

ВІДСТЕЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОСЛІДОВНОСТЯХ НА ОСНОВІ МЕТОДУ МОНТЕ-КАРЛО

В роботі досліджується підхід до відстеження об'єктів у відеопослідовностях, що заснований на методі Монте-Карло. У якості моделі спостереження використовується колірна гістограма об'єкта. Представлено результати експериментальних досліджень відстеження пішоходів у колірних відеопослідовностях.

The approach for object tracking in video sequences, based on Monte Carlo method is researched in this paper. Color histogram of the object is used as observation model. The results of experimental researches of pedestrian tracking in color video sequences are presented.

Ключові слова: відстеження, відеопослідовність, об'єкт, пішохід, метод Монте-Карло.

Вступ

Відстеження об'єктів у відео є важливою задачею комп'ютерного бачення. Швидкий ріст потужності комп'ютерів та доступність високоякісних та недорогих відеокамер разом зі збільшенням необхідності автоматизованого відеоаналізу сформували значний інтерес до алгоритмів відстеження об'єктів [1].

Відстеження об'єктів здійснюється у багатьох застосуваннях [2], а саме:

- розпізнавання руху з метою ідентифікації особи, опираючись на специфічності її ходи;
- автоматичне відеоспостереження, тобто моніторинг сцени з метою виявлення підозрілої активності чи небажаних подій;
- взаємодія "людина-комп'ютер", в рамках якої здійснюється розпізнавання жестів, відстеження руху очей для взаємодії з комп'ютером;
- моніторинг дорожнього руху, тобто отримання в реальному часі статистики дорожнього руху для оптимального керування транспортними потоками;
- навігація автомобілів, тобто здійснення планування маршруту та обходу перешкод автомобілем;
- системи захисту пішоходів, наприклад, "розумні" світлофори, які можуть видавати звуковий сигнал у разі присутності пішоходів на переході, особливо це актуально в умовах поганої видимості;
- навігація роботів;
- відеостиснення, де відстеження може використовуватись, наприклад, для стиснення з меншим ступенем втрат областей кадру, в яких знаходяться об'єкти інтересу;
- телеконференції.

У найпростішому випадку відстеження може бути визначене як проблема оцінювання траєкторії об'єкта у послідовності відеокадрів. Іншими словами, під час відстеження у кожному кадрі мають бути виставлені мітки об'єкта, що відстежується, наприклад, такі мітки можуть визначати просторове положення об'єкта. Крім того, залежно від задачі, метод відстеження може забезпечувати таку інформацію про об'єкт, як орієнтація чи форма об'єкта.

Відстеження об'єктів є складною задачею у зв'язку з такими факторами:

- втрата інформації спричинена проекцією тривимірного світу у двовимірне зображення;
- присутність шумів на зображенні;
- складні рухи об'єкта;
- часткові чи повні оклюзії об'єкта;
- складні форми об'єкта;
- зміни освітлення;
- вимога обробки у реальному часі.

Спрощення відстеження може бути здійснено шляхом введення обмежень на рух чи/і зовнішній вигляд об'єктів. Наприклад, майже всі алгоритми відстеження припускають, що рух об'єкта є плавним без різких змін. Іншим обмеженням стосовно руху може бути апріорна інформація про постійну швидкість чи постійне прискорення об'єкта. Апріорна інформація про кількість та розмір об'єктів чи зовнішній вигляд і форму об'єктів також може спростити проблему відстеження.

Методи відстеження об'єктів класифікують на такі групи [2]:

- відстеження на основі зображень (image-based);
- відстеження на основі контурів (contour-based);
- відстеження на основі фільтрації (filtering-based).

Методи відстеження на основі зображень отримують загальні ознаки з зображень (кадрів), а потім відбувається групування цих ознак, використовуючи високорівневу інформацію сцени [3].

Методи відстеження на основі контурів передбачають, що об'єкт обмежений контуром з відомими властивостями. Пікселі контуру відстежуються від кадру до кадру, використовуючи наперед визначену модель форми контуру [4-6].

Методи відстеження на основі фільтрації здійснюють прогнозування та адаптацію ознак об'єкта в

часі. Відстеження форми та місцезнаходження об'єкта в часі добре здійснюється за допомогою фільтра Калмана у випадку коли проблема відстеження може бути модельована як лінійна динамічна система [7]. Розширений фільтр Калмана застосовується до нелінійних, але унімодальних процесів, в яких нелінійна поведінка апроксимується місцевими лінеаризаціями [8]. Використання методу Монте-Карло представляє надійний підхід для відстеження об'єктів, що не обмежується лише лінійними системами. Головною ідеєю методу Монте-Карло є апроксимація апостеріорної щільності при використанні рекурсивного байєсівського фільтра набором зразків з відповідними вагами. Метод Монте-Карло широко використовується у візуальному відстеженні для вирішення обмежень, які випливають з нелінійності та ненормальності руху об'єкта [9].

Метою роботи є дослідження підходу до відстеження об'єктів у відеопослідовностях, що заснований на методі Монте-Карло з метою підвищення ефективності відстеження пішоходів.

Теоретична частина

Відеопослідовність можна представити у вигляді динамічної системи, розглянемо підхід який використовує простір станів динамічної системи [10].

Нехай x_t – вектор стану об'єкта в момент часу t , а $x_{1:t} = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ – це історія станів об'єкта до моменту часу t . Нехай y_t – вектор спостереження в момент часу t , а $y_{1:t} = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$ – це історія спостережень до моменту часу t .

Проблема відстеження об'єктів у відеопослідовностях, використовуючи термінологію розпізнавання образів, полягає в оцінці стану об'єкта x_t у момент часу t використовуючи набір спостережень y_t з послідовності відеокадрів [11].

Здійснимо моделювання послідовності станів об'єкта $\{x_t\}$ у вигляді випадкового марковського процесу. Припустимо, що спостереження $\{y_t\}$ є умовно незалежними при даній послідовності станів. Згідно з цим припущенням об'єкт повністю характеризується наступним чином:

- $p(x_t | x_{t-1})$: Функція щільності ймовірності зміни стану, яка описує зміну стану об'єкта в часі, від $t-1$ до t .

- $p(y_t | x_t)$: Функція щільності ймовірності спостереження, яка описує умовну ймовірність спостереження поточного стану об'єкта.

- $p(x_0)$: Априорна ймовірність стану в момент часу $t = 0$.

Використовуючи функції щільності ймовірності зміни стану $p(x_t | x_{t-1})$ та щільності ймовірності спостереження $p(y_t | x_t)$ апостеріорна щільність ймовірності $p(x_t | y_{1:t})$ рекурсивно оцінюється за допомогою теореми Байєса:

$$p(x_t | y_{1:t}) = \frac{p(y_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1}}{p(y_t | y_{1:t-1})} \quad (1)$$

У формулі (1) всі складові, або визначені або можуть бути обчислені з апостеріорної ймовірності на попередніх часових кроках. Проблема полягає в тому, що ці обчислення (у тому числі інтегральні) можуть не мати аналітичного представлення. Для практичного рішення проблеми відстеження об'єктів при використанні рекурсивної байєсівської фільтрації може бути застосований метод Монте-Карло [11, 12].

У методі використовується N зразків $\{x_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ з відповідними вагами $\{w_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ для апроксимації апостеріорної щільності ймовірності $p(x_t | y_{1:t})$. Кожен зразок складається з вектору стану x та ваги w . Набір $S_t = \{x_t^{(i)}, w_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ є зваженим набором зразків, які представляють апостеріорну щільність в момент часу t , і оцінюються рекурсивно з набору S_{t-1} .

Метод Монте-Карло послідовно генерує S_t з S_{t-1} , використовуючи наступні чотири етапи:

Етап 1. Так як неможливо прямо відібрати зразки з апостеріорного розподілу, використовується розподіл $q(x_t | x_{t-1}, y_{1:t})$ для апроксимації апостеріорної ймовірності $p(x_t | y_{1:t})$. Базуючись на розподілі $q(x_t | x_{t-1}, y_{1:t})$ обирається i -й зразок $x_t^{(i)}$ з $x_{t-1}^{(i)}$ для $(i=1, 2, \dots, N)$ і обчислюються ваги для $x_t^{(i)}$ використовуючи формулу:

$$w_t^{(i)} = \frac{p(y_t | x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, y_{1:t})} w_{t-1}^{(i)} \quad (2)$$

Етап 2. Потім здійснюється нормалізація ваг:

$$w_t^{(i)} = \frac{w_t^{(i)}}{\sum_{i=1}^N w_t^{(i)}}. \quad (3)$$

де $i = 1, 2, \dots, N$.

Етап 3. Таким чином апостеріорний розподіл може бути апроксимований як:

$$p(x_t | y_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} d(x_t - x_t^{(i)}). \quad (4)$$

де $d(\cdot)$ – це дельта функція Дірака з центром в x_t .

Етап 4. Оцінка функції $f(x_t)$ вектору стану може бути обчислена як:

$$E[f(x_t)] \approx \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} f(x_t^{(i)}). \quad (5)$$

Послідовність операцій у алгоритмі описаному у чотирьох етапах виконується для отримання апостеріорної щільності на кожному часовому інтервалі. Основною проблемою цього алгоритму є те, що після декількох часових інтервалів всі значення ваг, за винятком декількох, будуть наближатися до нуля. Ці ваги будуть залишатися рівними нулю для всіх наступних інтервалів часу, і не будуть робити внесок в оцінку $E[f(x_t)]$. Така деградація ваг є небажаною, тому що призводить до марної втрати обчислювальних ресурсів. Цієї деградації можна уникнути при введенні етапу вибору [11], у якому здійснювати копіювання зразків з великими вагами та видалення зразків з малими вагами. Найпопулярніший спосіб для реалізації етапу вибору відбирає N зразків з набору $\{x_t^{(i)}\}$ відповідно до поліноміального розподілу з параметрами $w_t^{(i)}$, щоб отримати новий набір N зразків S_t . На наступній ітерації використовується цей новий набір S_t .

Вирішальне значення для продуктивності Байєсівської фільтрації є вибір функції $q(x_t | x_{t-1}, y_{1:t})$. В найкращому варіанті ця функція має бути найбільш близькою до функції апостеріорної щільності.

Популярним рішенням цієї проблеми є використання функції щільності ймовірності зміни стану $p(x_t | x_{t-1})$ в якості функції $q(x_t | x_{t-1}, y_{1:t})$. В цьому випадку значення ваг задаються як:

$$w_t \propto w_{t-1} p(y_t | x_t). \quad (6)$$

Еволюція набору зразків розраховується шляхом переміщення кожного зразку відповідно до моделі руху. Кожен елемент з набору потім зважується при використанні моделі спостереження.

Модель руху, яка передбачає потенційний стан об'єкта s_{t+1} на наступному часовому кроці

$$s_{t+1} = A^* s_t + \mathbf{x}_t, \quad (7)$$

де A – детерміністичний компонент моделі;

s_t – поточний стан об'єкта;

\mathbf{z}_t – стохастичний компонент моделі.

Модель спостереження використовується для обчислення ймовірності спостереження зразків. Використаємо модель спостереження, яка основана на колірній інформації про об'єкт, і отримується шляхом побудови колірної гістограми в просторі RGB [13]. Колірні гістограми зазвичай використовуються для відстеження об'єктів, тому що вони стійкі до часткових оклюзій, обертання та інваріантні до масштабування [14].

Кожен зразок s в наборі зразків S являє собою еліпс і може бути представлений як

$$s = \{x, y, \mathbf{j}, R_x, R_y\}, \quad (8)$$

де (x, y) – місцезнаходження центру еліпса;

\mathbf{j} – кут повороту;

(R_x, R_y) – радіуси еліпса.

Експериментальні дослідження

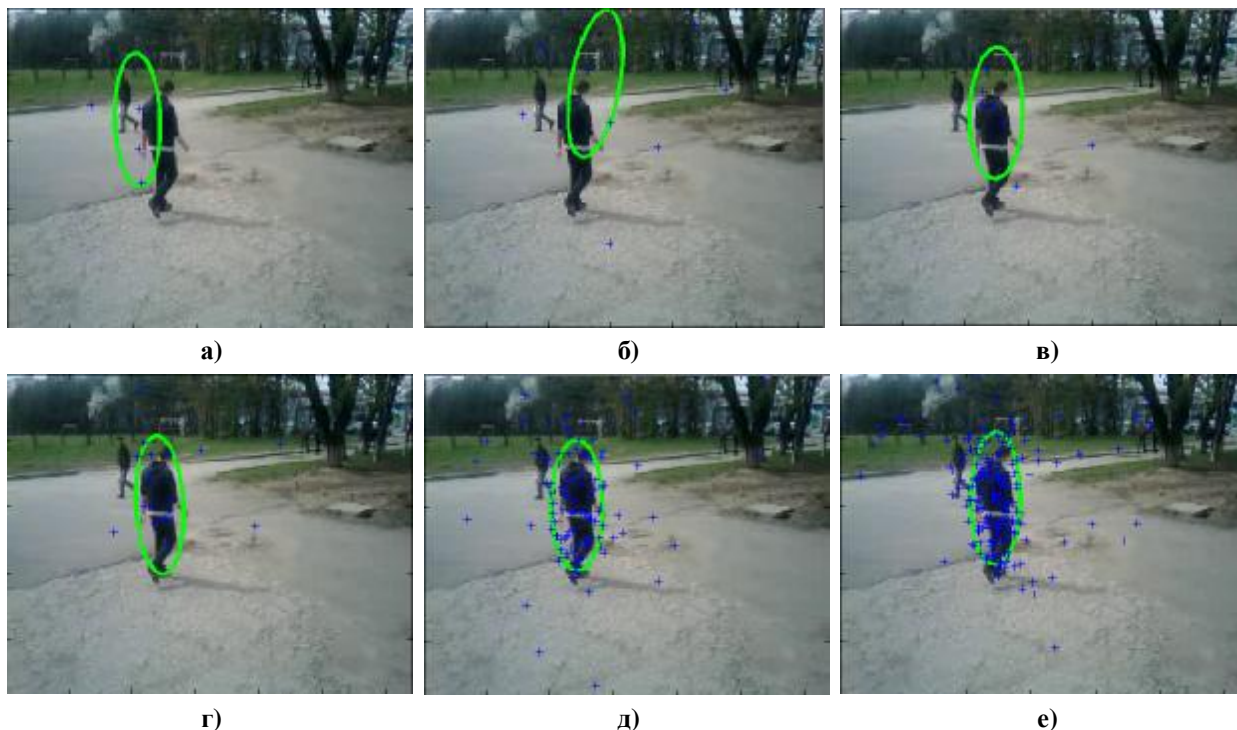
У дослідженнях використовується набір кольірних відеопослідовностей, в яких в якості об'єкта виступає пішохід. Перед початком відстеження потрібно задати початкове місцеположення та розмір об'єкта. Є декілька підходів до задавання початкових координат об'єкта для відстеження: вручну; при використанні наперед заданої колірної гістограми об'єкта; при використанні методу виявлення об'єкта. У дослідженнях початкове місцеположення та розмір об'єкта задаються вручну.

Область об'єкта може бути задана у вигляді прямокутника чи у вигляді еліпса. Форма цієї області

обирається, як така, що більше підходить по формі для представлення об'єкта. В даному випадку для відстеження пішохода було обрано форму еліпса.

У результатах досліджень для кращої візуальної інтерпретації ефективності відстеження у відеокадрі центр кожного зразку представляється у вигляді синього хрестика, область об'єкта – у вигляді зеленого еліпса а траєкторія руху – у вигляді червоної лінії.

На рис. 1 представлено результат відстеження пішохода у другому кадрі відеопослідовності залежно від кількості зразків (10, 25, 50, 100, 500, 1000).



а) 10 зразків; б) 25 зразків; в) 50 зразків; г) 100 зразків; д) 500 зразків; е) 1000 зразків

Рис. 1. Результат відстеження пішохода залежно від кількості зразків

Розглянемо рис. 1(а, б), на якому представлений результат відстеження пішохода при використанні 10 та 25 зразків. Як видно, велика кількість зразків знаходиться далеко від об'єкта, в результаті чого область об'єкта визначається з великою похибкою, що в подальшому призводить до втрати об'єкта, що відстежується. На рис. 1(в) кількість зразків збільшена до 50, завдяки чому результати відстеження покращилися. Але цієї кількості зразків все ж не достатньо для подальшого відстеження, так як поточна область об'єкта ще не співпадає з початковою областю об'єкта. Розглянемо рис. 1(г, д, е), на яких представлений результат відстеження пішохода при використанні 100, 500 та 1000 зразків. Як видно, починаючи зі 100 зразків поточна область об'єкта визначається досить точно. При використанні 500 та 1000 зразків значно зменшується швидкодія відстеження.

Колірний підхід до відстеження використовує в якості моделі спостереження інформацію про розподіл кольорів у області об'єкта. Колірна гістограма є дискретизацією розподілу кольорів. Здійснимо дослідження оптимальної кількості бінів гістограми для ефективного відстеження за критеріями точності відстеження та часу обробки. На рис. 2–4 наведені результати відстеження пішохода у відеопослідовності при різній кількості бінів колірної гістограми для кожного компоненту простору RGB ($3 \times 3 \times 3$, $6 \times 6 \times 6$, $15 \times 15 \times 15$). При цьому кількість зразків дорівнює 100.



а) 10-й кадр; б) 25-й кадр; в) 40-й кадр

Рис. 2. Результат відстеження пішохода при кількості бінів колірної гістограми – $3 \times 3 \times 3$



а) 10-й кадр; б) 25-й кадр; в) 40-й кадр

Рис. 3. Результат відстеження об'єкта при кількості бінів колірної гистограми – 6*6*6



а)

б)

в)

а) 10-й кадр; б) 25-й кадр; в) 40-й кадр

Рис. 4. Результат відстеження об'єкта при кількості бінів колірної гистограми – 15*15*15

З рис. 2 видно, що 27 бінів колірної гистограми не достатньо для відстеження, область об'єкта втрачається уже у десятому кадрі. У досліді, результати якого зображені на рис. 3, кількість бінів колірної гистограми була збільшена до 216. Як видно, впродовж всієї відеопослідовності місцеположення пішохода визначається досить точно, зразки скупчуються в області об'єкта. У наступному досліді був одержаний найбільш точний результат відстеження (рис. 4), колірна гистограма складалася з 3375 бінів. Недоліком використання такої кількості бінів є низька швидкодія обробки відеопослідовностей.

У табл. 1 представлений узагальнений результат досліджень якості відстеження на наборі відеопослідовностей.

Таблиця 1

Узагальнений результат дослідження якості відстеження

Кількість зразків	Кількість бінів колірної гистограми	Вірогідність виявлення пішоходу у відеокадрі	Швидкість обробки, кадрів в секунду
100	216	0.85	5-6
500	216	0.87	4-5
100	3375	0.9	2-4
500	3375	0.92	2-3

Результати проведених експериментальних досліджень показали, що для ефективного відстеження пішоходу у відеопослідовності достатньо використовувати 100 зразків та 216 бінів колірної гистограми. Така кількість не вплине негативно на швидкодюю обробки відео, і при цьому якість відстеження об'єкта буде прийнятною.

Висновки

1. Розглянуто теоретичні основи підходу до відстеження об'єктів у відеопослідовностях, що базуються на методі Монте-Карло.

2. Запропоновано використовувати модель спостереження, яка основана на колірній інформації про об'єкт, у зв'язку зі стійкістю колірних гистограм до часткових оклюзій, обергання та інваріантності до масштабування.

3. Проведені експериментальні дослідження відстеження пішоходів, що підтверджують перспективність використання підходу до відстеження, що заснований на методі Монте-Карло.

4. В подальших дослідженнях для початкового задавання місцеположення та розміру об'єкта пропонується використати метод виявлення об'єкта для повної автоматизації процесу відстеження.

1. Васюра А.С. Сучасні підходи до відстеження об'єктів у відео / А.С. Васюра, Р.В. Маслій, К.В. Барченко, А.С. Васаженко // Naukowa Przestrzen Europy – 2012. – 2012. – Volume 34. – С. 7□13.
2. Yilmaz A. Object tracking: A survey / Yilmaz A., Javed O., Shah M. // ACM Comput. Surv. – 2006.
3. Intille S.S. Real-time closed-world tracking / S. S. Intille, J. W. Davis, A. F. Bobick // Proceedings of the 1997 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-19. – 1997. – p. 697.
4. Blake A. Active Contours / Blake A., Isard M. – London: Springer-Verlag, 1998.
5. MacCormick J. Probabilistic models and stochastic algorithms of visual tracking: Ph.D. Thesis / MacCormick J.; University of Oxford. – Oxford, 2000.
6. Rathi Y. Particle Filtering for Geometric Active Contours with Application to Tracking Moving and Deforming Objects / Y. Rathi, N. Vaswani, A. Tannenbaum [and other] // Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-26. – 2005. – Volume 2. – P. 2-9.
7. Rehag J.M. Visual tracking of high DOF articulated structures: an application to human hand tracking / James M. Rehag, Takeo Kanade // Proceedings of the third European conference on Computer Vision, May. – Stockholm, 1994. – Vol. II. – P. 35-46.
8. Jebara T. Mixtures of Eigenfeatures for Real-Time Structure from Texture / T. Jebara, K. Russell, A. Pentland // Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision, 04-07 January. – 1998. – P.128.
9. Doucet A. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems / Doucet, A., Gordon, N.J., Krishnamurthy, V. // IEEE Transactions Signal Process. – Vol. 49, №3. – P. 613-624.
10. Маслій Р.В. Применение метода Монте-Карло для отслеживания объектов в видео последовательностях / Р.В. Маслій, К.В. Барченко // Wyksztalcenie i nauka bez granic – 2011. – 2011. – Volume 27. – С. 37□39.
11. N.Gordon "Novel approach to non-linear/non-Gaussian Bayesian state estimation / N.Gordon, D.Salmon, and A.Smith // Proc. Inst. Elect. Eng. F, Radar Signal Process. – 1993. – P.107–113.
12. Isard M. CONDENSATION – Conditional Density Propagation for Visual Tracking / M. Isard, A. Blake // International Journal on Computer Vision. – 1998. – Vol. 29, №1. – P. 5-28.
13. Masliy R. Face detection in color video sequences / R. Masliy // Сучасні комп'ютерні системи та мережі: розробка та використання: Матеріали 5-ї Міжнародної науково-технічної конференції ACSN-2011, 29.09-1.10. – Львів, 2011. – С. 148□150.
14. Nummiaro K. A Color-Based Particle Filter / K. Nummiaro, E. Koller-Meier, L. Van Gool // First International Workshop on Generative-Model-Based Vision, in conjunction with ECCV'02. – 2002. – P. 53-60.

Надійшла 26.6.2012 р.

Рецензент: д.т.н. Кулик А.Я.

УДК 621.391

О.В. ЄВЧУК, В.А. РОВІНСЬКИЙ, Ю.Й. СТРИЛЕЦЬКИЙ

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

РЕАЛІЗАЦІЯ АНАЛОГОВИХ АКТИВНИХ ЕЛЕМЕНТІВ, КЕРОВАНИХ НАПРУГОЮ, В СИСТЕМАХ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ СИГНАЛІВ

В статті розглянуто моделювання впливу електронної лампи на сигнал шляхом використання хвильового цифрового фільтра. Наведений підхід дає можливість будувати алгоритми цифрової обробки сигналу з врахуванням особливостей керованих аналогових ланок. Розроблена програмна бібліотека, придатна для практичного використання, і здійснена перевірка коректності її роботи.

In the article there is considered modeling of signal in electronic tubes by using wave digital filter. The above approach makes it possible to construct algorithms for digital signal processing to the specific controlled analog circuits. The suitable for practical use software library is developed and its correctness was tested.

Ключові слова: моделювання, цифровий хвильовий фільтр, газонаповнена лампа, цифровий звук, ламповий звук.

Вступ

Обробка вібродіагностичних сигналів в сучасних технічних системах діагностування неможлива без застосування методів цифрової обробки сигналів. Розвиток методів цифрової обробки сигналів бере свій початок від 60-х років ХХ століття, з часу коли цифрові обчислювальні машини почали широко використовуватись для розв'язку технічних завдань та створення автоматизованих систем керування технологічними процесами. Особливо широко методи цифрової обробки сигналів почали впроваджуватись починаючи з кінця 80-х рр. ХХ ст., в зв'язку з масовим впровадженням цифрових сигнальних процесорів та мікроконтролерів в інтегральному виконанні. Нагальні потреби сучасності призвели до того, що мікропроцесори для персональних комп'ютерів, на зразок Intel Core i3-i7, містять блоки цифрової обробки сигналів, виконані як розширення математичного співпроцесора.