Wstęp do sztucznej inteligencji Regresja i klasyfikacja

Jakub Robaczewski

Algorytm klasyfikacji:

Zaimplementowany przeze mnie algorytm klasyfikacji wykorzystuje liniowy SVM dopuszczający pomyłki. Stworzone przeze mnie funkcje możemy podzielić na 4 grupy: zarządzanie danymi, główny algorytm, funkcje matematyczne oraz funkcję testującą.

Zarządzanie danymi:

Funkcje zarządzania danymi służą do pobrania danych z podanego pliku oraz dalszej obróbki

- read_from_file() pobiera dane z podanego pliku
- name_to_numeric() zamienia nazwy zbiorów na wartości liczbowe
- split_data() dzieli podany zbiór na 3, wykorzystując podane proporcje. Jeżeli proporcje nie sumują się do 1, funkcja zwraca błąd.
- group() dzieli zbiór na podzbiory według przynależności do klas
- make_set() porównuje klasę obiektu do podanej wartości. Zwraca 1, jeśli jest taka sama, -1, jeśli inna.

Główny algorytm:

Funkcje głównego algorytmu przeprowadzają najważniejsze operacje wykorzystując bibliotekę scipy do minimalizacji oraz functools do przekazywania danych.

- get_lambda() dobiera lambdę wykonując algorytm na podanym zbiorze (trenującym i walidacyjnym)
- make_test() wykonuje testy na zbiorze trenującym: dzieli go na 3 podgrupy, a następnie tworzy 3 funkcje porównujące każdą klasę z każdą. Po czym sprawdza wyniki na zbiorze testowym.
- SVM() wykonuje minimalizację funkcji kosztu przy danym zbiorze i danej lambdzie

Funkcje matematyczne:

Cost() – funkcja kosztu

$$min\left(\|\omega\|^2 * \lambda + \sum_i \xi_i\right)$$

• Ksi() – funkcja ξ_i

$$\xi_i = \max(1 - f(x_i)y_i, 0)$$
$$y_i = f(x_i) = \omega^T x - b$$

decision function() – funkcja decyzyjna f

$$f(x) = \begin{cases} -1; x \le 0 \\ 1; x > 0 \end{cases}$$

Funkcja testująca:

Funkcja testująca przyjmuje 3 funkcje rozdzielające klasy i na podstawie ich wyników dopasowuje klasę obiektu.

Wyniki:

| Test 0 | Test 1 | Test 2 | Test 3 | Test 4 |
|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Lambda 0.5 | Lambda 0.001 | Lambda 1 | Lambda 0.001 | Lambda 0.001 |
| Iris-setosa: 100.00% |
| Iris-versicolor: 83.87% | Iris-versicolor: 90.91% | Iris-versicolor: 96.55% | Iris-versicolor: 93.33% | Iris-versicolor: 92.31% |
| Iris-virginica: 100.00% | Iris-virginica: 91.43% | Iris-virginica: 100.00% | Iris-virginica: 100.00% | Iris-virginica: 91.43% |
| Total accuracy: 94.44% | Total accuracy: 93.33% | Total accuracy: 98.89% | Total accuracy: 97.78% | Total accuracy: 94.44% |
| Test 5 | Test 6 | Test 7 | Test 8 | Test 9 |
| Lambda 0.001 | Lambda 1 | Lambda 0.001 | Lambda 0.001 | Lambda 0.001 |
| Iris-setosa: 100.00% |
| Iris-versicolor: 93.33% | Iris-versicolor: 96.88% | Iris-versicolor: 90.32% | Iris-versicolor: 89.29% | Iris-versicolor: 93.33% |
| Iris-virginica: 100.00% | Iris-virginica: 83.33% | Iris-virginica: 100.00% | Iris-virginica: 90.62% | Iris-virginica: 93.55% |
| Total accuracy: 97.78% | Total accuracy: 93.33% | Total accuracy: 96.67% | Total accuracy: 93.33% | Total accuracy: 95.56% |

Jak zauważamy na powyższych testach, algorytm osiąga niemal 95% procentową skuteczność, co jest bardzo dobrym wynikiem, dodatkowo dla klasy Iris-setosa, algorytm nigdy się nie myli, a największe problemy występują z rozróżnieniem Iris-versicolor od Iris-virginica.

Wynika to z faktu, iż Iris-setosa posiada płatki o maksymalnej szerokości 0.6 cm i długości maksymalnie 2 cm, a płatki pozostałych klas posiadają znacznie większe rozmiary, dlatego dane te są liniowo separowane i oddzielenie ich od reszty nie stanowi dla algorytmu większego problemu.



