

Отже, досліджено умови флотоекстракції барвника індиго карміну з концентрацією 10 мг/дм³ з двома ПАР. Визначено молярне співвідношення ПАР:Барвник = 1:1 (за необхідності більшого ступеня вилучення можна збільшити співвідношення до 1,5:1 в системах з ізопентанолом та гексанолю), тривалість проведення процесу – 20 хвилин. За цих умов досягнуто високі (90-99%) ступені вилучення барвника.

Список використаних джерел:

1. Астрелін І. М. Теоретичні засади та практичне застосування флотоекстракції: огляд / І. М. Астрелін, Т. І. Обушенко, Н. М. Толстопалова, О. О. Таргонська // Вода і водоочисні технології. – 2013. – № 3. – С. 3-23.
2. Обушенко Т. І. Видалення синтетичних барвників зі стічних вод / Т. І. Обушенко, І. М. Астрелін, Н. М. Толстопалова // Комп'ютерне моделювання в хімії, технологіях і системах сталого розвитку – КМХТ-2014: Сбірник наукових статей Четвертої міжнар. наук.-практ. конф. – Київ: НТУУ «КПІ», 2014. – С. 216–221.

Бородій Є.В.

студент,

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

МЕТОДИ ПІДСИЛЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РОБОТИ КЛАСИФІКАТОРІВ, СТАТИСТИЧНИХ ТА ПОШУКОВИХ АЛГОРИТМІВ

В сучасній кібернетиці та інформатиці, з ростом всебічного використання обчислювальної техніки, природним є прагнення безпомилковості. В епоху тотальної автоматизації, результати, які науковці отримують в результаті використання комп'ютерів та іншої обчислювальної техніки повинні бути максимально достовірними. Втім часто результати, отримані внаслідок статистичних методів, комп'ютерної медичної діагностики, пошукових алгоритмів чи методів розпізнавання образів дають незадовільні результати. Розглянемо можливі алгоритмічні (ті, що містять математичний, кібернетичний чи статистичний підхід). методи підсилення отриманих статистичних результатів чи роботи класифікаторів, тобто покращення їхніх кількісних показників.

Ранжування Барнетт

Одним з методів, що може позитивно вплинути на результат, є *ранжування* вибірок – розміщення величин у порядку, що відповідає їх значущості. Логічним є прагнення, щоб параметри, які є більш інформативними і більш характерними несли більший вплив на результат, ніж шумові чи нехарактерні. Ранжування доцільно розділяти на маргінальне, редуковане, часткове та умовне. *Маргінальне ранжування* передбачає впорядкування вибірок за окремими компонентами. *Редуковане ранжування* зводиться до оцінки деякої відстані кожної вибірки від певної центральної точки – центроїди. *Часткове ранжування* розподіляє багатомірні вибірки на групи, всередині яких вибірки вважаються нерозрізненими – так звані *регіони*. *Умовне ранжування* означає впорядкування

багатомірних вибірок по одній з вибраних компонент, в той час як інші елементи ранжуються за правилом, що залежить від вибраної компоненти.

Один з найпопулярніших підходів до розв'язку поставленої вище задачі став підхід, що ґрунтується на статистичній глибині вибірок. Ця концепція дозволяє природнім шляхом ранжувати вибірки, автоматично визначаючи центральні, найглибші вибірки чи регіони, а також викиди – вибірки, що знаходяться аномально далеко від центру.

Пілінг

На основі цієї ж концепції було розроблено сімейство методів, що отримали назву *пілінг*. Ідея методів пілінгу полягає в побудові опуклої фігури, що містить в собі задану множину випадкових точок, ідентифікації точок, що лежать на границі цієї фігури, виключення цих точок з розгляду та повтору цієї процедури для множини точок, що лишилась. В якості геометричної основи для перерахованих методів пілінгу використовувалась випукла оболонка точок, півплощина, мінімальний еліпс, симплекс. Перевагою цих методів є їх відносна обчислювальна простота, але, на жаль, всі вони призводять до неоднозначного ранжування, тобто в результаті виникають групи вибірок, що мають однаковий ранг та є *нерозрізнюваними* з точки зору їх статистичної глибини. Кількість вибірок в таких групах залежить від методу, що використовується та об'ємів даних. Таким чином, залишається нерозв'язаною задача побудови методу однозначного пілінгу, що має невисоку обчислювальну складність. Для розв'язку цієї задачі пропонується використовувати довірчий еліпс Петуніна та алгоритм, заснований на його використанні [8; 9].

Бустинг

Введемо поняття *композиції T алгоритмів* $a_t(x) = C(b_t(x))$, $t = 1, \dots, T$ як суперпозицію алгоритмічних операторів $b_t : X \rightarrow R$, коректуючої операції $F : R^T \rightarrow R$ та вирішального правила $C : R \rightarrow Y$:

$$a(x) = C(F(b_1(x), \dots, b_T(x))), \quad x \in X$$

Тут R – *простір оцінок*, X – *простір об'єктів*, а алгоритми a_t називають *базовими алгоритмами*. Використовуючи дане визначення рекурсивно можна будувати ієрархічні композиції.

Коректуюча функція F може мати параметри, що налаштовуються по навчальній вибірці, разом з параметрами базових алгоритмів. Наприклад, в лінійній комбінації можна налаштувати ваги α_t базових алгоритмів:

$$b(x) = F(b_1(x), \dots, b_T(x)) = \sum_{t=1}^T \alpha_t b_t(x), \quad x \in X, \quad \alpha_t \in R$$

Якщо ці ваги α_t невід'ємні та нормовані, $\sum_{t=1}^T \alpha_t = 1$, то цю композицію будемо називати опуклою оболонкою базових алгоритмів. Логічно, що чим більша вага α_t , тим вища якість відповідного базового алгоритму. Цю операцію будемо називати *зваженим голосуванням*. Коли ж всі ваги однакові і

$\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_t = 1$, то маємо справу з *простим голосуванням*. Це означає що всі базові алгоритми однаковою мірою впливають на результат.

Визначимо функціонал якості композиції як число помилок, допущених на навчальний вибірці:

$$Q_T = \sum_{i=1}^T \left[y_i \sum_{t=1}^T \alpha_t b_t(x_i) < 0 \right]$$

Найпопулярнішими алгоритмами бустингу є AnyBoost [10] та AdaBoost [11].

Стохастичні методи

Базові алгоритми, які входять в лінійну комбінацію, повинні бути в достатній мірі різними, щоб їх погрішності компенсували одне одного. Немає ніякого сенсу складати однакові чи майже однакові алгоритми.

В бустингу, як і в інших послідовних алгоритмах, різниця досягається завдяки перерахунку ваг об'єктів. Але доцільним є розгляд іншого підходу, коли базові алгоритми налаштовуються незалежно одне від одного на випадково вибраних підмножинах навчальної вибірки. Ще один спосіб забезпечити різницю – вибирати випадкові початкові наближення при оптимізації вектора параметрів або використовувати стохастичні алгоритми оптимізації. Отримані таким чином базові алгоритми об'єднуються в композицію за допомогою простого чи зваженого голосування.

Беггінг

Метод беггінгу є порівняно новим, адже був запропонований в 1996 році Л. Брейманом. З вихідної навчальної вибірки об'єму m формуються навчальні вибірки такого ж об'єму за допомогою випадкового вибору з поверненням – *бутстрепа*. При цьому деякі об'єкти потрапляють у вибірку декілька раз, а деякі ні разу. Було доведено, що доля об'єктів, які потрапили в кожную підвибірку, прямує до $1 - e^{-1} \approx 0.632$ при $m \rightarrow \infty$. Базові алгоритми, отримані внаслідок навчання по підвибіркам, комбонуватимемо, як і раніше, за допомогою простого голосування.

Доцільність такого підходу отримується за рахунок того, що завдяки різним базовим алгоритмам, помилки взаємокомпексуються при голосуванні. Більш того, шумові об'єкти можуть не потрапити в деякі навчальні вибірки і таким чином менше погіршувати остаточний результат класифікації.

Беггінг особливо ефективний при малих вибірках, коли виключення навіть невеликої долі прецедентів дозволяє побудувати суттєво різні базові алгоритми.

RSM

В *методі випадкових підпросторів* (random subspace method), базові алгоритми навчаються на різних підмножинах ознак, які також виділяються випадковим чином. Цей метод доцільніше використовувати в задачах з великою кількістю при знаків і відносно невеликою кількістю прецедентів. Найбільш ефективним метод буде тоді, коли попередньо не проводився вибір найінформативніших ознак і тому наявні надлишкові ознаки. У цих випадках алгоритми, побудовані лише по частині ознак, можуть мати кращу узагальнюючу здатність порівняно з алгоритмами, що використовують весь вектор ознак.

Список використаних джерел:

1. Маннинг К. Д., Рагхаван П., Шютце Х. Введение в информационный поиск. – Москва: «Вильямс», 2011.
2. Ключин Д. А. Розпізнавання образів. (Курс лекцій), факультет кібернетики, КНУ: Київ, 2011.
3. Elzbieta Pekalska, Robert Duin. The dissimilarity representation for pattern recognition. – Delft, The Netherlands, 2005.
4. Воронцов К. В. Машинное обучение. (Курс лекций). ВмиК МГУ. – Москва, 2009.
5. Петунин Ю. И., Тимошенко Я. Г., Петунина М. Ю. Критерий для идентификации генеральной совокупности в случае конечного класса альтернативных гипотез. Докл. АН УССР. – Сер. А. – 1984, № 6. – С. 29-32.
6. Ван дер Варден. Математическая статистика. – Москва: «Мир», 1988.
7. Barnett V. The ordering of multivariate data. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General). – Vol. 139. – 1976. – № 3. – Pp. 318-355.
8. Ляшко С. И., Ключин Д. А., Алексеенко В. В. Многомерное ранжирование и эллиптический пилинг. Кибернетика и системный анализ. – 2013. – № 4. – С. 29-36.
9. Ключин Д. А., Присяжная М. В. Многомерное ранжирование с помощью эллипсов Петунина. Журнал обчисл. та прикл. математика. – 2013. – № 4. – С. 1-7.
10. Schapire R. E., Freund Y., Lee W. S., Bartlett P. Boosting the margin: a new explanation for the effectiveness of voting methods. Annals of Statistics. – 1998. – Vol. 26, № 5. – Pp. 1651–1686.
11. Freund Y., Schapire R. E. Experiments with a new boosting algorithm. International Conference on Machine Learning. – 1996. – Pp. 148–156.

Вовченко Є.В.*студент,**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут»***АРХІТЕКТУРА УПРАВЛІННЯ
МОБІЛЬНИМИ ПРИСТРОЯМИ SAP AFARIA**

Значення мобільності об'ємне для більшості організацій. Мобільність може дозволити організаціям краще взаємодіяти з клієнтами, поліпшити бізнес-процеси і включити нові можливості для бізнесу. Всебічна мобільна стратегія безпеки повинна охоплювати всі аспекти мобільних користувачів і їх взаємодію з корпоративними даними. Проте, зростання мобільності не може відбуватися без експлуатаційної цілісності і надійності, яка досягається, зокрема, за рахунок використання концепції управління мобільними пристроями.

Управління мобільними пристроями (Mobile device management, MDM) – технологія управління життєвим циклом платформи, яка включає функціонал обліку використовуваних пристроїв, управління конфігураціями ОС, управління мобільними додатками (в тому числі їх ініціалізація і деініціалізація, віддалена очистка, віддалений моніторинг та контроль за збійними ситуаціями). Зазвичай ці завдання реалізуються через установку на мобільний пристрій відповідних MDM-профілів. MDM рішення призначені для