі птахи рою, які шукають хорошу точку для висадки, можуть знати найкращу точку, поки її не знайде хтось із членів рою. Завдяки цьому кожен член рою врівноважує свої особисті знання, та знання всього рою, відоме як соціальне знання.

Завдання знайти найкращу точку для наземного опису є проблемою оптимізації. Згаря повинна визначити найкращу точку, наприклад, широту та довготу, щоб максимізувати умови виживання кожного птаха. Для цього кожен птах літає, шукаючи та оцінюючи різні точки, використовуючи одночасно кілька критеріїв виживання. Птах, що знайпов найкращу точку кружляє над нею, поки про неї не стане відомо всій згарї.

Кеннеді та Еберхарт, натхненні соціальною поведінкою птахів, яка надає їм велику перевагу у вижили, при вирішенні проблеми пошуку безпечної точки на суші, запропонували алгоритм під назвою МРЧ, який міг імітувати цю поведінку. Інерційна версія, також відома як класична версія, алгоритму була запропонована в 1995 р. З тих пір інші варіанти пропонуються як варіації класичної рецептури, тобто лінійно-зменшувальна вага інерції, вага коефіцієнта звуження, динамічна інерція та зменшення максимальної швидкості, також у посиланні, крім гібридних моделей або навіть квантових методів оптимізації підходу, які можуть бути застосовані до PSO. У цій главі буде лише представлена ​​інерційна модель PSO, оскільки це найсучасніший алгоритм, і, щоб краще зрозуміти похідні PSO, спочатку слід зрозуміти її класичну версію.

# 2.2 Опис роботи алгоритму

Кеннеді та Еберхарт представили концепцію оптимізації функцій за допомогою рою частинок. Припустимо, потрібно знайти глобальний екстремум n-мірної функції. Функцію можна математично представити у вигляді:

де вектор змінної пошуку, який представляє набір незалежних змінних даної функції. Завдання полягає у виявленні такого , що значення функції є або мінімальним, або максимальним, значенням у діапазоні пошуку. Якщо ж компоненти вектору – дійсні числа, тоді завдання полягає у визначенні конкретної точки в n-мірному просторі, яка є континуумом таких точок.

Розглядаючи рій часток Р, існує вектор положення

і вектор швидкості

на ітерації t для кожної i-ї частинки. Ці вектори оновлюються для кожного виміру j за такими правилами:

та

де i = 1,2,…,P та j = 1,2,…,n.

Екв. (1) позначає, що є три різні внески в рух частинки в ітерації, тому в ній є три терміни, які будуть обговорені далі. Тим часом оновлює положення частинок. Параметр w є постійною вагою інерції, а для класичної версії PSO це позитивне постійне значення. Цей параметр важливий для збалансування глобального пошуку, також відомого як розвідка (коли встановлено вищі значення), та локального пошуку, відомого як експлуатація (коли встановлені нижчі значення). З точки зору цього параметра, можна помітити, що це одна з основних відмінностей між класичною версією PSO та іншими версіями, отриманими з неї.

Перший доданок рівняння оновлення швидкості є добутком між параметром w і попередньою швидкістю частки, що є причиною того, що він позначає попередній рух частинок на поточний. Отже, наприклад, якщо w = 1, на рух частинки повністю впливає її попередній рух, тому частинка може продовжувати рухатися в одному напрямку. З іншого боку, якщо 0≤w <1, такий вплив зменшується, а це означає, що частинка скоріше переходить в інші області в області пошуку. Тому, коли параметр ваги інерції зменшується, рій може досліджувати більше областей у пошуковій області, що означає, що шанси знайти глобальний оптимум можуть збільшитися. Однак існує ціна при використанні менших значень w, тобто моделювання виявляються більш трудомісткими [1].

# РОЗДІЛ 3. ЗАСТОСУВАННЯ ДО ЗАДАЧІ ОПТИМІЗАЦІЇ

## 3.1 Моделювання епідемії SARS-CoV-2

Одним з можливих застосувань методів оптимізації є задача наближення кривої. Для заданої моделі, і набору даних, необхідно підібрати оптимальні параметри моделі, щоб максимально наблизити її до даних.

Для даної курсової роботи було обрано використати метод рою часток для оцінки параметрів моделі епідемії, спираючись на дані епідемії коронавірусної хвороби SARS-CoV-2 в Україні. Дані для цього можна знайти у відкритому доступі, на веб ресурсі ВООЗ. Для зручності, було використано API для мови Python, що дозволяє отримувати доступ до офіційної бази даних зі статистикою по захворюваності [7].

## 3.2 Вибір функції

Першим кроком є вибір функції втрат. Ця функція вказує наскільки сильно нинішній розв’язок відхиляється від вхідних даних. В задачах епідеміології прийнято брати за функцію втрат середнє відхилення.

Аргументом функції втрат візьмемо кількість активних випадків захворювання, оскільки це хороший показник усієї системи. Ще однією причиною такого вибору є ненадійність статистики по всім іншим показникам.

## 3.3 Вибір моделі

Наступним кроком є вибір моделі. В епідеміології, при аналізі інфекційних захворювань, прийнято використовувати полігамні моделі. Вони являють собою, в найпростішому випадку, динамічну систему, що показує співвідношення між сприятливими до захворювання, інфікованими та видужалими індивідами. Найпростішою, такою моделлю є SIR модель, та безліч її модифікацій. Ця модель поділяє населення на 3 групи: S – кількість сприятливих до захворювання, I – кількість інфікованих осіб та R – кількість осіб, які одужали й мають імунітет. SIR модель може бути описана наступною системою диференціальних рівнянь:

де β і γ – відповідно коефіцієнти захворюваності і одужання.

Однак, дослідження показали, що SIR моделі та більшість похідних від погано підходять для моделювання і передбачення динаміки SARS-CoV-2 [8]. Все ж, деякі модифікації SEIR моделі підходять для моделювання цієї динаміки в короткий проміжок часу [9]. Основна відмінність SEIR від SIR моделі полягає у введенні нової групи індивідів – заражених, проте не заразних носіїв, кількості E. Для моделювання SARS-CoV-2 пропонується наступна система:

де:

* Λ > 0 природній приріст населення
* β > 0 коефіцієнт передачі серед здорового населення
* μ > 0 коефіцієнт природньої смертності
* *γ* > 0 темп з яким носії стають заразними
* δ > 0 темп одужання незаразних носіїв
* α > 0 темп одужання заразних носіїв

На жаль, використовуючи дану модель не вдалось отримати очікуваного результату. Система є досить складною, і має не один локальний екстремум, що погано працює з таким мета евристичним алгоритмом як метод рою часток. До того ж дана модифікація SEIR моделі не має обґрунтованих обмежень на нові коефіцієнти та [9].

Щоб полегшити дану систему, припустимо що кількість населення є сталою. Для цього використаємо як базу класичну SEIS модель, і додамо до неї можливість повторного зараження, що замінить коефіцієнти та з попередньої моделі.

## 3.4 Результат роботи алгоритму

Використаємо метод рою часток для оптимізації параметрів моделі. Як вхідні дані, взято статистику коронавірусу SARS-CoV-2 по Україні за березень 2020 – лютий 2021. Для параметрів алгоритму рою часток, беремо 150 часток, 200 ітерацій алгоритму, c1 = 0.5 c2 = 0.3, w = 0.9. Отримуємо результат:

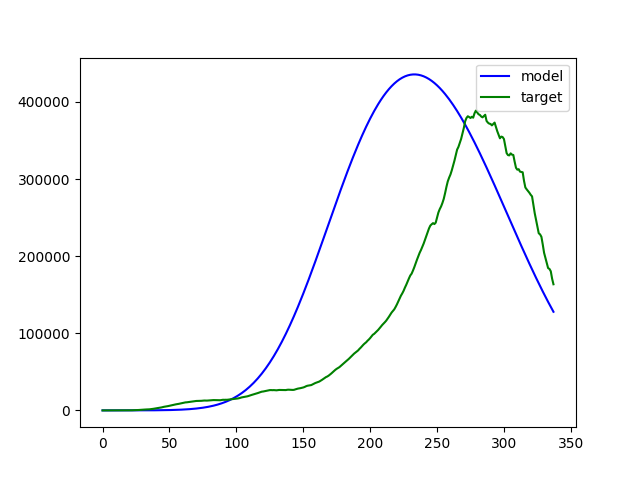


Рис. 1 - результат роботи алгоритму для SEIS моделі

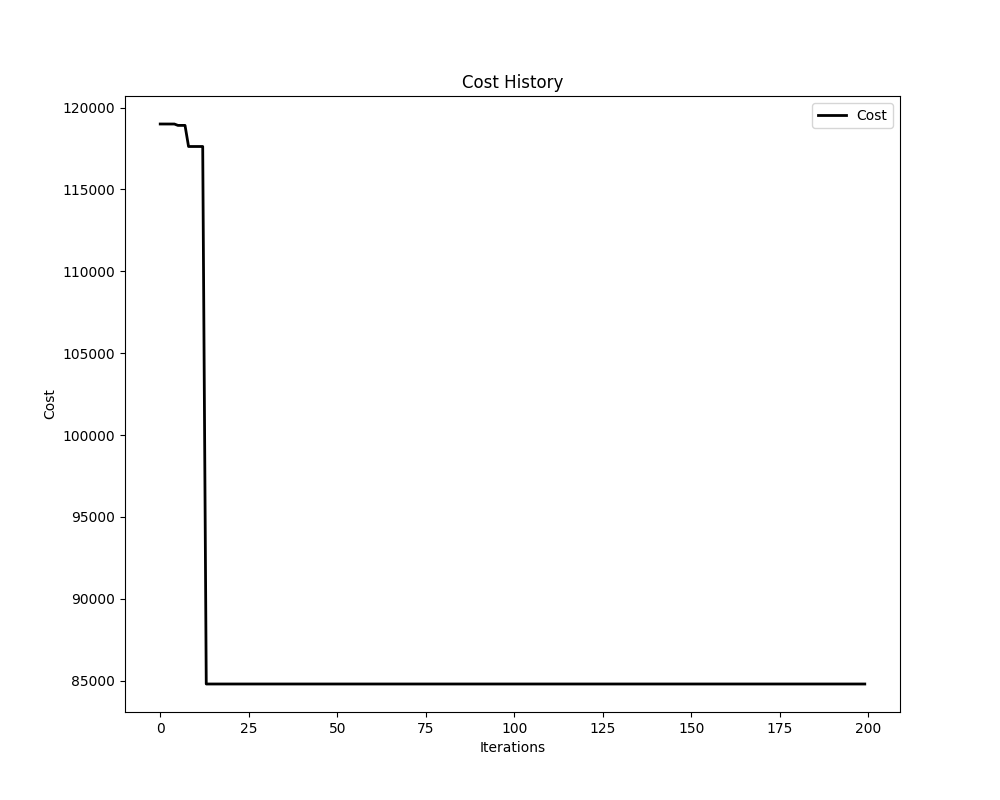
Як видно з рисунку 1, модель має подібну поведінку, але сильно випереджає дані. Це пов’язано з використанням спрощеної моделі SEIRD. 

Рис. 2 - графік функції втрат

Як видно з графіку функції втрат, з 20-ї ітерації, що свідчить про те, проблема саме в не достатньо точній моделі

# ВИСНОВКИ

Виконуючи дану курсову роботу було досліджено можливість застосування методу рою часток до задач оптимізації динамічних систем. З його допомогою було виконано оцінку параметрів моделі пантемії типу SEIR для даних пандемії короновірусної хвороби SARS-CoV-2 по Україні. Алгоритм показав прийнятний рівень точності, при малій затраті ресурсів на обчислення.

Основним джерелом похибок була використана модель. Враховуючи результати цього дослідження, має сенс подальше дослідження застосувань даного методу на більш складних моделях.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ**

1. Bruno Seixas Gomes de Almeida and Victor Coppo Leite (2019) article «Swarm Optimization: A Powerful Technique for Solving Engineering Problems».
2. Das S., Abraham A., Konar A. (2008) «Particle Swarm Optimization and Differential Evolution Algorithms: Technical Analysis, Applications and Hybridization Perspectives». In: Liu Y., Sun A., Loh H.T., Lu W.F., Lim EP. (eds) Advances of Computational Intelligence in Industrial Systems. Studies in Computational Intelligence, vol 116. Springer, Berlin, Heidelberg
3. Pedersen, M.E.H.; Chipperfield, A.J. (2010). «Simplifying particle swarm optimization». Applied Soft Computing 10.
4. Lovbjerg M., Krink T. (2002). «The LifeCycle Model: combining particle swarm optimisation, genetic algorithms and hillclimbers. Proceedings of Parallel Problem Solving from» Nature VII (PPSN).
5. Zhan Z-H., Zhang J., Li Y., Chung H.S-H. (2009). Adaptive Particle Swarm Optimization. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 39 (6).
6. Kennedy J, Eberhart RC. «Particle swarm optimization. In: Proceedings of the International Conference on Neural Networks»; Institute of Electrical and Electronics Engineers. Vol. 4. 1995. pp. 1942-1948. DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968
7. Guidotti, E., Ardia, D., (2020), "COVID-19 Data Hub", Journal of Open Source Software 5(51):2376, doi: 10.21105/joss.02376.
8. Devin Akman, Olcay Akman , Elsa Schaefer: «Parameter Estimation in Ordinary Differential EquationsModeling via Particle Swarm Optimization»
9. Shiva Moein, Niloofar Nickaeen, Amir Roointan, Niloofar Borhani, Zarifeh Heidary, Shaghayegh Haghjooy Javanmard, Jafar Ghaisari & Yousof Gheisari: «Inefficiency of SIR models in forecasting COVID-19 epidemic: a case study of Isfahan», Nature, 4725 (2021)
10. Hamdy M. Youssef1, Najat A. Alghamdi, Magdy A. Ezzat, Alaa A. El-Bary, and Ahmed M. Shawky (2020) «A modified SEIR model applied to the data of COVID-19 spread in Saudi Arabia», AIP Advances 10.