

В.А. Кузьмин, И.С. Гаврилов, К.В. Шеманаев, И.С. Макин, Д.Ю. Румянцев

АВТОМАТИЧЕСКАЯ КАЛИБРОВКА КОНЦЕПТУАЛЬНЫХ ГИДРОЛОГИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ, ИСПОЛЬЗУЕМЫХ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СТОКА

V.A. Kuzmin, I.S. Gavrilov, K.V. Shemanaev, I.S. Makin, D.Yu. Rumyantsev

AUTOMATIC CALIBRATION OF CONCEPTUAL HYDROLOGICAL MODELS USED IN AUTOMATED STREAMFLOW FORECASTING SYSTEMS

Рассмотрены важнейшие аспекты и существующие стратегии автоматической калибровки концептуальных гидрологических моделей, используемых при автоматизированном прогнозировании стока. Особое внимание уделено вопросу экономичности применяемых оптимизационных алгоритмов с точки зрения затрат имеющихся процессорных ресурсов.

Ключевые слова: гидрологическое моделирование, автоматическое прогнозирование стока, параметры, калибровка, оптимизация, целевая функция, поверхность отклика, невыпуклость, неоднозначность решения, процессорная экономичность.

The most important aspects and strategies of automatic calibration of conceptual hydrological models used in automated streamflow forecasting systems are considered in this paper. Special attention is paid to computational effectiveness of the applied optimization algorithms.

Key words: hydrological modelling, automated streamflow forecasting, parameters, calibration, optimization, objective function, response surface, irregularity, multiple solution, computational effectiveness.

Общие сведения

Российская Федерация и страны СНГ, к сожалению, до сих пор отличаются сравнительно низкой пространственно-временной дискретностью наземных метеорологических наблюдений, выполняемых Федеральной службой по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды РФ (Росгидрометом) и другими национальными гидрометеорологическими службами и агентствами. Это существенно ограничивает возможности использования передовых зарубежных прогностических технологий и специального прогностического программного обеспечения, предполагающих более высокий уровень качества и пространственно-временной дискретности используемых данных [4]. С другой стороны, анализ особенностей современного развития

метеорологического и гидрологического прогнозирования как научной дисциплины показывает наличие в нем нескольких наиболее ярко выраженных трендов:

- активизация разработок автоматизированных систем метеорологического и гидрологического прогнозирования (АСП) [6, 3] включая автоматизированные системы оповещения о паводках и половодьях;
- развитие во многих странах отраслевых сетей автоматизированных гидрометеорологических наблюдений [6];
- появление инновационных технологий стыковки метеорологических и гидрологических моделей [3];
- динамичное совершенствование технологий автоматической калибровки многопараметрических гидрологических моделей с сосредоточенными параметрами [9, 13, 2] на фоне медленного и экстенсивного развития технологий автоматической калибровки многопараметрических моделей с полураспределенными и распределенными параметрами [15, 17];
- развитие технологий комплексного использования в гидрологическом прогнозировании разнородных данных, например, данных дистанционного зондирования (в частности, спутникового и радарного), данных сетевых наземных наблюдений и выходных данных гидродинамических моделей погоды, позволяющей повышать точность и увеличивать заблаговременность прогнозов речного стока, выпускаемых в автоматизированном режиме, за счет повышения пространственно-временной дискретности используемых в гидрологическом прогнозировании данных наземных наблюдений за осадками [6, 10, 8];
- развитие и внедрение технологий автоматизированной обработки гидрометеорологических данных, используемых в качестве «входа» прогностических гидрологических моделей, используемых в АСП [1];
- внедрение национальными гидрометслужбами большинства стран (включая РФ и страны СНГ) высокопроизводительных суперкомпьютеров;
- постепенное появление технологий специализированного гидрометеорологического обеспечения отдельных отраслей экономики РФ и других стран;
- широкое внедрение электронных средств графического отображения результатов прогнозирования;
- внедрение новых технологий и способов автоматизированной поддержки принятия управленческих решений на основе прогностической информации [6, 10, 8].

Совокупность этих трендов определяет повышение интереса разработчиков прогностических технологий к гидрологическим моделям не только с сосредоточенными, но и с распределенными и «полураспределенными» параметрами, которые (при условии их эффективной и надежной калибровки) могут позволить значительно повысить точность прогнозов стока с территорий, различающихся по степени обеспеченности данными наблюдений, включая районы, в которых гидрометеорологических постов и станций вообще нет [4].

В данной статье рассмотрены основные принципы оперативной калибровки и рекалибровки всех 3-х видов концептуальных моделей (по распределенности параметров) — моделей с сосредоточенными, полураспределенными и распределенными параметрами, но основное внимание уделено именно последним по причине

сравнительно невысокой степени их развития и, следовательно, ограниченности оперативного применения.

Выбор оптимизационной процедуры для автоматической калибровки гидрологической модели

В общем случае, идентификация параметров (калибровка) гидрологической модели — это важнейшая процедура, от которой зависит точность и практическая полезность выпускаемых прогнозов. Она заключается в определении такого набора (вектора) параметров \vec{P} , при котором моделируемый гидрологический процесс максимально близок к «фактическому» процессу, отражаемому данными наземных или дистанционных наблюдений.

Простейшим способом отыскания «наилучшего» набора параметров является перебор всех возможных комбинаций, сопровождаемый запуском модели и расчетом значения целевой функции, отражающей степень близости моделируемого и «фактического» процессов для каждой исследуемой комбинации. Однако при большом числе параметров этот подход является трудоемким и требует значительных вычислительных ресурсов. Перебор всех возможных комбинаций N параметров с шагом, равным $1/s$ амплитуды их возможных значений, включающий проверку граничных величин, требует $(s + 1)^N$ запусков модели (обычно это число обозначается FE от англ. «function evaluation» — оценивание функции). Например, для проверки всех возможных комбинаций 11 из 16 параметров модели американской концептуальной модели «Сакраменто» (The Sacramento Soil Moisture Accounting model [8]), идентифицируемых в оперативной деятельности Национальной Службы Погоды США, с шагом, равным 5% от амплитуды, число запусков модели FE составит $(20 + 1)^{11}$, т.е. больше 350 триллионов! Даже при современном уровне развития вычислительных ресурсов это число является гигантским! На практике перебор всех возможных комбинаций параметров возможен только тогда, когда их число сравнительно невелико, а дискретность оптимизации сравнительно невелика, что по определению снижает чувствительность этого подхода. В связи с тем, что число параметров наиболее широко применяемых в мире концептуальных гидрологических моделей (с сосредоточенными параметрами) в большинстве случаев составляет от 7–8 до 25–30, стратегия полного перебора возможных комбинаций параметров на практике не используется. В качестве альтернативы рассматриваются разнообразные пути сужения области определения параметров и алгоритмы перебора уменьшенного числа параметров по тому или иному принципу, что, в конечном итоге, позволяет уменьшить число FE и, следовательно, сократить время, необходимое для калибровки [13, 2, 8, 11, 12, 14, 15, 7].

При выборе наиболее подходящей оптимизационной процедуры для идентификации параметров (калибровки) N -параметрических гидрологических моделей целесообразно в первую очередь попытаться получить ответы на следующие вопросы:

- какие вычислительные ресурсы доступны для выполнения автоматической калибровки N -параметрических гидрологических моделей?
- являются ли параметры модели взаимозависимыми во всей области определения N параметров, взаимозависимыми зависимыми лишь в отдельных зонах этой области или полностью независимыми друг от друга?

- известны ли границы области определения параметров [13, 2, 8, 11, 12]?
- какова пространственно-временная изменчивость параметров данной гидрологической модели на рассматриваемой территории?
- существуют ли какие-либо объективные причины предпочесть один район области определения параметров другому [12]?
- какой вид целевой функции (objective function) J является наиболее информативным и практически полезным при решении задачи калибровки модели?
- каковы стохастические характеристики и особенности поверхности отклика (response surface) $J = F(\vec{P})$ калибруемой модели при выбранной целевой функции и имеющихся входных данных?

Это позволит максимально сократить число потенциально подходящих оптимизационных процедур, а также определить их собственные параметры, от которых всецело зависит эффективность выполняемой калибровки.

Рассмотрим факторы, определяющие выбор оптимизационной процедуры, более подробно.

Мощность имеющихся вычислительных ресурсов является основным лимитирующим фактором автоматической калибровки гидрологических моделей. Имеющиеся в распоряжении прогнозиста ресурсы процессора определяют предельно допустимое число запусков модели FE_{lim} и, следовательно, предельную длительность калибровки $T_{\text{cal lim}} = FE_{\text{lim}} \tau$ (где τ – длительность одного запуска модели). Далее можно определить дискретность рассредоточения параметров. Число частей водосбора или элементарных площадок N_S с индивидуальным набором параметров в первом приближении оценивается по формуле

$$N_S \approx T_{\text{cal lim}} / \bar{T}_{\text{cal}}, \quad (1)$$

где \bar{T}_{cal} – среднее время оптимизации одного набора параметров.

Взаимозависимость параметров модели определяет возможность значительного сокращения числа FE , поскольку независимые параметры могут оптимизироваться автономно от остальных на всей области определения параметров или в ее части.

Границы области определения параметров определяют размеры поверхности отклика и фактическую дискретность поиска. Если границы области определения известны, а число параметров сравнительно невелико, наиболее эффективными будут методы квазиглобальной оптимизации (например, метод SCE [9, 15, 11]). Если же границы неизвестны, целесообразно предпочесть методы квазилокальной и локальной оптимизации.

Пространственно-временная изменчивость параметров данной гидрологической модели на рассматриваемой территории определяет, во-первых, стабильность поверхности отклика (и, следовательно, расположенных на ее «дне» локальных оптимумов) во времени, а во-вторых, – возможность районирования или картирования отдельных параметров, что значительно упрощает решение задачи калибровки моделей, применяемых для прогнозирования стока с водосборов с недостаточной пространственно-временной дискретностью наземных гидрометеорологических наблюдений.

Пространственно-временная изменчивость параметров может быть учтена, в частности, при помощи метода, описанного в следующем разделе.

Характеристики различных районов области определения параметров в некоторых случаях могут значительно облегчить калибровку модели. Так, например, в некоторых районах комбинации параметров могут быть заведомо невозможными и физически нереалистичными; такие районы целесообразно заранее исключить из дальнейшего поиска, и, наоборот, физически реалистичные комбинации параметров являются самым желанным «трофеем» автоматической калибровки, поэтому физическое предопределение района поиска является эффективным способом сужения области определения [13, 2, 15, 17, 1, 10]. Оно позволяет сосредоточить поиск оптимума в таком районе, где все комбинации параметров являются достаточно надежными; в этом случае задача оптимизации сводится к квазилокальному уточнению набора параметров, определенных по физическим уравнениям [12].

Вид целевой функции является еще одним важным фактором, определяющим эффективность калибровки модели [13, 2, 15, 17, 1, 10], поскольку от него зависит общая картина (или топография) локальных оптимумов на «дне» поверхности отклика, а также их чувствительность и робастность по отношению к используемым данным (например, по отношению к длине рядов метеорологических и гидрологических наблюдений, используемых в качестве обучающих выборок). Так, например, большинство простейших квадратических метрик (например, критерий Нэша-Сатклиффа [14] или принятое в РФ соотношение S/σ_{Δ}), используемых в качестве целевой функции при автоматической калибровке, являются весьма неуклюжими при моделировании кривых спада. Поверхности отклика, построенные на основе таких метрик, обычно отличаются избытком «ложных оптимумов», определяемых не физическими, а исключительно расчетными причинами [16].

Важно подчеркнуть, что в общем случае вид целевой функции, используемой для калибровки модели, может отличаться от вида целевой функции, используемой для валидации параметров модели или для оценивания точности прогнозирования или эффективности модели. В частности, идентификация параметров модели, основанная на максимизации экономической эффективности E может привести к тому, что периоды спада высоких расходов и уровней и периоды низкого стока, мало влияющие на величину E будут смоделированы плохо (в отличие от нескольких паводков или половодий, определяющих размер потерь L_r и, следовательно, эффективность прогнозирования). Это означает, что начальные условия (например, степень увлажненности рассматриваемой территории перед началом очередного паводка) будут заданы неверно, поэтому этот паводок, который вполне может оказаться катастрофическим, также будет смоделирован неверно. В строгом смысле слова, говорить об оптимальности модели для прогнозирования данного катастрофического явления можно лишь постериорно: даже если исследуемая модель блестяще описала все предыдущие паводки, она может подвести при прогнозировании следующего. Поэтому при калибровке модели необходимо помнить, что метод калибровки, вид целевой функции и выбранные обучающие выборки должны обеспечивать максимально точное отражение разных фаз гидрологического режима (включая подъем уровней, пик паводка или половодья, спад уровней и низкий сток) при различном порядке их чередования (например, единичный паводок после

засухи, серия из нескольких паводков и т.д.). Эта точка зрения всецело подтверждается численными экспериментами, проведенными в NOAA, результаты которых позволяют сделать вывод о том, что наиболее перспективным видом целевой функции является мультимасштабные целевые функции группы MSOF (от англ. «Multi-Scale Objective Function»), концепция которых была предложена В.И. Корнем с целью сымитировать «мультимасштабный» характер «ручной» калибровки и отразить разные частоты стока [13, 2, 15, 17]. В проведенных экспериментах была использована целевая функция, отражающая дисперсию погрешностей относительно разных периодов осреднения:

$$J = MSOF = \sqrt{\sum_{k=1}^n \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_k} \right)^2 \sum_{i=1}^{m_k} (q_{o,k,i} - q_{s,k,i}(X))^2}, \quad (2)$$

где $q_{o,k,i}$ и $q_{s,k,i}$ – измеренные и смоделированные расходы воды, осредненные за интервал времени k ; σ_k – среднеквадратические отклонения расхода воды масштаба k ; n – общее число масштабов; m_k – число элементов каждого масштаба k .

Например, для калибровки тестовых водосборов, расположенных в США, используют критерий MSOF с часовым, суточным, недельным и месячным масштабами ($k = 1, 2, 3, 4$) [13, 2, 7] Заметим, что каждый из элементов суммы в уравнении (2) имеет весовой коэффициент, равный среднеквадратическому отклонению измеренных расходов соответствующих масштабов. Подобная схема «взвешивания» основана на предположении, что неопределенность моделируемого стока в пределах каждого из масштабов пропорциональна естественной изменчивости стока для этих масштабов. Другая причина использования критериев группы MSOF – это дополнительное сглаживание поверхности целевой функции, которое уменьшает вероятность «застревания» процесса поиска оптимума в незначительных «депрессиях». Необходимо подчеркнуть, что использованный в данной диссертационной работе вид целевой функции MSOF – это лишь частный случай некой идеализированной «всемасштабной» целевой функции ASOF (от англ. «All-Scale Objective Function»), которая отражает все возможные частоты от, например 1 часа (при часовой дискретности) до количества часов, составляющих интервал $[t_1, t_2]$ или его часть:

$$J = ASOF = \sqrt{\sum_{k_1=1}^{k_n=t_2} \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_k} \right)^2 \sum_{i=1}^{m_k} (q_{o,k,i} - q_{s,k,i}(X))^2}. \quad (3)$$

В качестве еще одного частного случая ASOF можно также рассмотреть целевую функцию MISOF (от англ. «Most Informative Scales Objective Function»), которая отражает только наиболее информативные частоты моделируемого процесса:

$$J = MISOF = \sqrt{\sum_{i=1}^{i=m} \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_k} \right)^2 \sum_{i=1}^{m_k} (q_{o,k,i} - q_{s,k,i}(X))^2}. \quad (4)$$

В целевой функции MISOF масштабы отражают только наиболее информативные (с какой-либо точки зрения) частоты, которые могут быть назначены субъективно (например, 1 ч, 24 ч, 240 ч и 720 ч, как в примере с MSOF) или идентифицированы с использованием какого-либо формального признака (например, можно выбрать фиксированное число масштабов, обладающих наибольшими значениями отношения дисперсии к коэффициенту автокорреляции с шагом длины масштаба k или радиусу корреляции $I_k = \sigma_k^2 / r(k)$). Нетрудно заметить, что в передельных случаях целевая функция MISOF может вырождаться либо в среднее квадратическое отклонение 1-часовых ошибок (только один 1-часовой или 1-суточный масштаб), либо в разность средних значений моделируемого и фактического гидрографов.

Стохастические характеристики и особенности поверхности отклика калибруемой модели при выбранной целевой функции и имеющихся входных данных — это еще один важнейший фактор, определяющий требования к оптимизационному алгоритму. Например, если поверхность отклика $J = F(\vec{P})$ является выпуклой, то использование практически всех оптимизационных процедур приведет в окрестность единственного оптимума. Если «дно» многомерной целевой функции изобилует локальными оптимумами, то оптимизационный алгоритм может «застрять» в одном из них, однако эта проблема может быть сравнительно легко решена путем увеличения шага оптимизации или переопределения условий останковки поиска.

Анализ описанных факторов помогает осуществить выбор оптимизационной процедуры, наилучшим образом подходящей для данного случая.

Устойчивость поверхности отклика и локальных оптимумов

Для того чтобы добиться большей устойчивости и стабильности топографии поверхности целевой функции во времени, была разработана и использована для естественного сглаживания процедура, основанная на так называемом F -преобразовании, которое заключается в замене исходной многомерной поверхности $J(\vec{P})$ одномерной поверхностью $F(\vec{P})$. Остановимся на этом подходе более подробно, поскольку он представляет собой фундаментальную основу для идентификации трансферабельных параметров, используемых для моделирования стока с неизученных водосборов.

Временная стабильность (или нестабильность) может быть отражена при помощи F -робастной целевой функции (« F » может обозначать «forecast», «feasibility», «fluctuations» — «прогноз», «обоснованность», «флуктуации» и т.д.). В общем случае, термин « F -робастность» отражает способность поверхности минимизируемого функционала приводить к достаточно хорошему результату прогнозирования даже после некоторого смещения этой поверхности в области определения параметров (обычно на 1–2 шага в обоих направлениях). Следовательно, это означает и временную стабильность, робастность по отношению к небольшим изменениям длины временного ряда, что автоматически ведет к прогностической эффективности модели и ее параметров. Модель или набор параметров считаются наиболее F -робастными, если n -параметрический относительный индекс F^n является наименьшим из сравниваемых:

$$F^n = \frac{\int_{a_1}^{A_1} \dots \int_{a_n}^{A_n} D(P) dP_1 \dots dP_n + D_{\lim}(P) \left(\prod_{i=1}^{i=n} (P_{i,\max} - P_{i,\min}) - \prod_{i=1}^{i=n} (A_i - a_i) \right)}{D_{\lim}(P) \prod_{i=1}^{i=n} (P_{i,\max} - P_{i,\min})}, \quad (5)$$

где $D(P)$ – целевая функция (например, среднеквадратическая погрешность прогноза, или критерий Нэша–Сатклиффа [14, 17] или мультимасштабная целевая функция MSOF [5, 6]), или любой другой критерий оценивания качества прогнозов в зависимости от параметров P ; A_i и a_i – верхняя и нижняя граница параметра P_i ; $P_{i,\max}$ и $P_{i,\min}$ – наибольшее и наименьшее значения параметра P_i , при которых значение критерия $D_i(P)$ остается приемлемым; $D_{\lim}(P)$ – наибольшее приемлемое значение целевой функции.

Этот индекс показывает, насколько точность модели зависит от погрешности определения параметров. Чем меньше F^n , тем шире пределы допустимых значений параметров P , тем робастнее модель. В случае, если величина предельно допустимой неточности $D_{\lim}(P)$ не определена или же если стоит задача сравнения нескольких оптимумов из одного и того же пространства J (например, при автоматической калибровке гидрологических моделей), индекс F^n может быть найден по упрощенному уравнению:

$$F^{n,r} = \int_{P-r}^{P+r} J dP, \quad (6)$$

где r – это радиус осреднения значений целевой функции (F -радиус). В практических задачах, когда целевая функция $J(P)$ дискретна, индекс F^n определяется именно по уравнению (2а), как среднее значение $J(P)$ в пределах определенного количества шагов s по всем направлениям от исследуемого вектора параметров (например, 1, 2, 3 или более):

$$F^{n,s} = \left(\sum_{i=1}^{i=n} \left[\sum_{j=1}^{j=s+1} J_{i,j} / (2s+1) \right] \right) / n, \quad (7)$$

где $J_{i,j}$ – целевая функция для n параметров и s -шагового радиуса вокруг каждого из них.

Оптимизируя трансформированную целевую функцию $J^F = F^n$ или $J^F = F^{n,s}$, можно найти наиболее стабильные параметры. Этот способ практически применим при сравнительно небольшом числе параметров. Впрочем, это зависит от имеющихся ресурсов процессора. Например, если уравнение (7) используется для оценивания индексов F^n или $F^{n,s}$ в m точках по обе стороны и в центре исследуемого вектора параметров, то число расчетов по модели (число выполненных оценок J) равно $(m+1)^n$. Пусть v – число сравниваемых наборов параметров. Тогда общее число запусков модели равно $v(m+1)^n$. Если время одного запуска обозначить через t , то общее время T расчета F -индекса равно:

$$T = vt(m + 1)^n. \quad (8)$$

Это уравнение может быть использовано для определения подходящего количества точек m , необходимых для осреднения, исходя из имеющегося времени:

$$m = \sqrt[n]{T/vt} - 1. \quad (9)$$

Отсюда легко найти величину приращения по каждому из параметров r/m . Заметим, что независимые параметры можно оценивать отдельно, поэтому общее число параметров при отдельном оценивании F -индекса может быть уменьшено. Сэкономленное время можно использовать для сравнения большего числа наборов параметров, уменьшения шага и т.д. В заключение заметим, что в простейшем случае (т.е. если F -радиус равен 0), уравнения (8) и (9) вырождаются до $F^n = J_i$. Таким образом, F -индексы представляют собой расширение обычной целевой функции (и наоборот, значение целевой функции J_i в точке равно F -index с радиусом $r = 0$).

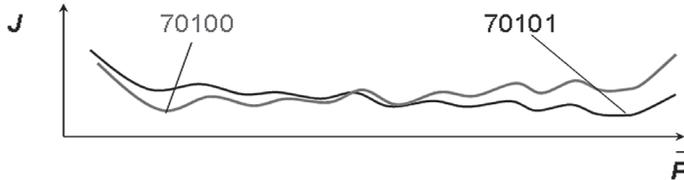


Рис. 1. Схема «дна» поверхности целевой функции. Изменение «критической массы» приводит к значительному изменению местоположения «глобального» оптимума

В ходе проведения численных экспериментов по идентификации параметров модели «Сакраменто», было установлено, что многомерные поверхности таких популярных в гидрологии целевых функций как среднее квадратическое отклонение или средняя абсолютная погрешность являются существенно невыпуклыми и весьма чувствительными по отношению даже к незначительному удлинению ($\Delta \sim 10^{-5}$) обучающих выборок. Поверхности мультимасштабных целевых функций MSOF, ASOF и MISOF являются более сглаженными, но и они чувствительны по отношению к длине обучающих выборок. Поскольку модель «Сакраменто» имеет как минимум 11 калибруемых параметров (еще 5 параметров обычно принимаются постоянными, но при необходимости их идентифицируют различными способами, включая непосредственный расчет и оптимизацию). Некоторые из этих параметров взаимозависимы и, кроме того, поверхность целевой функции является 12-мерной (при 11 оптимизируемых параметрах), поэтому наглядно представить вид такой поверхности и изобразить ее графически технически невозможно. По этим причинам эволюция топографии этой многомерной поверхности при незначительном удлинении обучающих выборок s , например, 70100 элементов до 70101 элемента проиллюстрирована схематически на рис. 1. Как показали многочисленные эксперименты, добавление даже небольшого числа новых значений приводит к смещению «критической массы» (целевой функции $J = f(\vec{P})$); общая топография локальных оптимумов при этом почти не меняется, а вот местоположение глобального

оптимума может существенно сместиться. Более того, во многих случаях «глобальные» оптимумы не имеют никакого физического смысла, и их использование для прогнозирования паводков ведет к неудовлетворительному результату, поскольку физически некорректные параметры не позволяют точно рассчитать начальные условия (например, содержание влаги в почве) перед началом очередного паводка.

На рис. 2 показана чувствительность квазилокальных (т.е. найденных в физически предопределенном районе области определения параметров \vec{P} методом SLS) и глобальных оптимумов, найденных методом SCE. Нетрудно заметить, что «квазилокальные» параметры значительно стабильнее «глобальных».

На рис. 3 приведен пример ситуации, когда «глобальный» алгоритм SCE «не заметил» очевидного и весьма глубокого оптимума, находящегося рядом с предопределенным регионом поиска, поскольку алгоритм SCE при технически целесообразных настройках поиска не может исследовать точки в «углах» $(N + 1)$ -мерного параллелепипеда. Действительно, при оптимизации, например, 11 параметров и при лимитирующем числе запусков модели в 30 тысяч раз, средний шаг оптимизации чуть больше 1,5: $N_{FE} = \sqrt[11]{(m + 1)} = 30\,000$, $(m + 1) = 2,55$ и $m = 1,55$. Это говорит о том, что «глобальность» алгоритма SCE, подтверждаемая более широкой полосой поиска, показанной на рис. 2, достигается за счет существенного увеличения шага оптимизации и, следовательно, огрубления поиска [13, 2, 1].

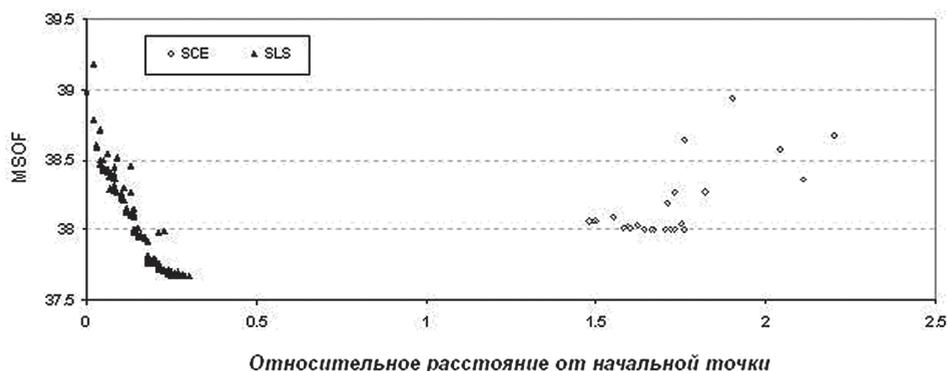


Рис. 2. Пример, иллюстрирующий тот факт, что «глобальность» оптимизации достигается в ущерб детальности поиска [13, 2]

Автоматическая калибровка концептуальных гидрологических моделей

Основываясь на сказанном выше, сформулируем стратегии автоматической калибровки концептуальных моделей с сосредоточенными, распределенными и «полураспределенными» параметрами, различие между которыми проиллюстрировано на рис. 3.

Во-первых, необходимо помнить, что основными факторами, определяющими выбор метода автоматической калибровки концептуальных гидрологических моделей, являются имеющиеся вычислительные ресурсы, наличие информации для

предопределения района поиска оптимальных параметров, а также обоснованность границ области определения параметров. Целесообразность использования алгоритмов квазилокальной или квазиглобальной оптимизации проиллюстрирована на диаграмме, представленной на рис. 4. Чем темнее ячейка, тем целесообразнее использование алгоритмов квазиглобальной оптимизации и, наоборот, чем она светлее, тем эффективнее будет использование алгоритмов квазилокальной оптимизации.

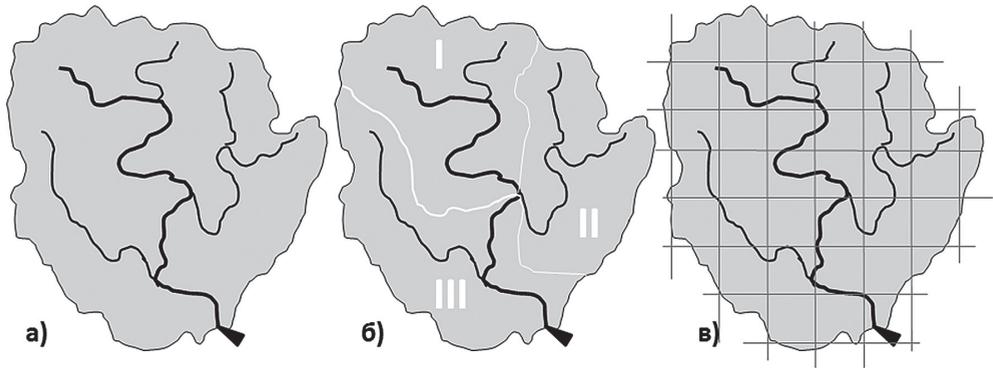


Рис. 3. Различие между концептуальными гидрологическими моделями с (а) сосредоточенными, (б) «полураспределенными» и (в) распределенными параметрами: в первом случае (а) весь водосбор описывается одним набором параметров, во втором (б) – каждому частному водосбору соответствует свой набор параметров, в третьем (в) – свой набор параметров задается для каждой ячейки расчётной сетки [16]

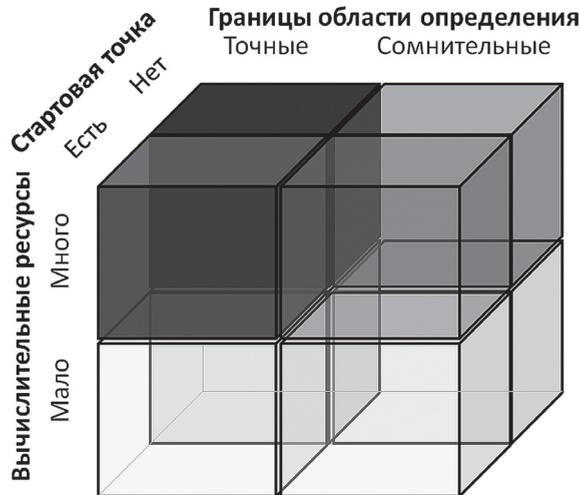


Рис. 4. Диаграмма, иллюстрирующая целесообразность использования квазиглобальной (тёмные ячейки) или квазилокальной (светлые ячейки) оптимизации

На диаграмме легко заметить, что:

- Верхний «слой» в целом темнее нижнего. Это означает, что при наличии достаточных вычислительных ресурсов и прочих равных условиях квазиглобальная оптимизация может быть более эффективной, чем квазилокальная, и наоборот.
- Левый «слой» в целом темнее правого. Это означает, что при корректно заданных границах области определения параметров (в частности, ограничивающих физически реалистичный район области определения параметров) целесообразно предпочесть квазиглобальную оптимизацию, а при сомнительных или неопределённых – квазилокальную.
- Задний «слой» в целом темнее переднего. Это означает, что при отсутствии стартовой точки (т.е. физически реалистичной точки, в первом приближении верно описывающей особенности водосбора) следует воспользоваться методами квазиглобальной оптимизации, а при её наличии – квазилокальной [13, 1, 12, 16].

Во-вторых, необходимо учитывать особенности калибровки концептуальных моделей с сосредоточенными, распределёнными и «полураспределёнными» параметрами, которые определяются общим числом запуска модели для полного перебора всех возможных комбинаций параметров с заданной дискретностью s , для простоты принятой постоянной в пределах одной группы (хотя это не обязательно!). В частности, при выборе наиболее подходящего алгоритма калибровки необходимо выполнить анализ наличия независимых групп взаимозависимых параметров: в общем случае принимаем, что имеющиеся N параметров могут быть разбиты на Z групп, каждая из которых состоит из N_z параметров; в предельных случаях все N параметров образуют 1 группу взаимозависимых параметров или N независимых групп, каждая из которых включает лишь 1 параметр. Поскольку дискретность и число параметров в каждой группе могут быть различными, общее число запусков модели в данном случае будет составлять:

$$FE = \sum_z (s_z + 1)^{N_z}. \quad (10)$$

Если $FE \leq FE_{\text{lim}}$ (не превышает предельно допустимое число запусков модели), калибровка может быть осуществлена при помощи примитивного перебора всех возможных комбинаций параметров. В противном случае необходимо уменьшить число FE . Это можно сделать различными способами:

- уменьшив число шагов s_z за счёт увеличения их размера;
- уменьшив число параметров N_z в одной или нескольких группах, заменив часть из них (например, наименее F -робастные параметры) константами;
- последовательно фиксируя оптимальные наборы (векторы) параметров в стабильных независимых группах.

При калибровке концептуальных моделей с *сосредоточенными параметрами* эти процедуры применяются непосредственно по отношению к единому для всего рассматриваемого водосбора набору параметров. При калибровке концептуальных моделей с *полураспределёнными параметрами* число независимых групп Z может быть принято равным числу частных водосборов, поэтому оно уменьшается за счёт их укрупнения. Части параметров (в первую очередь, имеющих чёткий физический смысл) может быть присвоен атрибут постоянства или малой изменчивости, если

это следует из физико-географических особенностей водосбора. При калибровке концептуальных моделей с *распределенными параметрами* применяются аналогичные подходы с тем небольшим отличием, что укрупняются не частные водосборы, а размеры расчётного пикселя.

Необходимо подчеркнуть, что действия, направленные на уменьшение числа FE , имеют естественные ограничения. Например, не может быть менее 1 группы, нецелесообразно использование чересчур больших шагов оптимизации, неоправданно крупных частных водосборов или ячеек. Поэтому если все предпринятые действия оказались недостаточными, и $FE \geq FE_{lim}$, следует прибегнуть к частичному перебору возможных комбинаций параметров, основываясь на соображениях, представленных в разделах 2 и 3 и проиллюстрированных при помощи диаграммы на рис. 4. (В данной статье рассмотрены лишь методы квазилокальной и квазиглобальной оптимизации; с другими подходами читатель может ознакомиться, например, в [10, 8, 11, 16, 7]). Если же $FE \ll FE_{lim}$, то используемую целевую функцию целесообразно заменить на её F -аналог [3, 9, 5].

Работа выполнена в рамках федеральной целевой программы «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2007–2013 годы» по теме: «Разработка инновационных технологий мониторинга и прогнозирования гидрометеорологического режима внутренних водоемов в целях повышения эффективности функционирования гидроэлектростанций» (контракт №16.515.11.5049 от 2 июня 2011 года).

Литература

1. Автоматизированная система прогнозирования паводков «SLS+» [Электронный ресурс]. – СПб.: РГГМУ. – Режим доступа: [<http://www.slsplus.net>].
2. Кузьмин В.А. Алгоритмы автоматической калибровки многопараметрических моделей, используемых в оперативных системах прогнозирования паводков. // Метеорология и гидрология, 2009, № 7, с. 74–85.
3. Кузьмин В.А. Основные принципы автоматической калибровки многопараметрических моделей, используемых в оперативных системах прогнозирования дождевых паводков. // Метеорология и гидрология, 2009, № 6, с. 88–99.
4. Кузьмин В.А., Коротыгина У.Е., Макин И.С., Сергеенко С.Ю., Румянцев Д.Ю. Фоновое прогнозирование стока в режиме, близком к реальному времени. // Ученые записки РГГМУ, 2012, № 22.
5. Стратегия деятельности в области гидрометеорологии и смежных с ней областях на период до 2030 года (с учетом аспектов изменения климата). // Материалы VI Всероссийского Метеорологического Съезда, Санкт-Петербург, 14–16 октября 2009 г. – СПб., 2009. – 77 с.
6. Barrett D., Kuzmin V., Walker J., McVicar T., Draper C. Improved stream flow forecasting by coupling satellite observations, in situ data and catchment models using data assimilation methods. // eWater CRC Technical Report, 2008. – 77 p.
7. Bastidas L.A., Hogue T.S., Sorooshian S., Gupta H.V., Shuttleworth W.J. Parameter sensitivity analysis for different complexity land surface models using multicriteria methods. // Journal of Geophysical Research, 2006, vol. 111, p. D20101.
8. Burnash R.J.C., Ferral R.L., McGuire R.A. Technical Report: A generalized streamflow simulation system – conceptual modeling for digital computers. // Joint Federal and State River Forecast Center. US NWS and California DWR. – Sacramento, CA, 1973. – 204 p.
9. Duan Q., Sorooshian S., Gupta V.K. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. // Water Resources Research, 1992, № 28(4), pp. 1015–1031.
10. Guide to Hydrological Practices. Fifth edition. // World Meteorological Organization, Geneva, WMO № 168, 1994. – 739 p.

11. *Gupta H.V., Sorooshian S., Rousseau A.N., Turcotte R.* Multiple criteria global optimization for watershed model calibration. // *Calibration of Watershed Models* / Edited by Duan. // Washington, DC: American Geophysical Union, Water Science and Application, 2003, № 6, pp. 125–132.
12. *Kuzmin V., Seo D.-J., Koren V.* Fast and efficient optimization of hydrologic model parameters using a priori estimates and stepwise line search. // *Journal of Hydrology*, 2008, vol. 353, iss. 1–2, pp. 109–128.
13. *Koren V., Smith M., Duan Q., Gupta H.V., Sorooshian S., Rousseau A.N., Turcotte R.* Use of a priori parameter estimates in the derivation of spatially consistent parameter estimates of rainfall-runoff models. // *Calibration of Watershed Models* / Edited by Duan. // Washington, DC: American Geophysical Union, Water Science and Application, 2003, № 6, pp. 239–255.
14. *Nash J.E., Sutcliffe J.V.* River flow forecasting through conceptual models part I – A discussion of principles. // *Journal of Hydrology*, 1970, № 10(3), pp. 282–290.
15. *Refsgaard J.C.* Parameterization, calibration, and validation of distributed hydrological models. // *Journal of Hydrology*, 1997, № 198, pp. 69–97.
16. *Reed S., Koren V., Smith M., Zhang Z., Moreda F., Seo D.-J. and DMIP Participants.* Overall distributed model intercomparison project results. // *Journal of Hydrology*, 2004, vol. 298, iss. 1–4 (Special Issue on The Distributed Model Intercomparison Project (DMIP)), pp. 27–60.
17. *Smith M., Koren V., Zhang Z., Reed S., Seo D.-J., Moreda F., Kuzmin V., Cui Z., Anderson R.* NOAA/NWS Distributed Hydrologic Modeling Research and Development. // Silver Spring, MD: National Weather Service, Office of Hydrological Development, NOAA Technical Report NWS, 2004, № 45(April). – 62 p.