где $h(\omega) = x(\omega)$ для $\omega \in \Omega_+$, $h(\omega) = y(\omega)$ для $\omega \in \Omega_-$, $w(\omega) = c(\omega)$ для $\omega \in \Omega_+$, $w(\omega) = 0$ для $\omega \in \Omega_-$,

$$A_\Lambda h(\omega) = \begin{cases} A_{11}x(\omega) + A_{12}y(\omega), & \text{если } \omega \in \Omega_+, \\ (I-\Lambda)A_{21}x(\omega) + (I-\Lambda)A_{22}y(\omega), & \text{если } \omega \in \Omega_-. \end{cases}$$

Приводится критерий того, что неравенство $\rho(A_\Lambda) < 1$ является необходимым условием существования Λ-решения системы (2).

Библиографические ссылки

1. *Леонтьев В. В., Форд Д.* Межотраслевой анализ воздействия структуры экономики на окружающую среду // Экономика и математические методы. 1972. Т. 8. № 3. С. 370–399.

2. *Забрейко П. П.* Открытая модель Леонтьева–Форда // Тр. Института математики НАН Беларуси. 2007. Т. 15. № 2. С. 25–36.

3. *Забрейко П. П., Таныгина А. Н.* Описание решений открытой модели Леонтьева—Форда в идеальных пространствах // Тр. Ин-та математики НАН Беларуси. 2008. Т. 16. № 2. С. 37—48.

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ИМПУЛЬСНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ТРЕТЬЕГО ПОКОЛЕНИЯ

И. В. Трифонова, Ю. М. Вувуникян, Ваньли Чэнь

Гродненский государственный университет имени Янки Купалы, Гродно, Беларусь
irinat@grsu.by, vuv64@mail.ru, chen_v1_21@student.grsu.by

В представленной работе рассматривается вопрос математического моделирования импульсных нейронных сетей на основе нелинейных эволюционных операторов с обобщенными импульсными характеристиками.

Импульсные нейронные сети, моделируемые нейроны которой ближе к реальности, также учитывает влияние информации о времени. Идея такова: нейрон в динамической нейронной сети активируется не при каждой итерации распространения, а только тогда, когда его мембранный потенциал достигает определенного значения. Когда нейрон активируется, он подает сигнал другим нейронам, повышая или понижая их мембранный потенциал.

В импульсной нейронной сети текущий уровень активации нейрона обычно считается текущим состоянием, а входной выброс будет повышать текущее значение на определенный период времени, а затем постепенно снижаться.

С помощью исследований в области нейробиологии создается модель нейронной сети на основе времени генерации импульсов. Этот новый тип нейронной сети использует пиковое кодирование. Получив точную синхронизацию импульсов, этот новый тип нейронной сети может получить больше информации и большую вычислительную мощность.

Нейронные сети имеют как динамику генерации потенциала действия, так и сетевую динамику. Активность пресинаптических нейронов модулирует мембранный потенциал постсинаптических нейронов, генерируя потенциалы действия или импульсы, когда мембранный потенциал превышает пороговое значение. Последовательности импульсов в импульсных нейронных сетях распространяются через синаптические соединения. Синапсы могут быть как возбуждающими, повышающими мембранный потенциал нейрона при получении входного сигнала, так и тормозными, снижающими мембранный потенциал нейрона. Результат обучения изменяет вес адаптивного синапса. Глубокие сверточные нейронные сети в основном используются в приложениях, связанных с изображениями, и они состоят из ряда слоев свертки и объединения, за которыми следует классификатор с прямой связью. Этот тип сети показал отличные результаты в распознавании изображений, речи, биоинформатике, обнаружении объектов и сегментации. Первый слой свертки интерпретируется как извлечение основных визуальных признаков. Последующие слои извлекают все более сложные функции для целей классификации.

Производительность, о которой сообщают современные методы, предполагает, что методы глубокого обучения на основе импульсов работают наравне с традиционными нейронными сетями. Кроме того, импульсные нейронные сети основаны на функциях человеческого мозга, и, как и человеческий мозг в будущем, их производительность будет намного лучше, чем у традиционных.

Для математического моделирования импульсных нейронных сетей мы применяем использовать теорию эволюционных операторов с импульсными характеристиками, которые являются свертками импульсных функций с прямыми степенями входящих импульсных воздействий.

Системный оператор второй кратности имеет вид

$$A(x,y)=\sum_{n_1,n_2} S_{n_1+n_2}(a_{n_1,n_2}*(x^{\bigotimes n_1}\bigotimes y^{\bigotimes n_2})),\quad (x,y)\in X^2,$$

где X – индуктивный предел семейства пространств X_a бесконечно дифференцируемых функций на числовой оси, носители которых содержатся на $[a,\infty)$, a_{n_1,n_2} – обобщенная функция с носителем $[0,\infty)^n$, $S_{n_1+n_2}$ – оператор сокращения переменных n-го порядка $(n=n_1+n_2)$, $x^{\bigotimes n_1}$ – тензорная степень n_1-го порядка, $*$ – n-мерная свертка обобщенных функций. Численное описание состояния модели строится на комплексных коэффициентах передачи в виде спектральных характеристик нелинейного оператора. Система интегро-дифференциальных уравнений:

$$\int_0^t K_1(t-s)x(s)ds + x'(t)+x(t)+y(t)+x^2(t)+x(t)y(t)+y^2(t)=f_1(t),$$

$$\int_0^t K_2(t-s)y(s)ds + y'(t)+x(t)+y(t)+x^2(t)+x(t)y(t)+y^2(t)=f_2(t),$$

где f_1, f_2 – обобщенные функции с носителем на замкнутой положительной полуоси, позволяет описать состояние модели.