

Що таке власне значення і власний вектор матриці? Як вони обчислюються?

Власний вектор - це вектор, який зберігає свій напрямок після проходження лінійного перетворення.

Власний вектор – це ненульовий вектор v , який відповідає власному значенню λ , такий що $Av = \lambda v$.

Власне значення - це скалярне значення, на яке власний вектор множиться під час лінійного перетворення.

Власне значення матриці A – це скаляр λ , такий що для деякого ненульового вектора v виконується рівняння $Av = \lambda v$

Як обчислюються:

$\det(A - \lambda I) = 0$ де I – одинична матриця.

Розв'яжіть це рівняння щодо λ (власні значення).

Для кожного власного значення λ , розв'яжіть систему лінійних рівнянь $(A - \lambda I)v = 0$ для визначення власних векторів v .

Які властивості мають власні вектори симетричних матриць?

- ☐ Реальні власні значення: Усі власні значення симетричної матриці є дійсними числами.
- ☐ Ортогональність: Власні вектори, що відповідають різним власним значенням симетричної матриці, є ортогональними (перпендикулярними). Це означає, що їхній скалярний добуток дорівнює нулю.
- ☐ Ортогональна діагоналізація: Симетричну матрицю можна діагоналізувати за допомогою ортогональної матриці.

Які можуть бути недоліки використання PCA, і які стратегії можуть використовуватися для подолання цих недоліків?

Одним із найбільших недоліків PCA є втрата важливої інформації під час зменшення розмірності даних, особливо коли відкидаються компоненти з невеликими власними значеннями, які можуть містити корисні дані.

Крім того, PCA шукає лише лінійні залежності між змінними, тому не може виявляти нелінійні залежності, що може призвести до неточного представлення структури даних.

Щоб подолати ці недоліки, важливо вибрати оптимальну кількість компонентів на основі кумулятивної частки дисперсії, наприклад, зберігати

достатньо велику частку загальної дисперсії (наприклад, 95%). Також важливо регулярно перевіряти результати PCA та робити відповідні корекції для забезпечення точного представлення структури даних.

Які переваги має діагоналізація матриці в криптографії? Як вона застосовується для шифрування та дешифрування повідомлень?

Переваги діагоналізації матриці в криптографії:

Простота обчислень: Діагоналізовані матриці легше піддаються обчисленням, оскільки операції над діагональними матрицями значно простіші. Це може прискорити процеси шифрування та дешифрування.

Розділення компонентів: Діагоналізація дозволяє розділити матрицю на окремі незалежні компоненти, що може спростити аналіз та маніпуляції з даними.

Зменшення складності: Під час діагоналізації складні обчислення можуть бути зведені до більш простих, що може підвищити ефективність криптографічних алгоритмів.

Застосування для шифрування та дешифрування

В криптографії діагоналізація матриці може бути використана для створення криптосистем, де повідомлення кодуються та декодуються за допомогою матричних операцій. Ось як це може бути здійснено: