

ПАРАМЕТРИЧЕСКИЙ СИНТЕЗ ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОЙ МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Классические модели искусственных нейронных сетей (ИНС) в настоящее время используются для решения множества задач. Одной из таких задач является задача распознавания образов. Однако, существует множество проблем, связанных с корректностью и точностью распознавания. Воздействие различных факторов даже в допустимом диапазоне иногда может значительно исказить поведение ИНС, а, следовательно, и результат её работы. Например, если на фотографии присутствует определённая комбинация объектов [1], то попытка их распознавания на ней приведёт к неверным результатам и сбоям в работе всей сети. Таким образом, возможности применения классических ИНС для решения некоторых задач существенно ограничены – они часто не могут справиться с простейшими задачами, с которыми легко справляется даже мозг ребёнка. Возникает необходимость синтеза принципиально новой модели ИНС, которая бы удовлетворяла устанавливаемым требованиям.

Интерференционная модель принципиально отличается от большинства классических ИНС (например, от перцептронов). Нейрон в этой модели представляет собой самоорганизующийся объект, а его обучение происходит за счёт перемещения рецепторов под действием нейромедиатора, который выделяется синапсами (как в биологическом нейроне). Сигнал подаётся последовательно, распределённо по времени, при этом количество данных обучения получается значительно меньше (по сравнению с классическими моделями) – необходимо хранить только координаты рецепторов в конечный момент времени и длины их траекторий.

Синтез модели ИНС логично начинать с описания её структурных элементов – нейронов. Особое внимание необходимо уделить этапу подбора значений её параметров.

Математическое описание нейрона было представлено в работе [2] и является основой интерференционной модели нейронной сети. Однако, необходимы некоторые уточнения. Всё описание модели нейрона можно разделить на четыре составляющих: описание процесса выделения нейромедиатора синапсами и его влияния на рецепторы, описание динамики перемещения рецепторов, описание условий генерации выходного импульса (спайка), описание критерия соответствия обучающего входного сигнала и тестового.

Таким образом, описание процесса выделения нейромедиатора имеет следующий вид:

$$\begin{aligned}
 x &= (x_1, x_2, \dots, x_n), \\
 0 \leq x_1 \leq a_1, 0 \leq x_2 \leq a_2, \dots, 0 \leq x_n \leq a_n, \quad x \in D, \quad D \subset \mathbb{E}^n; \\
 \dot{\gamma}_j(t) &= (k_1 X_l(\tau) - k_2 \gamma_j(t)(1 - X_l(\tau))) h(t - t_L), \quad t, t_L \in [t_0, t_f], \quad \gamma_j(t_0) = 0, \\
 \tau &= (t - t_L) h(t - t_L), \quad j = \overline{0, M}, \quad l = \overline{0, L}; \\
 \varphi_{i,j}(t) &= K_j(t) \lambda e^{-\lambda |x_j^s x_i^r(t)|}, \quad K_j(t) = \frac{\gamma_j(t)}{\rho_j}, \quad \rho_j = \iint_D \dots \int \lambda e^{-\lambda |x_j^s x|} dx, \\
 \lambda &= \frac{1}{\alpha}, \quad i = \overline{0, N},
 \end{aligned}$$

где X_l – l -ый двоичный входной сигнал, L – общее количество входных сигналов, $\gamma_j(t)$ – количество выделенного нейромедиатора j -ым синапсом в момент времени t , коэффициенты k_1 и k_2 – скорость приращения и скорость рассеивания нейромедиатора соответственно, $\varphi_{i,j}(t)$ – нейромедиаторное влияние j -го синапса на i -ый рецептор в момент времени t , x_j^s – положение j -го синапса, $x_i^r(t)$ – положение i -го рецептора в момент времени t , M и N – общее количество синапсов и рецепторов в области D соответственно, α – скорость распространения нейромедиатора по области D .

Описание динамики перемещения i -го рецептора имеет следующий вид:

$$\dot{x}_i^r(t) = \sum_{j=0}^M \frac{x_i^r(t) - x_j^s}{|x_j^s x_i^r(t)|} [d\varphi_{i,j} h(d\varphi_{i,j})]^{\frac{1}{2}}, \quad x_i^r(t_0) = x_{i,0}.$$

Данное дифференциальное уравнение необходимо решать для каждой из координат положения i -го рецептора.

Условие генерации выходного импульса описывается следующим образом:

$$\begin{aligned}
 \psi_i(t) &= \sum_{j=0}^M \varphi_{i,j}(t); \\
 g_i(t) &= \begin{cases} 1, & \psi_i(t) \geq \Psi_i(t); \\ 0, & \text{else}; \end{cases}
 \end{aligned}$$

$$\Psi_i(t) = d\psi_i(t)h(d\psi_i(t))g_i(t) - k_3\Psi_i(t)(1 - g_i(t)), \quad \Psi_i(t_0) = 0;$$

$$G(t) = \sum_{i=0}^N g_i(t);$$

$$Y(t) = \begin{cases} 1, & \frac{G(t)}{N} \geq p, \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad p \in [0,1],$$

где $\psi_i(t)$ – суммарное нейромедиаторное воздействие всех синапсов на i -ый рецептор в момент времени t , Ψ_i – пороговое значение нейромедиатора на i -ом рецепторе, Y – выходной сигнал. В данном случае Ψ задаётся дифференциальным уравнением, отражающим способность рецепторов адаптироваться к воздействию нейромедиатора (путём уменьшения чувствительности к нему) и возвращаться в исходное состояние при длительном его отсутствии, где коэффициент k_3 – скорость возврата к состоянию полной чувствительности.

Критерий соответствия обучающего и тестового сигнала примет вид:

$$I = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \left(|x_i^r(t_f)x_i^{r'}(t_f)| + \left| \int_{t_0}^{t_f} x_i^r(t)dt - \int_{t_0}^{t_f} x_i^{r'}(t)dt \right| \right),$$

где x_i^r и $x_i^{r'}$ – координаты эталонного и фантомного i -го рецептора соответственно. Критерий показывает, насколько различаются положения эталонного и фантомного рецепторов и длины их траекторий в конечный момент времени. Очевидно, что чем меньшее значение принимает критерий, тем большее соответствие имеют сигналы.

Таким образом, нейроны в интерференционной ИНС имеют пять параметров: скорость приращения нейромедиатора синапсами (k_1), скорость распространения нейромедиатора по области D (α , для удобства будем рассматривать обратную величину – λ), скорость рассеивания нейромедиатора (k_2), пороговое количество нейромедиатора на каждом из рецепторов, необходимое для его активации (Ψ), доля активных рецепторов от их общего количества, необходимая для генерации выходного импульса нейрона (p). Первые два параметра должны быть подобраны исходя из условия максимума вероятности корректного распознавания сетью того или иного образа с учётом допустимых интервалов значений. Для подбора данных параметров может быть использован генетический алгоритм [3]. Остальные же три параметра влияют только на способность нейронов генерировать

выходной сигнал и на данном этапе могут быть заданы исходя из представлений о свойствах биологических нейронов.

Для расчёта вероятности корректного распознавания образов интерференционной нейронной сетью использовалось 7 бинарных изображений разрешением 16x16 пикселей. Эти изображения, преобразованные в двоичные сигналы, подавались на вход нейронам (каждый сигнал на отдельный нейрон). Здесь каждый нейрон отвечает за свой класс данных (итого – 7 обученных нейронов в сети). Искажением исходных сигналов случайным образом на уровне десяти процентов были получены тестовые сигналы. Подавая каждый из них на вход обученной сети (на все нейроны сразу) можно получить значение критерия I для каждого нейрона, а затем выбрать тот, у которого критерий минимальный. Если выбранный класс соответствует классу поданного сигнала, то распознавание считается выполненным корректно. Для того, чтобы рассчитать вероятность, необходимо повторить искажение сигналов и их отправку на вход сети определённое количество раз.

Изменяя параметры k_1 и λ в интервалах $(0, 2000)$ и $(0, 1)$ соответственно и рассчитывая вероятность корректного распознавания для каждого набора значений можно определить, какие удовлетворяют максимуму вероятности распознавания. На рисунке 1 представлена поверхность, отражающая зависимость вероятности распознавания от значений указанных параметров.

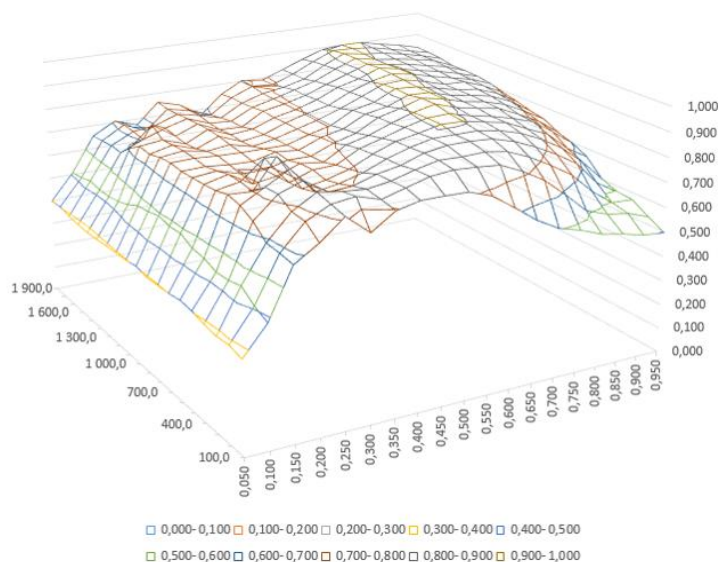


Рисунок 1 – Зависимость вероятности корректного распознавания образов (вертикальная ось) от параметров k_1 (слева) и λ (справа)

На рисунке 2 показана сравнительная диаграмма вероятности распознавания для двух наборов значений параметров – выбранных случайно и подобранных с помощью генетического алгоритма.

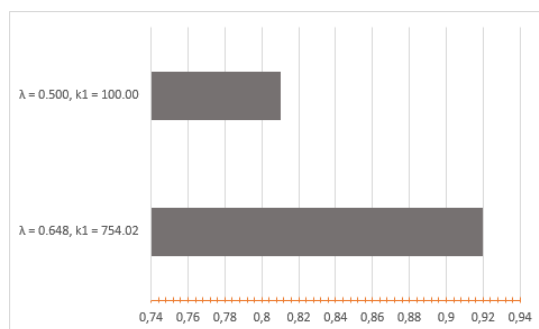


Рисунок 2 – Сравнительная диаграмма вероятности распознавания (горизонтальная ось) для двух наборов значений (вертикальная ось)

Таким образом, выбор правильных значений параметров интерференционной модели нейронной сети дал прирост в точности распознавания примерно на 14% по сравнению с некоторым начальным набором значений. Следует отметить, что подбор значений данных параметров не является частью процесса обучения и может быть выполнен заранее для набора сигналов одинаковой длины. Полученные результаты говорят о способности интерференционной ИНС решать простейшие задачи распознавания с достаточно высокой точностью. Среди недостатков следует отметить необходимость ручного подбора начальных позиций рецепторов $x_{i,0}$. Дальнейшие исследования будут направлены на расширение возможностей модели для решения практических задач, устранение недостатков, а также на практическое сравнение с классическими моделями ИНС.

Список использованных источников

1. Amir Rosenfeld, Richard Zemel, John K. Tsotsos. The Elephant in the Room. [Электронный ресурс] — URL: <https://arxiv.org/abs/1808.03305> (дата обращения: 20.12.2018).
2. Бабич Н. А. Паттерно-волновая модель нейрона. Молодёжь. Техника. Космос: труды X Общероссийской молодёжной науч.-техн. конф. Т.2/ Балт. гос. техн. ун-т. — СПб.; 2018. — 381 с.
3. Толмачев С. Г. Системы искусственного интеллекта. Нейросетевые модели: учебное пособие. СПб: БГТУ, 2011, — 132 с.