Теорема 2 (існування) *Нехай має місце єдність розв'язку задачі (1), нехай існують константи* $C > 0,\ \eta \in \mathbb{N}$ *такі, що для всіх* $\mu_k \in M_p$ *виконується нерівність*

$$|\Delta(\gamma_k)| > C|\mu_k|^{-\eta} \qquad (5)$$

і нехай $\varphi_j \in C_B^{\eta+[p/\sigma]+3}(\mathbb{R}^p),\ j=1,2$, *тоді існує розв'язок* $u(t,x)$ *задачі* (1) *із простору* $C_B^2(D^p)$, *причому виконується нерівність*

$$\|u(t,x)\|_{C_B^2(D^p)} < C(\|\varphi_1\|_{C_B^{\eta+[p/\sigma]+3}(\mathbb{R}^p)} + \|\varphi_2\|_{C_B^{\eta+[p/\sigma]+3}(\mathbb{R}^p)}).$$

Остання нерівність свідчить, що має місце неперервна залежність розв'язку від початкових умов.

Нерівність (5) встановлює така теорема.

Теорема 3 *Для майже всіх векторів* $(\beta_1,\beta_2,T) \in \mathbb{R}^3$ *(стосовно міри Лебега в* $\mathbb{R}^3$*) виконується нерівність*

$$|\Delta(\gamma_k)| \geq |\mu_k|^{2r_2-p(3r_2+r_1+4)/\sigma+\varepsilon},\quad 0<\varepsilon<1,$$

для всіх (крім скінченного числа) $\mu_k \in M_p$.

Частинний випадок задачі (1) коли $c=0,\ \alpha_j=0,\ j=1,2,$ розглядався в [1].

Висновок

В даній роботі розглядалася задача з інтегральними умовами для рівняння Клейна-Гордона. Розв'язок шукався у класі майже періодичних за Борм функцій. Встановлено умови єдиності та існування розв'язку заданої задачі.

Література

[1] Б.Й. Пташник, В.С. Ільків, І.Я. Кміть, В.М. Поліщук. Нелокальні крайові задачі для рівнянь із частинними похідними. – Київ: Наукова думка, 2002. – 416 с.

[2] Б.М. Левитан, В.В. Жиков. Почти-периодические функции и дифференциальные уравнения. – Москва: Изд-во. Моск. ун-та, 1978. – 205 с.

.

Дослідження ефективності методів класифікації у системах розпізнавання символів

Кумков Олексій

Кафедра комп'ютерних систем та мереж, Хмельницький Національний Університет, УКРАЇНА, м.Хмельницький, вул.Тернопільська, 7, E-mail: crazykum@ukr.net

Abstract* – *With grow of informational flows an idea of automatic printed and handwriteen texts processing becomes more and more attractive for mankind. One of the main problems of text analysis systems is the problem of single character recognition. In this article, was reviewed the accuracy of learning-based classification methods that have been successfully applied to character recognition.

Ключові слова – computer science, computer engineering, pattern recognition, image analysyis, character recognition.

I. Вступ

Опрацювання чеків у банках, перевірка документів, автоматичне сортування кореспонденції, та багато інших задач вимагають вирішення проблеми розпізнавання символів. Тому дослідження ефективності методів класифікації у системах розпізнавання символів є досить актуальним питанням. Його успішне вирішення має безпосередній позитивний вплив на розвиток систем розпізнавання тестів, аналізу документів, тощо.

Популярними методами у перших дослідженнях та при розробках оптичних систем розпізнавання символів (OCR) були методи порівняння з еталоном та структурний аналіз [1]. Еталони або прототипи в цих методах обиралися спеціалістом вручну із обмеженої множини зразків. Із зростанням кількості символів прості методи були вже не спроможні налаштуватись на різні форми літер, а тому мали невелику точність. Тоді світова спільнота звернула увагу на методи класифікації, які самонавчаються, зокрема на штучні нейронні мережі (ANN). Статистичні методи тісно пов'язані з нейромережними методами і тому також беруться до уваги. На сьогодні активно розробляються і застосовуються нові методи, наприклад, машина опорних векторів (SVM) і комітетні методи (об'єднання декількох класифікаторів).

Метою статті є дослідження ефективності методів класифікації, які застосовуються в системах розпізнавання символів. Окремо розглядаються великі набори символів. Символи розглядаються ізольовано, що спрощує задачу їх розпізнавання, але є важливим етапом при аналізі текстів [2].

II. Порівняльний аналіз методів класифікації

Результати, наведені нижче, не можна безпосередньо співвідносити із відповідним методом класифікації. Важко порівнювати ефективність різних систем розпізнавання, оскільки вони відрізняються не лише методами класифікації, а й методами сегментації та виділення характеристик.

Найбільш часто системи розпізнавання тестуються на арабських цифрах, а при вирішенні задачі розпізнавання великої множини символів використовуються китайські або японські ієрогліфи. Поширеними базами даних (БД) цифр є CENPARMI, NIST Special Database 19 (SD19), MNIST, тощо. БД CENPARMI містить 4000 навчальних та 2000 тестових прикладів. Ранні роботи, що базуються на структурних методах, досягали точності розпізнавання 95% на цій тестовій множині [3]. В останні роки, легко досягти точності розпізнавання в 98% шляхом виділення статистичних характеристик та навчання класифікаторів. Навчаючи нейронну мережу із використанням 450000 зразків, Suen досяг точності 98.85% [4]. Поліноміальні класифікатори (PC) та SVM класифікатори на множині в 4000 зразків дають показник понад 99%, за умови ефективної нормалізації зображення та вибору характеристик.

База даних MNIST містить 60000 навчальних та 10000 тестових зразків. Кожен зразок нормалізовано до сірого зображення розмірами 20*20, який розміщено на полотні 28*28. В якості вектора характеристик використовуються значення кольору точок, який застосовується для тестування різних методів класифікації. LeChun зібрав різні показники на множині класифікаторів [5]. Точність 99.30% була досягнута навчанням на зашумлених даних з використанням бустінгових нейроних мереж згортки (CNN). Simard покращив генерацію зашумлених даних і реалізацію CNN, що забезпечило точність розпізнавання 99.60% [6]. Якщо у мережах CNN замість автоматичного виділення характеристик у процесі навчання використовувати евристичні оцінки, то також істотно підвищиться точність. Teow та Loe досягли точності розпізнавання 99.57% без навчання із зашумленими даними шляхом виділення локальних структурних характеристик та класифікації із використанням потрійного лінійного SVM. На градієнтних характеристиках 200D Liu отримав точність тестування 99.58% для класифікатора SVM, 99.42% - для поліноміального класифікатора і понад 99% для багатьох інших.

Навчання класифікаторів з БД MNIST без виділення характеристик показує нижчу продуктивність, оскільки пряме піксельне представлення символів сильно залежить від нахилу символу, шумів на зображенні, а, отже, має широку амплітуду варіацій. Більш ефективною схемою порівняння класифікаторів є навчання із використанням однакової схеми подання характеристик, оскільки попередня обробка та здобуття характеристик є дуже важливими для оптичного розпізнавання символів. Holmstrom порівняв різні класифікатори нормалізованих зображень на характеристиках отриманих методом головних компонентів (PCA). Характеристики, отримані методом PCA, показують незадовільні результати. На практиці ефективність розпізнавання підвищується при використанні характеристик циклічних кодів та градієнтних методів. Вони показують кращі результати узагальнення на статистичних класифікаторах ніж на нейронних мережах у випадку малих навчальних вибірок. Кращу точність дають переважно SVM класифікатори із RBF керн-функціями. Серед нейронних мереж найкраще працюють поліноміальні класифікатори (PC), які набагато економічніші за часом навчання і використанням пам'яті, ніж SVM.

Частота помилок для різних методів у відсотках показана у табл. 1. Стовпці «4-град» та «8-град» містять результати використання 4 та 8 напрямків градієнту відповідно. «SVC-poly» та «SVC-rbf» позначають класифікатори опорних векторів «один-проти-всіх» які використовують поліноміальну та RBF керн-функції, відповідно. З таблиці 1 видно, що RBF мережа працює гірше за MLP при роботі з базою даних MNIST, але для багатьох інших БД RBF мережа перевершує MLP [7].

ТАБЛИЦЯ 1

ЧАСТОТА ПОМИЛОК (%) КЛАСИФІКАТОРІВ НА БД MNIST

Характ-ка	піксель	PCA	4-град	8-град
k-NN	3.66	3.01	1.26	0.97
MLP	1.91	1.84	0.84	0.60
RBF	2.53	2.21	0.92	0.69
PC	1.64	-	0.83	0.58
SVC-poly	1.69	1.43	0.76	0.55
SVC-rbf	1.41	1.24	0.67	0.42

Для тестування систем розпізнавання великих масивів символів, наприклад, китайських або японських ієрогліфів широко використовується база даних ETL9B. Було запропоновано різні методи класифікації, але вони ніколи не порівнювалися на множині однакових характеристик.

БД ETL9B містить 200 зразків для кожного із 3036 класів, включаючи 2965 канджі та 71 символ хірагана. Ранні роботи часто використовували 100 парних зразків з кожного класу для навчання та 100 непарних для тестування, і для підвищення продуктивності класифікаторів зосереджувалися на нормалізації зображень та виділенні характеристик. Зараз широко використовуються нелінійна нормалізація, яка базується на вирівнюванні лінійної щільності ймовірності та виділенні характеристик на основі напрямів розміщення фрагментів символів.

Якщо використовувати у якості еталонів для навчання математичне очікування класів, то важко досягнути точності навіть у 95%, оскільки границі вибору для різних класів занадто близько наближаються до центрів кластерів цих класів. Застосування модульних нейронних мереж для такої схеми навчання дозволило досягнути точності 95.84%. Fukumoto використав для зниження розмірності FDA та GLVQ методи і отримав точність 97.22% для евклідової метрики, 98.30% для проекційної метрики (PD) та 98.41% для модифікованої проекційної метрики (MPD) [8]. PD і MPD класифікатори мають складність порівнювану із MQDF.

Застосування квадратичних класифікаторів та SVM дають високі показники для БД ETL9B. Nakajama використовував 160 зразків з класу для навчання і 40 для тестування та досяг точності 98.90% із викорис-

танням MPD та компонентного MPD [9]. Dong проводив тести на частково відмінній множині зразків, де було по 40 прикладів для навчання на клас. Він отримав точність 99.00% із використанням SVM [10]. Kimura протестував ефект повороту на 40 прикладах для кожного класу і досяг точності 99.15% використовуючи модифіковану дискримінантну функцію Байеса [11]. Suzuki та Kato також перевіряли ефект повороту, використовуючи 20 прикладів для кожного класу із задіюванням пошуку часткового нахилу символів для покращення нормалізації. За допомогою узагальненої відстані Махаланобіса Suzuki підвищив показник із 99.08% до 99.31%, а Kato використав асиметричну відстань Махаланобіса і звітував про 99.42% [12].

Ряд робіт містять порівняння різних БД: окрім ETL9B, також БД китайських літер HCL2000 та CASIA.

Враховуючи отримані результати, виявилось, що китайські символи розпізнаються гірше ніж японські із ETL9B. Якщо використовувати нелінійну нормалізацію зображень та градієнтний аналіз характеристик, то для ETL9B можна отримати точності від 99.33% до 99.39%, а для HCL2000 та CASIA – 98.56% та 98.43%, відповідно. Базовими методами є DLQDF+квадратичні дискрімінанти [13] та DFE+DLQDF [14].

Висновок

В результаті проведеного дослідження ефективності методів класифікації було виявлено, що:

1. Системи розпізнавання символів із використанням сучасних методів класифікації на сьогоднішній день дозволяють отримати точність понад 99% як для великої, так і для малої множини друкованих символів.
2. Важливою умовою ефективності класифікатора є вибір символів, за якими він буде навчатися. Використання зашумлених даних та великої кількості символів може значно підвищувати точність розпізнавання.
3. Вибір характеристик має визначальну роль у підвищенні продуктивності системи розпізнавання і цілому. Тому використання градієнтних і циклічних методів, алгоритмів зниження розмірності (PCA, FDA), тощо, суттєво підвищує точність розпізнавання.

[1] Mori, S., Suen, C.Y., Yamamoto, K.: Historical review of OCR research and development. Proc. IEEE 80(7) (1992) 1029-1058.

[2] Marinai, S., Gori, M., Soda, G.: Artificial neural networks for document analysis and recognition. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 27(1) (2005) 23-35

[3] Suen, C.Y., Nadal, C., Legault, R., Mai, T.A., Lam, L.: Computer recognition of unconstrained handwritten numerals. Proc. IEEE 80(7) (1982) 1162-1180

[4] Suen, C.Y., Liu, K., Strathy, N.W.: Sorting and recognizing cheques and financial documents. In: Lee SW, Nakano Y (eds) Document Analysis Systems: Theory and Practice. Springer, LNCS 1655 (1999) 173-187

[5] LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Ha ner, P.: Gradient-based learning applied to document recognition. Proc. IEEE 86(11) (1998) 2278-2324

[6] Simard, P.Y., Steinkraus, D., Platt, J.C.: Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis. In: Proc. 7th ICDAR, Edinburgh, UK, 2 (2003) 958-962

[7] Liu, C.L., Nakashima, K., Sako, H., Fujisawa, H.: Handwritten digit recognition: Benchmarking of state-of-the-art techniques. Pattern Recognition 36(10) (2003) 2271-2285

[8] Fukumoto, T., Wakabayashi, T., Kumura, F., Miyake, Y.: Accuracy improvement of handwritten character recognition by GLVQ. In: Proc. 7th IWFHR, Amsterdam (2000) 271-280

[9] Nakajima, T., Wakabayashi, T., Kimura, F., Miyake, Y.: Accuracy improvement by compound discriminant functions for resembling character recognition. Trans. IEICE Japan J83-D-II(2) (2000) 623-633

[10] Dong, J.X., Krzyzak, A., Suen, C.Y.: An improved handwritten Chinese character recognition system using support vector machine. Pattern Recognition Letters 26(12) (2005) 1849-1856

[11] Kimura, F., Wakabayashi, T., Tsuruoka, S., Miyake, Y.: Improvement of handwritten Japanese character recognition using weighted direction code histogram. Pattern Recognition 30(8) (1997) 1329-1337

[12] Liu, H., Ding, X.: Handwritten character recognition using gradient feature and quadratic classifier with multiple discrimination schemes. In: Proc. 8th ICDAR, Seoul, Korea, 1 (2005) 19-23

[13] Liu, C.L.: High accuracy handwritten Chinese character recognition using quadratic classifiers with discriminative feature extraction. In: Proc. 18th ICPR, Hong Kong, 2 (2006) 942-945