Ленивая классификация для объектов, представленных бинарными признаками на примере данных из репозитория tic-tac-toe

Было имплементировано 4 алгоритма:

- Метод ближайших соседей с метрикой Хэмминга (т.е. разные значение одинакового признака +1 к расстоянию). Параметр метода k число соседей, которых нужно рассмотреть (knn.py)
- Метод ближайших соседей с метрикой вычисляемой следующим образом: одинаковое значение признаков +0, пары (o b) (x b) +1, пара (x o) +2. Параметр метода k число соседей, которых нужно рассмотреть (knn2.py)
- Метод вычисляющей метрику близости классифицируемого объекта к положительному и отрицательному классам посредством вычисления суммарного пересечения с контекстами (вычисляется мощность пересечения классифицируемого объекта с каждым объектом положительного контекста отдельно, мощности складываются, делятся на мощность контекста, умноженную на кол-во признаков). Объект классифицируется к тому классу, к которому он "ближе". Параметр метода alpha пороговое отношение мощности пересечения образца с объектом из контекста к мощности признаков образца, при котором мощность этого пересечения учитывается (test_.py)
- Метод на основе генераторов: вычисляем пересечение классифицируемого объекта с объектом положительного (отрицательного) контекста, после чего подсчитываем количество объектов положительного и отрицательного контекста, если мощность положительных (отрицательных) объектов будет выше отрицательных (положительных) то считаем, что данное пресечение голосует за положительную (отрицательную) классификацию, иначе не голосует. Параметр метода alpha пороговое отношение мощности пересечения образца с объектом из контекста к мощности признаков образца, при котором мощность этого пересечения учитывается (test_generators.py)

Рассмотрим полученные результаты:

Метод k ближайших соседей с метрикой Хэмминга хорошо работает при значениях k=1-10, показывая следующие результаты:

Accuracy of the procedure is: 99.06%,

Fall-out (FPR) of the procedure is: 2.68%,

False omission rate (FOR) of the procedure is: 0.0%,

Precision (PPV) of the procedure is: 98.58%,

Sensitivity (TPR) of the procedure is: 100.0

При k>10 результаты ухудшаются (чем больше k, тем хуже результат).

Метод к ближайших соседей с метрикой, учитывающий тот эмпирический факт, что разница между "х" и "о" более категорична, нежели разница между "х" и "b" ("b" и "о"), при значении к<=3 классифицирует правильно 100% тестовых примеров:

Accuracy of the procedure is: 100.0%,

Fall-out (FPR) of the procedure is: 0.0%,

False omission rate (FOR) of the procedure is: 0.0%,

Precision (PPV) of the procedure is: 100.0%,

Sensitivity (TPR) of the procedure is: 100.0%

При значении k>3 результаты ухудшаются (чем больше k, тем хуже результат).

Метод с метрикой, вычисляющийся через попарное пересечение образца с каждым из объектов, при значениях параметра alpha>0.7 не классифицирует ни одного объекта. При alpha=0.7 достигается наилучший для этого метода результат с параметрами:

Accuracy of the procedure is: 98.59%,

Fall-out (FPR) of the procedure is: 0.0%,

False omission rate (FOR) of the procedure is: 3.73%,

Precision (PPV) of the procedure is: 100.0%,

Sensitivity (TPR) of the procedure is: 97.87%

При alpha<0.7 результат ухудшается (чем меньше alpha, тем хуже результат)

Метод на основе генераторов при значениях параметра alpha>0.7 не классифицирует ни одного объекта. При alpha=0.7 достигается наилучший для этого метода результат с параметрами:

Accuracy of the procedure is: 99.06%,

Fall-out (FPR) of the procedure is: 2.68%,

False omission rate (FOR) of the procedure is: 0.0%,

Precision (PPV) of the procedure is: 98.58%,

Sensitivity (TPR) of the procedure is: 100.0%

При alpha<0.7 результат ухудшается (чем меньше alpha, тем хуже результат)

Вывод: хорошие результаты всех методов свидетельствует о том, что сама специфика dataset Tic-Tac-Toe такова, что объекты близко находящиеся к другу к другу (в смысле некоей адекватно подобранной меры близости), скорее всего, будут обладать схожими метками класса.