

непарному індексу q . При децимації послідовності $F_p(\cdot)$ по індексу

$q = T - 1 = 2^{p+1}$ отримана зворотна послідовність

$G_p(i) = F_p(i(T - 1)) = F_p(-i)$ зі зворотним поліномом

$g(x) = x^{p+1} f(x^{-1}) = x^{p+1} + x + 1.$ //

І. Булашенко А. В., Забегалов І. В., Мезько О. В. Математичні перетворення на основі арифметики Фібоначі // Збірник тез до студентського кафедрального науково-методичного семінару «Хімія: наука і практика». – Суми: СумДУ – 2010. – С. 111 – 112.

ЙМОВІРНІСНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА

Викладач. Булашенко А. В., студент Коваль В. О., ШСумДУ

Задача оцінки густини ймовірності за вхідними даними має велике значення. За звичай при цьому припускається, що густина має деякий визначений вид (частіше всього вона має нормальний розподіл). Після цього оцінюються параметри моделі. Нормальний розподіл частіше використовується тому, оскільки тоді параметри моделі можна оцінити аналітично. Але припущення про нормальний закон розподілу не завжди виправдане.

Інший підхід для оцінки густини ймовірності заснований на ядерних оцінках. Той факт, що спостерігаємо значення відповідає даній точці простору, свідчить про те, що в цій точці є деяка густина ймовірності. Кластери з точок, що лежать поблизу, вказують на те, що в цьому місці густина ймовірності значно відрізняється від нуля. Поблизу значень, що спостерігаються, мається більша довіра до рівня густини, а по мірі віддалення від них довіра зменшується та прямує до нуля. У методі ядерних оцінок в точці, що відповідає кожному спостереженню, розташовується деяка проста функція, потім всі вони додаються та в результаті одержується оцінка для загальної густини ймовірності. Частіше всього у якості ядерних функцій беруться гаусові функції (у формі колокола). Якщо навчаючих прикладів достатня кількість, то такий метод дає досить гарне наближення до справжньої густини ймовірності.

Метод апроксимації густини ймовірностей за допомогою ядерних функцій нагадує метод радіальних базисних функцій, і таким чином приходимо до поняття ймовірнісної нейронної мережі (PNN) та

узагальненій нейронно-регресивній мережі (GRNN). PNN-мережі призначені для задач класифікації, а GRNN-мережі – для задач регресії. Мережі цих двох типів являють собою реалізацію методів ядерної апроксимації, що оформленні у вигляді нейронних мереж.

Мережа PNN має принаймні три шари: вхідний, радіальний та вихідний. Радіальні елементи беруться по одному на кожне навчання. Кожен з них представляє гаусову функцію з центром в цьому спостереженні. Кожному класу відповідає один вихідний елемент. Кожен такий елемент поєднаний з радіальними елементами, що відносяться до його класу, а з усіма іншими радіальними елементами він має нульові з'єднання.

Таким чином, вихідний елемент просто додає відгуки всіх елементів, що належать до його класу. Значення вихідних сигналів виходять пропорційні ядерним оцінкам ймовірності належності відповідним класам, та враховуючи умову нормування (сума ймовірності повної групи дій дорівнює одиниці), ми одержуємо оцінки ймовірності належності класам.

Вихід такої мережі, що відповідає будь-якому класу, описується виразом

$$y = \frac{1}{N_{\sigma}} \sum_{i=1}^N \varphi \left(\frac{\|X - X^k\|}{\sigma} \right),$$

де n – розмірність вхідного вектору, N – об'єм навчаючої вибірки, X^k - елемент (вектор) цієї вибірки, що відповідає зазначеному класу. Базова модель PNN мережі може мати дві модифікації.

Ймовірнісна нейронна мережа має один управляючий параметр навчання, значення якого повинне вибиратися користувачем, - відхилення гаусовської функції σ (параметр згладжування). Цей параметр вибирається виходячи з того, що «капельюхи» визначену кількість раз перекривались: вибір досить малих відхилень призведе до «гострих» апроксимуючих функцій та нездатності мережі до навчання, а при досить великих відхиленнях будуть втрачатися деталі. Потрібне значення нескладно знайти дослідницьким шляхом, підбираючи його таким чином, щоб контрольна помилка була якомога менше. Добре, що PNN-мережі не дуже чутливі до вибору параметра згладжування.

Найбільш важлива перевага PNN-мереж полягає в тому, що вихідне значення має ймовірнісний зміст, тому його легше розуміти та в тому, що мережа швидко навчається. При навчанні такої мережі час витрачається практично на те, щоб подавати їй на вхід навчаючі

посилки, і мережа працює настільки швидко, наскільки це взагалі можливе.

Суттєвим недоліком таких мереж є їх об'єм. PNN-мережа фактично вміщує в себе всі навчаючі данні, тому вона вимагає багато пам'яті та може повільно працювати.

PNN-мережі особливо корисні при пробних дослідженнях (наприклад, коли потрібно розв'язати, які із вхідних змінних використовуються), оскільки завдяки короткому часу навчання можна швидко зробити велику кількість пробних тестів.

1. Дворников А. А., Огурцов В. И., Уткин Г. М. Стабильные генераторы на поверхностных акустических волнах. – М.: Радио и связь, 1983. – 136с.

2. Башкатов Р. С., Гурбик В. В., Соколов С. В. Разработка и исследование датчиков давления на ПАВ // Материалы конференции «Акустоэлектронные устройства обработки информации». – Черкассы, 1990.

3. Речицкий В. И. Акустоэлектронные радиокомпоненты. – М.: Радио и связь, 1987. – 192с.

ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ ВЫЧИСЛЕНИЙ

Преподаватели Забегалов И. В., Булашенко А.В., ШИСумГУ

ЭВМ оперирует конечным множеством чисел и с дискретным представлением процессов непрерывного характера. Для ЭВМ не доступно понятие интеграла или дифференциала, поэтому все неясные для ЭВМ определения переводят в эквивалентные определения и вычисления.

Например, вычисление определенного интеграла ЭВМ производит с помощью вычисления суммы некоторых величин приближенно равной значению интеграла.

Приближенным называется число не значительно отличающееся от точного и заменяющего его в вычислениях.

Пусть x – точное число, \bar{x} – приближенное значение этого числа. Тогда разность между ними обозначается как:

$$\Delta_x = |x - \bar{x}|;$$

абсолютная погрешность этой величины x .