

АНАЛИЗ СХОДИМОСТИ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА НАЙСКОРЕЙШЕГО СПУСКА

Рассмотрим нейронную сеть, состоящую из n нейронных элементов распределительного слоя и m - выходного слоя (рис. 1).

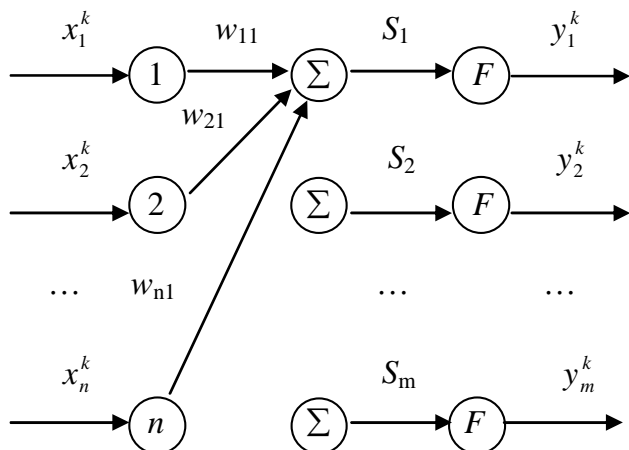


Рис. 1. Схема функционирования нейронной сети.

Для данной сети каждый нейрон распределительного слоя имеет синаптические связи w_{ij} , ($i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$) со всеми нейронами обрабатывающего слоя. В качестве нейронов выходного слоя используются элементы с некоторой функцией активации F [1, 2]. На вход сети подаются входные образы – векторы $\overline{x}^k = (x_1^k, \dots, x_n^k)$ ($k = \overline{1, L}$).

Выходное значение j -го нейрона сети для k -го образа определяется выражением:

$$y_j^k = F(S_j^k),$$

где $S_j^k = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^k - T_j$, $j = \overline{1, m}$, $k = \overline{1, L}$.

Задача обучения нейронной сети с фиксированной функцией активации F состоит в нахождении весовых коэффициентов w_{ij} ($i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$) и порогов нейронных элементов T_j ($j = \overline{1, m}$), которые минимизируют некоторую ошибку сети E_S , как отклонение выходных значений y_j^k от эталонных значений t_j^k – j -го нейрона сети для k -го образа. В качестве ошибки сети можно рассмотреть “квадратичное отклонение” $E_S = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^m (y_j^k - t_j^k)^2$, которое будем называть квадратичной ошибкой сети.

Столбец

$$\overline{W} = (w_{11}, w_{21}, \dots, w_{n1}, T_1, w_{12}, w_{22}, \dots, w_{n2}, T_2, \dots, w_{1m}, w_{2m}, \dots, w_{nm}, T_m)^T$$

будем называть приближенным решением или просто решением системы (по методу наименьших квадратов):

$$F\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^k - T_j\right) = t_j^k, \quad j = \overline{1, m}, \quad k = \overline{1, L},$$

если “квадратичное отклонение”

$$E_S = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^m \left(F\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^k - T_j\right) - t_j^k \right)^2$$

достигает своего наименьшего значения. Для нахождения такого решения можно применять различные градиентные методы, например, метод наискорейшего спуска, метод сопряженных градиентов и их модификации [1, 2, 3].

Рассмотрим метод наискорейшего спуска минимизации функции ошибки сети

$$E_S(\overline{W}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^m \left(F\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^k - T_j\right) - t_j^k \right)^2.$$

Нас будет интересовать поведение этого метода при различных предположениях относительно $E_S(\overline{W})$ и $\alpha(t)$.

Теорема 1. Если градиент функции $E_S(\overline{W})$ удовлетворяет условию Липшица:

$$\|\nabla E_S(\overline{W}) - \nabla E_S(\overline{V})\| \leq L \|\overline{W} - \overline{V}\|$$

и $\alpha(t)$ удовлетворяет условию $0 < \varepsilon < \alpha(t) < \frac{2}{L} - \varepsilon$, для любого t , то в методе

$\overline{W}(t+1) = \overline{W}(t) - \alpha(t) \cdot \nabla E_S(t)$ ее градиент стремится к нулю: $\lim_{t \rightarrow \infty} \nabla E_S(\overline{W}(t)) = 0$, а функция монотонно убывает:

$$E_S(\overline{W}(t+1)) \leq E_S(\overline{W}(t)).$$

Доказательство: Учитывая, что

$$\begin{aligned} E_S(\overline{W} + \overline{V}) &= E_S(\overline{W}) + \int_0^1 (\nabla E_S(\overline{W} + \tau \overline{V}), \overline{V}) d\tau = \\ &= E_S(\overline{W}) + (\nabla E_S(\overline{W}), \overline{V}) + \int_0^1 (\nabla E_S(\overline{W} + \tau \overline{V}) - \nabla E_S(\overline{W}), \overline{V}) d\tau \end{aligned}$$

и подставляя в это соотношение $\overline{W} = \overline{W}(t)$ и $\overline{V} = -\alpha(t) \nabla E_S(\overline{W}(t))$, получим

$$E_S(\overline{W}(t+1)) = E_S(\overline{W}(t)) - \alpha(t) \|\nabla E_S(\overline{W}(t))\|^2 -$$

Махнист Леонид Петрович, к.т.н., доцент каф. высшей математики Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГТУ, 224017, Беларусь, г. Брест, ул. Московская, 267.

$-\alpha(t) \int_0^1 (\nabla E_s(\bar{W}(t)) - \alpha(t) \nabla E_s(\bar{W}(t))) - \nabla E_s(\bar{W}(t)), \nabla E_s(\bar{W}(t)) d\tau$ $\alpha(t) = \frac{1}{L}$, который, очевидно, удовлетворяет условию

Так как выполняется условие $\|\nabla E_s(\bar{W}) - \nabla E_s(\bar{V})\| \leq L \|\bar{W} - \bar{V}\|$, то

$$E_s(\bar{W}(t+1)) \leq E_s(\bar{W}(t)) - \alpha(t) \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 + L\alpha^2(t) \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 \int_0^1 \tau d\tau = E_s(\bar{W}(t)) - \alpha(t) \left(1 - \alpha(t) \frac{L}{2}\right) \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2.$$

Учитывая условие $0 < \varepsilon < \alpha(t) < \frac{2}{L} - \varepsilon$, имеем

$$\alpha(t) \left(1 - \alpha(t) \frac{L}{2}\right) = \frac{1}{2L} - \frac{L}{2} \left(\alpha(t) - \frac{1}{L}\right)^2 \geq \frac{1}{2L} - \frac{L}{2} \left(\varepsilon - \frac{1}{L}\right)^2 = \varepsilon - \frac{L}{2} \varepsilon^2 = \frac{L}{2} \varepsilon \left(\frac{2}{L} - \varepsilon\right) > 0$$

Тогда

$$E_s(\bar{W}(t+1)) \leq E_s(\bar{W}(t)) - \frac{L}{2} \varepsilon \left(\frac{2}{L} - \varepsilon\right) \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2.$$

Суммируя неравенства

$$E_s(\bar{W}(t+1)) \leq E_s(\bar{W}(t)) - \gamma \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2, \quad \text{где}$$

$\gamma = \frac{L}{2} \varepsilon \left(\frac{2}{L} - \varepsilon\right)$ по t от 0 до k , получим

$$E_s(\bar{W}(k+1)) \leq E_s(\bar{W}(0)) - \gamma \sum_{t=0}^k \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 \quad \text{или}$$

$$\sum_{t=0}^k \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 \leq \frac{1}{\gamma} (E_s(\bar{W}(0)) - E_s(\bar{W}(k+1))) \leq \frac{1}{\gamma} E_s(\bar{W}(0))$$

Так как $E_s(\bar{W}) \geq 0$, то

$$\sum_{t=0}^k \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 \leq \frac{1}{\gamma} E_s(\bar{W}(0)) \quad \text{для любого } k, \text{ т. е.}$$

$\sum_{t=0}^{\infty} \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 < +\infty$. Следовательно, градиент функции $E_s(\bar{W})$ стремится к нулю: $\lim_{t \rightarrow \infty} \nabla E_s(\bar{W}(t)) = 0$, а функция $E_s(\bar{W})$ монотонно убывает:

$$E_s(\bar{W}(t+1)) \leq E_s(\bar{W}(t)).$$

Теорема доказана.

Лемма 1. Если градиент функции $E_s(\bar{W})$ удовлетворяет

условию Липшица: $\|\nabla E_s(\bar{W}) - \nabla E_s(\bar{V})\| \leq L \|\bar{W} - \bar{V}\|$, то

$$\|\nabla E_s(\bar{W})\|^2 \leq 2L \cdot E_s(\bar{W}).$$

Доказательство: Полагая в методе $\bar{W}(t+1) = \bar{W}(t) - \alpha(t) \cdot \nabla E_s(\bar{W}(t))$ величину шага

$0 < \varepsilon < \alpha(t) < \frac{2}{L} - \varepsilon$ и, учитывая неравенство

$$E_s(\bar{W}(t+1)) \leq E_s(\bar{W}(t)) - \alpha(t) \left(1 - \alpha(t) \frac{L}{2}\right) \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2$$

(см. теорему 1), получим

$$E_s\left(\bar{W}(t) - \frac{1}{L} \nabla E_s(\bar{W}(t))\right) \leq E_s(\bar{W}(t)) - \frac{1}{2L} \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2$$

Так как $E_s(\bar{W}) \geq 0$, то

$$0 \leq E_s(\bar{W}(t)) - \frac{1}{2L} \|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 \quad \text{или}$$

$$\|\nabla E_s(\bar{W}(t))\|^2 \leq 2L \cdot E_s(\bar{W}(t)) \quad \text{для любого } t, \text{ т. е.}$$

$$\|\nabla E_s(\bar{W})\|^2 \leq 2L \cdot E_s(\bar{W}), \text{ что и требовалось доказать.}$$

Замечание. Очевидно, что результат, полученный в лемме, выполняется для любой дифференцируемой функции $f(\bar{x})$, градиент которой удовлетворяет условию Липшица:

$$\|\nabla f(\bar{x}) - \nabla f(\bar{y})\| \leq L \|\bar{x} - \bar{y}\|, \text{ и для которой } f(\bar{x}) \geq 0$$

для любого \bar{x} . Тогда выполняется $\|\nabla f(\bar{x})\|^2 \leq 2L \cdot f(\bar{x})$.

Рассмотрим в качестве функции $f(\bar{x}) = \frac{1}{2} (A\bar{x}, \bar{x})$, где матрица A является симметричной и неотрицательно определенной: $A \geq 0$. Учитывая, что функция

$$f(\bar{x}) = \frac{1}{2} (A\bar{x}, \bar{x}) \text{ удовлетворяет условиям леммы и то, что}$$

$$\nabla f(\bar{x}) = A\bar{x} \quad \text{и, очевидно,}$$

$$\|\nabla f(\bar{x}) - \nabla f(\bar{y})\| = \|A\bar{x} - A\bar{y}\| \leq \|A\| \|\bar{x} - \bar{y}\|, \text{ т. е. для}$$

функции $f(\bar{x})$ выполняется условие Липшица с константой $L = \|A\|$, получим

$$\|A\bar{x}\|^2 = \|\nabla f(\bar{x})\|^2 \leq 2L \cdot f(\bar{x}) = 2\|A\| \cdot \frac{1}{2} (A\bar{x}, \bar{x}) = \|A\| \cdot (A\bar{x}, \bar{x})$$

Таким образом, для симметричной и неотрицательно определенной матрицы A выполняется $(A\bar{x}, \bar{x}) \geq \frac{1}{\|A\|} \|A\bar{x}\|^2$

для любого \bar{x} .

Лемма 2. Если $E_s(\bar{W})$ является дважды дифференцируемой выпуклой функцией:

$$E_s(\lambda \bar{W} + (1-\lambda)\bar{V}) \leq \lambda E_s(\bar{W}) + (1-\lambda) E_s(\bar{V}), \quad \text{для}$$

любых $\bar{W}, \bar{V}, 0 \leq \lambda \leq 1$, а ее градиент $\nabla E_s(\bar{W})$ удовлетворяет

$$\|\nabla E_s(\bar{W}) - \nabla E_s(\bar{V})\| \leq L \|\bar{W} - \bar{V}\|, \quad \text{то}$$

$$(\nabla E_S(\bar{W}) - \nabla E_S(\bar{V}), \bar{W} - \bar{V}) \geq \frac{1}{L} \|\nabla E_S(\bar{W}) - \nabla E_S(\bar{V})\|^2$$

Доказательство: Учитывая, что функция $E_S(\bar{W})$ дважды дифференцируема, имеем

$$\nabla E_S(\bar{V}) = \nabla E_S(\bar{W}) + \int_0^1 (\nabla^2 E_S(\bar{W} + \tau(\bar{V} - \bar{W})), \bar{V} - \bar{W}) d\tau = \nabla E_S(\bar{W}) + A(\bar{V} - \bar{W})$$

где матрица $A = \int_0^1 \nabla^2 E_S(\bar{W} + \tau(\bar{V} - \bar{W})) d\tau$ является

симметричной и неотрицательно определенной: $A \geq 0$, так как выпуклость дважды дифференцируемой функции $E_S(\bar{W})$ эквивалентна условию $\nabla^2 E_S(\bar{W}) \geq 0$. В силу того, что градиент $\nabla E_S(\bar{W})$ удовлетворяет условию Липшица

$$\|\nabla^2 E_S(\bar{W})\| \leq L \text{ и, очевидно, выполняется условие}$$

$$\|A\| \leq L. \text{ Так как } \nabla E_S(\bar{V}) - \nabla E_S(\bar{W}) = A(\bar{V} - \bar{W}) \text{ или}$$

$$\nabla E_S(\bar{W}) - \nabla E_S(\bar{V}) = A(\bar{W} - \bar{V}), \text{ и, учитывая замечание}$$

к лемме 1, имеем

$$(\nabla E_S(\bar{W}) - \nabla E_S(\bar{V}), \bar{W} - \bar{V}) = (A(\bar{W} - \bar{V}), \bar{W} - \bar{V}) \geq$$

$$\geq \frac{1}{\|A\|} \|A(\bar{W} - \bar{V})\|^2 \geq \frac{1}{L} \|\nabla E_S(\bar{W}) - \nabla E_S(\bar{V})\|^2$$

что и требовалось доказать.

Нетрудно доказать следующее утверждение.

Лемма 3. Если функция $E_S(\bar{W})$ является сильно выпуклой с константой ℓ :

$$E_S(\bar{W}) \geq E_S(\bar{V}) + (\nabla E_S(\bar{V}), \bar{W} - \bar{V}) + \frac{\ell}{2} \|\bar{W} - \bar{V}\|^2,$$

\bar{W}^* — ее точка минимума, то

$$\|\nabla E_S(\bar{W})\|^2 \geq 2\ell (E_S(\bar{W}) - E_S(\bar{W}^*)).$$

Теорема 2. Пусть функция $E_S(\bar{W})$ дифференцируема, а ее градиент удовлетворяет условию Липшица с константой L :

$$\|\nabla E_S(\bar{W}) - \nabla E_S(\bar{V})\| \leq L \|\bar{W} - \bar{V}\| \text{ и функция } E_S(\bar{W})$$

является сильно выпуклой с константой ℓ :

$$E_S(\bar{W}) \geq E_S(\bar{V}) + (\nabla E_S(\bar{V}), \bar{W} - \bar{V}) + \frac{\ell}{2} \|\bar{W} - \bar{V}\|^2.$$

Тогда если $\alpha(t)$ удовлетворяет условию

$$0 < \varepsilon < \alpha(t) < \frac{2}{L} - \varepsilon, \text{ для любого } t, \text{ то метод}$$

$$\bar{W}(t+1) = \bar{W}(t) - \alpha(t) \cdot \nabla E_S(t) \text{ сходится к единственной}$$

точке глобального минимума \bar{W}^* со скоростью геометрической прогрессии: $\|\bar{W}(t) - \bar{W}^*\| \leq cq^t, 0 < q < 1$.

Доказательство: Так как выполнены все условия теоремы 1, то справедливо неравенство:

$$E_S(\bar{W}(t+1)) \leq E_S(\bar{W}(t)) - \alpha(t) \left(1 - \alpha(t) \frac{L}{2}\right) \|\nabla E_S(\bar{W}(t))\|^2$$

. Учитывая, что функция $E_S(\bar{W})$ является сильно выпуклой с

константой ℓ , то

$$\|\nabla E_S(\bar{W})\|^2 \geq 2\ell (E_S(\bar{W}) - E_S(\bar{W}^*)), \text{ где } \bar{W}^* - \text{ точка}$$

глобального минимума.

$$E_S(\bar{W}(t+1)) \leq E_S(\bar{W}(t)) -$$

$$\text{Тогда } -\ell \alpha(t) (2 - L\alpha(t)) (E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*)).$$

Вычитая $E_S(\bar{W}^*)$ из левой и правой части последнего неравенства, получим

$$E_S(\bar{W}(t+1)) - E_S(\bar{W}^*) \leq E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*) -$$

$$-\ell \alpha(t) (2 - L\alpha(t)) (E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*)) =$$

$$= (1 - \ell \alpha(t) (2 - L\alpha(t))) (E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*)) =$$

$$= (\ell L \alpha^2(t) - 2\ell \alpha(t) + 1) (E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*))$$

Обозначим $q(t) = \ell L \alpha^2(t) - 2\ell \alpha(t) + 1$. Тогда

$$E_S(\bar{W}(t+1)) - E_S(\bar{W}^*) \leq q(t) (E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*)) \leq$$

$$\leq q(t) q(t-1) (E_S(\bar{W}(t-1)) - E_S(\bar{W}^*)) \leq$$

$$\leq \left(\prod_{i=0}^t q(i) \right) (E_S(\bar{W}(0)) - E_S(\bar{W}^*)).$$

Таким образом

$$E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*) \leq \left(\prod_{i=0}^{t-1} q(i) \right) (E_S(\bar{W}(0)) - E_S(\bar{W}^*)).$$

Так как $\alpha(t)$ удовлетворяет условию

$$0 < \varepsilon < \alpha(t) < \frac{2}{L} - \varepsilon, \text{ для любого } t, \text{ то}$$

$$q(t) = \ell L \alpha^2(t) - 2\ell \alpha^2(t) + 1 = \ell L \left(\alpha(t) - \frac{1}{L} \right)^2 +$$

$$+ 1 - \frac{\ell}{L} \geq q\left(\frac{1}{L}\right) = \frac{L-\ell}{L} \geq 0$$

$$q(t) = \ell L \alpha^2(t) - 2\ell \alpha^2(t) + 1 \leq q(\varepsilon) =$$

$$= q\left(\frac{2}{L} - \varepsilon\right) = \ell L \varepsilon^2 - 2\ell \varepsilon + 1 = 1 - \ell L \varepsilon \left(\frac{2}{L} - \varepsilon \right) < 1$$

Тогда $0 \leq q(t) \leq q_0 = 1 - \ell L \mathcal{E} \left(\frac{2}{L} - \varepsilon \right) < 1$ и, следовательно, но, $E_S(\bar{W}(t)) \rightarrow E_S(\bar{W}^*)$ при $t \rightarrow \infty$.

В силу того, что для сильно выпуклой функции с константой ℓ выполняется:

$$E_S(\bar{W}) \geq E_S(\bar{V}) + (\nabla E_S(\bar{V}), \bar{W} - \bar{V}) + \frac{\ell}{2} \|\bar{W} - \bar{V}\|^2, \text{ то,}$$

полагая $\bar{V} = \bar{W}^*$ и учитывая, что $\nabla E_S(\bar{W}^*) = \bar{0}$, получим

$$E_S(\bar{W}) \geq E_S(\bar{W}^*) + \frac{\ell}{2} \|\bar{W} - \bar{W}^*\|^2 \quad \text{или}$$

$$\|\bar{W} - \bar{W}^*\|^2 \leq \frac{2}{\ell} (E_S(\bar{W}) - E_S(\bar{W}^*)).$$

$$\text{Откуда} \quad \|\bar{W}(t) - \bar{W}^*\|^2 \leq \frac{2}{\ell} (E_S(\bar{W}(t)) - E_S(\bar{W}^*)) \leq \leq \frac{2}{\ell} q_0^t (E_S(\bar{W}(0)) - E_S(\bar{W}^*))$$

Таким образом, $\|\bar{W}(t) - \bar{W}^*\| \leq c q^t$, где $c = \sqrt{\frac{2}{\ell}}$,

$0 \leq q = \sqrt{q_0} = \sqrt{1 - \ell L \mathcal{E} \left(\frac{2}{L} - \varepsilon \right)} < 1$, что и требовалось доказать.

Замечание. Использованная техника построения доказательства приведенных утверждений может быть распространена и на более широкий класс функций ошибки сети с получением локальных аналогов полученных теорем.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учебное пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.: ил. (Нейрокомпьютеры и их применение).
2. Гладкий И.И., Головкин В.А., Махнист Л.П. Обучение нейронных сетей с использованием метода наискорейшего спуска // Вестник Брестского государственного технического университета. Физика, математика, химия. – Брест: БГТУ, 2001. – № 5 – С. 47-55.
3. Махнист Л.П. Обучение нейронных сетей с использованием метода сопряженных градиентов // Вестник Брестского государственного технического университета. Машиностроение, автоматизация, ЭВМ. – Брест: БГТУ, 2002. – № 4 – С. 74-77.

УДК 004.8.032.26

Головкин В.А., Войцехович Л.Ю.

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ОБНАРУЖЕНИЯ АТАК НА КОМПЬЮТЕРНЫЕ СЕТИ

1. ВВЕДЕНИЕ

Одной из форм глобализации мирового пространства является информационная глобализация, которая связана с широким распространением сети Интернет. Информационная глобализация увеличивает степень уязвимости компьютерных систем, что уменьшает их безопасность. Атакой на компьютерные сети называется совокупность определенных действий, приводящих к подрыву безопасности системы. В результате атаки злоумышленник может получить доступ к конфиденциальной информации или нарушить нормальное функционирование системы. Это приводит к большим материальным и социальным издержкам.

Важным этапом обеспечения безопасности компьютерных систем является проектирование систем обнаружения атак (Intrusion Detection System – IDS). Такие системы способны на основе анализа сетевого трафика автоматически обнаруживать атаки TCP/IP, что позволяет предпринять необходимые меры для нейтрализации угрозы.

В данной работе рассматриваются нейросетевые подходы для построения систем обнаружения атак. В качестве базы данных для тестирования системы используется KDD-99 [1], которая содержит почти 5 миллионов записей соединений и 41 параметр сетевого трафика. При этом атаки делятся на четыре основные категории: DoS, U2R, R2L и Probe.

Атака DoS – отказ в обслуживании, характеризуется генерацией большого объема трафика, что приводит к перегрузке и блокированию сервера.

Атака U2R предполагает получение зарегистрированным пользователем привилегий локального суперпользователя (администратора).

Атака R2L характеризуется получением доступа незарегистрированного пользователя к компьютеру со стороны удаленной машины.

Атака Probe заключается в сканировании портов с целью получения конфиденциальной информации.

В работе предлагаются различные варианты построения систем обнаружения атак, которые базируются на использовании рециркуляционных и многослойных нейронных сетей. Результаты экспериментов обсуждаются.

2. ГЕНЕРИРОВАНИЕ АРХИТЕКТУРНЫХ РЕШЕНИЙ

Рассмотрим различные архитектурные решения для построения систем обнаружения атак. В качестве входных данных используется 41-размерный вектор, который характеризует параметры соединения сети. Задачей IDS является обнаружение и распознавание атак. Поэтому в качестве выходных данных используется m-мерный вектор, где m равняется количеству атак плюс нормальное состояние.

На рис. 1 приведена система обнаружения атак, которая состоит из рециркуляционной нейронной сети (RNN) и многослойного персептрона (MLP).

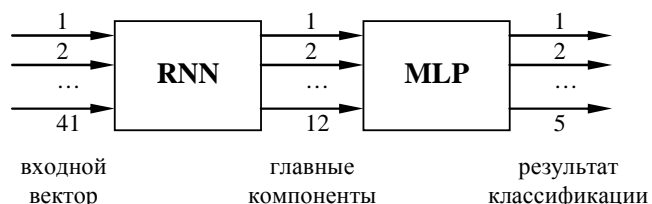


Рис. 1. 1-ый вариант IDS.

Задачей RNN является сжатие входного пространства образов с целью получения главных компонент [2]. Главные компоненты являются некоррелированными и содержат наиболее информативные признаки исходного пространства образов. Многослойный персептрон осуществляет обработку сжатого пространства входных образов (главных компонент) с целью распознавания типа атаки.