

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ КОНТРОЛИРУЕМОГО ОБУЧЕНИЯ

Цель работы: изучить особенности методов распознавания образов, использующих контролируемое обучение, и научиться классифицировать объекты с помощью алгоритма *K-средних*.

Порядок выполнения работы

1. Изучение теоретической части лабораторной работы.
2. Реализация алгоритма *K-средних*.
3. Защита лабораторной работы.

Процесс распознавания образов напрямую связан с процедурой обучения. Главная особенность контролируемого обучения заключается в обязательном наличии априорных сведений о принадлежности к определенному классу каждого вектора измерений, входящего в обучающую выборку. Роль обучающего состоит в том, чтобы помочь отнести каждый вектор из тестовой выборки к одному из имеющихся классов. И хотя классы известны заранее, необходимо уточнить и оптимизировать процедуры принятия решений. В основу всех алгоритмов распознавания образов положено понятие «расстояние», выступающее критерием в ходе принятия решений.

В качестве примера метода распознавания образов, использующего процедуру контролируемого обучения, рассмотрим алгоритм *K-средних*.

Исходные данные — число образов и число классов (K), на которое нужно разделить все образы. Количество образов предлагается брать в диапазоне от 1000 до 100 000, число классов — от 2 до 20. Признаки объектов задаются случайным образом, это координаты векторов. Обычно K элементов из набора векторов случайным образом назначают центрами классов.

Цель и результат работы алгоритма — определить ядрами классов K типичных представителей классов и максимально компактно распределить вокруг них остальные объекты выборки.

Примечание. Результат работы представить графически.

На рис. 2.1 и 2.2 показаны примеры реализации алгоритма *K-средних* в случае распределения 20 000 объектов на 6 классов. На рис. 2.1 показана первая итерация алгоритма, на рис. 2.2 — завершающая итерация.

Алгоритм K-средних

1. Фиксируются K ядер (центров областей). Затем вокруг них формируются области по правилу минимального расстояния. На r -м этапе вектор \bar{X}_p связывается с ядром $\bar{N}_i(r)$, если удовлетворяется следующее неравенство:

$$\|\bar{X}_p - \bar{N}_i(r)\| < \|\bar{X}_p - \bar{N}_j(r)\| \forall i \neq j, \text{ тогда } \bar{X}_p \in \bar{N}_i(r).$$

2. На $(r+1)$ -м этапе определяются новые элементы, характеризующие новые ядра $\bar{N}_i(r+1)$. За их значения принимают векторы \bar{X} , обеспечивающие минимум среднеквадратичного отклонения:

$$J_i = \min_{\bar{X}_p \in \bar{N}_i(r)} \sum \|\bar{X}_p - \bar{N}_i(r+1)\|^2, i = 1, 2, \dots, K,$$

J_i принимает минимальное значение лишь при одном \bar{X} , равном среднему арифметическому векторов, принадлежащих одной области N_i .

3. Если хотя бы в одной из областей поменялось положение ядра, то пересчитываются области принадлежащих им векторов, т. е. определяются расстояния от объектов (не ядер) до новых ядер. В результате этого может произойти перераспределение областей. Затем повторяется шаг 2. Процедура заканчивается, если на $(r+1)$ -м шаге ее выполнения положения центров областей не меняются по сравнению с r -м шагом.

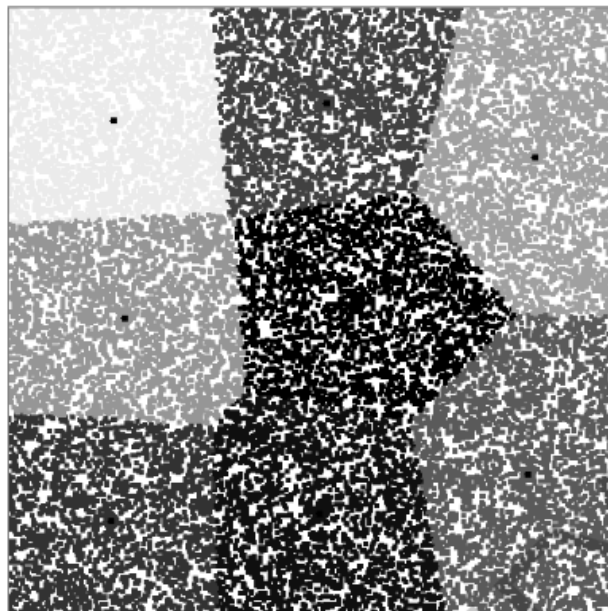
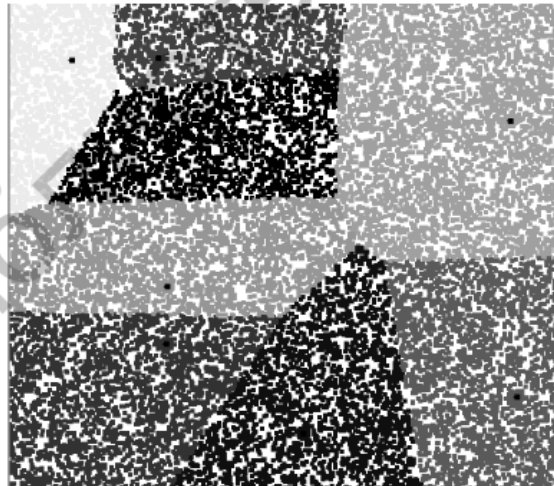


Рис. 2.2. Результат работы алгоритма K-средних

