

НЕКОТОРЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА ДЛЯ ПРОГНОЗА ТЕМПЕРАТУРЫ ВОДЫ

Хаймина О.В., Карпова И.П., Аверкиев А.С.

**(Российский государственный гидрометеорологический университет,
Санкт-Петербург)**

Нейросетевой подход, достаточно широко применяемый при решении задач классификации образов, кластеризации, аппроксимации функций, прогноза, оптимизации и управления, применен для прогнозирования гидрометеорологических характеристик. В качестве прогнозируемых величин рассматриваются значения температуры воды на разрезе Кольский меридиан (Баренцево море) и в районе корабля погоды «М» (Норвежское море). Сравниваются результаты прогнозирования с помощью нейросетевой модели, методом разложения ряда на квазипериодические составляющие и климатическим методом. Показано, что нейросетевой подход в ряде случаев дает лучшие результаты.

Многообразие факторов, определяющих временную изменчивость океанологических характеристик, их сложные взаимосвязи и взаимообусловленность не позволяют получить однозначную формализацию причинно-следственных зависимостей. Существует достаточно много методов, используемых для прогнозирования океанологических характеристик. Достаточно подробный обзор методов прогнозирования представлен, например, в монографии (Малинин, Гордеева, 2003.) Наиболее широко используются регрессионные модели, гидродинамические модели и модели, основанные на использовании спектрального разложения пространственно-временных рядов. Значительные изменения климата и особенно теплового режима в последние годы привели к тому, что целый ряд региональных физико-статистических методик прогноза оказался неприменимым из-за неустойчивости корреляционных связей, а гидродинамические модели зачастую не устраивают потребителей из-за недостаточного разрешения и/или небольшой заблаговременности. Поэтому задача разработки новых методов прогнозирования океанологических характеристик остается весьма актуальной. В данной работе приведены некоторые результаты применения нейросетевого подхода для прогноза температуры воды в «реперных» районах Норвежского и Баренцева морей, кроме того, проведено сравнение результатов прогнозирования, полученных двумя разными методами. Перспективность использования нейросетевого подхода была показана ранее на примерах прогнозирования температуры воды и воздуха (Карпова, Хаймина, 2004; Аверкиев, Карпова, Хаймина, 2005; Грибин, Кузнецов, 2005). Использование этого подхода для прогноза динамики численности поколений промысловых рыб также дало положительные результаты (Долгих и др., 2002).

На сегодняшний день область применения нейросетевого подхода достаточно широка: от экономики и политики до медицины и техники. Наиболее часто нейросети используют при решении задач классификации образов, кластеризации, аппроксимации функций, прогноза, оптимизации и управления. В частности, оправдываемость прогнозов экономических показателей (котировок акций, курсов валют, макроэкономических индексов) составляет около 80% (Круглов, Борисов, 2002).

Большинство решаемых с помощью нейросетевого подхода задач сводится в общей постановке к необходимости построить такое отображение $X \rightarrow Y$, чтобы на каждый возможный входной сигнал X формировался правильный выходной сигнал Y . В такой постановке задачи очевидна нечувствительность данного подхода к природе используемых выборок, что является одним из основных достоинств этого метода, позволяющих широко использовать его в различных областях человеческой деятельности. Вторым достоинством этого метода следует считать возможность прогнозирования на много шагов вперед, т.е. возможность составления долгосрочных прогнозов. Ограничивающим фактором является требование большой продолжительности исходных рядов (Калан, 2003).

Искусственная нейронная сеть – это набор нейронов, соединенных между собой связями. Принципиальная схема построения и применения нейросети включает три этапа (рис. 1): выбор типа сети, обучение сети, применение сети. Выбор типа сети осуществляется из двух классов сетей, отличающихся наличием обратных связей, и определяется характером решаемой задачи:

- сети прямого распространения (сигнал распространяется только от входного слоя к выходному);
- сети обратного распространения или рекуррентные сети (сигнал распространяется в любых направлениях, что может приводить к заикливанию при решении конкретных задач).

Вид обучения сети зависит от наличия априорной информации (рис. 1). Так, возможно обучение с учителем, когда существует выборка примеров и отклик сети может быть сопоставлен с правильным ответом. Обучение без учителя часто используют при решении задач кластеризации, когда сеть учится, объединяя близко расположенные образцы в обучающей выборке в один класс с заранее неизвестными границами.

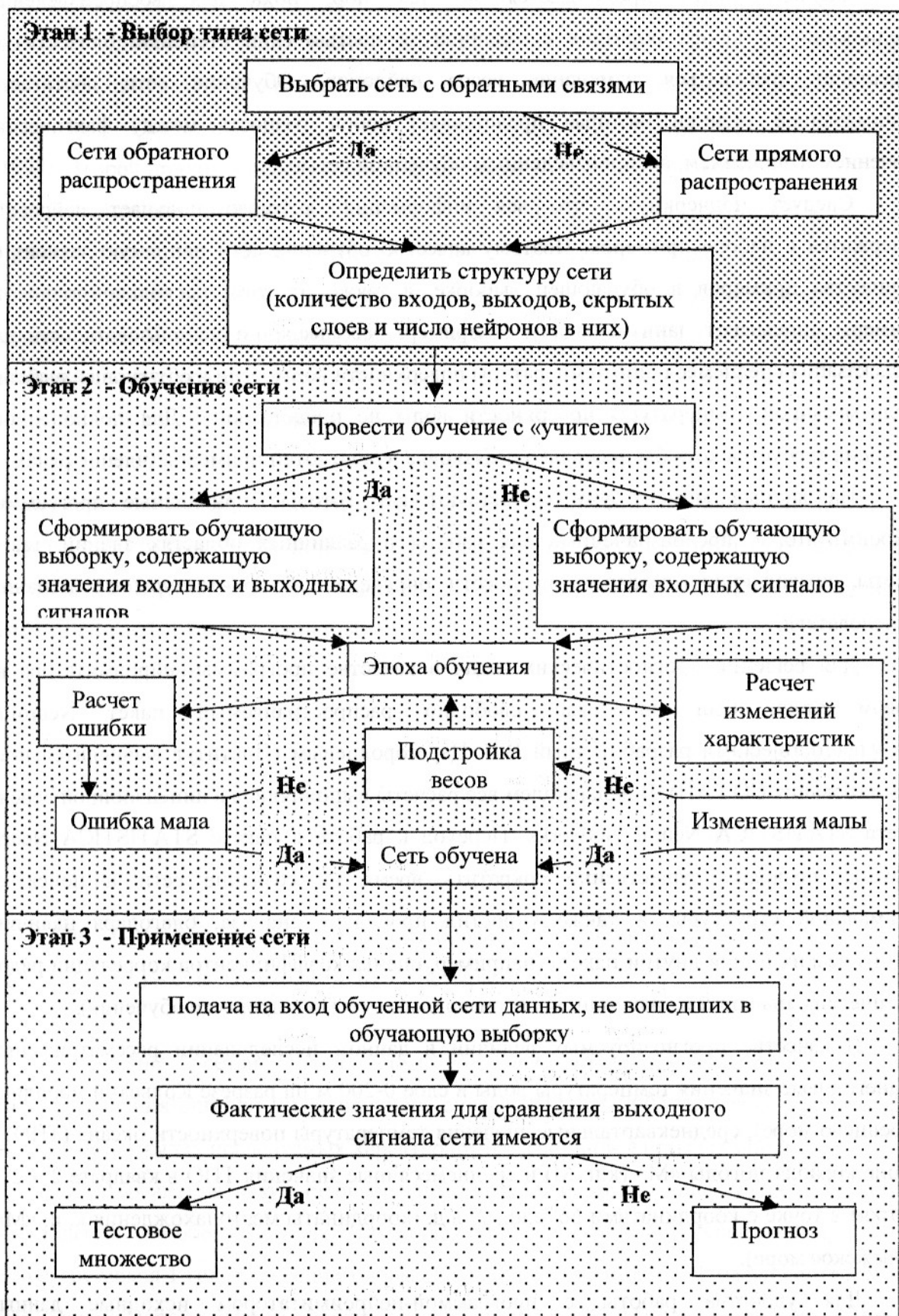


Рис. 1 Основные этапы создания нейросети.

Обучение сети продолжается до тех пор, пока для воспроизведения предложенного набора образцов с заданной точностью (или степенью близости) не перестанет требоваться изменение весов нейронов. Обучение сети достигается минимизацией ошибки, которая представляет собой разность между фактическим значением и значением, воспроизведенным обученной сетью.

Следует подчеркнуть, что вся информация, которую получает нейросеть, содержится в наборе примеров. Поэтому качество обучения сети напрямую зависит от количества примеров в обучающей выборке, а также от того, насколько полно эти примеры описывают данную задачу. Например, бессмысленно использовать сеть для предсказания среднемесячной температуры поверхности воды, если в обучающей выборке среднемесячной температуры поверхности воды не представлено. Для полноценного обучения требуется хотя бы несколько десятков, а лучше сотен примеров (членов ряда).

На данный момент уже существуют как готовые прикладные программы-нейроимитаторы, предназначенные для работы в различных областях знаний, так и пакеты, позволяющие создавать нейросети определенной архитектуры по желанию исследователя.

Для решения прогностических задач в качестве программы-нейроимитатора на первом этапе был опробован свободно распространяемый пакет NeuroPro (www.neuroproject.ru), разработанный В.Г. Царегородцевым (Институт вычислительного моделирования СО РАН). В дальнейшем все расчеты выполнялись в лицензионной версии пакета STATISTICA Neural Networks. Переход к работе в пакете STATISTICA Neural Networks позволил существенно сократить время на создание сети и поиск ее оптимальной структуры, а также упростил процедуру анализа, благодаря наличию аналитических опций внутри пакета (например, оценка коэффициентов корреляции рядов фактических значений и значений, воспроизводимых сетью в процессе обучения).

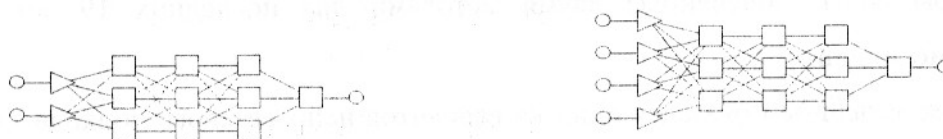
В качестве прогнозируемых величин в данном исследовании рассматривались среднегодовые значения температуры воды в слое 0-200 м на разрезе Кольский меридиан (Баренцево море), среднеквартальные значения температуры поверхности океана (ТПО) в районе корабля погоды «М» (к.п. М) и среднемесячные значения ТПО в квадрате $2^{\circ} \times 2^{\circ}$ с центром в точке с координатами 66° с.ш., 2° в.д. (координаты местонахождения к. п. «М», Норвежское море).

Для удобства работы с программой-нейроимитатором исходные данные нормировались путем приведения значений к диапазону изменений от -1 до $+1$.

Опытные прогнозы или эксперименты для выявления успешности применения нейросетевого подхода для прогнозирования производились двумя методами. Первый - метод сверхдолгосрочного прогнозирования гидрометеорологических элементов

(МСПГЭ), основанный на использовании спектрального разложения временных рядов на квазипериодические составляющие, аппроксимации этих составляющих, дальнейшей их экстраполяции различными методами и выборе оптимального варианта прогноза (Карпова и др., 1991; Карпова, Суставов, 1992; Густоев и др., 1993; Методические рекомендации, 1997). Второй подход – неросетевое моделирование.

Нейронные прогностические сети были представлены многослойными сетями прямого распространения (многослойный персептрон). При поиске структуры прогностической нейросети количество входов определялось количеством выбранных предикторов. Наиболее оптимальным оказалось использование в качестве предикторов информации о самой прогнозируемой характеристике за два предшествующих временных шага, т.е. предикторами являлись выборки самой характеристики со сдвигом на один и два шага назад (сеть с 2 входами, рисунок 2а) и учет приращений анализируемой характеристики также за два предшествующих шага (сеть с 4 входами, рисунок 2б). Структура скрытых слоев подбиралась опытным путем. Наилучшие результаты были получены для сетей с тремя скрытыми слоями по 3 нейрона в каждом (рисунок 2). Выходной слой содержал один нейрон.



а)

б)

Рис. 2 – Структура использованных прогностических нейросетей:

а) – с двумя входами, б) – с четырьмя входами

Обучение сетей проводилось с использованием методов обратного распространения ошибки и градиентного спуска (Каллан, 2003; Круглов, Борисов, 2002) на временных рядах исследуемых характеристик различной длины (таблица 1).

Для сравнения результатов прогнозирования использовались одни и те же ряды наблюдений, и в обоих методах применялся одношаговый или двухшаговый прогноз, т.е. 1 шаг составлял 1 год для среднегодовых значений, 1 квартал или 1 месяц соответственно для среднеквартальных и среднемесячных значений ТПО. Двухшаговый прогноз предполагал, что осуществляется прогноз на 1 шаг и затем этот результат используется для прогноза на следующий временной шаг.

Таблица 1

Характеристики обучающих выборок

Переменная	Временной интервал	Длина выборки
Среднегодовые значения температуры в слое 0-200м на разрезе Кольский меридиан	1900-1985 гг.	86
Среднеквартальные значения ТПО в районе корабля погоды «М»	1954-2000 гг.	228
Среднемесячные значения ТПО в квадрате $2^{\circ} \times 2^{\circ}$ с центром в точке с координатами 66° с.ш., 2° в.д.	1951-1995 гг.	540

Успешность или оправдываемость прогноза оценивалась по критерию σ (среднее квадратическое отклонение) для среднегодовых значений температуры воды и 0.8σ для среднеквартальных и среднемесячных значений.

В таблице 2 представлены результаты прогноза среднегодовых значений температуры воды, полученные двумя методами для последних 19 лет на разрезе Кольский меридиан.

Более успешным оказался один из вариантов нейросетевого подхода - нейросеть 1 – это прогноз по 2 предшествующим годам (оправдываемость 84 %). Представленные в таблице 2 результаты прогноза «нейросеть 2», полученные при использовании в качестве предикторов значений среднегодовой температуры воды за 2 предшествующих года и их разности, показали меньшую оправдываемость. Климатическая оправдываемость прогнозов за этот период составила 63 %, т.е. в целом эффективность обоих методов достаточно велика (16 – 21 %).

Необходимо отметить, что в последнее пятилетие отмечены экстремальные значения ТПО в Норвежском море в районе к.п. «М» за последние 50 лет (таблица 3). Причем абсолютные максимальные значения температуры воды превысили аналогичные значения предыдущего периода устойчивых положительных аномалий 1960-х годов на 0.7°C в теплый период. Абсолютный максимум во II квартале отмечен в 2002 году (1.57°C), в III квартале - в 2003 году (2.24°C). Увеличение периода для расчета первого и второго статистических моментов на 9 лет показало существенное изменение прежде всего максимальных значений среднеквартальной температуры и амплитуды (особенно в третьем квартале, до 1°C), рост средних значений на $0.2 - 0.4^{\circ}\text{C}$.

Таблица 2

Прогноз аномалий среднегодовой температуры воды в слое 0-200 м на разрезе Кольский меридиан на 1986-2004 гг

Год	Фактические Значения	Метод			
		Климатический	МСПГЭ	Нейросеть 1*	Нейросеть 2*
1986	-0.2	±0.5	-0.4	-0.1	-0.3
1987	-0.4	±0.5	-0.4	-0.1	0.1
1988	-0.1	±0.5	-0.4	-0.2	-0.2
1989	0.6	±0.5	-0.2	-0.1	0.0
1990	0.7	±0.5	0.4	0.3	0.4
1991	0.6	±0.5	0.6	0.3	0.4
1992	0.7	±0.5	0.4	0.3	0.5
1993	0.2	±0.5	0.5	0.3	0.7
1994	0.0	±0.5	0.0	0.0	0.2
1995	0.4	±0.5	-0.2	0.0	0.2
1996	-0.1	±0.5	0.3	0.2	0.4
1997	-0.3	±0.5	-0.2	-0.1	0.2
1998	-0.2	±0.5	-0.3	-0.2	-0.6
1999	0.4	±0.5	-0.3	-0.1	0.1
2000	0.7	±0.5	0.2	0.2	-0.4
2001	0.6	±0.5	0.6	0.4	0.4
2002	0.5	±0.5	0.5	0.2	0.2
2003	0.3	±0.5	0.4	0.2	0.2
2004	0.9	±0.5	0.2	0.1	0.1
Оправдываемость, %		63	79	84	63

Исключая 1 квартал, на 0.1 °С увеличилось среднее квадратическое отклонение. Значения ТПО в вышеуказанном квадрате 2х2° за имеющиеся 150 лет (1854-2005гг) непрерывных наблюдений также характеризуются максимальными положительными аномалиями. Так, в III квартале максимальная температура (12.54 °С) отмечена в 2003 году. Аномалия температура воды в этот период составила 1.84 °С, что является абсолютным максимумом за весь полутора вековой период наблюдений для всех кварталов в этом районе. Используемые в работе аномалии температуры воды были рассчитаны от норм за 21 год (1975-1995гг), хотя согласно рекомендациям ВМО для

расчета норм следует выбирать период в 30-40 лет. По-видимому, целесообразен переход к новым «нормам» (и соответственно аномалиям), которые бы более объективно отражали тепловые условия последнего тридцатилетнего периода.

Результаты опытного прогнозирования среднеквартальных значений ТПО в районе к.п. «М» представлены на рисунке 3. Как видим, метод спектрального разложения оказался несколько успешнее по сравнению с нейросетевым подходом, но оправдываемость в обоих методах невысока 56-62 %. Однако, климатический прогноз оправдался только на 12 %, т.е. эффективность методов составила 44 – 50 %, а оправдываемость прогнозов по знаку достигла 100 %.

Таблица 3

Изменчивость некоторых статистических характеристик ряда среднеквартальных ТПО в районе к.п. "М" для различных временных интервалов

	Период, Годы	Макс. $\Delta T_{\text{в}}$ от норм 1975-1995 гг	Мин. $\Delta T_{\text{в}}$ от норм 1975-1995 гг	Амплитуда	Среднее	Среднекв. отклон.
1	1975-1995	0.67	-0.80	1.47	6.30	0.38
	1975-2004	0.87	-0.80	1.67	6.46	0.44
2	1975-1995	0.81	-0.73	1.54	7.56	0.36
	1975-2004	1.57	-0.73	2.30	7.71	0.50
3	1975-1995	1.21	-1.23	2.44	10.86	0.71
	1975-2004	2.24	-1.23	3.47	11.15	0.84
4	1975-1995	0.9	-0.60	1.50	7.76	0.41
	1975-2004	1.37	-0.60	1.97	8.14	0.52

Следует отметить, что участок опытного прогнозирования (2001-2005 гг.) оказался очень сложным для прогноза ввиду экстремальных тепловых условий. Это обстоятельство особенно сильно сказывается на нейросетевом прогнозе, т.к. в этом подходе содержание обучающей выборки определяет качество прогноза и, если в обучающих примерах не было значений аномалии, скажем, 2.0 °С, то и вероятность успешного прогноза такой величины нейросетью также мала.

На рисунке 4 представлены результаты опытного нейросетевого прогнозирования на наиболее длинном ряду среднемесячных ТПО в квадрате 2х2°, длина ряда около 1800 значений, обучающая выборка – 540 значений, тестовая (контрольная) выборка – 115 значений. Нейросетевой подход в этом случае весьма эффективен – оправдываемость прогнозов составила 82%. Вновь очевидно, что максимальные аномалии в 2.0-2.2°С,

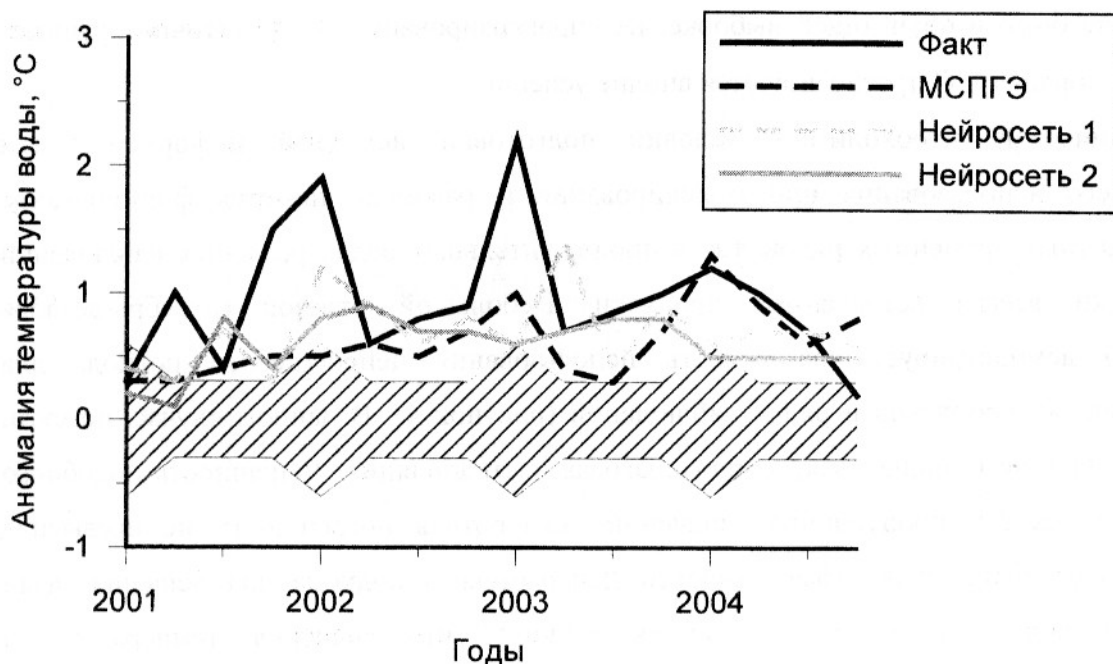


Рис. 3 - Прогноз аномалий среднеквартальной ТПО от норм 1975-1995 гг., к.п. «М». Нейросеть 1 – это прогноз по двум предшествующим кварталам, нейросеть 2 – по двум предшествующим кварталам, последний из которых был представлен прогностической величиной. Заштрихованная область соответствует климатическому прогнозу.

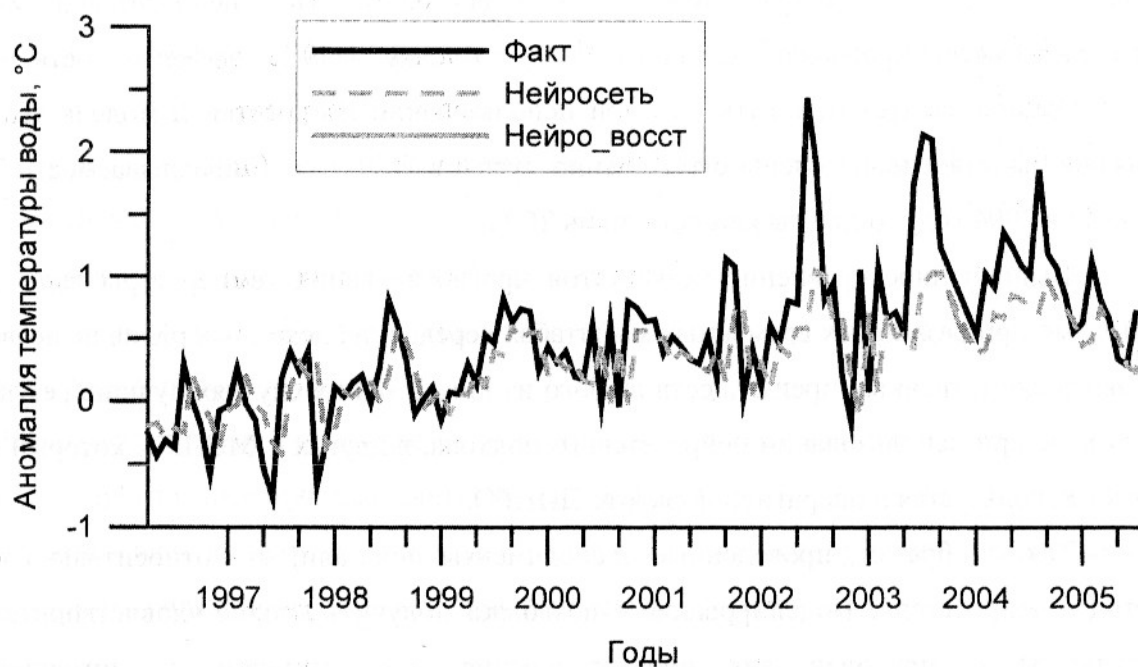


Рис. 4 Результаты опытных прогнозов среднемесячных аномалий ТПО в квадрате $2 \times 2^\circ$ с центром в точке 66 с.ш., 2 в.д. за период с апреля 1996 г. по июль 2005 г

которых не было в обучающей выборке, не спрогнозированы, но достаточно крупные аномалии порядка 1°C прогнозируются вполне успешно.

Одним из необходимых условий подготовки исходной информации для дальнейшего использования при моделировании и расчетах является формирование эквидистантных временных рядов, т.к. в продолжительных рядах реальных наблюдений практически всегда встречаются пропуски. Небольшой отрезок (октябрь-декабрь 2003 года) демонстрирует возможность использования нейросетевого подхода для восстановления пропусков в рядах наблюдений (рисунок 4). В данном случае, по сути, производилась не одношаговая, а многошаговая экстраполяция. Успешность подобного восстановления 3-х пропущенных значений (абсолютная погрешность не превысила 0.4°C) свидетельствует об эффективности нейросетевого подхода для решения задач подобного рода. Стоит, однако, иметь в виду, что значения температуры в восстанавливаемом периоде монотонно уменьшались. Работа в этом направлении продолжается.

Для сравнения результатов прогнозирования среднемесячной ТПО двумя методами были выбраны два года (2001 и 2004 гг.), исследуемый ряд составил 24 члена (рисунок 5).

Оправдываемость прогнозов среднемесячной температуры воды, полученных по методу МСПГЭ, составила 79 %, по знаку оправдываемость – 94 %, климатический прогноз - 17 %, т.е. эффективность метода 62 %. По нейросетевой модели оправдываемость прогнозов составила 50 %, по знаку – 79 %, эффективность модели 37 %. Однако следует отметить, что при использовании нейросетевой модели тепловые условия были воспроизведены существенно лучше в 2001 году (оправдываемость 75 %), нежели в 2004 году (оправдываемость лишь 25 %).

Выполненное сравнение результатов прогнозирования температуры воды двумя методами при различных временных масштабах осреднения исходных рядов не позволило выявить существенных преимуществ любого из них. В одних случаях лучшие результаты получены при использовании нейросетевого подхода, в других – МСПГЭ, который около 20 лет используется в оперативной работе ПИНРО.

Таким образом, проведенные эксперименты показали, что относительно новый метод – нейросетевое моделирование – позволяет получить вполне удовлетворительные результаты и пригоден для прогнозирования, экстраполяции и интерполяции

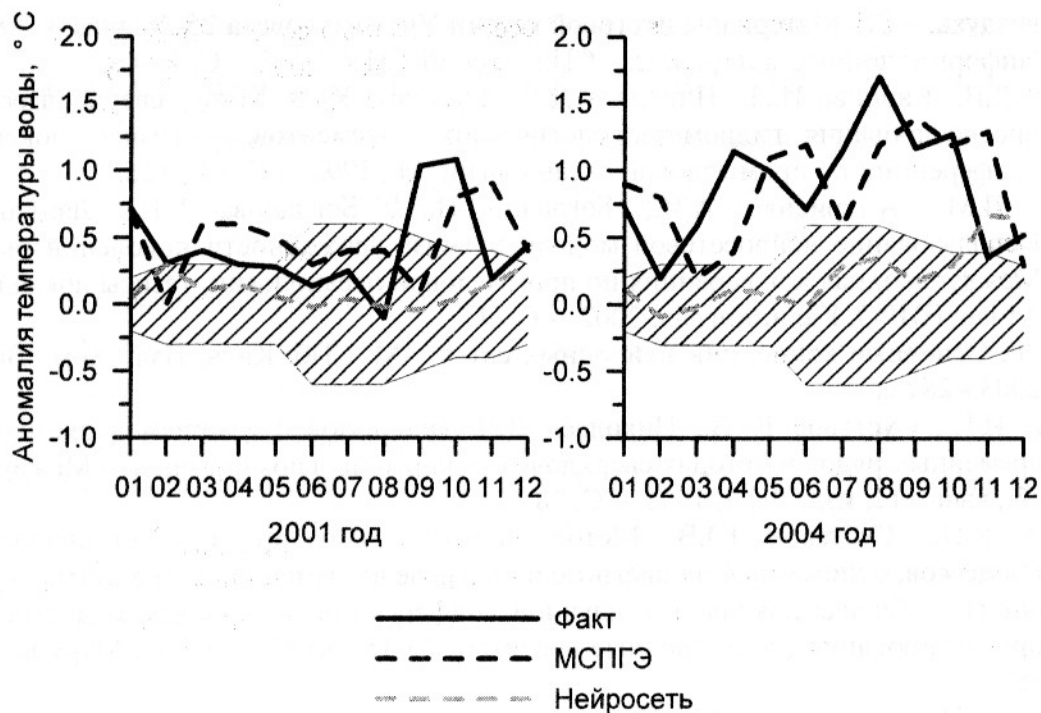


Рис. 5 – Результаты опытных прогнозов среднемесячных аномалий ТПО в квадрате $2 \times 2^\circ$ с центром в точке 66 с.ш., 2 в.д. на 2001 и 2004 годы. Заштрихованная область соответствует климатическому прогнозу.

гидрометеорологических характеристик. Преимущества метода заключаются в возможности по результатам обучения сети:

- быстро оценить информативность различных гидрометеорологических характеристик как вероятных предикторов, а также их сочетаний;
- подобрать оптимальную длину обучающей выборки.

Ограничивающий фактор нейросетевого подхода – обязательное наличие продолжительных рядов наблюдений.

В настоящее время продолжается работа по дальнейшей адаптации нейросетевого подхода для прогнозирования различных океанологических характеристик. В частности, предполагается использовать в качестве предикторов помимо собственных значений прогнозируемого ряда другие гидрометеорологические параметры.

Литература

- Аверкиев А.С., Карпова И.П., Хаймина О.В. О возможности применения нейросетевой модели для прогноза температуры воды. - XIII Международная конференция по промышленной океанологии, тезисы докладов Изд. АтлантНИРО, Калининград, 2005. – С. 9-10.
- Грибин А.С., Кузнецов А.Д. Анализ возможностей применения стандартного аппарата нейронных сетей для краткосрочного прогноза временного хода температуры

- воздуха. - Сб. Материалы итоговой сессии Ученого совета 25-26 января 2005года. Информационные материалы. – СПб.: изд. РГГМУ, 2005. – С. 45-46.
- Густоев Д.В., Карпова И.П., Николаев Д.Л., Суставов Ю.В. Метод сверхдолгосрочного прогнозирования гидрометеорологических элементов. – Тезисы докладов IX конференции по промысловой океанологии. М., 1993. – С. 124-126.
- Долгих П.М., Андриенко А.И., Богданов Н.А., Богданова Г.И., Ланкин Ю.П. Использование нейросетевой модели пргноза урожайности поколений рыб. - XII Международная конференция по промысловой океанологии, тезисы докладов. Изд. АтлантНИРО, Калининград, 2002. – С.74.
- Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. –М.-СПб.-Киев, Изд. дом "Вильямс". 2003.- 287 с.
- Карпова И.П., Суставов Ю.В., Николаев Д.Л. Использование приемов экстраполяции временных рядов в методах сверхдолгосрочного прогнозирования. – Межвузовский сб., вып. 112, изд. ЛПИ, 1991. – С. 38-50.
- Карпова И.П., Суставов Ю.В. Метод долгосрочного прогноза океанологических процессов, основанный на диагнозе и прогнозе их изменчивости в циклах (теория и опыт). – Тезисы докладов V научной конференции по проблемам долгосрочного прогнозирования (долгосрочные аспекты), 13-15 октября 1992г., Мурманск. С.54-55.
- Карпова И.П., Хаймина О.В. Опытное применение нейросетевой модели для прогнозирования океанологических характеристик. – Тезисы докладов IX Всероссийской конференции по проблемам рыбопромыслового прогноирования. Изд. ПИНРО, Мурманск, 2004. – С.235-236.
- Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика.– М., Горячая линия – Телеком.- 2002.– 382 с.
- Малинин В.Н., Гордеева С.М. Физико-статистический метод прогноза океанологических характеристик (на примере Северо-Европейского бассейна) . – Мурманск: Изд. ПИНРО, 2003. – 164 с.
- Методические рекомендации по использованию метода сверхдолгосрочного прогнозирования гидрометеорологических элементов (МСПГЭ) и программного комплекса «Призма». - Мурманск, изд. ПИНРО, 1997.- 40 с.