

УДК 62
Код ГРНТИ 59.45

doi 10.54708/19926502_2024_28410652

Разработка интегрированного модуля фильтрации сигналов микровибрации авиадвигателя

Май Синь^{1*}, Хуэй Цинь², Чжифэн Е¹, Чэн Гун³, Ицзюнь Ханг⁴

¹Школа энергетики и энергетика, Нанкинский университет авиации и астронавтики, Нанкин, Цзянсу, Китай

²Научно-исследовательский институт Сучжоу, Харбинский технологический институт, Сучжоу, Цзянсу, Китай

³Нанкин Туоксинг Интеллектуальные технологии управления, ООО, Нанкин, Цзянсу, Китай

⁴Forsense (Shanghai) Technology Co., Ltd, Шанхай, 200000

Аннотация. Микроавиадвигатель – это отрасль авиадвигателя, имеющая широкий спектр применения в различных областях и обладающая высокой ценностью. Микроаэродвигатель производит вибрацию во время работы, различные стили вибрации соответствуют различным условиям эксплуатации, и большинство неисправностей тесно связаны с механическим движением или вибрацией. Благодаря обнаружению вибрации можно напрямую и в режиме реального времени анализировать неисправности. Как основная работа анализа сигнала, фильтрация имеет большое значение. Используя программирование LABVIEW2022 для разработки инструментов фильтрации на основе методов изменения времени, методов непрерывного вейвлет-преобразования и методов дискретного вейвлет-преобразования, реализуется комплексная фильтрация сигнала. Благодаря успешному применению этой технологии подтверждается концепция и закладывается фундамент для последующего глубокого развития.

Ключевые слова: Миниатюрные авиационные двигатели, вибрационные сигналы, методы временных колебаний, непрерывное вейвлет-преобразование, дискретное вейвлет-преобразование, фильтрация.

* xinmai_xm@nuaa.edu.cn

Введение

Микроаэродвигатель (Micro-Aero-Engine) – это вид точного оборудования, предназначенного в основном для беспилотных летательных аппаратов, небольших крылатых ракет и т.д. для обеспечения полета, но также может обеспечивать электроэнергией наземные устройства [1]. Техническая сложность микроавиадвигателя не так хороша, как авиадвигателя гражданского самолета, многие страны могут разрабатывать и производить его самостоятельно, среди наиболее известных стран-Франция, Германия, США, Великобритания, Чехия и так далее [2]. Этот тип оборудования в основном включает в себя турбореактивные двигатели, турбовентиляторные двигатели, поршневые двигатели, роторные двигатели, авиационные силовые двигатели и т.д., физические, как показано на Рис. 1.



Рисунок 1. Физические чертежи нескольких типичных микроавиадвигателей.

В процессе работы силовые установки создают вибрации, и различные стили вибрации соответствуют различным условиям эксплуатации. Подавляющее большинство неисправностей тесно связано с механическим движением или вибрацией [3]. Обнаружение вибрации имеет широкий охват непосредственного, реального времени и типов неисправностей, поэтому обнаружение вибрации лежит в основе различных методов прогнозирования капитального ремонта. После длительной практики инженеры и технические специалисты могут в основном реализовать раннее предупреждение и оперативную диагностику неисправностей с помощью систем мониторинга вибрации для анализа сигналов вибрации, обеспечивая тем самым безопасность и бесперебойную работу оборудования и машин. Это делает этот тип технологии в исследовании энергетического оборудования, морских силовых установок, авиационных двигателей, дизельных двигателей, ветрогенераторов и других силовых установок в рабочем состоянии исследования, есть значительная прикладная ценность [4, 5].

Отказ двигателя – это некачественное состояние оборудования, которое влияет на нормальную работу оборудования или снижает эксплуатационные показатели двигателя. К отказам силового агрегата обычно относят: повреждение деталей или узлов двигателя сверх установленных соответствующих значений, потерю заданных функций систем или оборудования двигателя, снижение фактических показателей работы двигателя [6, 7]. Диагностика неисправностей силовой установки заключается в обнаружении, идентификации и прогнозировании изменений в рабочем состоянии двигателя в процессе эксплуатации, и по соответствующему характерному значению информации о его состоянии вынести суждение до возникновения аварии, указать на причину неисправности и возможные детали, чтобы принять соответствующее решение, и в конечном итоге сделать неисправность эффективной и своевременно устранить, устранив скрытую опасность. Таким образом, можно повысить надежность и безопасность работы двигателя [8–10].

Для того чтобы улучшить распознаваемость сигнала и тем самым облегчить его последующий анализ, здесь применяются фильтрация с изменением времени, фильтрация с непрерывным вейвлет-преобразованием и фильтрация с дискретным вейвлет-преобразованием.

Принципы работы алгоритма

Метод переменного времени. Фильтр с изменяющимися во времени характеристиками – это тип фильтра, который широко используется в обработке сигналов. В то время как обычные фильтры обычно имеют фиксированные характеристики фильтрации, характеристики фильтрации фильтров с изменяющимся временем могут меняться с течением времени. Он может адаптироваться к различным средам и приложениям, обрабатывая сигнал в реальном времени в соответствии с характеристиками входного сигнала [11]. Благодаря своим очевидным преимуществам он находит широкое применение в современной области анализа сигналов.

$$y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} q(t, v)x(v)dv \quad (1)$$

При линеаризованной фильтрации с изменением времени ключевым моментом является выбор фильтрующей функции $q(t, v)$ и ее исследование с $x(v)$ в качестве входного сигнала и $y(t)$ в качестве отфильтрованного сигнала.

Метод непрерывного вейвлет-преобразования. Фильтрация с помощью непрерывного вейвлет-преобразования (CWT): Этот метод используется для анализа низкочастотных составляющих сигнала, и его частотное разрешение может быть очень высоким; этот метод также в основном используется для анализа высокочастотных составляющих из-за высокой скорости разложения по времени и эффекта микроскопа, который он имеет из-за переходных аномальных составляющих, которые могут быть обнаружены смешанными в отображаемом сигнале [12]. Ограничения короткопериодного преобразования Фурье (STFT) на разрешающую способность могут быть преодолены с помощью этого метода для достижения

локализованного временно-частотного анализа, который имеет фиксированный размер окна, но переменную форму, что как раз подходит для исследования и анализа вибрационных сигналов [13].

Пусть $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$, $\hat{\psi}(w)$ - преобразование Фурье $\psi(t)$, когда $\hat{\psi}(w)$ удовлетворяет следующему условию.

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (2)$$

Назовем $\psi(t)$ фундаментальным вейвлетом. Перевод $\psi(t)$ дает

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

где «а» - масштабный параметр, «b» - параметр трансляции, $a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0$.

CWT функции $f(t)$ определяется как:

$$\text{CWT}_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (4)$$

Непрерывный вейвлет $\psi_{a,b}(t)$ имеет схожую функцию с функцией окна в кратковременном Фурье. Когда «а» становится меньше, область поддержки $\psi_{a,b}(t)$ сужается, а спектр $\hat{\psi}_{a,b}(w)$ расширяется до высоких частот, и наоборот, реализуя адаптивный размер окна. При увеличении частоты сигнала ширина временного окна становится более узкой, что позволяет улучшить разрешение во временной области; ширина окна становится шире при уменьшении частоты сигнала, что благоприятно для обнаружения медленно меняющихся сигналов и позволяет улучшить разрешение в частотной области.

В итоге можно сказать, что вейвлет-преобразование очень хорошо подходит для локального анализа сигналов. CWT не только обладает вышеперечисленными характеристиками, но и свойствами линейности, трансляционной устойчивости и телескопической изотропии. Чтобы сделать $\hat{\Psi}(w)$ лучше локализованной в частотной области, вейвлет-функция $\Psi(t)$ должна удовлетворять условию регулярности в дополнение к условию толерантности. Для этого необходимо, чтобы $|\text{CWT}_f(a, b)|$ быстро убывала по мере уменьшения «а». Условимся, что первые N моментов порядка от начала $\Psi(t)$ равны 0, а значение N как можно больше, т.е.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad (5)$$

$$k = 1, 2, \dots, N.$$

Метод дискретного вейвлет-преобразования. Дискретное вейвлет-преобразование, или сокращенно DWT – это класс методов совместного анализа временных и частотных характеристик с переменным разрешением, которые могут широко применяться для поиска данных, объединения информации, анализа данных и т.д. [14]. DWT не требует сложных вычислительных операций в процессе преобразования и требует только простых вычислений умножения и сложения рядов, что позволяет достичь быстрого разложения и реконструкции. Реконструкция, таким образом, обладает высокой скоростью вычислений и поэтому реализует применение в обработке вибрационных сигналов функций обработки в реальном времени, что позволит значительно повысить эффективность данного вида анализа. В области обработки сигналов фильтрация является фундаментальной операцией, используемой для удаления шума и извлечения полезной информации из сигнала. Фильтрация с помощью дискретного вейвлет-преобразования - это метод фильтрации, основанный на вейвлет-функции, который позволяет эффективно реализовать денуазирование и извлечение признаков из сигналов. Основной принцип фильтрации дискретного вейвлет-преобразования заключается в разложении сигнала на множество субсигналов различных частот, а затем в фильтрации и восстановлении этих субсигналов. Банк фильтров дискретного вейвлет-преобразования состоит из низкочастотного фильтра и высокочастотного фильтра, которые используются для извлечения низкочастотных

и высокочастотных компонентов соответственно. Низкочастотные компоненты сглаживаются, а высокочастотные – детализируются. Фильтрация дискретных вейвлет-переменных может быть разделена на два этапа – разложение и восстановление [15]. На этапе декомпозиции исходный сигнал разлагается на две части: коэффициенты аппроксимации и коэффициенты детализации под действием фильтров низких и высоких частот. Коэффициенты аппроксимации представляют собой сигнал с более низкими частотами составляющих, а коэффициенты детализации – сигнал с более высокими частотами составляющих. На этапе реконструкции исходный сигнал может быть уменьшен путем обратного преобразования степеней аппроксимации и детализации. Выделение и удаление компонентов сигнала на разных частотах достигается за счет изменения параметров фильтра и количества ступеней [16].

Ключом к реализации DWT является использование фильтров, которые будут подробно описаны в этом разделе. Сначала проводится моделирование, и дискретный вейвлет $\psi_{j,k}(t)$ обозначается как:

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi\left(\frac{t - ka_0^j b_0}{a_0^j}\right) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (6)$$

Коэффициенты дискретного вейвлет-преобразования обозначаются как:

$$C_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (7)$$

Исходя из вышеприведенных требований, уравнение можно перестроить в следующий вид:

$$f(t) = C \sum_{-\infty}^{+\infty} \sum_{-\infty}^{+\infty} C_{j,k} \psi_{j,k}(t), \quad (8)$$

где C – независимая константа.

Частота бинарного вейвлета функции или сигнала, представленного в виде бинарного вейвлет-преобразования, дискретизируется так, чтобы покрыть всю положительную полуось:

$$CWT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (9)$$

Масштабный параметр «а» занимает всего 2^{-j} .

Как для численных расчетов, так и для удобства теоретического анализа ортогональное вейвлет-преобразование удовлетворяет требованиям дискретных масштабных параметров и параметров, ориентированных на время.

Вейвлетная базисная функция $\Psi(t)$, с

$$\{\psi_{j,k}(t) = 2^{k/2} \Psi(2^k a - j); k, j \in N * N\} \quad (10)$$

Условиями составления стандартного ортогонального множества в пространстве $L^2(R)$ являются

$$\langle \psi_{k,f}, \psi_{k,f} \rangle = \int_R \psi_{j,k}(t) \psi_{1,n}^*(x) dx = \delta(k-1) \delta(j-n) \quad (11)$$

Ортогональные вейвлеты $\Psi(t)$, $\delta(t)$ называются функциями Кронекера.

Здесь существует аналитическая формула разложения вейвлетного ряда для любой функции или сигнала $f(t)$.

$$f(t) = \sum_{-\infty}^{+\infty} \sum_{-\infty}^{+\infty} A_{k,j} \psi_{j,k}(t), \quad (12)$$

где коэффициенты $A_{k,j}$ задаются:

$$A_{k,j} = \int_R f(t) \psi_{j,k}^*(t) dt, \quad (13)$$

называются вейвлет-коэффициентами.

Отсюда следует, что вейвлет-коэффициенты $A_{k,j}$ являются непрерывным вейвлет-преобразованием сигнала $f(t)$

$$CWT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt. \quad (14)$$

Фильтрация дискретного вейвлет-преобразования – важный метод анализа и обработки сигналов. Он реализует цели обесцвечивания сигнала и извлечения признаков путем разложения сигнала на субсигналы различных частот и восстановления этих субсигналов с помощью фильтрации. Его преимуществами являются многоразрешающий анализ, локализация во времени и частоте и высокая вычислительная эффективность.

Дизайн программы

Исходя из вышеизложенного принципа, программа разработана с помощью LABVIEW2022, вызывающего модуль расширенной разработки, а панель программы показана на рисунке 2. В программе, в дополнение к разработке временной фильтрации, непрерывной фильтрации вейвлет-преобразования и дискретной фильтрации вейвлет-преобразования, эти три функции, есть также функция воспроизведения вибрационного сигнала.

На основе этого реализуется интегрированная фильтрация и исследование всей программы.

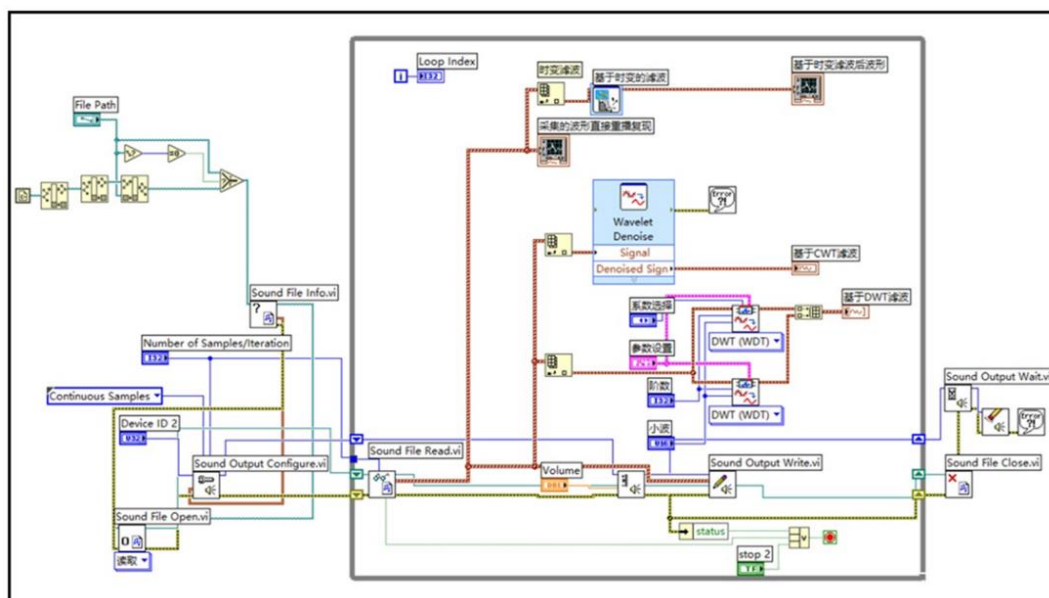


Рисунок 2. Схема программной панели инструмента фильтрации вибрационных сигналов.

Применение и проверка

При использовании этой программы для анализа сигнала вибрации миниатюрного авиадвигателя, подвергнутого ударному воздействию, результаты показаны на Рис. 3. Как видно, на передней панели левый верхний угол - это исходная форма сигнала; левый нижний угол - форма сигнала, обработанная временной фильтрацией; правый верхний угол – результат фильтрации сигнала дискретным вейвлет-преобразованием; правый нижний угол – результат фильтрации сигнала непрерывным вейвлет-преобразованием. Из приведенных выше результатов видно, что каждый модуль фильтрации функционирует хорошо и работает нормально, и все они могут завершить идентификацию и извлечение особенностей сигнала, а также достичь ожидаемых проектных показателей.

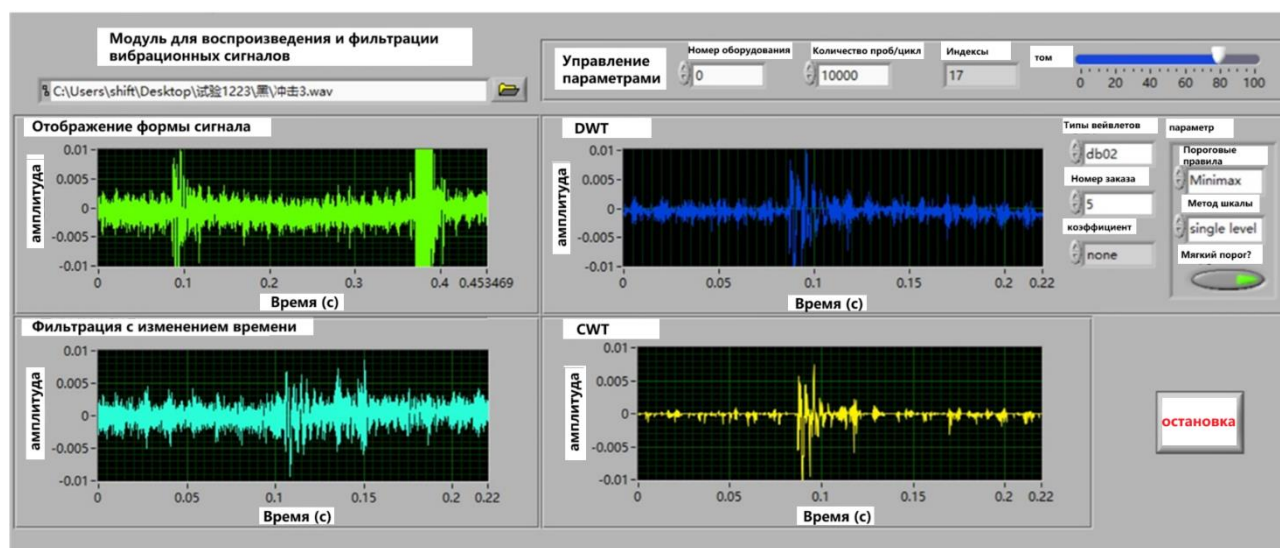


Рисунок 3. Вид на переднюю панель инструмента для фильтрации вибрационных сигналов.

Выводы

В данном исследовании с помощью LABVIEW2022 реализована комплексная фильтрация вибрационных сигналов на основе трех методов: временных колебаний, непрерывного вейвлет-преобразования и дискретного вейвлет-преобразования.

Практика показала, что инструмент прост в разработке, быстр в работе, силен в анализе сигналов и способен выполнять практическую работу в инженерных приложениях, а также был опробован инженерами и получил хорошие отзывы.

Литература:

1. Dręzek Przemysław S, Kubacki Sławomir, Żółtak Jerzy. Multi-objective surrogate model-based optimization of a small aircraft engine air-intake duct // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering. 2022. Vol. 236. № 14. P. 2909–2921.
2. Changan Yu, et al. Research on six-component strain balance for thrust vector measurement of the mini aero-engine // Proceedings of 2nd International Conference on Computer Engineering, Information Science & Application Technology (ICCIA 2017). Ed. Facility Design and Instrumentation Institute China Aerodynamics Research and Development Center. 2017. P. 653–659.
3. Ahmed Ghazi Abdulameer, et al. Naïve Bayes algorithm for timely fault diagnosis in helical gear transmissions using vibration signal analysis // International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM) prepublsh. 2024. P. 1–12.
4. MD Saiful Islam, et al. Study on Fault Diagnosis and Data Processing Techniques for Substrate Transfer Robots Using Vibration Sensor Data // 마이크로전자 및 패키징학회지. 2024. Vol. 31. № 2.
5. Yanzuo Lai, et al. Automated fault diagnosis of rotating machinery using sub domain greedy Network Architecture search // Advanced Engineering Informatics. 2024. Vol. 62. P. 102753-102753.
6. Yub Jung, et al. AI-Based Anomaly Detection Techniques for Structural Fault Diagnosis Using Low-Sampling-Rate Vibration Data // Aerospace. 2024. Vol. 11. № 7. P. 509-509.
7. Lourari Abdel wahhab, Soualhi Abdenour, Benkedjough Tarak. Advancing bearing fault diagnosis under variable working conditions: a CEEMDAN-SBS approach with vibro-electric signal integration // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2024. Vol. 132. № 5. P. 2753-2772.
8. Fei Zeng, Xiaotong Ren, Qing Wu. A fault diagnosis method for motor vibration signals incorporating Swin transformer with locally sensitive hash attention // Measurement Science and Technology. 2024. Vol. 35. № 4.

9. Xiaojiao Gu, et al. Improved SE-ResNet Acoustic–Vibration Fusion for Rolling Bearing Composite Fault Diagnosis // *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. № 5.
10. Ma Yumeng, et al. Structural fault diagnosis of UAV based on convolutional neural network and data processing technology // *Nondestructive Testing and Evaluation*. 2024. Vol. 39. № 2.P. 426-445.
11. Sarangi Swetalina, et al. Fault detection technique using time-varying filter-EMD and differential-CUSUM for LVDC microgrid system // *Electric Power Systems Research*. 2023. Vol. 219.
12. Lijiang Song, et al. A Non-Metallic pipeline leak size recognition method based on CWT acoustic image transformation and CNN // *Applied Acoustics*. 2024. Vol. 225. P. 110180-110180.
13. Sajiha Shaik, et al. Automatic dysarthria detection and severity level assessment using CWT-layered CNN model // *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*. 2024. Vol. 2024. № 1.
14. H. Massar, et al. Advancements in Blind Source Separation for EEG Artifact Removal: A comparative analysis of Variational Mode Decomposition and Discrete Wavelet Transform approaches // *Applied Acoustics*. 2025. Vol. 228. P. 110300-110300.
15. Wanqi Yang, et al. An integrated CBLA-Net with fractional discrete wavelet transform and frequency-based CARS to predict heavy metal elements by XRF // *Analytica Chimica Acta*. 2024. Vol. 1323. P. 343073-343073.
16. Adriano Dayvson Marques Ferreira, Ramiro B. Willmersdorf, Silvana M.B. Afonso. Corroded pipeline assessment using neural networks, the Finite Element Method and discrete wavelet transforms // *Advances in Engineering Software*. 2024. Vol. 196. P. 103721-103721.

Благодарности:

Мы хотели бы выразить нашу глубокую благодарность за сильную поддержку, оказанную Школой энергетики и энергетики Нанкинского университета авиации и аэронавтики.

Об авторах:

Май Синь, Кандидат наук, Старший инженер, Школа энергетики и энергетики, Нанкинский университет авиации и аэронавтики; xinmai_xm@nuaa.edu.cn.

Хуэй Цинь, Доктор наук, Старший инженер, Научно-исследовательский институт Сучжоу, Харбинский технологический институт.

Чжифэн Е, Доктор наук, Профессор, Школа энергетики и энергетики, Нанкинский университет авиации и аэронавтики.

Чэн Гун, Степень магистра, Технический директор, Нанкин Туоксинг Интеллектуальные технологии управления, ООО.

Ицзюнь Ханг, Доктор наук, Генеральный директор, Forsense (Shanghai) Technology Co., Ltd.

Metadata:

Title: Design of Integrated Filter Module for Micro Aero-engine Vibration Signal

Author 1: Mai Xin, School of Energy and Power, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210000, Jiangsu, China, xinmai_xm@nuaa.edu.cn, <https://orcid.org/0000-0002-6977-0113>.

Author 2: Hui Qin, Suzhou Research Institute, Harbin Institute of Technology, Suzhou, Jiangsu, 215000, China.

Author 3: Zhifeng Ye, School of Energy and Power, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210000, Jiangsu, China.

Author 4: Cheng Gong, Nanjing TuoXing Intelligent Control Technology Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu, 210000, China.

Author 5: Yijun Hang, Forsense (Shanghai) Technology Co., Ltd, Shanghai, 200000, China.

Abstract: Micro aero-engine is a branch of aero-engine that has a wide range of applications in various fields and is of high value. Micro aero-engine will produce vibration during operation, different vibration styles correspond to different operating conditions, and most faults are closely linked with

mechanical movement or vibration. Through vibration detection can directly and real-time fault analysis. As the basic work of signal analysis, filtering is of great significance. By using LABVIEW2022 programming to develop filtering tools based on time-varying methods, continuous wavelet transform methods, and discrete wavelet transform methods, the comprehensive filtering of the signal is realized. Through the successful application of this technology, the conception is confirmed and the foundation is laid for the subsequent deep development.

Keywords: Miniature aircraft engines, Vibration signals, Time-varying methods, Continuous wavelet transform, Discrete wavelet transform, filtering