

УДК 551.509.326

НЕЙРО-ГОЛОГРАФИЧЕСКИЙ МЕТОД ОБРАБОТКИ ДАННЫХ АЭРОКОСМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ

Я.В. Иванов, П.А. Маркин, С.Н. Андреев

*Военный учебно-научный центр ВВС «Военно-воздушная академия
имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)*

Рассматривается подход к решению задачи распознавания данных аэрокосмического мониторинга лесных пожаров, основанный на синтезе самоорганизующихся нейросетевых структур и голографических методов обработки данных.

В современных условиях глобальных климатических изменений остро встает вопрос своевременного обнаружения очагов лесных пожаров, особенно на обширных территориях Сибири и Дальнего Востока. Существенную помощь в решении этого вопроса оказывают спектрофотометрические данные дистанционного зондирования Земли. При этом остается не решенной проблема автоматизации анализа мультиспектральных изображений больших территорий. Перспективным направлением решения этой проблемы является разработка методики построения искусственных нейронных сетей (НС) [1], на основе синтеза оптических технологий и методов нечеткой логики (НЛ) [2].

При этом наличие глубоких аналогий между математическими обоснованиями искусственных НС, НЛ и Фурье-голографией открывает перспективы для реализации методов распознавания образов (РО) на базе единого нейросетевого подхода. В связи с этим, целью данной работы является разработка методики построения саморазвивающихся искусственных НС, реализующих процесс РО на основе синтеза эволюционных методов моделирования и методов цифровой голографии.

Для достижения поставленной цели необходимо решить ряд задач, связанных с построением НС, выбором способа восприятия сетью исходных данных и внутреннего представления входного образа, а также организацией обучения этой НС.

Восприятие изображений и внутреннее представление входного образа внутри НС предлагается реализовать на основе нейросетевого синтеза цифровых голограмм [3]. При этом опорный сигнал, для получения внутреннего голографического образа, должна генерировать сама НС.

За основу голографической НС взят модифицированный формальный нейрон (МФН), использующий нелинейные синаптические функции и реализующий биполярную фаззификацию входных сигналов [4]. Реакция этого нейрона на входное воздействие, будет определяться выражением:

$$y = g \left(\mathbf{A} \sum_{i=1}^n s_i(x_i) \right) = \left[\sum_{i=1}^n \gamma_i(x_i) \right], \quad (1)$$

где g – функция активации; \mathbf{A} обозначает одну из используемых в конкретном нейроне операций агрегирования нечеткого вывода [4]; x_1, x_2, \dots, x_n – вектор входных сигналов, поступающих на n синапсов нейрона; s_i – синаптические функции.

Тогда, согласно [4], выражение для полносвязного нейросетевого ядра можно представить как

$$y^L = g^L \left(\mathbf{A} \sum_{i=1}^{n^L} s_i^L \left(\dots g_i^l \left(\mathbf{A} \sum_{i=1}^{n^l} s_i^l \left[\sum_{i=1}^{n^d} \gamma_i^d(x_i) \right] \dots \right) \right) \right), \quad (2)$$

где $l=1, 2, \dots, L$ – номер слоя нейронов сети; d – слой нейронов, лежащий ниже слоя l ; s_i^l – синаптическая функция i -го синапса нейрона слоя l ; n^l – общее число синапсов нейрона слоя l ; g^l – функции

активации нейрона слоя l . Квадратными скобками выделен слой сенсорных «Фурье-нейронов».

Осуществив ряд преобразований, позволяющих перейти к двумерному представлению входного образа в комплексной форме: $B_{ij} = |x_{ij}| \exp\{i\varphi_{ij}^{nm}\}$, где n, m – координаты точки вышележащего слоя, в которую, со сдвигом фаз φ_{ij}^{nm} , проецируется сигнал от элемента изображения нижележащего слоя с координатами i, j . Тогда уравнение сенсорного «Фурье-нейрона» (1) будет иметь вид:

$$y_{nm} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} B_{ij}^{nm} \exp\left\{i \cdot 2\pi f^* + \varphi_{ij}^{nm}\right\}. \quad (3)$$

Заменяя в (2) ядра нейросети сенсорный слой нейронов, описываемый суммой рядов Фурье, комплексными «Фурье-нейронами», получим:

$$y^L = g^L \left(\mathbf{A}_{i=1}^{nL} s_i^L \left(\dots g_i^d \left(\mathbf{A}_{i=1}^{(N \times M)^d} s_i^d [y_{nm}^d(x_{ij})] \dots \right) \right) \right), \quad (4)$$

где $N \times M$ – размер голограммы (в данном случае совпадает с размером изображения).

Очевидно, что выражение (3) представляет собой сигнал на выходе сенсорного слоя нейронов (рис. 1) в виде дискретной или цифровой голограммы Фурье (ГФ) [3]:

$$\Gamma_{nm} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} B_{ij}(f^*) \exp\left\{i \cdot 2\pi f^* + \varphi(r_{ij}^{nm})\right\}, \quad (5)$$

где Γ_{nm} — голографический портрет объекта в плоскости аксонов сенсорного слоя нейронов; $f^* = ni/N + mj/M$ — частотная характеристика «рассматриваемого» нейросетью изображения; $B_{ij}(f^*)$ и $\varphi(r_{ij}^{nm})$ — соответственно амплитудно-частотная и фазовая характеристики голограммы в плоскости внутреннего сенсорного слоя НС; $N \times M$ – размер сенсорного и аксонного полей; i, j — координаты элемента изображения нижележащего, а n, m — вышележащего слоя; r — расстояние между точками с координатами (i, j) и (n, m) .

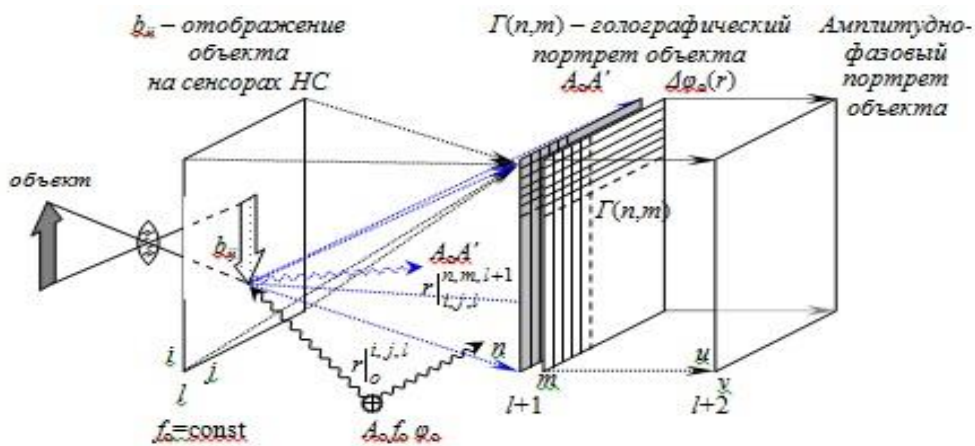


Рис. 1. Голографический портрет объекта на выходе сенсорного слоя нейронов.

Таким образом, голографические портреты Γ_{nm} , описываемые соотношением (5) представляют собой пространственный Фурье-спектр, и могут быть аппроксимированы комплексными МФН (3).

Использование предложенного подхода позволяет перейти от нейросетевого анализа и распознавания непосредственно двумерных изображений реальных объектов к распознаванию внутрисетевых голографических представлений (образов) этих объектов на основе анализа их амплитудно-

фазовых портретов и частотных спектров, а также осуществлять сжатие, компактное внутрисетевое хранение и использование сохраненных образов в качестве «опорных» при реализации ассоциативной памяти.

Дальнейшее развитие предложенного подхода предполагает построение саморазвивающейся нейросетевой структуры, т.е. моделирование процесса самоорганизации НС, в процессе обучения.

Реализовать самоорганизующуюся НС предлагается на основе учета закономерностей целенаправленного формирования нервной ткани у живых организмов [5], а также использования свойств самоподобия нейросетевых структур.

Целенаправленность формирования структуры НС достигается путем введения ограничений на размер сенсорного поля ядра N_{ex} [4], на степень перекрытия «поля зрения» K_p , на степень детализации изображений K_d^I по грациям яркости I , на глубину анализа нейросетевым ядром входных данных K_d и на степень сжатия информации K_s (рис. 2).

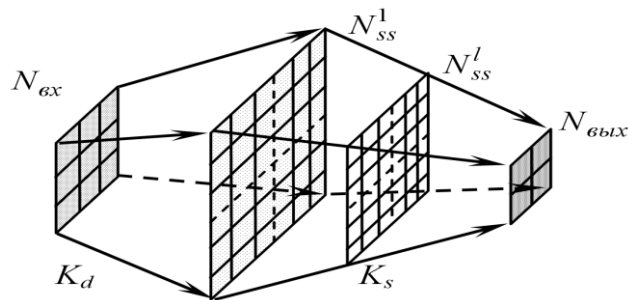


Рис. 2. Формирование нейросетевого ядра.

Перечисленные параметры формируют хромосому реализующего обучение ГА [4] и полностью определяют структуру создаваемых нейросетевых ядер. Общая структура НС формируется по принципу самоподобия из нейросетевых ядер в процессе поиска оптимума отношений между характеристиками текстуры и характеристиками яркости изображения I , например, между размерностью $F_{I,n \times m}^N = f(N_2/N_1)$, где N_1 — общее число пикселей сенсорного поля, N_2 — число пикселей с яркостью $I \geq I_{n \times m}^{порог}$ для данной градации яркости, и значением градиента яркости $\vec{G}_{n \times m} = \Delta I / \Delta L$. С этой же целью может быть использована комплексная характеристика размерности участка изображения $F_{I,n \times m}^S = f(S_2/S_1)$, где S_1 — площадь основания сенсорного поля, S_2 — площадь поверхности создаваемой значениями яркости пикселей I изображения над основанием сенсорного поля. Также могут использоваться и другие параметры изображения [4].

Таким образом, построение системы анализа и распознавания данных аэрокосмического мониторинга лесных пожаров, может быть осуществлено с применением саморазвивающихся искусственных НС, реализованных на основе синтеза эволюционных методов моделирования и методов цифровой голографии.

ЛИТЕРАТУРА

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского. М.: Финансы и статистика, 2004. 344 с.
2. Васильев В. Н., Павлов А. В., Оптические технологии искусственного интеллекта / СПб: СПбГУ ИТМО, 2005. 99 с.
3. Ярославский Л. П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику. М.: Радио и связь, 1987. 296 с.
4. Андреев С. Н. Применение эволюционных методов моделирования для построения саморазвивающихся нейронных сетей // Кибернетика и высокие технологии XXI века (С&Т-2009): сборник науч. статей по мат. X междунар. научно-технической конф. (13–14 мая 2009 г.) / ВГУ, т.1, В.: ВГУ, 2009. С. 326–337.
5. Смит К. Ю. М. Биология сенсорных систем. Пер. с англ. — М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2005. — 583 с.