

ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ НАДІЙНОСТІ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ

Салагор В. І.

*здобувач вищої освіти ступеня доктора філософії
за спеціальністю 123 – Комп'ютерна інженерія
факультету кібербезпеки, програмної інженерії
та комп'ютерних наук
Міжнародний гуманітарний університет
м. Одеса, Україна*

Надійність комп'ютерних систем є одним із ключових параметрів їх ефективного функціонування, особливо в критично важливих галузях, таких як медицина, авіація, фінансовий сектор та наукові обчислення. Надійність визначається здатністю системи виконувати задані функції без збоїв протягом певного часу. Аналіз надійності включає математичне моделювання, статистичні методи прогнозування та емпіричні підходи, що дозволяють оцінити тривалість безвідмовної роботи та ймовірність відмов.

Основними статистичними методами аналізу надійності є регресійні моделі, багатофакторний аналіз, методи Байєсівського прогнозування та Марковські процеси [1, 2].

Загальний підхід до оцінки надійності базується на визначенні ймовірності безвідмовної роботи $R(t)$, інтенсивності відмов $\lambda(t)$ та середнього часу безвідмовної роботи ($MTBF$ – Mean Time Between Failures). Функція надійності визначається як

$$R(t) = P(T > t) = 1 - F(t),$$

де $F(t)$ – функція розподілу ймовірностей відмов. Для систем із експоненційним законом розподілу часу до відмов функція надійності має вигляд

$$R(t) = e^{-\lambda t},$$

де λ – середня інтенсивність відмов, що визначається як

$$\lambda = \frac{1}{MTBF}.$$

Для більш складних систем часто використовується закон Вейбулла $W(\beta, \eta)$, який має гнучкіший характер:

$$R(t) = e^{-(t/\eta)^\beta},$$

де η – параметр масштабу, а β – параметр форми, який визначає характер розподілу відмов.

Одним із важливих статистичних підходів є регресійні методи прогнозування надійності. Якщо відмови залежать від певних зовнішніх факторів, то можна використовувати логістичну регресію або методи машинного навчання для моделювання ймовірності відмови як функцію часу та експлуатаційних умов. Для багатфакторного аналізу використовується модель Кокса:

$$h(t) = h_0(t)e^{\beta^T X},$$

де $h_0(t)$ – базова функція ризику, X – випадковий вектор, β – параметр регресії.

Марковські процеси використовуються для аналізу станів відмов, коли комп'ютерна система може переходити між різними режимами роботи, включаючи часткові збої. Система описується матрицею ймовірностей переходів

$$P = \{p_{ij}\},$$

де p_{ij} – ймовірність переходу системи зі стану i у стан j . Важливим параметром є середній час перебування в кожному стані перед переходом у наступний.

Байєсівські методи дозволяють уточнювати прогноз надійності в міру накопичення даних про відмови. Якщо початкова оцінка інтенсивності відмов мала апіорний розподіл $\pi(\lambda)$, а після збору нових даних спостерігається n відмов за час T , то оновлений розподіл визначається як

$$\pi(\lambda|n, T) \propto L(n, T | \lambda)\pi(\lambda),$$

де $L(n, T | \lambda)$ – функція правдоподібності.

Практичне застосування статистичних методів прогнозування надійності включає аналіз історичних даних про збої, прогнозування залишкового ресурсу системи та оптимізацію технічного обслуговування. Таким чином, статистичні методи дозволяють не лише оцінити поточну надійність комп'ютерних систем, а й будувати прогнози щодо їхньої подальшої експлуатації, що є критично важливим для галузей з підвищеними вимогами до безпеки та безперервності роботи.

Аналіз наукової літератури показує, що найбільш ефективними підходами до прогнозування надійності комп'ютерних систем є моделі, що враховують як статистичні методи, так і машинне навчання. Наприклад, нейронні мережі та методи глибокого навчання застосовуються для аналізу великих масивів даних, що дозволяє ідентифікувати приховані залежності між параметрами роботи системи та її надійністю. Роботи, присвячені використанню штучного інтелекту в оцінці надійності [3] демонструють, що алгоритми глибокого навчання можуть забезпечувати точність прогнозування на рівні 90% і вище, що значно перевищує традиційні регресійні моделі.

Дослідження [4] підтверджують ефективність гібридних підходів, що комбінують традиційні моделі надійності з алгоритмами машинного навчання. Автор зазначає, що поєднання методів Вейбулла з нейронними мережами дозволяє адаптивно оновлювати оцінки надійності в умовах змінного навантаження на систему.

Підсумовуючи, прогнозування надійності комп'ютерних систем є багатовимірною задачею, що вимагає комплексного підходу. Використання класичних математичних моделей у поєднанні з сучасними алгоритмами машинного навчання дозволяє досягти високої точності прогнозування та ефективного управління ризиками відмов. Враховуючи багатовимірність моделей доцільно застосовувати тензорні методи. Майбутні дослідження можуть бути спрямовані на розробку адаптивних систем моніторингу на основі аналізу великих даних та вдосконалення методів оцінки інтенсивності відмов у реальному часі.

Література:

1. Калініна І.О, Гожий О.П. Прогнозування нелінійних нестационарних процесів на основі байєсівського підходу. «Ольвійський форум – 2023. Стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі». Технічні науки. Матеріали міжнародної науково-практичної конференції. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2023, С. 170-176.
2. Кукуш О.Г., Чернова О.О. Критерій згоди в моделі Кокса із пропорційними ризиками та похибками вимірювання. / Теорія ймовірностей та математична статистика, Вип. 2 (99), 2018, С. 113-122.
3. Taye M.M. Understanding of Machine Learning with Deep Learning: Architectures, Workflow, Applications and Future Directions. Computers 2023, 12, 91. [https:// doi.org/10.3390/computers12050091](https://doi.org/10.3390/computers12050091)
4. Estonilo C.G. Festijo E.D. Evaluation of the Deep Learning-Based m-Health Application Using Mobile App Development and Assessment Guide. In Proceedings of the 2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference, CCWC 2022, Las Vegas, NV, USA, 26–29 January 2022; pp. 435–440.