

УДК 551.578

Динамико-стохастическое моделирование поверхностного стока*Т.Н. Корбут, А.В. Глебова**ГАГУ, г. Горно-Алтайск*

Задача, решения прогнозирования повышения уровня вод в реках Республики Алтай является одной из приоритетных, в связи с меняющимися климатическими условиями. Формирование поверхностного стока, который большое влияние оказывает на уровень рек республики из-за физико-географических (рельеф) особенностей, зависит от большого числа процессов и параметров. Перспективной исследования взаимосвязи всех параметров связаны с применением динамико-стохастических моделей со случайными «входами», учитывающими вероятностную природу метеорологических процессов и физические (детерминистические) механизмы формирования поверхностного стока [1, 2].

Применение динамико-стохастических моделей является динамично развивающимся направлением. Для повышения надежности физико-математических моделей формирования стока связывают с возможностями насыщения их более подробной детерминистической информацией: уточнением описания отдельных гидрологических процессов с учетом ранее неизвестных или недооцениваемых физических механизмов, включением новых экспериментально установленных связей между гидрологическими переменными, между параметрами модели и характеристиками водосбора, а учет различных источников неопределенности, присутствующих в детерминистической модели, достигается включением в нее соответствующей стохастической информации. Поэтому, для вероятностных оценок характеристик возможных гидрографов стока одним из наиболее перспективных подходов является использование динамико-стохастических моделей формирования речного стока, где на входе физико-математических моделей формирования стока используются стохастические модели метеорологических воздействий на водосбор [3]. Для разработки динамико-стохастической моделей формирования стока возможно использование таких метеорологических параметров как среднесуточные, значения температуры и относительной влажности воздуха, суточные суммы осадков, толщина снега [1].

В связи со сложным рельефом местности актуальной задачей является также рассмотреть применение данных дистанционного зондирования Земли [4] в построении динамико-стохастической модели формирования стока.

Библиографический список

1. Гельфан А.Н., Морейдо В.М. Динамико-стохастическое моделирование формирования снежного покрова на Европейской территории России // Лед и снег. – 2014. – №2.
2. Гельфан А.Н. Динамико-стохастическое моделирование процессов гидрологического цикла речного бассейна. М. : Наука, 2007. – 280 с.
3. Кучмент Л.С. [и др.] Совершенствование научно-методической базы расчетов и прогнозов речного стока на основе физико-математических моделей его формирования // VII Всероссийский съезд, 2013.
4. Использование спутниковой информации о характеристиках снежного покрова в физико-математической модели формирования весеннего половодья / Л.С. Кучмент [и др.] // Современные проблемы дистанционного зондирования земли из космоса. – 2010. – №2. – 167 с.

УДК 551.515.4

К вопросу о выборе параметров алгоритма DBSCAN при кластеризации данных о грозовой активности*С.Ю. Кречетова¹, М.Ю. Беликова¹, А.А. Перельгин², А.В. Глебова¹**¹ГАГУ, г. Горно-Алтайск; ²АлтГУ, г. Барнаул*

Актуальность исследования заключается в том, что решение задачи кластеризации данных о грозовых разрядах, регистрируемых Всемирной сетью локализации молний WWLLN (World Wide Lightning Location Network), может быть использовано для оценки пространственного распределения

гроз и решения практически важных задач грозозащиты технических сооружений и грозовой пожарной опасности лесных массивов на территориях, где отсутствуют инструментальные средства наблюдений за грозами.

Преимуществом использования алгоритма DBSCAN (Density Based Spatiustering of Applications with Noise) для кластеризации данных WWLLN является «естественный» учет особенностей данных о грозовых разрядах, получаемых этой сетью (пространственный характер данных, наличие более плотных «сгустков» объектов и одиночных разрядов («шум»), отстоящих на некотором расстоянии от «сгустков») [1].

При использовании алгоритма DBSCAN необходим выбор входных параметров (ε – минимальное расстояние между разрядами в километрах, ε_{time} – минимальная разница по времени в минутах, $MinPts$ – минимальное количество точек в кластере) таким образом, чтобы результаты кластеризации были сопоставимы с параметрами грозовой активности (например, средняя продолжительность гроз и средняя площадь грозового облака и/или грозовой ячейки в нем). При этом значение ε_{time} должно быть меньше средней продолжительности грозы [2].

С целью согласования результатов кластеризации данных WWLLN с региональной средней продолжительностью гроз был проведен вычислительный эксперимент для данных о грозовых разрядах, зарегистрированных на территории Республики Алтай (регион в градусах) за летний период 2013 года. Были выбраны следующие наборы входных параметров: $20 \leq \varepsilon \leq 50$, $10 \leq \varepsilon_{time} \leq 120$, $2 \leq MinPts \leq 5$ [1], при этом максимальное значение ε_{time} выбрано равным средней продолжительности гроз по выбранному региону за летний период 2013 года. Для каждого набора параметров вычислялась средняя продолжительность по кластерам.

Результаты эксперимента показали, что средняя продолжительность по кластерам согласуется с региональной средней продолжительностью гроз для следующих наборов параметров алгоритма DBSCAN: при значениях $\varepsilon = 45,50$, $MinPts = 2$, $\varepsilon_{time} = 105,120$ средняя продолжительность по кластерам изменяется в пределах от 110 до 130 минут; при значениях $\varepsilon = 50$, $MinPts = 5$, $\varepsilon_{time} = 40,45$ средняя продолжительность по кластерам изменяется в пределах от 100 до 120 минут. Так как в первом случае разница между параметром ε_{time} и средняя продолжительность по кластерам незначительная, то наиболее приемлемыми параметрами используемого алгоритма кластеризации будем считать второй набор параметров.

В дальнейшем планируется проведение дополнительных вычислительных экспериментов и привлечения формальных способов оценки результатов кластеризации.

Библиографический список

1. Беликова М.Ю., Кречетова С.Ю., Перельгин А.А. Методы и результаты кластеризации данных по грозовым разрядам // Известия Алтайского государственного университета. – Барнаул, 2016. – №1 (89). – С. 97–100.
2. Hutchins, Michael L., Robert H. Holzworth, and James B. Brundell, Diurnal variation of the global electric circuit from clustered thunderstorms, Journal of Geophysical Research: Space Physics 119 (1), 620-629, DOI 10.1002/2013JA019593, Jan 2014 ; [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.wwlln.net/publications/hutchins.early.view.jgra50799.pdf> (дата обращения 20.05.2015).

УДК 519.688

Разработка web-сервиса для диагностики рака молочной железы с помощью Microsoft Azure Machine Learning

А.Ф. Лазарев¹, М.А. Рязанов², К.А. Хрулёв², А.И. Шаповал³

¹Алтайский краевой онкологический диспансер, г. Барнаул;

²АлтГУ, г. Барнаул; ³РАПРЦ, г. Барнаул

В настоящее время машинное обучение применяется во многих областях науки и производства. Медицина не является исключением. С помощью машинного обучения решается множество таких задач, как классификация больных по видам заболеваний, определение наиболее целесообразного способа лечения, предсказание длительности и исхода заболевания, оценка риска осложнения, нахождение синдромов, наиболее характерных для определённого вида заболевания и т.п.

За годы работы Алтайского краевого онкологического диспансера «Надежда» были накоплены данные по пациентам, проходившим обследования на выявление рака молочной железы. Рак молоч-