

## Лекция 15

## МЕТОДЫ РАЗДЕЛЕНИЯ В ПРОСТРАНСТВЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ПАРАМЕТРОВ

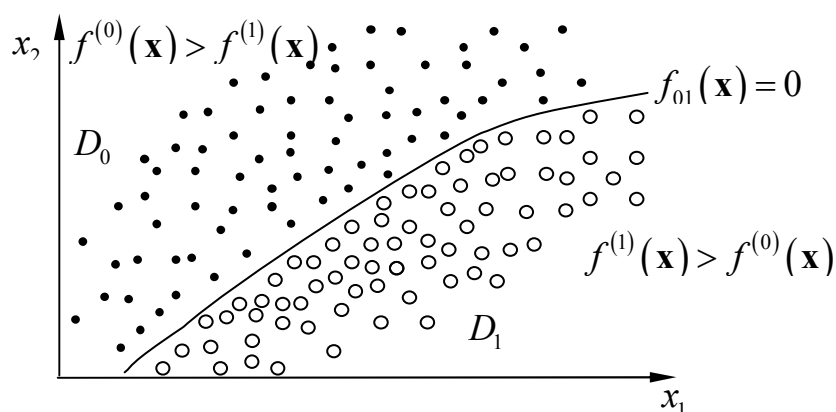
### Дискриминантные и разделяющие функции

Если образы — векторы обучающей выборки, образуют компактные области в пространстве информативных параметров, можно воспользоваться метрическими методами постановки диагноза.

Однако возможна такая ситуация, когда векторы, соответствующие различным состояниям, в пространстве информативных параметров занимают довольно обширные зоны, что делает применение метрических методов невозможным. На рис. Л15.1 показано распределение образов объектов, находящихся в одном из двух возможных состояний. Видно, что они распределены в двух областях информативного пространства.

Задача диагностирования в этом случае сводится к нахождению поверхностей (линий), разделяющих образы разных состояний, и определению, в какую из областей попадает вектор диагностируемого объекта.

Рассмотрим  $n$ -мерное пространство информативных параметров. Если диагностируемый объект может находиться в одном из  $N + 1$  состояниях  $D_0, D_1, \dots, D_N$ , то пространство содержит точки, принадлежащие  $N+1$  различным диагнозам. *Областью диагноза*  $D_k$  ( $k = 0, 1, \dots, N$ ) называется множество точек пространства, соответствующих состоянию объекта  $D_k$ .



**Рис. Л15.1.** Распределение в информативном пространстве образов объектов, которые могут находиться в одном из двух состояний  $D_0$  и  $D_1$

В дальнейшем будем полагать, что информативные параметры нормированы и размерность их равна единице. С целью решения задачи диагностирования в пространстве параметров задается множество функций  $\{f^{(k)}(\mathbf{x})\}$  ( $k = 0, 1, \dots, N$ ) для каждой области диагноза, таких, что если вектор  $\mathbf{x} \in D_m$ , то

$$f^{(p)}(\mathbf{x}) > f^{(k)}(\mathbf{x}), \quad k = 0, 1, \dots, N; (p \neq k). \quad (\text{Л15.1})$$

Для вектора  $\mathbf{x}$ , установленного в результате обследования объекта,  $f^{(p)}(\mathbf{x})$  принимает наибольшее значение по сравнению с другими функциями  $f^{(k)}(\mathbf{x})$  ( $p \neq k$ ), если объект находится в состоянии  $D_p$ . Определенные таким образом функции называются *дискриминантными*.

Если области диагнозов  $D_i$  и  $D_m$  имеют общую границу, то можно ввести *разделяющую функцию* этих состояний

$$f_{ip}(\mathbf{x}) = f^{(i)}(\mathbf{x}) - f^{(p)}(\mathbf{x}), \quad (\text{Л15.2})$$

тогда уравнение разделяющей поверхности областей диагнозов имеет вид:

$$f_{ip}(\mathbf{x}) = 0. \quad (\text{Л15.3})$$

На рис. Л15.2 показано разграничение двумерного информативного пространства разделяющей функцией  $f_{01}(\mathbf{x}) = 0$  на две области  $D_0$  и  $D_1$ , в каждой из которых определены дискриминантные функции  $f^{(0)}(\mathbf{x})$  и  $f^{(1)}(\mathbf{x})$ .

Правило принятия решения о состоянии диагностируемого объекта формулируется следующим образом: если для вектора  $\mathbf{x}$  выполняется соотношение (Л15.1) или эквивалентное ему неравенство

$$f_{ip}(\mathbf{x}) > 0, \quad p = 0, 1, \dots, N; (i \neq p) \quad (\text{Л15.4})$$

то ставится диагноз  $D_i$  ( $\mathbf{x} \in D_i$ ).

Для повышения надежности диагностирования вводится зона неопределенности. С этой целью задают малую положительную величину  $\varepsilon$  такую, что

$$\text{при } f_{ip}(\mathbf{x}) > \varepsilon, \quad \mathbf{x} \in D_i, \quad p = 0, 1, \dots, N; (i \neq p);$$

$$\text{при } |f_{ip}(\mathbf{x})| < \varepsilon \text{ отказываются от распознавания.}$$

Выбор дискриминантных или разделяющих функций составляет основу *методов разделения*. Наиболее общим является представление дискриминантных и разделяющих функций в виде рядов

$$f^{(k)}(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^{m_1} c_j^{(k)} \varphi_j(\mathbf{x}); \quad (\text{Л15.5})$$

$$f_{ik}(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^{m_2} c_j^{(ik)} \varphi_j(\mathbf{x}), \quad (\text{Л15.6})$$

где  $c_j^{(k)}$ ,  $c_j^{(ik)}$  — постоянные коэффициенты. Выбрав соответствующим образом систему функций  $\{\varphi_j(\mathbf{x})\}$  и полагая число слагаемых в суммах  $m_1$  или  $m_2$  достаточно большими, в пределе бесконечными, можно задать широкий класс этих функций.

### Линейные дискриминантные и разделяющие функции

Соотношения (Л15.5) и (Л15.6) приобретают наиболее простой вид, если в качестве функций  $\{\varphi_j(\mathbf{x})\}$  выбрать линейные функции координат  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ . Дискриминантные функции состояний в этом случае имеют вид

$$f^{(k)}(\mathbf{x}) = \lambda_1^{(k)} x_1 + \lambda_2^{(k)} x_2 + \dots + \lambda_n^{(k)} x_n + \lambda_{n+1}^{(k)}, \quad k = 0, 1, \dots, N \quad (\text{Л15.7})$$

и называются *линейными дискриминантными функциями*, а коэффициенты  $\lambda_j^{(k)}$  ( $j = 1, \dots, n+1$ ) — *весовыми коэффициентами*, образующими *весовой вектор*  $\boldsymbol{\lambda}^{(k)} = (\lambda_1^{(k)}, \dots, \lambda_{n+1}^{(k)})$ . Для удобства записи дискриминантных функций  $n$ -мерное пространство параметров дополняют компонентой  $x_{n+1}$ , причем соответствующую координату для векторов диагностируемых объектов полагают равной единице —  $x_{n+1} \equiv 1$ . Такое  $(n+1)$ -мерное пространство называется *дополненным пространством*. В этом пространстве с координатами  $(x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1})$  функция (Л15.7) записывается в виде скалярного произведения векторов

$$f^{(k)}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda}^{(k)} \mathbf{x} = \sum_{j=1}^{n+1} \lambda_j^{(k)} x_j. \quad (\text{Л15.8})$$

Если области диагнозов  $D_i$  и  $D_k$  соприкасаются, то разделяющая функция этих состояний определяется соотношением

$$f_{ik}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda}^{(ik)} \mathbf{x}; \quad \boldsymbol{\lambda}^{(ik)} = \boldsymbol{\lambda}^{(i)} - \boldsymbol{\lambda}^{(k)} \quad (\text{Л15.9})$$

и называется *линейной разделяющей функцией*. Разделяющей поверхностью двух состояний в дополненном пространстве является гиперплоскость, определяемая уравнением

$$f_{ik}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda}^{(ik)} \mathbf{x} = \sum_{j=1}^{n+1} \lambda_j^{(ik)} x_j = 0. \quad (\text{Л15.10})$$

Гиперплоскость проходит через начало координат дополненного пространства — точка  $\mathbf{x} = 0$  удовлетворяет уравнению (Л15.10). Кроме того, так как для всех точек этой плоскости — векторов  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_{n+1})$ , скалярное произведение  $(\boldsymbol{\lambda}^{(ik)} \mathbf{x}) = 0$ , весовой вектор  $\boldsymbol{\lambda}^{(ik)}$  нормален к гиперплоскости и определяет ее ориентацию в дополненном пространстве.

### Построение линейных дискриминантных и разделяющих функций

Рассмотрим случай дихотомии, когда имеются два возможных состояния  $D_0$  и  $D_1$  — исправное и неисправное. Предположим области диагнозов  $D_0$  и  $D_1$  являются *линейно разделяемыми*, то есть существует весовой вектор  $\boldsymbol{\lambda} = \boldsymbol{\lambda}^{(01)}$ , с помощью которого можно построить линейную разделяющую функцию (Л15.10)  $f(\mathbf{x}) = f_{01}(\mathbf{x})$ . Правило принятия решения о состоянии объекта в этом случае согласно (Л15.1) и (Л15.4) имеет вид

$$\left. \begin{array}{l} \mathbf{x} \in D_0, \text{ если } f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda} \mathbf{x} > 0; \\ \mathbf{x} \in D_1, \text{ если } f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda} \mathbf{x} < 0. \end{array} \right\} \quad (\text{Л15.11})$$

Так как разделяющая гиперплоскость в дополненном пространстве проходит через начало координат и однозначно определяется весовым вектором  $\boldsymbol{\lambda}$ , нормальным к этой плоскости, задача сводится к определению этого вектора.

Последний может быть определен с помощью обучающей выборки. Разделяющая функция для векторов обучающей выборки удовлетворяет условиям (Л15.11), второе из которых можно представить в виде

$$\mathbf{x} \in D_1, \text{ если } f(-\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda}(-\mathbf{x}) = -\boldsymbol{\lambda} \mathbf{x} > 0.$$

Построим область  $\bar{D}_1$ , включающую векторы обучающей выборки из области  $D_1$ , у которых изменен знак. Таким образом, область  $\bar{D}_1$  содержит векторы  $-\mathbf{x}$  при условии, что  $\mathbf{x} \in D_1$ , и является симметричным отражением  $D_1$  относительно начала координат. Объединим  $D_0$  и

$\bar{D}_1$  в область  $D = D_0 \cup \bar{D}_1$ , для векторов которой разделяющая функция всегда положительна

$$f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda}\mathbf{x} > 0, \text{ если } \mathbf{x} \in D. \quad (\text{Л15.12})$$

Последнее означает, что область  $D$  должна располагаться по одну сторону от разделяющей гиперплоскости.

Весовой вектор строится по следующему алгоритму. Из области  $D$  выбирают любой объект с известным диагнозом и вектором  $\mathbf{x}_1$ . В качестве первого приближения принимают  $\boldsymbol{\lambda}_1 = \mathbf{x}_1$ . Затем предъявляют следующий объект с вектором  $\mathbf{x}_2$ . Если  $\boldsymbol{\lambda}_1\mathbf{x}_2 > 0$ , то весовой вектор оставляют неизменным  $\boldsymbol{\lambda} = \boldsymbol{\lambda}_1$ . Если же  $\boldsymbol{\lambda}_1\mathbf{x}_2 < 0$ , весовой вектор корректируется:

$$\boldsymbol{\lambda}_2 = \boldsymbol{\lambda}_1 + \mathbf{x}_2.$$

Аналогично, если для любого последующего объекта с вектором  $\mathbf{x}_{k+1}$  величина  $\boldsymbol{\lambda}_k\mathbf{x}_{k+1} > 0$ , то весовой вектор остается без изменения, если же  $\boldsymbol{\lambda}_k\mathbf{x}_{k+1} < 0$ , то принимают

$$\boldsymbol{\lambda}_k = \boldsymbol{\lambda}_k + \mathbf{x}_{k+1}. \quad (\text{Л15.13})$$

После того, как объекты обучающей выборки из области  $D$  исчерпаны, возвращаются к первому объекту, и процесс повторяется. Такая циклическая корректировка весового вектора продолжается до тех пор, пока все векторы области  $D$  не станут удовлетворять условию (Л15.11). Если области  $D_0$  и  $D_1$  линейно разделимы, рассмотренный алгоритм, называемый *правилом постоянного приращения*, приводит к определению необходимого весового вектора за конечное число шагов.

**Пример Л15.1.** Проиллюстрируем алгоритм построения весового вектора на простом и довольно искусственном примере построения линейной разделяющей функции двух областей, содержащих обучающие выборки из двух пар векторов  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$  — область  $D_0$ , и  $\mathbf{x}_3, \mathbf{x}_4$  — область  $D_1$ , рис. Л15.2.

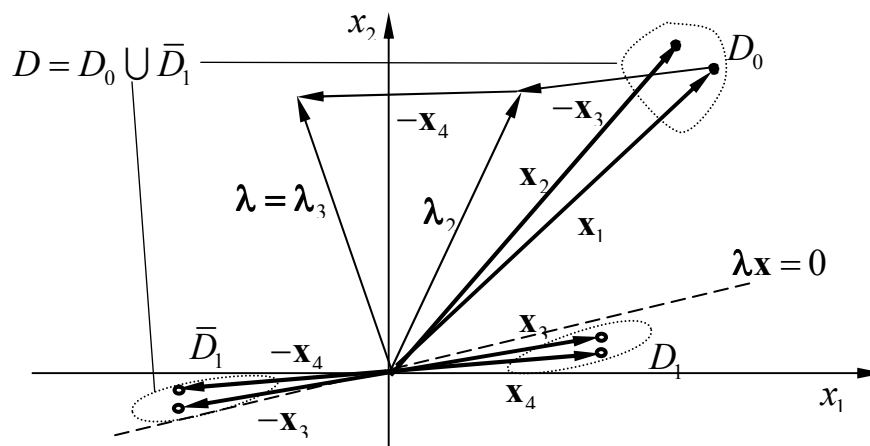


Рис. Л15.2. Иллюстрация алгоритма определения весового вектора и линейной разделяющей функции двух областей  $D_0$  и  $D_1$

Дополненное пространство с координатами  $(x_1, x_2, x_3)$  является трехмерным, и у всех векторов обучающих выборок третья координата  $x_3 \equiv 1$ . Рис. Л15.2 можно рассматривать как проекцию векторов на плоскость  $x_3 = 1$  трехмерного дополненного пространства.

Построим область  $\bar{D}_1$ , включающую векторы области  $D_1$ , у которых изменен знак. В нашем случае область  $\bar{D}_1$  содержит векторы  $-x_3, -x_4$  и является симметричной области  $D_1$  относительно начала координат. Далее объединим области  $D_0$  и  $\bar{D}_1$  в одну  $D$ , в которой содержится четыре вектора:  $x_1, x_2, -x_3$  и  $-x_4$ .

В первом приближении в качестве весового вектора выберем  $\lambda_1 = x_1$ . Для второго вектора  $x_2$  проверяем условие  $\lambda_1 x_2 > 0$ . Знак скалярного произведения векторов определяется знаком косинуса угла между этими векторами. Так как угол между векторами  $\lambda_1$  и  $x_2$  острый (рис. Л15.2), то скалярное произведение этих векторов положительно. Поэтому весовой вектор оставляем неизменным.

Далее из области  $D$  выбираем следующий вектор  $-x_3$  и проверяем условие  $\lambda_1 \cdot (-x_3) > 0$ . Угол между векторами  $\lambda_1$  и  $-x_3$  тупой, (рис. Л15.2), поэтому скалярное произведение  $\lambda_1 \cdot (-x_3) < 0$ . Проводим корректировку весового вектора. Во втором приближении он будет равен  $\lambda_2 = \lambda_1 + (-x_3)$ , (рис. Л15.2).

Выбираем последний вектор  $-\mathbf{x}_4$  из области  $D$  и проверяем условие  $\boldsymbol{\lambda}_2 \cdot (-\mathbf{x}_4) > 0$ . Поскольку угол между векторами  $\boldsymbol{\lambda}_2$  и  $-\mathbf{x}_4$  тупой (рис. Л15.2), скалярное произведение этих векторов отрицательно. Проводим очередную коррекцию весового вектора  $\boldsymbol{\lambda}_3 = \boldsymbol{\lambda}_2 + (-\mathbf{x}_4)$  и проверяем знак скалярного произведения вектора  $\boldsymbol{\lambda}_3$  с векторами области  $D$ :  $\mathbf{x}_1$ ,  $\mathbf{x}_2$ ,  $-\mathbf{x}_3$  и  $-\mathbf{x}_4$ . Нетрудно видеть (рис. Л15.2), что все скалярные произведения положительные, так как углы между  $\boldsymbol{\lambda}_3$  и всеми указанными векторами меньше  $90^\circ$ . Таким образом, весовой вектор равен  $\boldsymbol{\lambda} = \boldsymbol{\lambda}_3$ . Уравнение разделяющей плоскости, к которой нормален весовой вектор, имеет вид  $\boldsymbol{\lambda}\mathbf{x} = 0$ . Ее сечение с плоскостью  $x_3 = 1$  дополненного пространства показано на рис. Л15.2 штриховой линией.

Алгоритм построения линейных дискриминантных функций при диагностике многих состояний во многом схож с рассмотренным выше и заключается в следующем. Предположим, что в  $i$ -ом приближении известен набор весовых векторов  $\{\boldsymbol{\lambda}_i^{(k)}\}$  ( $k = 0, 1, \dots, N$ ), и для распознавания предъявляется объект из обучающей выборки, характеризуемый вектором  $\mathbf{x}_{i+1}$ , с диагнозом  $D_j$  ( $\mathbf{x}_{i+1} \in D_j$ ). Корректировка весовых векторов проводится по следующему правилу:

весовые векторы не меняются, если справедливы неравенства

$$\boldsymbol{\lambda}_i^{(k)} \mathbf{x}_{i+1} > \boldsymbol{\lambda}_i^{(j)} \mathbf{x}_{i+1}, \quad j = 0, \dots, N; \quad k \neq j, \quad (\text{Л15.14})$$

если для некоторых  $j = n_1, n_2, \dots, n_m$   $\boldsymbol{\lambda}_i^{(k)} \mathbf{x}_{i+1} < \boldsymbol{\lambda}_i^{(j)} \mathbf{x}_{i+1}$ , то принимается

$$\boldsymbol{\lambda}_{i+1}^{(k)} = \boldsymbol{\lambda}_i^{(k)} + \mathbf{x}_{i+1}; \quad \boldsymbol{\lambda}_{i+1}^{(j)} = \boldsymbol{\lambda}_i^{(j)} - \mathbf{x}_{i+1}; \quad j = n_1, n_2, \dots, n_m; \quad k \neq j. \quad (\text{Л15.15})$$

Для корректировки используется бесконечная последовательность объектов, образуемая циклическим повторением объектов обучающей выборки. Корректировка прекращается, когда для всех векторов обучающей выборки будут выполнены неравенства (Л15.14).

Изложенные алгоритмы в зависимости от начального значения весового вектора и порядка предъявления объектов из обучающей выборки приводят к различным весовым векторам. Таким образом, в общем случае существует множество весовых векторов, решающих задачу постановки диагноза.