

ТЕПЛОФИЗИЧЕСКИЕ ПРОЦЕССЫ В КРИОСФЕРЕ

УДК 551.467+551.52

DOI: 10.21782/KZ1560-7496-2016-3(43-50)

ОПЫТ СРЕДНЕСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИЗМЕНЕНИЯ ПЛОЩАДИ
МОРСКИХ ЛЬДОВ В СЕВЕРНОМ ПОЛУШАРИИ НА ОСНОВЕ
РАСЧЕТОВ ПРИХОДЯЩЕЙ СОЛНЕЧНОЙ РАДИАЦИИ
И НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

В.М. Федоров, О.Е. Бухаров*, Д.П. Боголюбов*, П.Б. Гребенников

Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, географический ф-т,
119991, Москва, Ленинские горы, 1, Россия; fedorov.msu@mail.ru

*Московский институт электроники и математики НИУ ВШЭ,
123458, Москва, ул. Таллинская, 34, Россия; oleg_bukh.box@mail.ru

На основе определения связи приходящей на верхнюю границу атмосферы солнечной радиации и площади морских льдов в Северном полушарии выполнено среднесрочное прогнозирование изменения площади морских льдов с применением математических методов статистического и нейросетевого моделирования. Анализ прогнозов доказывает, что наиболее значимым фактором, определяющим вариации максимальных и минимальных значений площади морских льдов в многолетнем режиме, является изменчивость приходящей на верхнюю границу атмосферы солнечной радиации. Оценка выполненных среднесрочных прогнозов площади морских льдов показывает эффективность использования осредненных данных регрессионного анализа и результатов нейросетевого моделирования.

Морские льды, изменение площади, солнечная радиация, статистические методы, нейронные сети

THE EXPERIENCE OF MEDIUM-TERM FORECAST
OF THE SEA ICE EXTENT IN THE NORTHERN HEMISPHERE ON THE BASIS OF CALCULATED
INCOMING SOLAR RADIATION AND NEURONET MODELING

V.M. Fedorov, O.E. Buharov*, D.P. Bogolyubov*, P.B. Grebennikov

Lomonosov Moscow State University, Department of Geography,
119991, Moscow, Leninskie Gory, 1, Russia; fedorov.msu@mail.ru

* Moscow Institute of Electronics and Mathematics, National Research University Higher School of Economics,
123458, Moscow, Tallinskaya str., 34, Russia; oleg_bukh.box@mail.ru

Medium-term forecast of the sea ice extent has been carried out by determining of the relationship between incoming solar radiation and the sea ice extent in the Northern Hemisphere. Different methods of statistic and neuronetic modeling have been used. The forecast shows that the chief factor determining the variation in the maximum and minimum sea ice extent in the medium-term scale is the variability of solar radiation arriving at the top of the atmosphere. Evaluation of the medium-term forecasts of the sea ice extent demonstrates effectiveness of using the averaged results of the regression analysis and of neural network modeling.

Sea ice, extent change, solar radiation, statistical methods, neural networks

ВВЕДЕНИЕ

Среднегодовая площадь распространения морских льдов в Мировом океане составляет 26 млн км², или примерно 7 % его площади. В Северном полушарии на льды суши приходится всего 20 % общей площади ледового покрова, остальные 80 % – на морские льды [Морской лед, 1997]. Площадь морского ледового покрова в Арктике в среднем за период спутниковых наблюдений (1979–2006) составляет около 15 млн км² в февра-

ле–марте и 4.5–5 млн км² в сентябре [Fetterer, Knowles, 2004; <http://nsidc.org>]. В современную эпоху отмечается сокращение площади многолетних и сезонных морских льдов в Арктике, связанное с изменениями климата [Meier et al., 2007; Wang, Overland, 2009; Ikeda, 2012; IPCC, 2013]. Однако причины многолетних изменений климата и, следовательно, сокращения площади морских льдов в Северном полушарии однозначно не опре-

делены [Кондратьев, 1987; Монин, Шишков, 2000; Ishibuchi, Tanaka, 1993; Badera et al., 2011]. Неустойчивость причин изменения климатических условий, определяющих динамику площади морских льдов, является проблемой в прогнозировании ледовитости арктических морей. Важную основу прогностических решений, используемых в физико-математических моделях, составляет тренд изменения содержания диоксида углерода в атмосфере. Однако реальные прогнозы изменения содержания CO_2 не представляются аргументированными, а скорее весьма условными, и поэтому выполненные на этой не определенной в будущем основе прогнозы климатических условий и площади морского льда являются в значительной степени предположительными. В то же время найдена связь изменения площади морских льдов с приходящей на верхнюю границу атмосферы (ВГА) солнечной радиацией. Рассчитаны значения инсоляции до 2050 г. [Федоров, 2015а, 2016]. Цель работы – определение возможностей среднесрочного прогнозирования изменения площади морских льдов на основе рассчитанных значений инсоляции с использованием статистических методов и нейросетевого моделирования. Прогнозирование изменения площади морских льдов является важной задачей в связи с развитием судоходства по Северному морскому пути, нефте- и газодобычи на арктическом шельфе.

Исходные данные по инсоляции

Значения приходящей на ВГА солнечной радиации ранее были рассчитаны на основе астрономических эфемерид (<http://ssd.jpl.nasa.gov>) по методике, разработанной В.М. Федоровым и А.А. Костиным [Федоров, 2015б, в, 2016]. Были рассчитаны значения солнечной радиации, приходящей на земной эллипсоид за тропические годы, полугодия и сезоны года в различные широтные зоны (протяженностью 5°) земного эллипсоида в

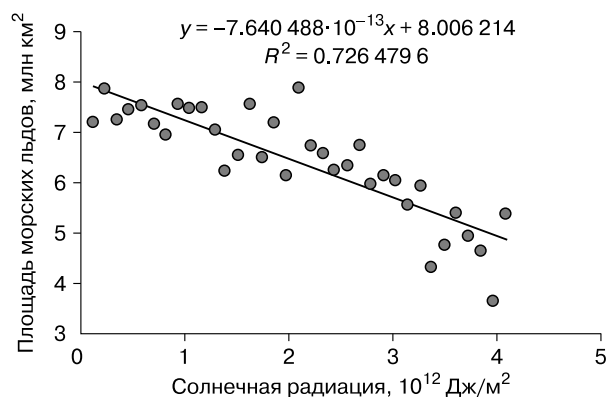


Рис. 1. Линейная зависимость минимальной площади морских льдов от солнечной радиации, приходящей на верхнюю границу атмосферы в Северное полушарие в летнее полугодие.

интервале от 1850 до 2050 г. По результатам расчетов для периода 1850–2050 гг. была сформирована база радиационных данных приходящей на ВГА солнечной радиации в широтные зоны Земли с шагом по времени в 1/12 тропического года (<http://solar-climate.com>). Изменение солнечной активности при этом не учитывалось.

Анализ и прогнозирование на основе статистических методов

В настоящей работе полученные значения приходящей на ВГА солнечной радиации сопоставлялись с данными спутниковых наблюдений по динамике площади морских льдов (с 1979 по 2013 г.) в Северном полушарии Земли [Fetterer, Knowles, 2004; <http://nsidc.org>]. При этом авторами анализировались два показателя площади морских льдов Северного полушария: максимальное и минимальное значения площади морских льдов в многолетнем режиме. Тесная связь многолетней динамики площади морских льдов была найдена с приходящей за летнее полугодие на ВГА в Северное полушарие солнечной радиацией, а также с приходящей на ВГА солнечной радиацией с учетом ее накопления. При этом накопление рассчитывалось авторами от года начала наблюдений (1979) последовательным суммированием годовых значений (в будущее) и последовательным вычитанием (в прошлое). Коэффициент корреляции между накопленной солнечной радиацией и максимальной и минимальной площадью морских льдов составил -0.835 и -0.852 соответственно.

Исследовалась линейная (рис. 1) и полиномиальная форма связи накопленной приходящей солнечной радиации и площади морских льдов в Северном полушарии. Коэффициент корреляции фактических и рассчитанных значений максимальной площади морского льда характеризуется значением 0.835 . Среднегодовое расхождение равно 0.23 млн км^2 , что составляет 1.45% от среднегодового значения максимальной площади за период с 1979 по 2013 г., или 79.1% от среднего модуля межгодовой изменчивости максимальной площади (фактические данные). Коэффициент корреляции фактических и рассчитанных значений минимальной площади морских льдов равен 0.852 (рис. 2). Среднегодовое (по модулю) значение расхождения составляет 0.43 млн км^2 , т. е. 6.72% от среднегодовой величины минимальной площади морских льдов за период 1979–2013 гг., или 72.6% от среднего (по модулю) значения межгодовой изменчивости (меньше естественной климатической изменчивости).

На основе полученных уравнений регрессии были выполнены расчеты максимальной и минимальной площади морского льда с 1850 по 2050 г. (рис. 3). Для максимальной площади рассчитанное на 1850 г. значение характеризуется величи-

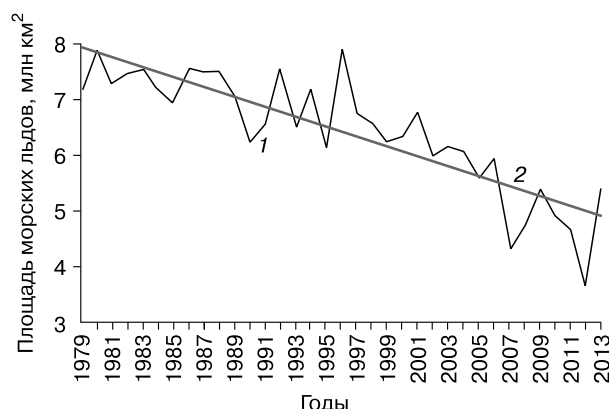


Рис. 2. Фактические (1) и рассчитанные по уравнению линейной регрессии (2) значения минимальной площади морского льда в Северном полушарии.

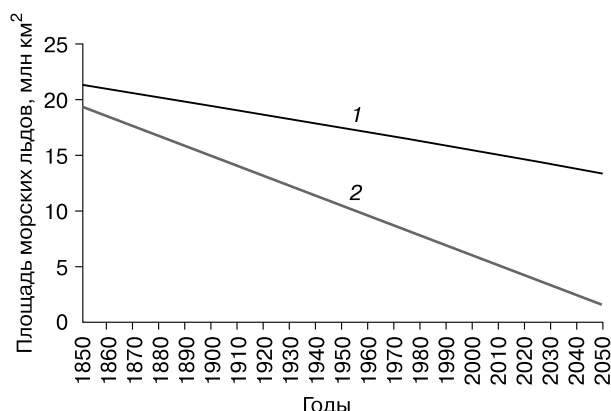


Рис. 3. Изменение максимальной (1) и минимальной (2) площади морских льдов в Северном полушарии за период с 1850 по 2050 г.

ной 21.37 млн км², на 2050 г. – 13.33 млн км². Для минимальной площади на 1850 г. получено значение 19.31 млн км², на 2050 г. – 1.60 млн км².

Сравнение результатов статистического прогнозирования с данными физико-математических моделей

Известны физико-математические модели общей циркуляции атмосферы и океана, на основе которых рассчитывается площадь морских льдов в Северном полушарии до 2090 г. [Badera et al., 2011; IPCC, 2013; Liua et al., 2013; Cassano et al., 2014]. В табл. 1 приведены среднегодовые за период 2011–2030 гг. значения рассчитанной максимальной и минимальной площади морских льдов по различным физико-математическим моделям.

Полученные авторами на основе линейного уравнения регрессии среднегодовые значения площади морских льдов составляют для этих же временных интервалов 14.52 и 4.23 млн км² (максимальная и минимальная площадь соответственно) и наиболее близки к значениям, рассчитанным по модели Американского национального центра по исследованию атмосферы (максимальные значения площади) и Канадского центра по моделированию и анализу климата (минимальные). Следует отметить, что в расчетах на основе уравнений регрессии учитывался только один фактор – приходящая на ВГА солнечная радиация (с учетом ее накопления).

В связи с тем, что корреляционный анализ позволяет оценить связь величин или процессов, но не дает возможности определить форму связи между двумя переменными, нами опробовано применение нейросетевого моделирования для среднесрочного прогноза изменения площади морских льдов.

Таблица 1. Рассчитанная площадь морского льда в Северном полушарии [Brander et al., 2005]

Модель	Площадь, млн км ²	
	макс. (март)	мин. (сентябрь)
CGCM2	15.14	3.33
CSM_1.4	15	7
ECHAM4/OPYC3	15.62	6.03
GFDL-R30_c	15.60	5.91
HadCM3	15.33	6.22

Примечание. CGCM2 – Canadian Centre for Climate Modeling and Analysis (Канадский центр по моделированию и анализу климата), CSM_1.4 – National Center for Atmospheric Research (Национальный центр по исследованию атмосферы, США), ECHAM4/OPYC3 – Max-Planck Institute for Meteorology (Институт метеорологии Макса Планка, Германия), GFDL-R30_c – Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (Лаборатория геофизической гидродинамики, США), HadCM3 – Hadley Centre for Climate Prediction and Research (Центр Хедли климатических прогнозов и исследований, Великобритания).

Сравнение возможностей статистических и нейросетевых методов в исследовании временных рядов

Изучение динамики площади морских льдов порождает числовые последовательности (естественным образом привязанные к определенным моментам времени), которые называются временными рядами. Временной ряд – собранные в разные моменты времени статистические данные о параметрах исследуемого процесса (в нашем случае исследуется процесс связи двух временных рядов – приходящей на ВГА солнечной радиации и площади морских льдов в Северном полушарии). Каждая единица статистического материала называется измерением или отсчетом. Во времен-

ном ряду каждому отсчету должно быть указано время измерения. Временной ряд существенно отличается от простой выборки данных, так как при анализе учитывается взаимосвязь измерений со временем, а не только статистическое разнообразие и статистические характеристики выборки [Боголюбов и др., 2013].

На данный момент существует множество моделей, решающих задачу прогнозирования. Однако редкий метод учитывает все факторы, способные оказать влияние на прогнозируемую величину, и точно устанавливает зависимость между ними. Это сказывается и на точности прогнозов. Наиболее распространенными методами анализа временных рядов являются статистические [Боголюбов и др., 2013]. Основные проблемы прогнозирования временных рядов при использовании статистических методов следующие:

- отсутствие оперативной оценки зависимости между входными параметрами и прогнозируемой величиной. Например, авторами найдена связь приходящей на ВГА солнечной радиации и динамики площади морского льда. Но форма связи при этом однозначно не определяется. В результате при высокой корреляционной связанности рядов расчеты по уравнению линейной регрессии отличаются от значений, полученных при расчетах по полиномиальному уравнению регрессии;

- нахождение наиболее влияющих на прогнозируемую величину атрибутов и определение промежутка времени в прошлом, на котором данные переменные оказывают существенное влияние на прогнозируемую величину в будущем;

- задача определения зависимости между найденными переменными и прогнозируемой величиной;

- высокие требования к квалификации исследователя, использующего сложные статистические методы.

Как модель сложной многомерной нелинейной регрессии нейронная сеть превосходит по точности указанные методы, а также обладает рядом преимуществ [Горбань, 1998; Царегородцев, 2015; Ishibuchi, Tanaka, 1993]. Нейросетевое моделирование создает следующие возможности:

- работы с неинформационными, шумовыми входными сигналами, нейронная сеть может сама определить их непригодность для решения задачи и явно отбросить их;

- работы с разнотипной информацией: непрерывной и дискретной, качественной и количественной, что представляется нелегкой задачей для методов статистики;

- нейронная сеть предъявляет меньшие требования к квалификации использующего ее исследователя, чем сложные статистические модели, способные давать аналогичные результаты;

- изначально задав синаптические веса нейронной сети, можно воссоздать и проверить предполагаемые статистические модели, а также улучшить их путем “тренировки” сети [Уоссермен, 1992; Царегородцев, 2015].

Учитывая, что корреляционный анализ имеет некоторые ограничения, связанные с тем, что он отражает лишь линейную зависимость величин, но не отражает их функциональной связанности, авторами применялись также параллельные расчеты с использованием нейросетевого моделирования. Для прогнозирования временных рядов в расчетах использовалась программа, разработанная О.Е. Бухаровым на базе архитектуры Nvidia CUDA (Compute Unified Device Architecture) в МИЭМ НИУ ВШЭ (Московский институт электроники и математики Научно-исследовательского учреждения Высшая школа экономики). Выбор был обусловлен новизной, качеством и доступностью программы, а также непосредственным участием разработчика программы в проводимых исследованиях. Эта нейронная сеть, представляющая собой трехслойный персептрон, объединяет генетический алгоритм и интервальные сети [Боголюбов и др., 2013; Bukharov, Bogolyubov, 2015].

Генетические алгоритмы – алгоритмы для решения сложных неформализованных задач – применяются при очень больших размерах задач и отсутствии упорядоченности в исходных данных. Данные алгоритмы подражают эволюционной теории Дарвина, осуществляя поиск решения путем последовательного улучшения наборов потенциальных решений. Улучшение каждого следующего набора происходит за счет скрещивания и мутаций лучших представителей предыдущего набора решений. Интервальная нейронная сеть – это система соединенных и взаимодействующих между собой интервальных нейронов, имеющих на входе и выходе значения, заданные в виде интервала (т. е. не одно значение, а континуальное множество значений в промежутке между парой значений, задающей границы интервала). Многослойные сети образованы каскадами слоев, при этом выход одного слоя является входом для следующего слоя. В общем, многослойный персептрон является одной из наиболее популярных нейросетевых моделей [Уоссермен, 1992]. Каждый нейрон слоя получает на вход сумму взвешенных выходов нейронов предыдущего слоя. На выходе каждый нейрон имеет значение своей функции активации от входа. Для обучения многослойного персептрона применяются алгоритм обратного распространения ошибки, основанный на методе градиентного спуска.

Анализ и прогнозирование на основе нейросетевого моделирования

В качестве исходных данных использовались те же результаты спутниковых наблюдений пло-

Таблица 2. Прогноз изменения площади морских льдов в Северном полушарии

Год	Площадь, млн км ²	
	мин.	макс.
2014	5.40	14.48
2015	5.54	14.20
2016	5.60	14.30

щади морских льдов и рассчитанные ранее значения инсоляции [Fetterer, Knowles, 2004; <http://nsidc.org>; <http://www.solar-climate.com>].

В качестве входных данных системе были предложены массивы следующих ежегодных показателей с 1979 по 2013 г.:

- интервальные значения площади морских льдов (от минимальных значений в сентябре до максимальных в марте);
- приходящая на ВГА солнечная радиация за летнее полугодие в Северное полушарие;
- приходящая на ВГА солнечная радиация за летнее полугодие в Северное полушарие с учетом ее накопления;
- разность солнечной радиации, приходящей на ВГА в экваториальную и полярную области Северного полушария за год и летнее полугодие (с учетом и без учета накопления);
- порядковый номер года.

В результате применения системы для решения задачи прогнозирования площади морских льдов в пуле качественных сетей постоянно оказывались сети, использовавшие в качестве одного из входных параметров приходящую на ВГА солнечную радиацию. Это свидетельствует о том, что данный показатель из раза в раз отбирался генетическим алгоритмом в качестве фактора, оказывающего значимое влияние на прогнозируемую величину. Сравнивая прогнозы, полученные системой для лет с заранее известными показателями, с фактическими значениями площади морских

льдов, можно убедиться в качестве прогноза и достаточности исторических знаний (для обучения системы) о площади морских льдов и знаний о приходящей на ВГА солнечной радиации. Нормализованная среднеквадратическая ошибка прогнозирования при глубине прогноза 1 год составляет 0.002 82, при глубине 2 года – 0.004 82, при глубине прогноза 3 года – 0.005 62. Эти результаты получены при обучении системы на исторических данных о площади морских льдов и приходящей на ВГА солнечной радиации с 1979 по 2008 г. Тестовые прогнозы и оценка качества прогнозирования производились на исторических данных 2009–2013 гг.

Для расчета нормализованной среднеквадратической ошибки прогнозирования использовалась формула

$$Error = \left(\frac{\hat{x} - x}{\Delta x} \right)^2,$$

где $\hat{x}$ – предсказываемое значение переменной; x – реальное значение переменной; $\Delta x = x_{\max} - x_{\min}$.

С учетом полученных оценок тестовых результатов выполнен прогноз изменения площади морских льдов на период 2014–2016 гг., не обеспеченных фактическими данными о ледовой обстановке (табл. 2).

Сравнение результатов прогнозирования на основе статистических методов и нейросетевого моделирования

Рассчитанные нейронными сетями значения площади морских льдов на период с 2014 по 2016 г. сравнивались с прогнозируемыми значениями, рассчитанными по линейному и полиномиальному уравнениям регрессии (табл. 3). Из сравнения прогнозируемых значений площади морских льдов следует:

1. Результаты прогноза минимальной площади льда при нейросетевом моделировании превышают соответствующие значения, рассчитанные

Таблица 3. Прогнозируемые на основе анализа спутниковых данных значения площади морских льдов, млн км²

Год	Рассчитанные по уравнению регрессии		Рассчитанные нейронными сетями	Разность результатов по нейронным сетям	
	линейному	полиному 2-й степени		и уравнению линейной регрессии	и полиномиальному уравнению регрессии
Максимальная площадь					
2014	14.78	14.83	14.48	−0.30	−0.35
2015	14.74	14.78	14.20	−0.54	−0.58
2016	14.70	14.75	14.30	−0.40	−0.45
Среднее	14.74	14.79	14.33	−0.41	−0.46
Минимальная площадь					
2014	4.80	4.15	5.40	0.60	1.25
2015	4.71	3.95	5.54	0.83	1.59
2016	4.63	3.75	5.60	0.97	1.85
Среднее	4.71	3.95	5.51	0.80	1.56

по уравнениям регрессии. При прогнозе максимальной площади морских льдов, наоборот, рассчитанные нейронными сетями значения меньше величин, полученных по уравнениям регрессии.

2. При расчете максимальной площади морских льдов средние расхождения значений, рассчитанных нейронными сетями и по линейному и полиномиальному уравнениям регрессии, близки (-0.41 и -0.46). При прогнозе минимальной площади среднее расхождение значений, рассчитанных нейронными сетями и рассчитанных по полиномиальному уравнению регрессии, почти вдвое превышает среднее расхождение значений, полученных нейронными сетями и по уравнению линейной регрессии.

3. Абсолютные значения расхождения при прогнозе минимальной площади существенно превышают расхождения значений, полученных нейронными сетями, и значений, рассчитанных по уравнениям регрессии при прогнозе максимальной площади морских льдов.

Среднее расхождение при прогнозе максимальной площади льда нейронными сетями составляет 2.95% от среднего значения площади морского льда, рассчитанного по уравнениям регрессии. При прогнозе минимальной площади это расхождение увеличивается по сравнению с результатами, рассчитанными по уравнению линейной регрессии, до 16.99% , по полиномиальному уравнению – до 39.49% . Это происходит за счет как увеличения величины расхождения, так и уменьшения абсолютных значений площади морского льда. Таким образом, наиболее близкие к рассчитанным нейронными сетями значения получены с результатами, рассчитанными по уравнению линейной регрессии. При прогнозе максимальной площади они меньше, чем при прогнозе минимальной площади морских льдов.

Для сравнения прогнозируемых значений площади морских льдов с фактическими рассчитывались прогнозируемые значения на основе более продолжительных временных рядов (1870–2007) по площади морских льдов [Федоров, 2015а; Walsh, Chapman, 2001; IPCC, 2013]. Продолжи-

тельность временных рядов позволила выполнить прогноз на обеспеченный спутниковыми данными (они приняты за фактические) период с 2008 по 2012 г. При нейросетевом прогнозировании средняя нормализованная ошибка для проверочного набора составила 0.00345 , максимальная нормализованная ошибка 0.05379 .

Рассчитанные на период 2008–2012 гг. по уравнениям регрессии и нейронными сетями значения максимальной площади морских льдов сравнивались с данными спутниковых измерений [Fetterer, Knowles, 2004; <http://nsidc.org>] (табл. 4). Полученные нейросетями значения в этом случае превышают значения максимальной площади морских льдов, рассчитанные по уравнениям линейной и полиномиальной регрессии. Рассчитанные нейросетями значения также превышают на этом интервале все соответствующие спутниковые (фактические) данные в среднем на 0.38 млн км², или 2.50% от среднегодового значения максимальной площади морских льдов за период 2008–2012 гг. Средняя величина расхождения рассчитанных по уравнению линейной регрессии максимальной площади морских льдов со спутниковыми данными составляет 0.25 млн км², или 1.63% от среднегодового значения максимальной площади морских льдов за период 2008–2012 гг. Средняя величина расхождения между осредненными (по двум методам расчета) значениями максимальной площади морских льдов, рассчитанными нейронными сетями и по уравнению линейной регрессии, и спутниковыми (фактическими) данными по модулю составляет 0.16 млн км², или 1.04% от среднегодового значения максимальной площади морских льдов за период с 2008 по 2012 г., т. е. в этом случае расхождение (по абсолютным значениям) сокращается в 2.4 раза.

С минимальными значениями площади морских льдов подобное сравнение провести не удастся в связи с тем, что продолжительные ряды [Walsh, Chapman, 2001; <http://arctic.atmos.uiuc.edu>] заметно отличаются от спутниковых данных [Fetterer, Knowles, 2004; <http://nsidc.org>] по мини-

Таблица 4. Прогнозируемые на основе реконструкции [Walsh, Chapman, 2001] значения максимальной площади морских льдов, млн км²

Год	По данным спутниковых наблюдений	Рассчитанные по уравнению регрессии		Рассчитанные нейронными сетями	Средние значения, рассчитанные по уравнению линейной регрессии и нейронными сетями	Разность рассчитанных средних значений и фактических
		линейному	полиному 2-й степени			
2008	15.22	15.02	15.03	15.39	15.21	0.01
2009	15.14	14.98	14.99	15.59	15.29	0.15
2010	15.11	14.94	14.96	15.36	15.15	0.04
2011	14.58	14.90	14.92	15.32	15.11	0.53
2012	15.24	14.86	14.89	15.51	15.19	0.05
Среднее	15.06	14.94	14.96	15.44	15.19	0.16

Таблица 5. Прогнозируемые на основе реконструкции [Walsh, Chapman, 2001] значения минимальной площади морских льдов, млн км²

Год	Рассчитанные по линейному уравнению регрессии	Рассчитанные нейронными сетями	Разность результатов по нейронным сетям и уравнению линейной регрессии	Модуль разности результатов
2008	8.85	8.82	0.03	0.03
2009	8.82	9.44	-0.62	0.62
2010	8.8	8.86	-0.06	0.06
2011	8.78	8.90	-0.12	0.12
2012	8.76	9.12	-0.36	0.36
Среднее	8.802	9.028	-0.24	0.24

мальной площади морских льдов. Это, вероятно, связано с различиями в их расчетах (одни вычисляются на конец сентября, другие являются среднемесячными значениями за сентябрь). Однако согласованность минимальных значений площади морских льдов, рассчитанных на основе этого ряда нейронными сетями и по уравнению линейной регрессии, достаточно высокая (табл. 5).

Среднее расхождение по модулю составляет 4.01 % от средней за период 2008–2012 гг. минимальной площади морского льда по уравнению линейной регрессии, и 3.91 % от средней площади, рассчитанной нейронными сетями. Модуль разности (0.24 млн км²) в этом случае значительно меньше полученного при прогнозировании по короткому ряду (0.80 млн км², см. табл. 3). Однако эти разности существенно меньше, чем различия среднегодовых значений площади морских льдов, полученных расчетами по отдельным физико-математическим моделям (см. табл. 1).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Опыт прогнозирования изменения площади морских льдов с применением различных математических методов (статистического и нейросетевого моделирования) показывает, что наиболее значимым фактором, определяющим вариации максимальных и минимальных значений площади морских льдов в многолетнем режиме, является приходящая на верхнюю границу атмосферы солнечная радиация.

2. Для среднесрочного прогноза площади морских льдов показана эффективность использования осредненных результатов регрессионного анализа и результатов нейросетевого моделирования. Таким образом, совместное применение статистических методов и нейросетевого моделирования (“ансамбля” статистических и нейросетевых методов) представляется перспективным для среднесрочного прогнозирования изменения площади морских льдов.

Работа выполнена в соответствии с госбюджетной темой “Геоэкологический анализ и прогнозы динамики криолитозоны Российской Арктики”.

Литература

- Боголюбов Д.П., Бухаров О.Е., Мизикин А.А.** Разработка оболочки системы поддержки принятия решений с использованием эволюционных алгоритмов // Пром. АСУ и контроллеры, 2013, № 7, с. 37–45.
- Горбань А.Н.** Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // Сиб. журн. вычислит. математики, 1998, т. 1, № 1, с. 12–24.
- Кондратьев К.Я.** Глобальный климат и его изменения / К.Я. Кондратьев. Л., Наука, 1987, 232 с.
- Монин А.С., Шишков Ю.А.** Климат как проблема физики // Успехи физ. наук, 2000, т. 170, № 4, с. 419–445.
- Морской лед** / Под ред. И.Е. Фролова, В.П. Гаврило. СПб., Гидрометеиздат, 1997, 402 с.
- Уоссермен Ф.** Нейронная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен. М., Мир, 1992, 240 с.
- Федоров В.М.** Тенденции изменения площади морских льдов в Северном полушарии и их причины // Криосфера Земли, 2015а, т. XIX, № 3, с. 52–64.
- Федоров В.М.** Пространственные и временные вариации солярного климата Земли в современную эпоху // Геофиз. процессы и биосфера, 2015б, т. 14, № 1, с. 5–22.
- Федоров В.М.** Широтная изменчивость приходящей солнечной радиации в различных временных циклах // Докл. РАН, 2015в, т. 460, № 3, с. 339–342.
- Федоров В.М.** Солнечная радиация и климат Земли [Электронный ресурс]. URL: <http://www.solar-climate.com> (дата обращения: 17.02.2016).
- Царегородцев В.Г.** Преимущества и достоинства нейронных сетей [Электронный ресурс]. URL: <http://www.neuro-pro.ru/neu3.shtml>. 2012 (дата обращения: 28.04.2015).
- Badera J., Mesquitas M.D.S., Hodges K.I., Keenlyside N., Osterhus S., Miles M.** A review on Northern Hemisphere sea-ice, storminess and the North Atlantic Oscillation: Observations and projected changes // J. Atmos. Res., 2011, vol. 101, iss. 4, p. 809–834.
- Brander K., Carmack E., Denisenko S., Drinkwater K., Hansen B., Kovacs K., Livingston P., McLaughlin F., Sakshaug E.** (eds). Marine Systems // ACIA. Arctic Climate Impact Assessment. Cambridge, Cambridge Univ. Press, 2005, p. 453–538.
- Bukharov O.E., Bogolyubov D.P.** Development of a decision support system based on neural networks and a genetic algorithm // Expert Systems with Applications, 2015, vol. 42, No. 15–16, p. 6177–6183.
- Cassano E.N., Cassano J.J., Higgins M.E., Serreze M.C.** Atmospheric impacts of an Arctic sea ice minimum as seen in the Community Atmosphere Model // Intern. J. Climatol., 2014, vol. 34, iss. 3, p. 767–779, doi: 10.1002/joc.3723.

Fetterer F., Knowles K. Sea ice index monitors polar ice extent // EOS: Trans. of the Amer. Geophys. Soc., 2004, vol. 85, p. 163.

Ikeda M. Sea-ice cover anomalies in the Arctic Basin associated with the atmospheric variability from multi-decadal trend to intermittent quasi-biennial oscillations // Polar Res., 2012, vol. 31, p. 18690. URL: <http://dx.doi.org/10.3402/polar.v31i0.18690>.

IPCC: Climate Change 2013: The Physical Science Basis / Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change / T.F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex, P.M. Midgley (eds). Cambridge, Cambridge Univ. Press, 2013, 1535 p.

Ishibuchi H., Tanaka H. An architecture of neural networks with interval weights and its application to fuzzy regression analysis // Fuzzy Sets and Systems, North-Holland, 1993, vol. 57, p. 27–39.

Liua J., Songb M., Hortonc R.M., Hu Y. Reducing spread in climate model projections of a september ice-free Arctic // Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 2013, vol. 110, No. 31, doi: 10.1073/pnas.1219716110.

Meier W.N., Stroeve J., Fetterer F. Whither Arctic sea ice? A clear signal of decline regionally, seasonally and extending beyond the satellite record // Ann. Glaciol., 2007, vol. 46, p. 428–434.

Wang M., Overland J.E. A sea ice free summer Arctic within 30 years? // Geophys. Res. Lett., 2009, vol. 36, L07502, doi: 10.1029/2009GL037820.

Walsh J.T., Chapman W.L. 20th century sea-ice variations from observational data // Ann. Glaciol., 2001, vol. 33, p. 444–448.

<http://arctic.atmos.uiuc.edu/SEAICE/timeseries.1870>. 2008 [Электронный ресурс Университета штата Иллинойс (США)] (дата обращения: 17.02.2016).

http://nsidc.org/data/docs/noaa/g02135_seaice_index – National Snow and Ice Data Center University of Colorado, Boulder (дата обращения: 17.02.2016).

<http://ssd.jpl.nasa.gov>. – NASA, Jet Propulsion Laboratory California Institute of Technology (JPL Solar System Dynamics) [Электронный ресурс Национального аэрокосмического агентства США] (дата обращения: 17.02.2016).

*Поступила в редакцию
14 мая 2015 г.*