

Численный метод кластеризации климатических данных

Ю. В. Волков, А. В. Кавешников*

Институт мониторинга климатических и экологических систем СО РАН, 634000, Томск, Россия

*Контактный автор: Кавешников Артем Владимирович, e-mail: artemkave@mail.ru

Поступила 10 октября 2023 г., принята в печать 17 октября 2023 г.

Описан разработанный метод кластеризации данных, пригодный для анализа и систематизации климатической информации, представленной массивами средних численных значений климатических характеристик. Описан алгоритм применения теории аналитического сигнала для подготовки исходных данных. В качестве критериев кластеризации использованы амплитуды и фазы исходных сигналов. С применением предложенного метода кластеризации получены климатические классы для Байкальской природной территории для разных временных интервалов. В качестве исходной информации использовались массивы данных о приземной температуре и атмосферном давлении.

Ключевые слова: кластеризация, аналитический сигнал, климатические классы, климат, климатические характеристики, приземная температура, атмосферное давление.

Цитирование: Волков Ю.В., Кавешников А.В. Численный метод кластеризации климатических данных. Вычислительные технологии. 2023; 28(6):46–56. DOI:10.25743/ICT.2023.28.6.005.

Введение

Актуальность методов, позволяющих анализировать и систематизировать большие объемы данных, постоянно возрастает. Методы и алгоритмы, позволяющие структурировать информацию таким образом, чтобы она позволяла строить оценки текущей ситуации и принимать оперативные решения, имеют широкий спектр применения. Такие методы востребованы в медицине, они позволяют по совокупности кластерных симптомов с высокой точностью установить диагноз и назначать последующее лечение; в экономике используются для анализа рыночной ситуации и выделения целевых групп потребителей; в метеорологии — для исследования изменений, происходящих в климатической системе, с целью адаптации [1–6]. Исследование изменений климата — одна из важнейших задач, так как она оказывает глобальное влияние на все сферы жизнедеятельности.

Разработка методов, направленных на комплексное изучение и систематизацию климатической информации, часто основывается на кластерном анализе данных, что позволяет выделять уникальные климатические зоны, характерные для отдельных территорий, и проводить оценку их изменчивости.

В настоящем исследовании рассматривается разработанный метод, позволяющий выделять климатические кластеры на основе анализа климатической информации, представленной в виде базы данных, состоящей из отдельных метеорологических характеристик. С использованием разработанного метода решается задача построения оценок пространственной неоднородности в структуре климатических полей на основе выделения закономерностей и определения климатических классов, характерных для Байкальской природной территории (БПТ), а также исследования их изменения во времени.

1. Математическая модель колебания климатических характеристик

В исследовании используются такие климатические характеристики, как приземная температура и атмосферное давление. Наибольший интерес представляет приземная температура, так как она связана с процессами трансформации энергии. Формальную математическую модель климатического сигнала на примере изменений температуры можно построить в виде квазипериодического колебания, обусловленного глобальным ежегодным циклом вращения Земли, модулированного по амплитуде и фазе в результате влияния процессов различной природы [7]:

$$T_0(\tau) = a_0(1 + ma_m(\tau)) \cos(2\pi\nu_c\tau + n\phi_m(\tau)). \quad (1)$$

Здесь τ — время; a_0 — амплитуда несущего колебания; m , n — индексы амплитудной и фазовой модуляции; $a_m(\tau)$ — сигнал, модулирующий амплитуду; $\phi_m(\tau)$ — сигнал, модулирующий фазу; ν_c — несущая частота.

Несущее колебание имеет период, равный одному календарному году. Функции, описывающие модулирующие $a_m(\tau)$, $\phi_m(\tau)$ воздействия, в реальных температурных сигналах имеют сложную форму. Наибольшая часть информации для реальных сигналов содержится в симметричном частотном интервале шириной $\Delta\nu$, в котором нет иных выраженных спектральных составляющих, кроме несущей частоты ν_c , относительно которой интервал центрирован (рис. 1, б и г, спектральный интервал $a_m(\tau)$ выделен темным цветом). Если справедливо неравенство $\frac{\Delta\nu}{\nu_c} > 1$, то спектр на этом интервале соответствует узкополосному гармоническому колебанию, модулированному по амплитуде и фазе. Данное условие выполняется только для температурного сигнала метеостанции умеренных широт (рис. 1, б). Преобразованный модулированный по амплитуде и фазе температурный сигнал $T(\tau)$ может быть выделен из исходного температурного сигнала $T_0(\tau)$ путем применения спектрального окна $\Omega(\nu)$ с эффективной шириной $\Delta\nu$. Это преобразование можно представить таким образом [7]:

$$T(\tau) = F^{-1}(\Omega[FT_0(\tau)]) = A(\tau) \cos(\Phi(\tau)),$$

где F — оператор преобразования Фурье; $\Phi(\tau)$, $A(\tau)$ — модулированные полная фаза и амплитуда.

2. Аналитический сигнал

Законы изменения амплитуды и фазы в выражении (1) требуют определения, которое должно быть конструктивным, т. е. должно поддерживаться вычислительным алгорит-

мом. Непротиворечивое определение амплитуды и фазы дается на основе аналитического сигнала (АС), введенного в 1946 г. Д. Габором [8]. Аналитический сигнал $W(\tau)$ является комплексной функцией, которая колебание температуры $T(\tau)$ во времени представляет как естественное обобщение гармонических колебаний:

$$W(\tau) = T(\tau) + iV(\tau), \quad V(\tau) = \frac{1}{\pi}vp \int_{-\infty}^{\infty} \frac{T(s)}{\tau - s} ds,$$

где несобственный интеграл определен в смысле главного значения по Коши (v. p.) в тех случаях, когда $s \rightarrow \pm\infty$ и $\tau = s$. Мнимая составляющая аналитического сигнала $V(\tau)$ является гильберт-трансформантой его действительной части $T(\tau)$. Введение комплексного представления $W(\tau)$ позволяет определять амплитуду и фазу известным способом:

$$A(\tau) = \sqrt{T^2(\tau) + V^2(\tau)}, \quad \Phi(\tau) = \arctan \frac{V(\tau)}{T(\tau)}.$$

Функция $A(\tau)$ для сигнала, представленного в виде (1), описывает закон изменения его амплитуды, более точным будет обозначать данную функцию как ее огибающую. Величина $\Phi(\tau)$ — полная фаза, которая определена как главное значение функции \arctan и может быть сшита при выполнении условия непрерывности. Для узкополосного сигнала непрерывная фаза $\Phi(\tau)$ всегда реализуется и изменяется монотонно.

С вычислительной точки зрения преобразование Гильберта эквивалентно умножению в частотной области (ν) на функцию $i \operatorname{sgn} \nu$, поэтому АС, соответствующий данной действительной функции $T(\tau)$, получается путем обнуления одной половины фурье-спектра этой функции. Такой односторонний спектр называют причинным или каузальным. Эта операция использует свойства преобразования Гильберта и справедлива не только для узкополосных сигналов, но и в более общих случаях, когда $T(\tau)$ по своей природе является двухполосным сигналом, т.е. когда несущая частота ν_c высока лишь настолько, что спектры функций $\exp i2\pi\nu_c\tau$ и $A(\tau)\exp i\Phi(\tau)$ не пересекаются. Для реальных сигналов это условие выполняется приближенно. В нашем случае сигнал $T(\tau)$ формируется искусственно, для него всегда можно подобрать спектральное окно $\Omega(\tau)$ таким, что фаза $\Phi(\tau)$ будет монотонной [9]. Однако для сохранения полезной информации размер спектрального окна нужно выбирать максимально широким при выполнении условия монотонности фазы.

Следующей задачей является установление закономерностей изменений в климатической системе Земли по параметрам амплитуд и фаз климатических характеристик.

3. Алгоритм динамической кластеризации

В качестве исходных данных для алгоритма динамической кластеризации (АДК) используются характеристики температуры и давления, представленные огибающими или функциями фаз. Данные характеристики образуют множество $M_{\tau,k}^l$, номера элементов которого соответствуют метеостанциям с номерами $k = 1, 2, \dots, N$ или $j = 1, 2, \dots, N$, $N = 818$, где τ — время, l — порядковый номер итерации. Процедура кластеризации состоит в вычислении корреляционной матрицы $C_{j,k}$ элементов одинаковых множеств $M_{l,j}^l$ и $M_{l,k}^l$. Расчет значений взаимной корреляции Пирсона можно представить в следующем виде [10]:

$$C_{j,k} = \frac{\sum_{\tau=1}^T \left(M_{t,j} - \frac{1}{T} \sum_{\tau=1}^T M_{t,j} \right) \left(M_{t,k} - \frac{1}{T} \sum_{\tau=1}^T M_{t,k} \right)}{\sqrt{\sum_{\tau=1}^T \left(M_{t,j} - \frac{1}{T} \sum_{\tau=1}^T M_{t,j} \right)^2 \left(M_{t,k} - \frac{1}{T} \sum_{\tau=1}^T M_{t,k} \right)^2}},$$

где T — количество временных отсчетов.

Далее производится разбиение множества $M_{t,j}^l$ на кластеры. Каждый кластер формируется из элементов, соответствующих условию $C_{j,k} = \langle M_j^l, M_k^l \rangle \geq r$, где $r = \text{const}$ — требуемый уровень взаимной корреляции. В соответствии с заданным условием создается бинарный массив значений элементов $S_{j,k}$:

$$S_{j,k} = \begin{cases} 0, & \text{если } C_{j,k} < r, \\ 1, & \text{если } C_{j,k} \geq r. \end{cases}$$

Для каждого элемента множества $M_{t,j}^l$, попавшего в один из кластеров $S_{j,k}$, определяется “текущая” характеристика, которая вычисляется как средняя оценка всех элементов, вошедших в кластер:

$$M_{\tau,j}^{l+1} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N S_{j,k}} \sum_{k=1}^N (M_{\tau,k}^l S_{j,k}) \quad \text{при} \quad \sum_{k=1}^N S_{j,k} > 0.$$

Формируется новое множество $M_{\tau,j}^{l+1}$, элементами которого являются рассчитанные “текущие” характеристики. Далее определяется уровень отличия между массивами путем

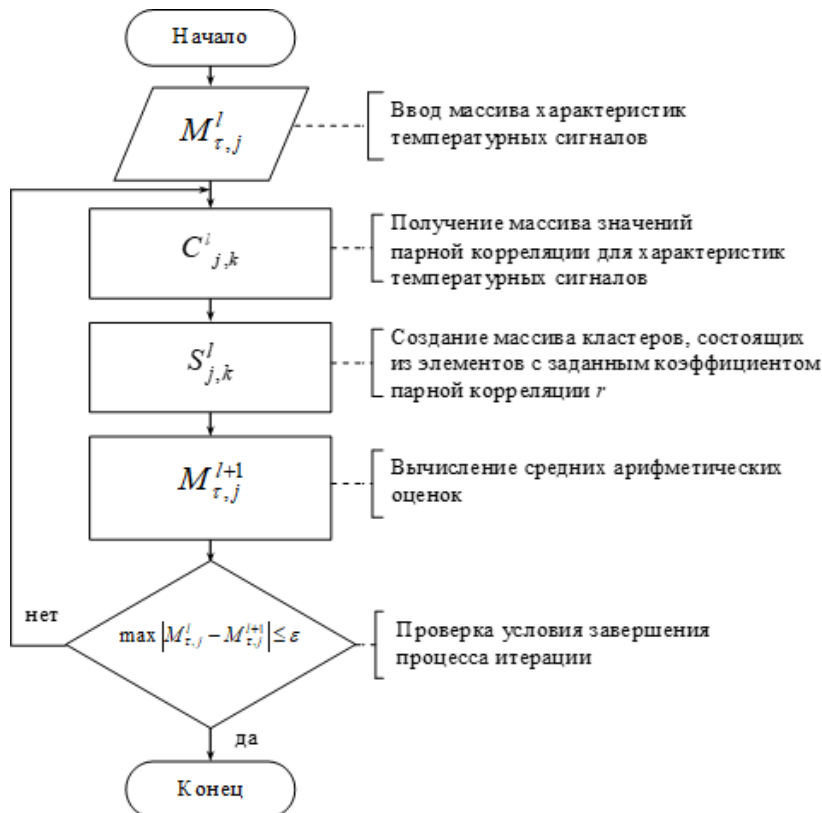


Рис. 1. Блок-схема алгоритма динамической кластеризации
 Fig. 1. Block diagram of the dynamic clustering algorithm

расчета абсолютной разницы между элементами массивов: $M_{\tau,j}^l$ и $M_{\tau,j}^{l+1}$. Итерационный процесс останавливается при выполнении следующего условия:

$$\max |M_{\tau,j}^l - M_{\tau,j}^{l+1}| \leq \varepsilon.$$

В случае превышения максимального значения абсолютной разницы между элементами массивов $M_{\tau,j}^l$ и $M_{\tau,j}^{l+1}$ величины отклонения ε повторяется итерационный процесс, начинающийся с расчета вычисления корреляционной матрицы $C_{j,k}$ для элементов массива $M_{\tau,j}^{l+1}$. При выполнении условия (1) итерационный процесс завершается, выделяются “ типовые ” функции, характеризующие усредненные климатические закономерности. Элементы массива $M_{\tau,j}^l$, структурированные вокруг полученных “ типовых ” закономерностей в соответствии с заданным уровнем корреляции r , формируют климатические кластеры. Блок-схема описанного алгоритма динамической кластеризации представлена на рис. 1 [10].

4. Результаты эксперимента

Разработанный алгоритм динамической кластеризации позволяет решить задачу выделения климатических классов на основе анализа динамики среднемесячных значений температуры. Для исследования сформирован массив климатических данных, представленных следующими метеорологическими характеристиками: температурой и давлением, измеренными на метеостанциях, расположенных на Байкальской природной территории. Данные соответствуют интервалу времени с 1980 по 2018 г. Выбранные данные не имеют пропусков более одного месяца. Для восстановления пропусков использовалась линейная интерполяция. Необходимые значения климатических характеристик взяты из базы данных Национального центра информации об окружающей среде Национального управления океанических и атмосферных исследований США (NOAA’s National Centers for Environmental Information — NCEI) [9] и базы Всероссийского научно-исследовательского института гидрометеорологической информации (ВНИИГМИ-МЦД) [11].

Целями эксперимента являются построение классов, характерных для БПТ, и оценка изменчивости их количества пространственной структуры во времени с использованием разработанного алгоритма климатической кластеризации. Массивы данных для кластеризации формируются из амплитуд и фаз колебаний соответствующих метеорологических характеристик, измеренных на 46 метеостанциях, расположенных на территории Иркутской области и Республики Бурятия. Расчет проводится для трех временных интервалов: с 1980 по 2009 г., с 1984 по 2013 г., с 1989 по 2018 г.

В результате применения разработанного алгоритма динамической кластеризации к массивам амплитуд колебаний среднемесячных значений атмосферного давления при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временного интервала с 1980 по 2009 г. получено 6 климатических кластеров, для временного интервала с 1984 по 2013 г. — только 3 климатических кластера, для временного интервала с 1989 по 2018 г. — 6 климатических кластеров (рис. 2, а–в). Для полного временного интервала с 1980 по 2018 г. получено шесть климатических кластеров (рис. 2, г).

Из представленных результатов можно сделать вывод о том, что состав и структура климатических кластеров изменяются для разных временных интервалов. На картах-схемах можно определить два условных места относительно стабильного формирования кластеров, обозначенных на рис. 2 буквами А и Б.

В результате применения разработанного алгоритма динамической кластеризации к массивам функций фаз колебаний среднемесячных значений атмосферного давления при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временного интервала с 1980 по 2009 г. получено 3 климатических кластера, для временного интервала с 1984 по 2013 г. — только 2 климатических кластера, для временного интервала с 1989 по 2018 г. — 6 климатических кластеров (рис. 3, *a–в*). Для полного временного интервала с 1980 по 2018 г. получено 4 климатических кластера (рис. 3, *г*). Из представленных результатов можно сделать вывод о том, что состав и структура климатических кластеров изменяются для разных временных интервалов. На картах-схемах можно определить два условных места относительно стабильного формирования кластеров, обозначенных на рис. 3 буквами А и Б.

В результате применения разработанного алгоритма динамической кластеризации к массивам амплитуд колебаний среднемесячных значений приземной температуры при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временного интервала с 1980 по 2009 г. получено 4 климатических кластера, для временного интервала с 1984 по 2013 г. — только 4 климатических кластера, для временного интервала с 1989 по 2018 г. — 5 климатических кластеров (рис. 4, *a–в*). Для полного временного интервала с 1980 по 2018 г. получено 5 климатических кластеров (рис. 4, *г*). Из представленных результатов можно сделать вывод о том, что состав и структура климатических кластеров изменяются для разных временных интервалов. На картах-схемах можно определить три условных места относительно стабильного формирования кластеров, обозначенных на рис. 4 буквами А, Б и В.

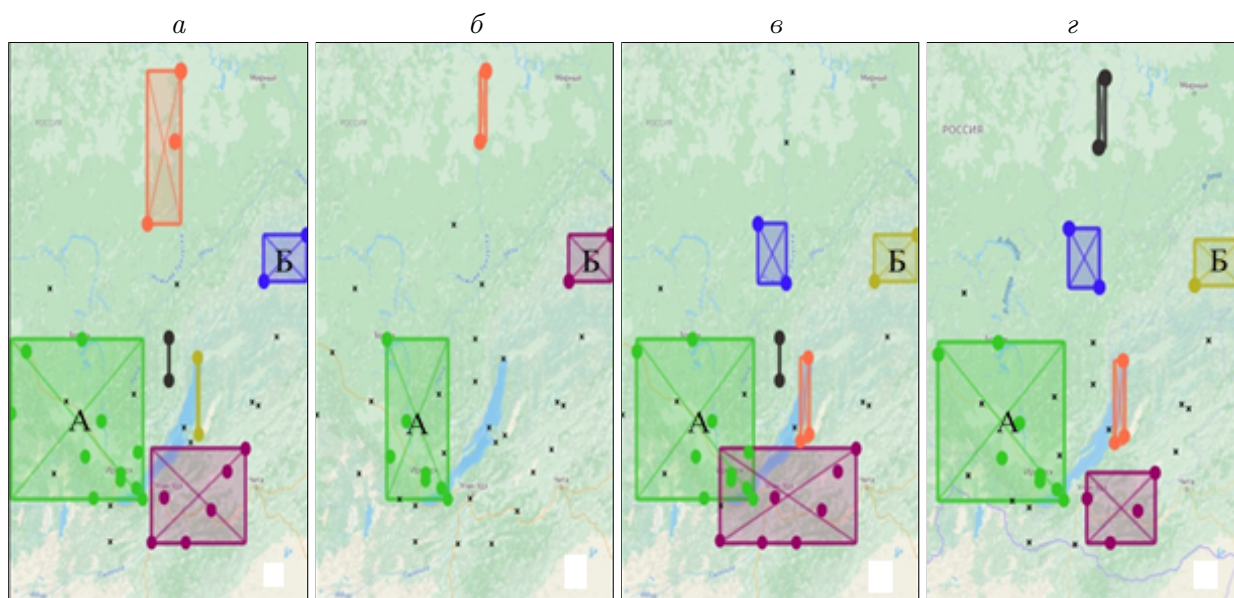


Рис. 2. Карты-схемы климатических кластеров для Байкальской природной территории, полученные на основе анализа амплитуд колебаний среднемесячных значениях атмосферного давления при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временных интервалов: с 1980 по 2009 г. (*a*); с 1984 по 2013 г. (*б*); с 1989 по 2018 г. (*в*); с 1980 по 2018 г. (*г*)

Fig. 2. Schematic maps of climate clusters for the Baikal natural territories obtained using the analysis of the amplitudes of average monthly fluctuations for the atmospheric pressure with correlation coefficient > 0.96 for time intervals: from 1980 to 2009 (*a*); from 1984 to 2013 (*б*); from 1989 to 2018 (*в*); from 1980 to 2018 (*г*)

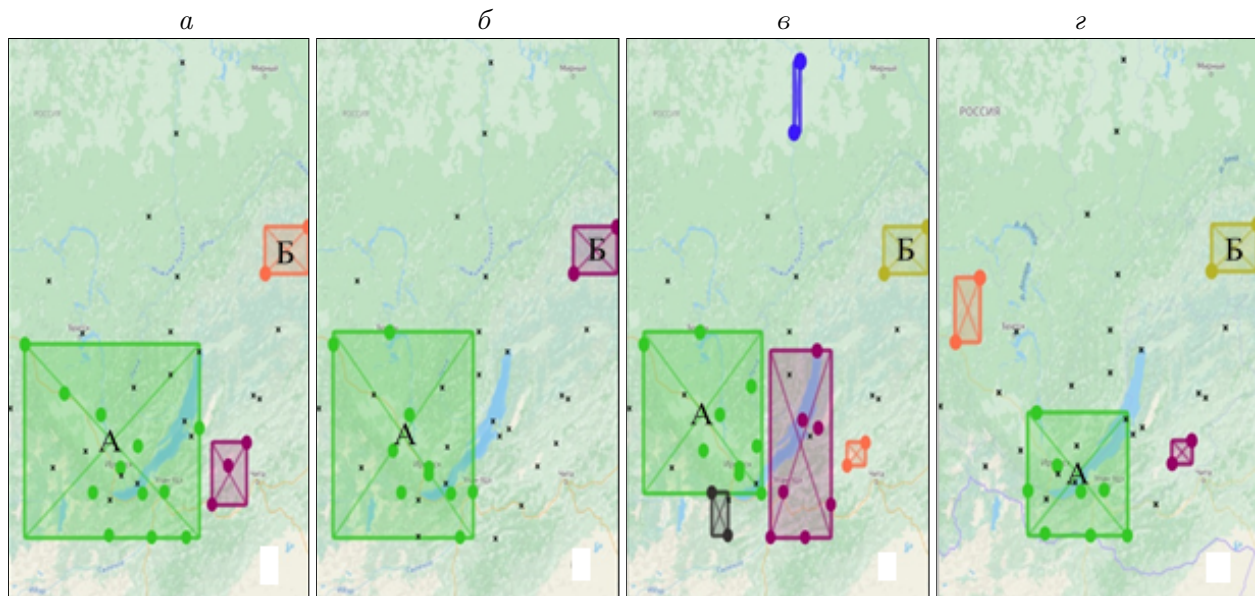


Рис. 3. Карты-схемы климатических кластеров для Байкальской природной территории, полученные на основе анализа фаз колебаний среднемесячных значений атмосферного давления при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временных интервалов: с 1980 по 2009 г. (*а*); с 1984 по 2013 г. (*б*); с 1989 по 2018 г. (*в*); с 1980 по 2018 г. (*г*)

Fig. 3. Schematic maps of climatic clusters for the Baikal natural territory, obtained using the analysis of the phases of oscillations of average monthly fluctuations for the atmospheric pressure with correlation coefficient > 0.96 for time intervals: from 1980 to 2009 (*a*); from 1984 to 2013 (*б*); from 1989 to 2018 (*в*); from 1980 to 2018 (*г*)

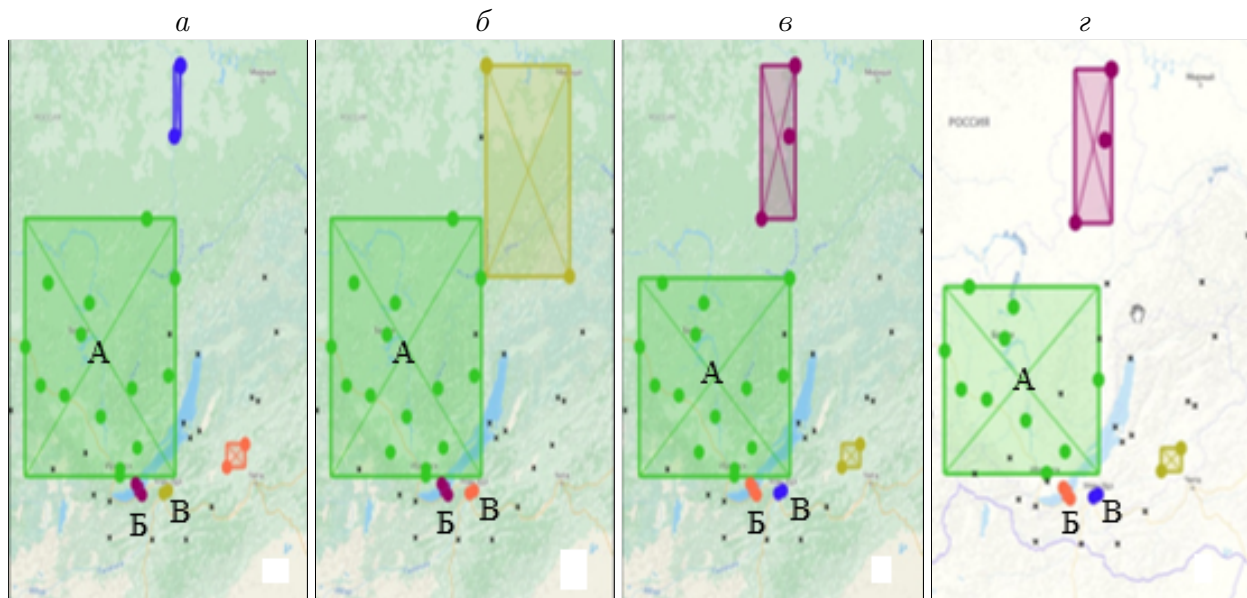


Рис. 4. Карты-схемы климатических кластеров для Байкальской природной территории, полученные на основе анализа амплитуд колебаний среднемесячных значений приземной температуры при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временных интервалов: с 1980 по 2009 г. (*а*); с 1984 по 2013 г. (*б*); с 1989 по 2018 г. (*в*); с 1980 по 2018 г. (*г*)

Fig. 4. Schematic maps of climatic clusters for the Baikal natural territory, obtained using the analysis for the amplitudes of fluctuations in average monthly surface temperature with correlation coefficient > 0.96 for time intervals: from 1980 to 2009 (*a*); from 1984 to 2013 (*б*); from 1989 to 2018 (*в*); from 1980 to 2018 (*г*)

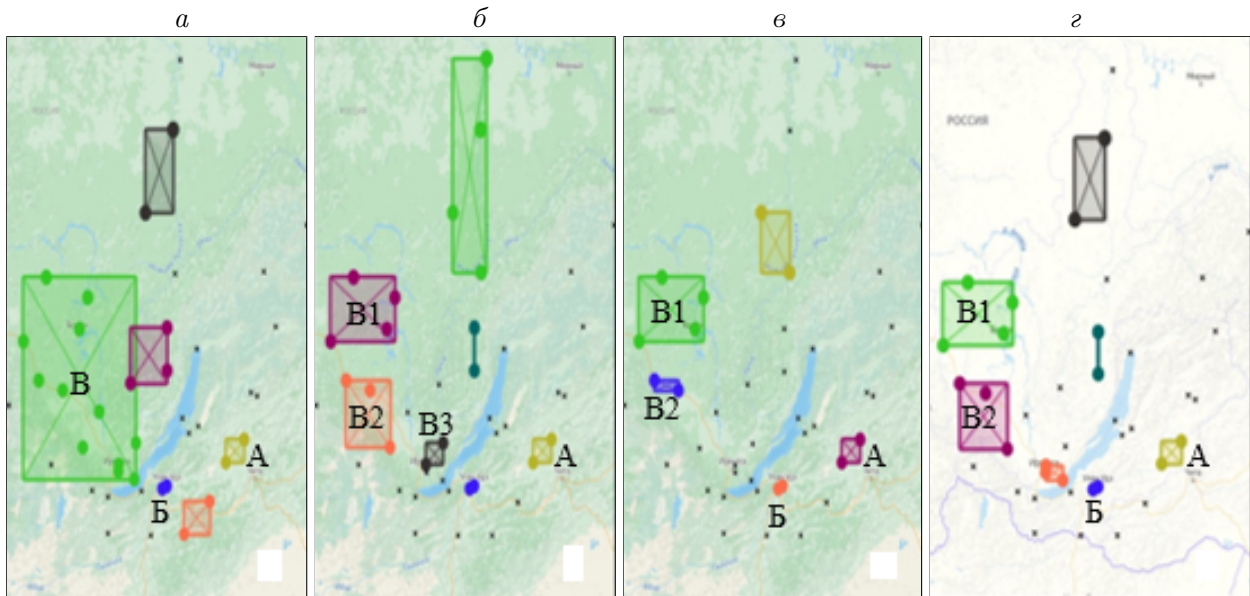


Рис. 5. Карты-схемы климатических кластеров для Байкальской природной территории, полученные на основе анализа фаз колебаний среднемесячных значений приземной температуры при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временных интервалов: с 1980 по 2009 г. (а); с 1984 по 2013 г. (б); с 1989 по 2018 г. (в); с 1980 по 2018 г. (г)

Fig. 5. Schematic maps of climatic clusters for the Baikal natural territory, obtained using the analysis for the phases of fluctuations in average monthly surface temperature with correlation coefficient > 0.96 for time intervals: from 1980 to 2009 (a); from 1984 to 2013 (b); from 1989 to 2018 (v); from 1980 to 2018 (z)

В результате применения разработанного алгоритма динамической кластеризации к массивам функций фаз колебаний среднемесячных значений приземной температуры при значениях коэффициента корреляции более 0.96 для временного интервала с 1980 по 2009 г. получено 6 климатических кластеров, для временного интервала с 1984 по 2013 г. — 7 климатических кластеров, для временного интервала с 1989 по 2018 г. — 5 климатических кластеров (рис. 5, а–в). Для полного временного интервала с 1980 по 2018 г. получено 7 климатических кластеров (рис. 5, г).

Из представленных результатов можно сделать вывод о том, что состав и структура климатических кластеров изменяются для разных временных интервалов. На картах-схемах можно определить два условных места относительно стабильного формирования кластеров, обозначенных на рис. 5 буквами А и Б. Можно выделить также условное место относительно стабильного формирования кластера В, структура которого разделяется на три отдельных кластера В1, В2 и В3 на исследуемом временном интервале с 1984 по 2013 г. и временном интервале 1980 по 2018 г., а также на два В1, В2 на временном интервале с 1989 по 2018 г.

Заключение и выводы

В работе предложен метод кластеризации данных, представленных рядами динамики численных значений. Достоинством метода является то, что он позволяет на основе определения типовых закономерностей выделить уникальные кластеры без какой-либо

априорной информации о количестве или иных параметрах кластеров. Эта особенность востребована при анализе климатических данных и построении климатических классификаций. Предложенный метод является инструментом для реализации системного анализа климата.

Полученные в работе климатические классификации позволяют говорить о возможности применения разработанного метода для проведения оценки изменений регионального климата в разных временных и пространственных масштабах.

Благодарности. Работа проведена в рамках гранта № 075-15-2020-787 Министерства науки и высшего образования РФ на выполнение крупного научного проекта по приоритетным направлениям научно-технологического развития (проект “Фундаментальные основы, методы и технологии цифрового мониторинга и прогнозирования экологической обстановки Байкальской природной территории”).

Список литературы

- [1] **DeGaetano A.T.** Spatial grouping of United States climate stations using a hybrid clustering approach. *International Journal of Climatology*. 2001; (21):791–807.
 - [2] **Unal Y., Kindap T., Karaca M.** Redefining the climate zones of Turkey using cluster analysis. *International Journal of Climatology*. 2003; (23):1045–1055.
 - [3] **Кондратюк В.И., Светлова Т.П., Далюк И.В.** О выделении информативно однородных зон по климатическим данным. Труды главной геофизической обсерватории им. А.И. Воейкова. 2002; (551):51–57.
 - [4] **Салугашвили Р.С.** Колебание климата на территории первого естественного синоптического района и климатическое районирование. *Ученые записки Казанского университета*. 2012; (154):216–227.
 - [5] **Cheredko N.N., Tartakovsky V.A., Krutikov V.A., Volkov Yu.V.** Climate classification in the Northern Hemisphere using phases of temperature signals. *Atmospheric and Oceanic Optics*. 2017; 30(1):63–69.
 - [6] **Tartakovsky V.A., Krutikov V.A., Volkov Yu.V., Cheredko N.N.** Application of a principle of synchronicity to an analysis of climatic processes. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2016; (48):012002. DOI:10.1088/1755-1315/48/1/012002.
 - [7] **Volkov Yu.V.** Analysis of temperature signals and their clusterization algorithm. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. 2019; 55(3):243–248. DOI:10.3103/S8756699019030051.
 - [8] **Gabor D.** Theory of communication. *Journal of the IEEE*. 1946; 3(3):429–441.
 - [9] NOAA’s national centers for environmental information (NCEI). Available at: <https://www.ncdc.noaa.gov/cdo-web/search> (accessed 15.09.2022).
 - [10] **Волков Ю.В.** Оценка устойчивости алгоритма динамической кластеризации температурных сигналов. *Автометрия*. 2020; 56(6):27–33. DOI:10.15372/AUT20200604.
 - [11] **Булыгина О.Н., Разуваев В.Н., Трофименко Л.Т., Швец Н.В.** Описание массива данных среднемесячной температуры воздуха на станциях России. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2014621485 от 23.10.2014. Адрес доступа: <http://meteo.ru/data/156-temperature#описание-массива-данных>.
-

Numerical method for clustering climate data

YU. V. VOLKOV, A. V. KAVESHNIKOV*

Institute for Monitoring of Climatic and Ecological Systems SB RAS, 634000, Tomsk, Russia

*Corresponding author: Artem V. Kaveshnikov, e-mail: artemkave@mail.ru

Received October 10, 2023, accepted October 17, 2023.

Abstract

Summary. The purpose of this research is to identify climate classes for the Baikal natural territory during various time intervals.

Methods. The study uses climatic characteristics such as surface temperature and atmospheric pressure. A mathematical model of the climate signal was constructed in the form of a quasi-periodic oscillation caused by the global annual cycle of the Earth's rotation, modulated in amplitude and phase. The carrier oscillation has a period equal to one calendar year. An essential task is to establish patterns of changes in the Earth's climate system based on the parameters of the amplitudes and phases of climate characteristics. For this purpose, a dynamic clustering algorithm was employed.

Experiment. An array of climate data was generated, which included the following meteorological characteristics: temperature and pressure, measured at weather stations located in the Baikal natural territory (BNT).

The purpose of the experiment is to construct a characteristic for classes of BNTs and assess their variability with regard of the amount of spatial structure over time using the developed algorithm.

Results. The presented results have shown that the composition and structure of climate clusters is changed during various time intervals. On average, for all data and periods, it was possible to determine two conditional places of stable formation of clusters.

Conclusions. The advantage of the proposed method is that it allows, based on the determination of typical patterns, identifying unique clusters without any a priori information about the number or other parameters of clusters.

The resulting climate classifications can be used to assess changes in regional climate at various time and spatial scales.

Keywords: clustering, analytical signal, climate classes, climate, climatic characteristics, surface temperature, atmospheric pressure.

Citation: Volkov Yu.V., Kaveshnikov A.V. Numerical method for clustering climate data. Computational Technologies. 2023; 28(6):46–56. DOI:10.25743/ICT.2023.28.6.005. (In Russ.)

Acknowledgements. The work was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, the grant No. 075-15-2020-787 for implementation of Major scientific projects on priority areas of scientific and technological development (the project “Fundamentals, methods and technologies for digital monitoring and forecasting of the environmental situation on the Baikal natural territory”).

References

1. **DeGaetano A.T.** Spatial grouping of United States climate stations using a hybrid clustering approach. *International Journal of Climatology*. 2001; (21):791–807.
2. **Unal Y., Kindap T., Karaca M.** Redefining the climate zones of Turkey using cluster analysis. *International Journal of Climatology*. 2003; (23):1045–1055.

3. **Kondratyuk V.I., Svetlova T.P., Dalyuk I.V.** On the identification of informatively homogeneous zones based on climatic data. *Trudy Glavnoy Geofizicheskoy Observatorii im. A.I. Voeykova*. 2002; (551):51–57. (In Russ.)
4. **Salugashvili R.S.** Climate fluctuations within the first natural synoptic area and climatic zoning. *Uchenye Zapiski Kazanskogo Universiteta*. 2012; (154):216–227. (In Russ.)
5. **Cheredko N.N., Tartakovsky V.A., Krutikov V.A., Volkov Yu.V.** Climate classification in the Northern Hemisphere using phases of temperature signals. *Atmospheric and Oceanic Optics*. 2017; 30(1):63–69.
6. **Tartakovsky V.A., Krutikov V.A., Volkov Yu.V., Cheredko N.N.** Application of a principle of synchronicity to an analysis of climatic processes. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2016; (48):012002. DOI:10.1088/1755-1315/48/1/012002.
7. **Volkov Yu.V.** Analysis of temperature signals and their clusterization algorithm. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. 2019; 55(3):243–248. DOI:10.3103/S8756699019030051.
8. **Gabor D.** Theory of communication. *Journal of the IEEE*. 1946; 3(3):429–441.
9. NOAA's national centers for environmental information (NCEI). Available at: <https://www.ncdc.noaa.gov/cdo-web/search> (accessed 15.09.2022).
10. **Volkov Yu.V.** Estimate of stability of the dynamic clustering algorithm for temperature signals. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. 2020; 56(6):580–585.
11. **Bulygina O.N., Razuvaev V.N., Trofimenko L.T., Shvec N.V.** *Opisanie massiva dannyh srednemesjachnoj temperatury vozduha na stancijah Rossii. Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii bazy dannyh No. 2014621485 ot 23.10.2014* [Description of the data array of average monthly air temperature at stations of Russia Certificate of state registration of the database No. 2014621485 dated 23.10.2014]. Available at: <http://meteo.ru/data/156-temperature#описание-массива-данных>. (In Russ.)