

**Нелинейный метод решения обратных задач
применительно к задачам климатологии**

Чавро А.И., Каданцев Е.В.

Институт вычислительной математики РАН,
Москва, Россия,

E-mail: chavro@inm.ras.ru

- ***Введение***
- Несмотря на значительные успехи в развитии современных моделей общей циркуляции атмосферы и стремительный рост вычислительных мощностей, достаточная точность в прогнозировании состояния метеорологических величин достигается лишь для крупномасштабных полей, усредненных по большому интервалу времени. В то же время на региональных масштабах результаты, полученные в модельных экспериментах, оказались недостаточно реалистичными. Поскольку потребность потребителей прогнозов погоды в информации о детальной структуре метеорологических полей в отдельных регионах не может быть удовлетворена достаточно точно интерполяционным подходом, возникла проблема локальной интерпретации осредненного прогноза, получившая в западных публикациях наименование *downscaling problem*, относящаяся к классу некорректно поставленных обратных задач.
- Если предположить существование статистической связи между крупномасштабными и мелкомасштабными региональными полями метеовеличин, можно существенно улучшить точность прогноза наиболее вероятного мелкомасштабного регионального поля по крупномасштабным значениям модельных характеристик, от которых это поле статистически зависит. Причем если величины предсказываемые и предсказывающие совпадают (т.е. например, по глобальному полю приземной температуры восстанавливают мелкомасштабную структуру этого же поля в некотором регионе), то можно использовать линейные методы, подробно изученные и многократно примененные [1,2]. Если же задача состоит в восстановлении одной метеовеличины, используя значения другой, то чтобы учесть нелинейные зависимости между ними, для улучшения результатов необходимо применить нелинейные методы, в частности, искусственные нейронные сети.

Искусственные нейронные сети

Формальный нейрон. Нейрон состоит из взвешенного сумматора и нелинейного элемента. Функционирование нейрона определяется формулами:

$$NET = \sum_i w_i x_i, \quad (1.1)$$

$$OUT = F(NET - \theta), \quad (1.2)$$

где x_i - входные сигналы, совокупность всех входных сигналов нейрона образует вектор X ; w_i - весовые коэффициенты, совокупность весовых коэффициентов образует вектор весов w ; NET - взвешенная сумма входных сигналов, значение NET передается на нелинейный элемент; θ - пороговый уровень данного нейрона; F - нелинейная функция, называемая функцией активации.

Нейрон имеет несколько входных сигналов x и один выходной сигнал OUT . Параметрами нейрона, определяющими его работу, являются: вектор весов w , пороговый уровень θ и вид функции активации.

Выбор функции активации определяется: спецификой задачи; удобством реализации на ЭВМ, в виде электрической схемы или другим способом; алгоритмом обучения (некоторые алгоритмы накладывают ограничения на вид функции активации, их нужно учитывать).

Чаще всего вид нелинейности не оказывает принципиального влияния на решение задачи. Однако удачный выбор может сократить время обучения в несколько раз.

Многослойный перцептрон. Формальные нейроны могут объединяться в сети различным образом. Самым распространенным видом сети стал многослойный перцептрон.

Работа многослойного перцептрона (МСП) описывается формулами:

$$NET_{jl} = \sum_i w_{ijl} x_{ijl}, \quad (0.1)$$

$$OUT_{jl} = F(NET_{jl} - \theta_{jl}), \quad (0.2)$$

$$x_{ij(l+1)} = OUT_{il}, \quad (0.3)$$

- **Численные эксперименты**

- В качестве численных экспериментов решалась обратная задача восстановления мелкомасштабного поля приземной среднесуточной температуры в Московском регионе по известному крупномасштабному полю этой же метеовеличины с использованием априорной информации. Временной промежуток: 10 лет или 3652 реализации, с января 1986 г. по декабрь 1995 г. Для калибровки использовались первые 9 лет, оставшиеся 365 реализаций использовались для проверки предложенных методов решения обратной задачи.
- Вначале задача решалась линейным методом. При использовании данных моделей с разрешением порядка 50 км точность линейной модели достигает порядка 2°C при естественной изменчивости 5°C . Затем для решения поставленной задачи была построена искусственная нейронная сеть, с использованием которой было получено решение. При использовании данного метода точность решения повысилась на 14% по сравнению с линейным методом.

Заключение

Предложены линейные и нелинейные модели решения обратной задачи по восстановлению региональной структуры поля среднесуточной приземной температуры по прогнозируемому крупномасштабному полю этой величины.

В частности, построена нейронная сеть для восстановления поля приземной температуры в Московском регионе.

Численные эксперименты показали, что линейная модель позволяет восстанавливать до 59% изменчивости полей температур на сети метеостанций с точностью порядка 2°C.

В то же время, использование искусственной нейронной сети позволило значительно улучшить результат численного решения обратной задачи. Удалось восстановить до 73% изменчивости, то есть на 14% улучшить результат, полученные линейной регрессией.

- Спасибо за внимание.