3. Исследование нейросетевой модели системы биометрической аутентификации

Цель работы

Исследовать модель системы бинарной классификации «Свой-Чужой» с использованием однослойной нейронной сети типа «персептрон».

Постановка задачи и сведения из теории

Постановка задачи.

Для разделения классов из работы 2 (случаи коррелированных и некоррелированных параметров) построить оптимальную дискриминантную прямую с помощью однослойной искусственной нейронной сети (ИНС) типа «персептрон» и правила обучения Видроу–Хоффа. ИНС должна иметь двоичные входы $x_1, x_2 \in \{0,1\}$, единичный вход смещения $x_0 = 1$, синаптические весовые коэффициенты $\mathbf{w} = (w_0\ w_1\ w_2)$, двоичный выход $y \in \{0,1\}$ и пороговую функцию активации $f: R \to \{0,1\}$ (рис. 3.1).

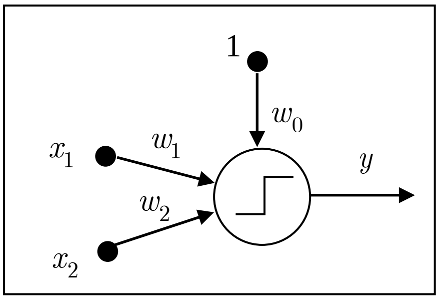

Рис. 3.1. Архитектура ИНС

Рабочий режим НС. Алгоритм функционирования ИНС имеет вид:

$$\mathrm{net} = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0;$$
$$y(\mathrm{net}) = \begin{cases} 1, & \mathrm{net} \ge 0, \\ 0, & \mathrm{net} < 0, \end{cases} \tag{3.1}$$

где net – сетевой (комбинированный) вход; y – реальный выход ИНС.

Режим обучения НС. Для необученной ИНС ее реальный выход y в общем случае отличается от целевого выхода t, представляющего собой маркеры известных классов «Свой» (1) и «Чужой» (0), т.е. имеется ошибка

$$\delta = t - y. \tag{3.2}$$

На каждой эпохе обучения $k = 0,1,...,K$ на вход ИНС последовательно предъявляется образец обучающей выборки $\mathbf{x}^{(l)} = \left(x_0^{(l)} \; x_1^{(l)} \; x_2^{(l)} \right)$ ($l = 1, 2, ..., L$), и вектор весовых коэффициентов $\mathbf{w} = (w_0 \; w_1 \; w_2)$ корректируется по рассчитанному согласно (3.1) выходному значению $y^{(Lk+l)}$ и соответствующему целевому выходу $t^{(l)}$ в соответствии с правилом Видроу-Хоффа (дельта-правило):

$$\begin{aligned} w_i^{(Lk+l)} &= w_i^{(Lk+l-1)} + \Delta w_i^{(Lk+l)}, \\ \Delta w_i^{(Lk+l)} &= \eta \delta^{(Lk+l)} x_i^{(l)}, \end{aligned} \tag{3.3}$$

где $x_i^{(l)}$ $(i = 0,1,2)$ – компоненты обучающего l-го вектора на k-м шаге обучения (при этом $x_0^{(l)} \equiv 1$); $\delta^{(Lk+l)}$ – ошибка (3.2) на l-м шаге внутри эпохи k; $\Delta w_i^{(Lk+l)}$ – коррекция веса; $\eta \in (0,1]$ – норма обучения.

Начальные значения весовых коэффициентов $w_i^{(0)}$ инициализируются случайным образом из интервала $[-1,1]$.

На каждой эпохе k суммарная ошибка (1 и 2 рода) $E(k)$ равна расстоянию Хемминга между векторами целевого и реального выхода по всем векторам обучающей выборки $l = 1, 2, ..., L$. В качестве обучающей выборки следует взять по 30…40 % равновероятно выбранных образцов из каждого класса. Обучение следует проводить до достижения стабилизации, когда в течение последовательных $T = 10$ эпох суммарная ошибка не уменьшается.

Провести численный эксперимент по нахождению оптимального значения нормы обучения по критерию минимизации количества эпох K, выбирая ее с дискретным шагом: $\eta = 0.1, 0.2, ..., 1.0$.

Режим тестирования. В качестве тестирования следует выбрать все элементы совокупности обоих классов. Рассчитать ошибки 1 и 2 рода классификации объектов тестовой выборки, построить ROC-кривую.

Требования к отчету

Отчет должен содержать: титульный лист; цель работы; постановку задачи; выбранные законы распределений классов; распределения образов обоих классов, приведенные на одном графике для случаев коррелированных и некоррелированных параметров; коэффициенты найденных дискриминантных прямых и соответствующие матрицы ошибок; ROC-кривые.