УДК 519.64, 519.65
DOI10.15407/fmmit2023.38.160

Адаптація перетворення Фур'є для відтворення неперіодичних сигналів

Денис Хомюк[1], Володимир Самотий[2,3]
[1] магістр, аспірант, кафедра КСА, Національний університет «Львівська політехніка», вул. С.Бандери 12, 79013, Львів, e-mail: denys.s.khomiuk@lpnu.ua
[2] д.т.н., професор, кафедра КСА, Національний університет «Львівська політехніка», вул. С.Бандери 12, 79013, Львів, e-mail: volodymyr.v.samotyi@lpnu.ua
[3] dr hab. inż., profesor, katedra Automatyki i Informatyki, Politechnika Krakowska im. Tadeusza Kościuszki, ul. Warszawska 24, 31155, Kraków, e-mail: vsamotyy@pk.edu.pl

Швидке перетворення Фур'є (FFT) — це широко використовуваний метод оброблення сигналів, який забезпечує ефективне обчислення дискретного перетворення Фур'є (DFT) сигналу. FFT було вперше опубліковано в 1965 році [1] і з тих пір стало важливим інструментом для інженерів і вчених, які працюють у різних областях, включаючи цифрове оброблення сигналів, телекомунікації та оброблення звуку. FFT забезпечує швидкий і ефективний спосіб аналізу та представлення сигналів у частотній області, що може виявити важливу інформацію про базові сигнали, наприклад частотний вміст і амплітуду. Незважаючи на численні переваги, FFT має деякі обмеження, коли мова йде про апроксимацію неперіодичних функцій. Неперіодичні сигнали є звичайним явищем в реальному світі, і їх точна апроксимація необхідна для багатьох застосувань, таких як оброблення сигналів мовлення та стиснення аудіо. Однак FFT припускає, що сигнали, які він обробляє, є періодичними, що унеможливлює апроксимацію неперіодичних сигналів. Метою цієї статті є комплексний огляд обмежень використання FFT для апроксимації неперіодичних функцій та обговорення потенційних майбутніх напрямків вдосконалення. Описано FFT та його застосування, детально проаналізовано обмеження використання FFT для апроксимації неперіодичних функцій. Зазначено потенційні майбутні напрямки застосування і вдосконалення FFT, включаючи покращення частотної роздільної здатності за допомогою вдосконалених методів вікон. Показано поєднання FFT з іншими методами оброблення сигналів, адаптацію FFT для кращого оброблення неперіодичних сигналів, а також включення методів машинного навчання для апроксимації функцій. Стаття містить огляд обмежень використання FFT для апроксимації неперіодичних функцій. Показано потенційні майбутні напрямки вдосконалення, надано цінну інформацію для дослідників і практиків в царині відтворення неперіодичних сигналів аналітичними виразами.

Ключові слова: швидке перетворення Фур'є, апроксимація функцій, неперіодичні сигнали, генетичні алгоритми, машинне навчання, алгоритми оптимізації, цифрове оброблення сигналів.

Вступ. FFT ґрунтується на припущенні, що аналізований сигнал є періодичним, тобто повторюється з часом. Це припущення необхідне для роботи алгоритму FFT, оскільки він базується на розкладі періодичного сигналу на складові частоти. Проте це припущення не завжди є дійсним у реальних застосуваннях, де сигнали можуть бути неперіодичними та мати складну поведінку.

Припущення періодичності може призвести до неточностей, коли FFT використовується для наближення неперіодичних сигналів, оскільки він фактично «складає» неперіодичний сигнал на себе, створюючи небажані спектральні компоненти. Це може призвести до значних помилок у частотному домені, які можуть впливати на точність наступних операцій оброблення сигналу.

Один з підходів до вирішення цього обмеження полягає у використанні технік віконного фільтрування для обмеження ефектів неперіодичності [2]. Техніки віконного фільтрування полягають у множенні сигналу на функцію вікна, яка зменшує амплітуду сигналу біля країв вікна. Це може допомогти зменшити вплив неперіодичної поведінки на аналіз FFT, покращуючи точність отриманої частотної репрезентації. Проте техніки віконного фільтрування також можуть зменшити загальну роздільну здатність частотної репрезентації, ускладнюючи точне визначення окремих спектральних компонент.

В цілому, припущення періодичності є фундаментальним обмеженням ШПФ по відношенню неперіодичних функцій апроксимації [3]. Дослідники та практики в галузі оброблення сигналів повинні бути свідомі щодо цього обмеження та вживати відповідних заходів для його усунення у своїй роботі.

FFT також є чутливим до шуму в вхідному сигналі, що може впливати на точність отриманої частотної характеристики [4]. Шум може бути введений в сигнал на різних етапах ланцюга оброблення сигналу, включаючи отримання, передачу та оброблення сигналу. У частотному домені шум може проявлятися як небажані спектральні компоненти, що можуть перешкоджати ідентифікації та аналізу справжніх компонентів сигналу. Були розроблені різні методи для вирішення проблеми шуму в сигналовому обробленні на основі FFT, включаючи порогове оброблення, фільтрацію та адаптивні методи оброблення сигналів [5]. Ці методи можуть допомогти зменшити вплив шуму на отриману частотну характеристику, поліпшуючи точність та надійність наступних операцій з оброблення сигналу.

Наступним недоліком FFT є його обмежена частотна роздільна здатність, що може ускладнювати точну ідентифікацію та аналіз близько розташованих спектральних компонентів [3]. Частотна роздільна здатність FFT визначається довжиною вхідного сигналу та кількістю точок, що використовуються при обчисленні FFT. Це означає, що збільшення довжини вхідного сигналу або кількості точок в FFT може покращити частотну роздільну здатність, але це вимагає більших часових витрати на обчислення та зменшує часову роздільну здатність.

Дослідники та фахівці у галузі оброблення сигналів повинні бути уважні щодо обмежень FFT та при необхідності використовувати альтернативні методи оброблення сигналів.

1. Методи покращення характеристик швидкого швидкого перетворення Фур'є

1.1. Покращення частотної роздільної здатності за допомогою технік віконного фільтрування. Один з можливих напрямків для покращення частотної роздільної здатності FFT - використання вдосконалених технік віконного фільтрування. Фільтрація вікна полягає в множенні вхідного сигналу на функцію, яка має значення нуль за межами певного інтервалу та значення одиниці всередині цього інтервалу. Це ефективно зменшує вплив розривів на краях вхідного вікна, що може спричинити витік сигналу та знизити частотну роздільну здатність.

Останні дослідження показують використання різноманітних віконних функцій, таких як вікно Кайзера-Бесселя, вікно Дольфа-Чебишева та вікно Пуассона, для покращення частотної роздільної здатності FFT [6]. Крім того, дослідники вивчають використання адаптивних технік віконного фільтрування, де функція вікна змінюється в залежності від характеристик вхідного сигналу [7].

Інший напрямок досліджень спрямований на використання технік мультивіконного фільтрування, де кілька вікон використовуються для аналізу різних частин сигналу з різними довжинами та формами вікон. Це може дозволити провести більш точну оцінку частоти, особливо в ситуаціях, де частотний вміст сигналу змінюється з часом [8].

В цілому, використання вдосконалених технік вікнування є перспективним напрямом для поліпшення частотної роздільної здатності FFT. Подальші дослідження в цій області можуть привести до більш точного аналізу частот в різних галузях, від оброблення аудіо та зображень до аналізу біомедичних сигналів.

1.2. Комбінація FFT з іншими методами оброблення сигналів. Хоча FFT була цінним інструментом оброблення сигналів протягом кількох десятиліть, вона має свої обмеження, коли використовується самостійно. Проте, комбінація FFT з іншими методами оброблення сигналів може забезпечити більш точні та стійкі результати в різних застосуваннях. Деякі потенційні методи поєднання FFT з іншими техніками оброблення сигналів розглядаються нижче.

Емпірична розкладка на внутрішні режими (EMD) - це метод, що розкладає сигнал на скінчену кількість внутрішніх режимів (IMF), кожен з яких має різні частотні смуги. EMD показала здатність підвищувати точність оцінки частот, а у поєднанні з FFT може забезпечити більш точний та надійний аналіз частот [9].

Представлення розріджених сигналів - це метод, що намагається представити сигнал за допомогою невеликої кількості базисних функцій і використовується в поєднанні з FFT для покращення точності аналізу частот [10]. Представлення розріджених сигналів особливо корисне для нестаціонарних сигналів, де традиційні методи Фур'є можуть бути неефективними.

Методи аналізу спектру вищих порядків, такі як біспектр та бікохерентність, забезпечують більш точний аналіз частот нелінійних та нестаціонарних сигналів. Ці методи використовуються в поєднанні з FFT для надання більш точного та надійного аналізу частот.

Дробове перетворення Фур'є (FRFT) є узагальненням традиційного перетворення Фур'є, яке дозволяє більш гнучкий аналіз сигналів в часовочастотних областях. FRFT демонструє більш точний та ефективний аналіз частот сигналів з нелінійною та нестаціонарною поведінкою [11].

Поєднання FFT з іншими методами оброблення сигналів забезпечує потужний підхід до аналізу сигналів, який може використовуватися в різних застосуваннях, від оброблення звуку та мови до аналізу біомедичних сигналів. Дослідники та практики в галузі оброблення сигналів повинні враховувати потенційні переваги цих методів при розробці нових алгоритмів та технік.

1.3. Адаптація FFT для кращої роботи з неперіодичними сигналами. Перетворення Фур'є традиційно використовувалось для аналізу сигналів з чітко визначеними періодами, але має обмеження у аналізі неперіодичних сигналів. В ряді праць було запропоновано певні підходи для адаптації FFT для кращої роботи з неперіодичними сигналами.

Один з підходів - використання модифікованих версій FFT, таких як короткочасне перетворення Фур'є (STFT) [12] або неперервне хвильове перетворення (CWT) [5]. STFT дозволяє змінювати функцію вікна з часом для кращого захоплення ненаявних сигналів. CWT використовує хвилі, які є функціями, що можуть адаптуватися до різних масштабів і частот, що робить його корисним інструментом для аналізу неперіодичних сигналів.

Інший підхід - використання методів байєсівської інференції, таких як баєсівський аналіз Фур'є [13], які можуть обробляти неперіодичні сигнали з невизначеностями у частотному домені. Розглядаючи ймовірність розподілу частотного вмісту сигналу, байєсівська інференція може забезпечити більш точні оцінки частотних компонентів неперіодичних сигналів.

Інший перспективний підхід заснований на стисненому сприйнятті, техніці, яка дозволяє відновлювати сигнали з меншої кількості вибірок, ніж традиційні методи дискретизації [14]. Використовуючи розрідженість багатьох сигналів, стиснене сприйняття може забезпечити більш точні оцінки частот для неперіодичних сигналів за меншої кількості даних.

Нарешті, були запропоновані методи на основі глибинного навчання, щоб вирішити обмеження FFT в роботі з неперіодичними сигналами. Шляхом навчання нейронних мереж на великому наборі даних неперіодичних сигналів, ці методи можуть навчитися виділяти ознаки та ідентифікувати частотні компоненти, які важко зафіксувати традиційними методами [15].

Одже, адаптація FFT для кращої роботи з неперіодичними сигналами є активною дослідницькою галуззю, і є декілька перспективних підходів, які можуть потенційно долати обмеження традиційних методів FFT. Шляхом поєднання цих методів з іншими передовими техніками оброблення сигналів, можна розробити більш потужні інструменти для аналізу неперіодичних сигналів в широкому спектрі застосувань.

1.4. Включення методів машинного навчання для апроксимації функцій. Використання методів машинного навчання стає все більш популярним у різних галузях, включаючи оброблення сигналів. Алгоритми машинного навчання показали перспективні результати у точній апроксимації нелінійних та нестаціонарних сигналів, що робить їх потенційним кандидатом на покращення точності аналізу Фур'є. Один з підходів - використовувати методи машинного навчання для апроксимації частотних показників сигналу, тренуючи модель на наборі вибіркових прикладів. Цей метод довів свою ефективність у покращенні точності спектрального аналізу порівняно з традиційними методами Фур'є [16].

Ще один підхід полягає в застосуванні методів машинного навчання для ідентифікації домінуючих частот сигналу. За допомогою алгоритмів кластеризації, таких як кластеризація k-середніх або спектральна кластеризація, частотні компоненти сигналу можуть бути розділені та ідентифіковані [17]. Це може покращити точність спектрального аналізу та забезпечити більш детальну інформацію про частотні компоненти сигналу. Крім того, методи машинного навчання можуть бути використані для фільтрації та позбавлення сигналу від шуму. Різноманітні методи, такі як опорний вектор регресії та глибинне навчання, використовуються для позбавлення сигналу від шуму та зменшення шуму у Фур'є-аналізі [18]. Шляхом поєднання методів машинного навчання з Фур'є-аналізом можна покращити точність та надійність аналізу.

Одним з потенційних обмежень використання методів машинного навчання для оброблення сигналів є потреба в великій кількості вибіркових даних для навчання моделей. Це може бути критичним обмеженням в деяких застосуваннях, де обмежена доступність вибіркових даних. Однак останні досягнення в методах глибинного навчання, таких як автоенкодери та генеративні протилежні мережі, показали перспективи в розв'язанні цього обмеження, дозволяючи моделі навчатись на невибіркових даних [19]. В цілому, включення методів машинного навчання до Фур'є-аналізу має потенціал значно покращити точність та надійність спектрального аналізу, особливо в тих випадках, коли традиційні методи можуть бути недостатніми.

2. Використання генетичних алгоритмів для апроксимації неперіодичних сигналів

2.1. Основи генетичних алгоритмів. Генетичні алгоритми (ГА) - це вид евристичного оптимізаційного алгоритму, що базується на процесі природного відбору та генетики. ГА можуть бути використані для знаходження оптимальних рішень складних проблем через ітеративний процес відбору, рекомбінації та мутації рішень-кандидатів [20]. ГА успішно застосовуються до широкого спектру проблем в різних галузях, включаючи інженерію, фінанси та біологію. Для використання ГА для апроксимації функції необхідне відповідне представлення рішень-кандидатів. Це представлення може мати різні форми, такі як набір математичних функцій, набір параметрів або комбінацію обох. Рішення-кандидати оцінюються на основі їх придатності, яка є мірою того, наскільки добре вони апроксимують цільову функцію. Найпридатніші рішення-кандидати відбираються для проведення рекомбінації та мутації з метою генерації нових рішень-кандидатів, які потім знову оцінюються [21].

У контексті неперіодичних сигналів, ГА можуть бути використані для знаходження оптимальних параметрів для заданого набору функцій або моделей, які потім можуть бути використані для апроксимації цільового сигналу. Однією з переваг використання ГА для неперіодичних сигналів є те, що вони можуть бути використані для ідентифікації найважливіших ознак сигналу, які можуть бути використані для побудови простішої та точнішої моделі [22].

2.2. Застосування генетичних алгоритмів для апроксимації функцій. Генетичні алгоритми були застосовані до різних проблем у контексті апроксимації функцій. Наприклад, генетичні алгоритми були використані для апроксимації нелінійних функцій [23], для ідентифікації параметрів заданої моделі та для побудови сурогатних моделей дорогих симуляцій [24].

Один з помітних застосувань генетичних алгоритмів для апроксимації функцій є у галузі оброблення сигналів, де генетичні алгоритми були використані для побудови цифрових фільтрів для нелінійних сигналів. У одному з досліджень було використано підхід на основі генетичного алгоритму для проектування фільтрів для видалення шуму з нелінійних сигналів, який перевершив традиційні методи проектування фільтрів [25].

Розглянемо простий приклад на основі ряду Фур'є. Запишемо формулу ряду Фур'є для непарної функції для першої і третьої гармонік:

$$f(t) = a_1 sin(\omega_1 t + \varphi_1) + a_3 sin(\omega_3 t + \varphi_3) \quad (1)$$

де $a_1 = 120$, $a_3 = 69$, $\omega_1 = \pi$ рад/с, $\omega_3 = 3\pi$ рад/с,$\varphi_1 = 0.1$ рад, $\varphi_3 = 0.94$ рад. Тут a_1, a_3 амплітуди, ω_1, ω_3 кутові частоти і φ_1, φ_3 фази ряду Фур'є. Якщо ми прийняли $\omega_1 = \pi$, а за означенням $\omega_1 = 2\pi f_0$, тоді $f_0 = 0.5$ Гц.

Таким чином період першої гармоніки буде $T = 1/f_0 = 2c$. На рис. 1 наведено графік функції (1) на інтервалі трьох періодів.

Запишемо загальну формулу ряду Фур'є для непарної функції:

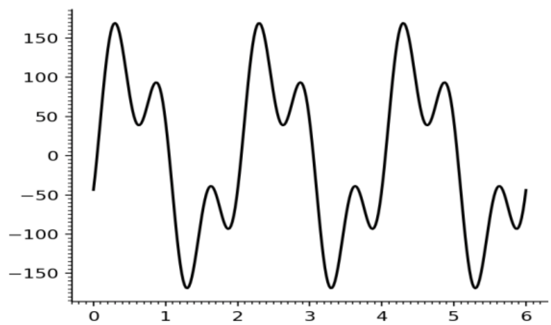

Рис.1. Періодична функція (1)

$$f(t) = \sum_{i=0}^{n} a_i sin(\omega_i t + \varphi_i) \quad (2)$$

ISSN 1816-1545 Фізико-математичне моделювання та інформаційні технології
2023, вип. 38, 156-165

Можемо припустити, що $\omega_i = b_i \omega_0$, де b_i - коефіцієнти апроксимації гармонічної складової. В попередньому прикладі ці коефіцієнти були цілими числами. Але якщо ми підставимо у цю формулу дійсні коефіцієнти, отримаємо неперіодичні функції. Для прикладу, при $a_1 = 120$, $a_3 = 69$, $\omega_1 = 0.1783\pi$ рад/с, $\omega_3 = 1.17\pi$ рад/с , $\varphi_1 = 0.1$ рад , $\varphi_3 = 0.94$ рад ми отримуємо неперіодичну функцію, зображену на рисунку 2. Для $a_1 = 120$, $a_3 = 69$, $\omega_1 = 1.97\pi$ рад/с, $\omega_3 = 2.81\pi$ рад/с, $\varphi_1 = 0.1$ рад/с, $\varphi_3 = 0.94$ рад/с, графік зображено на рис. 3.

Проаналізувавши графіки функції з використанням дійсних b_1 та b_2 можемо зробити висновок, що коефіцієнти апроксимації b_i ряду Фур'є

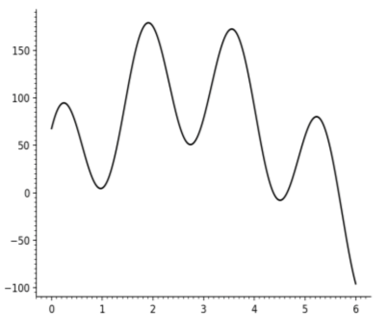

Рис.2. Неперіодична функція (2)

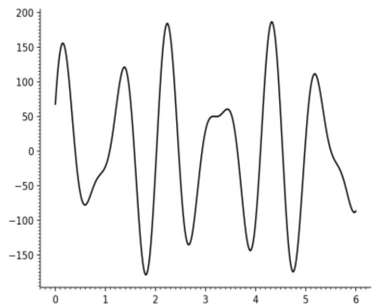

Рис.3. Неперіодична функція (2)

впливають на періодичність функції і також, те що через ряд Фур'є можна представити неперіодичні функції. У цьому прикладі, генетичні алгоритми можуть бути використані для підбору параметрів ряду Фур'є.

2.3. Обмеження та майбутні напрямки. Незважаючи на перспективні результати застосування ГА для апроксимації функцій, існують певні обмеження, які потрібно вирішити. Одним з найважливіших обмежень є високі обчислювальні витрати, пов'язані з ГА, що може зробити їх непридатними для застосування в реальному часі або для задач з великими наборами даних.

Іншим обмеженням є необхідність у відповідному представленні рішень-кандидатів, що може бути доволі складною задачею в певних галузях. Одним з можливих рішень цієї проблеми є використання передових технік представлення, таких як автоенкодери, які можуть бути навчені стисненню представлення даних [26].

Майбутні напрямки досліджень використання ГА для апроксимації функцій включають розробку гібридних підходів, що поєднують ГА з іншими алгоритмами оптимізації, використання технік паралельного обчислення для зменшення обчислювальних витрат та дослідження нових технік представлення [27].

Висновки. FFT - це широко використовуваний метод спектрального аналізу та апроксимації функцій. Проте його використання обмежене в контексті неперіодичних сигналів, де сигнал може не мати чітко визначеного частотного діапазону. У таких випадках FFT не завжди здатний захопити повну інформацію про сигнал, що призводить до поганої точності апроксимації.

Для подолання обмежень використання FFT для апроксимації неперіодичних функцій було запропоновано різні підходи. Один з таких підходів - використання генетичних алгоритмів (GA) для апроксимації функцій. Було показано, що GA є ефективними для знаходження оптимальних рішень для нелінійних сигналів, ідентифікуючи найважливіші особливості сигналу та конструюючи більш просту та точну модель. Застосувавши оптимізацію коефіцієнтів, ми можемо адаптувати графік до бажаного.

Інші потенційні напрямки для подальшого вдосконалення включають використання методів глибокого навчання, таких як згорткові нейронні мережі (CNN), для апроксимації функцій, а також розвиток гібридних підходів, що комбінують різні методи апроксимації.

Використання GA та інших передових методів для апроксимації функцій має потенціал для поліпшення точності та ефективності аналізу неперіодичних сигналів у різних галузях, включаючи оброблення сигналів, фінанси та біо інженерію. Для дослідження застосування та обмежень цих підходів у різних областях та розробки нових та більш ефективних методів апроксимації неперіодичних функцій потрібні подальші дослідження.

Література

[1] James W. Cooley, John W. Tukey (1965). An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. In: Math. Comput. 19, 297–301.

[2] Vaseghi, S. V. (2005). Advanced digital signal processing and noise reduction. John Wiley & Sons, doi:10.1002/0470094966.

[3] Stoica, P., & Moses, R. L. (2005). Spectral analysis of signals. Pearson Prentice Hall. ISBN 0-13-113956-8.

[4] Geoffrey C. Scott , et al. (1987). FFT Performance in the Presence of Noise, 34(6), 424 - 429, doi:10.1109/TBME.1987.326058.

[5] Ingram J. Brown (2009). A wavelet tour of signal processing: the sparse way. Investigación Operacional 30(1). Gale Document Number: GALEIA360358815.

[6] K. M. M. Prabhu (2014). Window Functions and Their Applications in Signal Processing, CRC Press, doi:10.1201/9781315216386.

[7] Srinivasan, S. S., & Divya, M. (2015). Adaptive windowing technique for reducing leakage in FFT spectrum analysis. 2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES), 1-5.

[8] Denis Selimović, Jonatan Lerga, Péter Kovács, Jasna Prpić-Oršić (2022). Improved parametrized multiple window spectrogram with application in ship navigation systems, Digital Signal Processing, 126, doi:10.1016/j.dsp.2022.103491.

[9] Xuerong Ye; Yifan Hu; Junxian Shen; Rui Feng; Guofu Zhai (2020). An Improved Empirical Mode Decomposition Based on Adaptive Weighted Rational Quartic Spline for Rolling Bearing Fault Diagnosis, IEEE Access 8, 123813 - 123827, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3006030.

[10] Hadhrami Ab. Ghani et al. (2020). A review on sparse Fast Fourier Transform applications in image processing. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 10(2), 1346-1351, doi: 10.11591/ijece.v10i2.pp1346-1351.

[11] Xin Li, Zengqiang Ma, De Kang, Xiang Li. (2020). Fault diagnosis for rolling bearing based on VMD-FRFT. Measurement, 155, 107554, doi: 10.1016/j.measurement.2020.107554.

[12] Schofield, J., et al. (2015). Short-time Fourier transform. Encyclopedia of Computational Neuroscience, 1-5. doi:10.1007/978-1-4614-7320-6_738-2.

[13] Bente Vestergaard, Steen Hansen (2005). Application of Bayesian analysis to indirect Fourier transformation in small-angle scattering, Applied Crystallography, 39, 797–804, doi:10.1107/S0021889806035291.

[14] Donoho, D. L. (2006) Compressed sensing. IEEE Transactions on Information Theory, 52(4), 1289-1306. doi:10.1109/TIT.2006.871582.

[15] Weiqiang Zhu., et al. (2019) Signal denoising using deep learning. IIEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 57(11), 9476 - 9488, doi: 10.1109/TGRS.2019.2926772.

[16] Yi Zhang, et al. (2022). Review on deep learning applications in frequency analysis and control of modern power system. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 136, 107744, doi: 10.1016/j.ijepes.2021.107744.

[17] Nicolas Tremblay, et al (2016). Accelerated spectral clustering using graph filtering of random signals. 2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, doi: 10.1109/ICASSP.2016.7472447.

[18] Max A. Little. (2019). Machine Learning for Signal Processing. Oxford University Press, doi: 10.1093/oso/9780198714934.001.0001.

[19] Honglak Lee, Peter Pham, Yan Largman, Andrew Ng (2009). Unsupervised feature learning for audio classification using convolutional deep belief networks. Advances in Neural Information Processing Systems, https://proceedings.neurips.cc/paper/2009/hash/a113c1ecd3cace2237256f4c712f61b5-Abstract.html.

[20] Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. 13th ed. Edition, Addison-Wesley.

[21] Mitchell, M. (1998). An introduction to genetic algorithms. MIT press.

[22] B.V. P Prasad, S., Velusamy Parthasarathy (2017). Detection and classification of cardiovascular abnormalities using FFT based multi-objective genetic algorithm. Biotechnology & Biotechnological Equipment, 32(1), 183-193, doi:10.1080/13102818.2017.1389303.

[23] Jim Hauser, Carla Purdy (2003). Approximating Nonlinear Functions with Genetic Algorithms, https://www.embedded.com/approximating-nonlinear-functions-with-genetic-algorithms.

[24] Huanwei Xu, Hao Li, Ge Xiang, Xin Zhang (2021). An improved adaptive surrogate model and application in thermal management system design. SMaterials & Design, 208, 109883, doi: 10.1016/j.matdes.2021.109883.

[25] Neal R. Harvey, Stephen Marshall (1996). The use of genetic algorithms in morphological filter design. Signal Processing: Image Communication, 8(1), 55-71, doi: 10.1016/0923-5965(95)00033-X.

[26] Jiamu Li, et al (2022). An Auto-Encoder with Genetic Algorithm for High Dimensional Data: Towards Accurate and Interpretable Outlier Detection, Algorithms, *15*(11), 429, doi: 10.3390/a15110429.

[27] Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C. M., & Da Fonseca, V. G. (2003). Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 7(2), 117-132. doi:10.1109/TEVC.2003.810758

Adaptation of Fourier transform for reproducing non-periodic signals

Denys Khomiuk, Volodymyr Samotyi

The Fast Fourier Transform (FFT) is a widely used algorithm for spectral analysis and signal processing. However, the FFT is limited to analyzing periodic signals and is not suitable for non-periodic signals. In recent years, various techniques have been developed to address this limitation and improve the accuracy of non-periodic function approximation. In this article, we review the limitations of using the FFT for non-periodic function approximation and discuss *potential future directions for improvement. We first provide a brief overview of the FFT and its limitations before exploring alternative methods, such as the windowed Fourier transform, the short-time Fourier transform, and machine learning-based methods for function approximation. We also discuss potential future directions for improvement, including the use of hybrid methods that combine the FFT with other techniques, such as wavelet transforms or machine learning-based approaches. Finally, we discuss the implications of these developments for future research and applications. Our review provides insights into the limitations of the FFT for non-periodic function approximation and highlights the potential for alternative methods, such as Genetic Algorithms (GA), to overcome these limitations and improve the accuracy of function approximation.*

Keywords: fast Fourier transform, function approximation, non-periodic signals, genetic algorithms, machine learning, optimization algorithms, digital signal processing.

Отримано 16.12.23