

К.А. Матвеев, А.С. Шатохин

Применение нейросетевых технологий к решению задач в атмосферной оптике

Решение обратных задач представляет собой сложный процесс, однако для каждого класса задач всегда хочется найти альтернативные решения. Поэтому предлагается новый подход к решению одной из задач атмосферной оптики, основанный на применении нейросетевых технологий.

Рассматривается принципиальная возможность применения искусственных нейронных сетей для определения альбедо однократного рассеяния аэрозольных частиц ω_a по данным измерений яркости неба в солнечном альмукантарате.

Нейронная сеть представляет собой так называемый черный ящик (рис. 1), на вход которого подаются известные величины, а на выходе получаем значение неизвестной нам величины.



Рис. 1. Блок-схема нейронной сети:

$\vec{WI} = (WI_1, WI_2, \dots, WI_{22})$ – входной вектор;
 $\vec{w} = (w)$ – выходной вектор

В состав нейронной сети входит нейрон (рис. 2). Нейрон состоит из элементов трех типов: умножителя (синапса), сумматора и нелинейного преобразователя. Синапсы осуществляют связь между нейронами, умножают входной сигнал на число, характеризующее силу связи – вес синапса. Сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от других нейронов и внешних входных сигналов. Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию одного аргумента – выход сумматора. Эта функция называется «функцией активации» или «передаточной функцией» [1, 2].

А в целом нейронная сеть представляет собой структуру, состоящую из связанных между собой нейронов (рис. 3).

Таким образом, нейронная сеть, получающая на входе некоторый сигнал, способна после прохода его по нейронам выдавать на выходе определенный ответ, который зависит от весовых коэффициентов всех

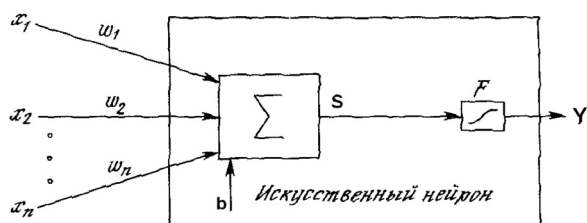


Рис. 2. Схема нейрона

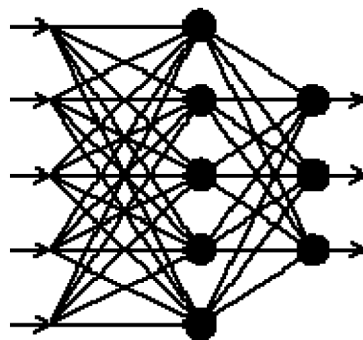


Рис. 3. Многослойная нейронная сеть (нейроны представлены кружками, связи между нейронами – линиями со стрелками)

нейронов. Самообучение нейронной сети есть не что иное, как «настраивание» весовых коэффициентов, для того чтобы определенному входному сигналу соответствовал определенный выходной сигнал [1].

Нейросетевой метод поиска основных оптических характеристик атмосферы может осуществляться следующим образом:

- определяется множество данных, содержащее как исходные параметры исследуемого явления, так и конечный результат;
- из первоначальных данных выделяется обучающая выборка, на основании которой будет происходить обучение нейронных сетей и выбирается тестовая выборка, при помощи которой будет осуществляться тестирование обученных нейронных сетей;
- определяются тип и структура нейронной сети, вычисляется приблизительное число используемых нейронов;
- производится обучение и последующее тестирование нейронной сети с возможной модификацией структуры нейросети, если результаты обучения или тестирования не удовлетворяют заданным критериям.

Таким образом, на основе вышесказанного имеем, что в качестве множества данных использовались значения яркости для красной области спектра ($\lambda = 675$ нм), полученные в результате решения уравнения переноса излучения методом Монте-Карло, в рамках плоскопараллельной вертикально-однородной молекулярно-аэрозольной атмосферы. Аэрозольная модель включала в себя три группы частиц с нормальными логарифмическими распределениями по размерам. Вытянутость аэрозольной индикатрисы рассеяния задавалась вариациями числа частиц в модах. Аэрозольные индикатрисы имели следующие значения: $\Gamma_a = 6,00; 7,03; 9,66; 11,55$. Оптическая толщина молекулярного рассеяния $\tau_{ms} = 0,0427$. Аэрозольная оптическая толщина варьировалась в интервале $0,1 \leq \tau_a \leq 0,7$, что охватывает большинство оптических ситуаций в атмосфере. Значения альbedo однократного рассеяния, ω_a полагались равными 0,7; 0,8; 0,9; 1,0. Зенитный угол Солнца изменялся в пределах $60^\circ \leq Z \leq 80^\circ$ (предполагалось, что $\sec Z = m$, $2 \leq m \leq 5$; m – атмосферная масса в направлении на Солнце). Альbedo подстилающей поверхности принималось равным 0,15, что эквивалентно летним условиям для большинства типов земных покровов. Предполагаем, что поглощение света молекулами воздуха пренебрежимо мало. Угол рассеяния меняется в пределах от 0 до 160° .

В качестве обучающей выборки использовались значения яркости неба и альbedo однократного рассеяния, вычисленные для следующих оптических параметров атмосферы:

τ_a – изменялось от 0,1 до 0,7 с шагом 0,1;
 Z – имел значения $60^\circ; 70,5^\circ; 75,5^\circ; 78,5^\circ$;
 ω_a – изменялось от 0,7 до 1 с шагом 0,05;
 Γ_a – имела значения 6,00; 7,03; 9,66; 11,55.

В качестве тестовой выборки использовались значения яркости неба и альbedo однократного рассеяния, вычисленные для следующих оптических параметров атмосферы:

$\tau_a = 0,15; 0,23; 0,37; 0,41; 0,54; 0,66; 0,69$;
 $\sec Z = 2; 3,5; 4,2; 4,9; 2,9; 3,2; 4,5; 2,2; 3,3; 4,1$;
 $\omega_a = 0,73; 0,84; 0,96$;
 $\Gamma_a = 6,00; 7,03; 9,66; 11,55$.

Для решения задачи по определению ω_a было принято решение использовать слоистые нейронные сети [1, 2]. В обучении слоистых нейронных сетей (рис. 3) был использован широко распространенный алгоритм обратного распространения (Back propagation). Это итеративный градиентный алгоритм обучения, который используется с целью минимизации среднеквадратичного отклонения текущего выхода и желаемого выхода многослойных нейронных сетей [1, 2].

Было исследовано несколько структур нейронных сетей: от однослойной до 10-слойной, с различным количеством нейронов в слое. Наиболее приемлемые результаты показала однослойная нейронная сеть

с 3-мя скрытыми слоями по 10 нейронов в каждом слое. Для построения нейронных сетей использовался программный продукт NeuroPro версия 0.25 (автор В.Г. Царегородцев, Институт вычислительного моделирования СО РАН, г. Красноярск). Для обучения нейронной сети использовалось 1008 обучающих примеров. Тестирование сети проводилось на 280 примерах с различной вариацией основных оптических характеристик в пределах значений, заданных в обучающей выборке.

Результаты тестирования нейронной сети можно представить в виде гистограммы (рис. 4).

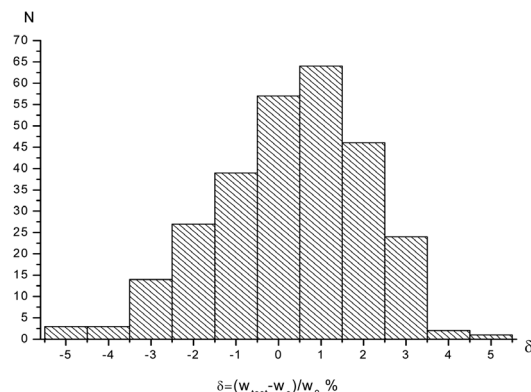


Рис. 4. Гистограмма результатов тестирования нейронной сети: N – число примеров; δ – относительное отклонение

Эта гистограмма показывает, какое число (N) тестирующих примеров (пары векторов \vec{w}_i и \vec{w}) лежит в том или ином интервале отклонений δ (2).

$$\delta = \frac{w_{test} - w_o}{w_o} \%,$$

где δ – относительная погрешность; w_{test} – значения альbedo однократного аэрозольного рассеяния, на которых производилось тестирование нейронной сети; w_o – значения альbedo однократного аэрозольного рассеяния, на которых производилось обучение нейронной сети.

Следует отметить, что точность определения всех 280 используемых при тестировании примеров имеет относительное отклонение в пределах $\pm 6\%$.

Из 280 примеров 160 (57% от общего числа тестирующих примеров) имеют относительное отклонение $\pm 1\%$, а 271 (96,8% от общего числа тестирующих примеров) – относительное отклонение $\pm 3\%$.

Таким образом, первый опыт использования нейросетевых технологий указал на принципиальную возможность применения искусственных нейронных сетей к решению задач атмосферной оптики.

Авторы благодарны Т.Б. Журавлевой за предоставленную возможность использования результатов вычислений яркости неба методом Монте-Карло, для решения рассматриваемой задачи.

Библиографический список

1. Горбань, А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск, 1996.

2. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссермен. – М., 1992.