

АВТОМАТИЧЕСКАЯ КАЛИБРОВКА СТОКА НА МАЛОМ РЕЧНОМ ВОДОСБОРЕ В ПРОГРАММНОМ МОДУЛЕ SWAT-CUP

В.В. Осипов, Н.Н. Осадчая

*Украинский гидрометеорологический институт, просп. Науки, 37, г. Киев, 03028, Украина,
e-mail: valery_osipov@ukr.net*

Приведены результаты моделирования водного стока реки с помощью математической почвенно-гидрологической модели SWAT (Soil and Water Assessment Tool). Работы по калибровке модели выполнены на примере малого водосбора р. Головесня, расположенного в зоне смешанных лесов. Гидрологические, гидрогеологические и метеорологические наблюдения, необходимые для модели SWAT, получены из материалов Придеснянской водно-балансовой станции, на территории которой находится исследуемый водосбор. Подробно описаны методы автоматической калибровки модели SWAT в программном модуле SWAT-CUP (Calibration and Uncertainty Procedures): SUFI-2, GLUE, ParaSol, PSO. Рассмотрены преимущества и недостатки метода обратного моделирования. Проведен сравнительный анализ полученных результатов. Эффективность моделирования оценивалась на основании следующих критериев: коэффициент Нэша–Сатклифа (NS), коэффициент детерминации (R^2), процентное отклонение (PBIAS).

Ключевые слова: SWAT, SWAT-CUP, обратное моделирование, гидрограф стока.

Вступление. В последние десятилетия компьютерные модели все чаще применяются гидрологами, а также другими специалистами в области природопользования как инструмент для анализа и управления водными ресурсами. К числу таких моделей относится модель SWAT (Soil and Water Assessment Tool) [17], прочно удерживающая первое в мире место по частоте использования для моделирования загрязнения поверхностных вод биогенными элементами. [24]. Сравнительный анализ характеристик модели SWAT и других моделей показал, что она подходит для применения и на территории Украины [2]. Модель имеет детальную физическую основу с большим количеством описываемых процессов.

Важной составляющей моделирования эмиссии веществ с водосборной площади является прогнозирование водного стока как основного носителя. Несмотря на то что процессы гидродинамики в модели SWAT существенно упрощены, она включает в себя значительное число параметров для анализа поверхностного, латерального, грунтового стока, эвапотранспирации, природопользования, свойств почвы и показателей качества воды.

Успешная реализация модели зависит от качества ее калибровки. Часто модели, в том числе процессно-ориентированные, содержат параметры, которые не могут быть точно измерены в связи с инструментальными ограничениями [27]. Оценка таких параметров проводится с помощью так называемого метода обратного моделирования (ОМ).

Главная цель использования метода ОМ – оценка параметров, которые не могут быть измерены прямо в связи с различными ограничениями. Этот метод привлекателен тем, что чаще намного проще измерить выходные переменные, чем не-

которые входящие параметры. Из преимуществ метода можно также отметить экономию времени и средств на лабораторные и/или полевые эксперименты, необходимые для получения неизвестных параметров, применимость для анализа структуры модели, граничных условий и т. д. Одним из недостатков метода ОМ является то, что подобранные параметры обусловлены экспериментальной установкой и соответствующим набором измеренных переменных, которые обычно ограничены как во времени, так и в пространстве.

Важная задача ОМ – выбор процедуры оценки параметра, целевой функции и вкладов, связанных с разными компонентами или частями формулы целевой функции. В связи с этим главная трудность ОМ состоит в том, чтобы найти тот “уникальный” набор эффективных параметров, который наилучшим образом описывает данные и предполагаемые процессы.

Большинство стохастических обратных методов основывается на отсутствии единого решения. Бевен, Бинлей [7] и другие исследователи показали, что нет смысла в стремлении найти только одно, уникальное, решение, поскольку используемая структура гидрологической модели, а также все наблюдения и измерения, на которых основывается ОМ, обычно содержат некоторую погрешность. В таких случаях параметрическое приближение приводит к параметрическим областям с близкими значениями целевой функции. Эти параметрические области характеризуют неопределенность параметров. Области неопределенности потенциальных “кандидатов” на оптимальные значения параметров могут быть использованы для вывода неопределенности прогноза [12]. И наоборот, как в нашем исследовании, если заданный уровень прогноза неопределен-

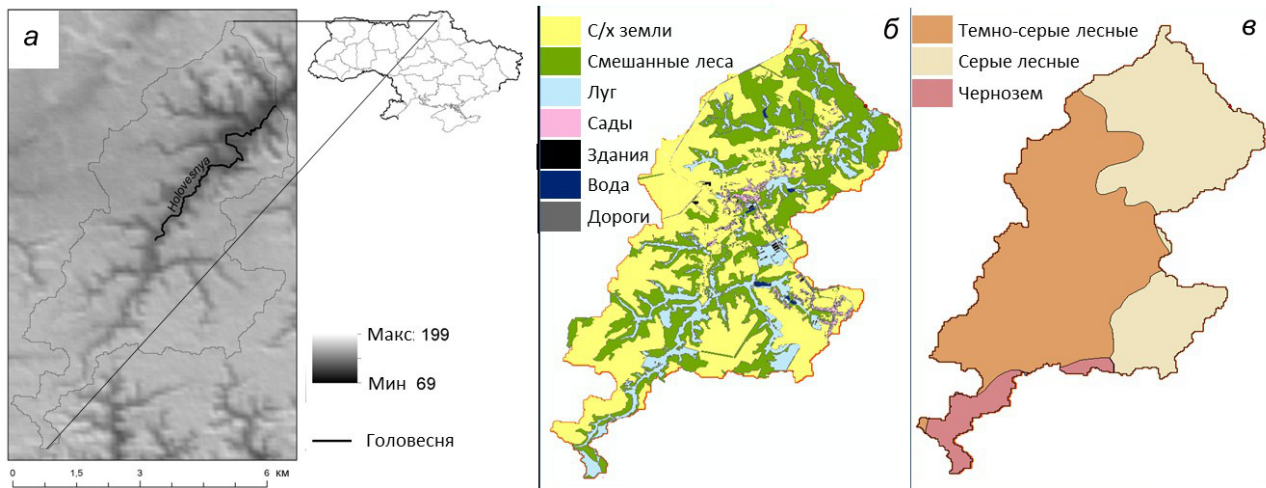


Рис. 1. Топография (а), землепользование (б) и типы почв (в) водосбора р. Головесня
 Fig. 1. Topography (a), land cover (b) and soils (c) of the Holovesnya river catchment

ности достигнут, то все распределения параметров, соответствующие этой неопределенности, будут потенциальными решениями.

Обратное моделирование обычно сокращает проблему оптимизации до уровня, когда вектор неизвестных параметров вычисляется путем минимизации заданной целевой функции. В результате расчетный цикл сводится к решению нелинейной задачи минимизации, для чего разработано большое количество процедур [6, 8, 13, 21, 22, 25, 26]. Разработчики моделей широкого профиля преимущественно используют глобальные методы и многокритериальные оптимизационные функции [7, 8, 25], тогда как для vadозной зоны почвоведы и гидрологи предпочитают градиентный метод Левенберга–Марквардта [13, 14, 20].

Ранее, до широкого распространения высокоскоростных компьютеров, гидрологи, используя накопленные знания о водосборе и опыт, применяли ручные методы подбора параметров, что вносило определенную субъективность в результаты и было весьма затратным с точки зрения лабораторных и временных ресурсов [9]. В настоящее время наибольшее распространение получили автоматические методы калибровки, относительно просто реализующиеся на современных компьютерах и обладающие объективностью.

Объект исследования. Водосбор р. Головесня имеет площадь 30,4 км², расположен в Черниговской обл. на юго-западном отроге Среднерусской возвышенности (рис. 1, а). Рельеф местности холмистый; абсолютные отметки высот варьируют от 140 до 200 м над уровнем моря. Длина реки составляет 6,3 км, средний уклон – 0,3 %. Внутригодовое распределение стока характеризуется выраженными весенними паводками, которые составляют 20–40 % всего стока, и летне-осенней и зимней меженью, иногда прерывающейся кратковременными дождевыми паводками.

Бассейн реки находится в зоне смешанных лесов. Около 48 % территории обрабатывается, почти вся остальная часть ее занята лесами (35 %) и лугами (13 %) (рис. 1, б). В бассейне представлено 3 типа почв: темно-серые оподзоленные (54,2 %), серые лесные (40,2 %), черноземы оподзоленные (5,6 %) (рис. 1, в). Русло реки оснащено U-образным измерительным створом. Кроме того, на территории ведутся наблюдения за метеорологическими параметрами (осадки, температура воздуха, влажность, скорость ветра, солнечная радиация).

Для работы использована цифровая растровая модель рельефа масштаба 30 × 30 м. Землепользование получено путем оцифровки космического снимка Google Maps, цифровая карта типов почв взята из публичной кадастровой карты Украины [1].

Числовые расчеты выполнены на основании натуральных наблюдений за расходами р. Головесня в 2007 и 2009 гг., гидрологический режим которых отражает настоящее время.

Методы исследования. SWAT-CUP. Программное обеспечение с целью автокалибровки и анализа неопределенности для модели SWAT разработано авторами [4] и названо SWAT-CUP (Calibration and Uncertainty Procedures). Этот модуль включает в себя разностороннюю оценку калибровки и неопределенностей с помощью различных критериев и целевых функций. Неоспоримым преимуществом указанной программы является то, что она объединила разнообразные процедуры калибровки и анализа неопределенностей в один пользовательский интерфейс, сделала процедуру калибровки модели SWAT более понятной, увеличила скорость операций и стандартизировала шаги калибровки, внедрила новый функционал калибровочных операций, например вывод наглядных графиков, средства сравнения.

Процедуры калибровки/анализа чувствительности SWAT-CUP. Модель SWAT-CUP включает в себя следующие процедуры калибровки.

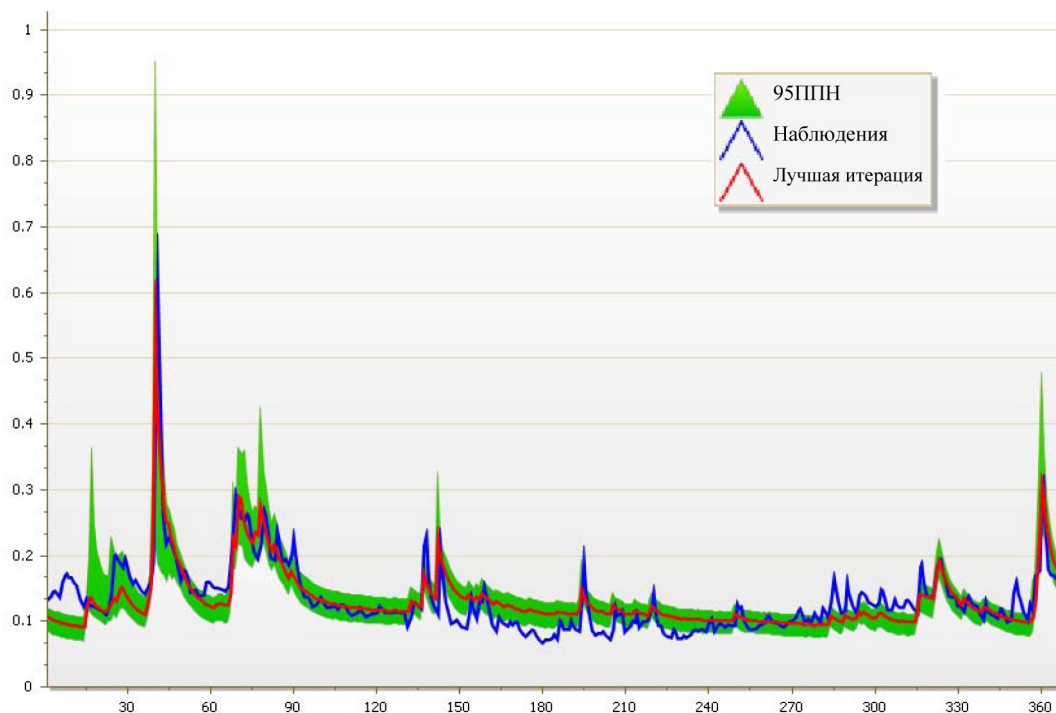


Рис. 2. Пример представления результатов в методе SUFI-2

Fig. 2. The example of presentation of SUFI-2 outputs

Модуль SUFI-2 (Sequential Uncertainty Fitting) выполняет последовательный анализ всех возможных источников неопределенностей (неопределенности управляющих переменных, концепции и параметров модели, результатов измерений).

В начале вычислений модуль охватывает широкий диапазон неопределенностей параметров, в результате чего результаты измерений изначально попадают в 95%-й прогноз неопределенностей (95ППН). 95ППН – это интервал между 2,5-м и 97,5-м перцентилями суммарного распределения выходной моделируемой переменной (в данном случае – ежедневный расход), т. е. исключается 5 % наихудших симуляций (рис. 2). Затем с каждым шагом интервал неопределенностей сужается и параллельно проверяются *P*-фактор и *R*-фактор. *P*-фактор – процент результатов измерений, попавших в 95ППН, *R*-фактор – отношение средней ширины интервала 95ППН к стандартному отклонению соответствующей измеряемой величины. *P*-фактор, равный единице, и *R*-фактор, равный нулю, – это итерация, точно совпадающая с результатами измерений.

Алгоритм метода включает такие шаги.

1. Выбор целевой функции.
2. Выбор абсолютных минимальных и максимальных значений оптимизируемых параметров. Этот интервал в физическом смысле должен быть максимально широким.
3. Выбор диапазонов неопределенностей параметров первого раунда выборки производится по методу латинского гиперкубка [15], что приводит к *n* комбинациям параметров, где *n* – установленное пользователем число итераций.

4. Первым шагом оценки итераций является расчет целевой функции.

5. Проводятся серии вычислений для оценки каждого раунда выборки и оценивается величина неопределенностей.

6. Далее рассчитывается следующий, более узкий, интервал неопределенности.

PSO (Particle Swarm Optimization) – метод роя частиц (МРЧ), предложенный в 1995 г. Kennedy и Eberhart [11] и основанный на алгоритме поведения птиц в стае. Это метод для оптимизации непрерывных нелинейных функций, не требующий знания точного градиента оптимизируемой функции.

Алгоритм моделирует многоагентную систему, где агенты-частицы двигаются к оптимальным решениям, обмениваясь при этом информацией с соседями. В алгоритме можно выделить 3 этапа.

1. Случайным образом выбираются координаты частиц в пространстве решений и их скорости.

2. Направление и длина вектора скорости каждой из частиц изменяются в соответствии со сведениями о найденных оптимумах.

3. Вычисляются новые координаты частиц. В случае необходимости обновляются значения лучших точек для каждой частицы и для всех частиц в целом. После этого цикл повторяется.

GLUE (generalized likelihood uncertainty estimation) – метод общей вероятностной оценки неопределенностей [7]. Этот метод подразумевает, что для сложных моделей с большим количеством параметров набор последних, обеспечивающий оптимальное значение критерия адекватности,

не является единственным. Алгоритм основан на оценке веса или правдоподобия разных наборов параметров. Для определения функции правдоподобия используется субъективная вероятностная мера, на основании которой далее проводится вычисление прогнозного правдоподобия выходных переменных.

Алгоритм включает 3 шага:

1. Первоначально проводится определение “общей вероятностной меры” $L(\theta)$. Далее из первоначального распределения случайным образом выбираются наборы параметров (θ). Каждый из этих наборов путем сравнения “вероятностной меры” с заданной погрешностью оценивается как “поведенческий” или “неповеденческий”.

2. Каждый поведенческий параметр наделяется “вероятностным весом”:

$$w_i = \frac{L(\theta_i)}{\sum_{k=1}^N L(\theta_k)},$$

где N – число поведенческих наборов параметров.

Прогноз неопределенностей описывается как прогноз квантиля (значение, которое заданная случайная величина не превышает с фиксированной вероятностью) из совокупного распределения, реализованного из взвешенных поведенческих наборов параметров.

ParaSol (Parameter Solution) – метод, который включает в критерий глобальной оптимизации (КГО) целевую функцию (ЦФ), минимизирует ЦФ или КГО, используя комплексный алгоритм перемешивания (SCE-UA – Shuffled Complex Evolution method developed at The University of Arizona) и выполняет анализ неопределенностей с выбором между 2 статистическими концепциями (χ^2 -статистика или байесовская статистика) [19].

SCE-алгоритм – глобальный поисковый алгоритм минимизации одной функции с максимально 16 параметрами [8]. Он объединяет прямой метод поиска симплексной процедуры с концепцией контролируемого случайного поиска Нелдера (Nelder) и Мида (Mead) [18], систематическую эволюцию точек в направлении глобального улучшения, конкурентную эволюцию [10] и концепцию комплексного перемешивания. На первом этапе (zero-loop) SCE-UA выбирает для оптимизации начальный набор случайной выборки по всему объему реального параметрического пространства для p параметров (соответственно указанным границам параметров). Этот набор разделяется на несколько “комплексов”, которые содержат $2p + 1$ точки. Каждый комплекс эволюционирует независимо, используя симплексный алгоритм. Комплексы периодически перемешиваются для образования новых комплексов в порядке распределения информации между ними.

Алгоритм включает 2 шага.

1. После оптимизации по SCE-UA выполненные симуляции разделяются по погрешности на “хорошие” и “не хорошие” и, соответственно, на “хорошие” наборы параметров и “не хорошие” наборы. В отличие от метода GLUE погрешность может определяться либо χ^2 -статистикой, где выбранные симуляции соответствуют доверительным областям, либо байесовской статистикой, которая позволяет указывать наиболее вероятный регион скопления для параметров или выходных величин модели.

2. Прогноз неопределенностей строится на основании “хороших” симуляций. Целевая функция, используемая в ParaSol, это сумма квадратов разности:

$$SSQ = \sum_{i=1}^n (y_i^m(\theta) - y_i)^2,$$

где $y^m(\theta)$ – выходные значения модели с набором параметров θ ; y – результаты реальных измерений; i – номер набора параметров; n – число измерений.

Критерии оценки. Для оценки качества автокалибровки использовались коэффициент Нэша–Сатклиффа (NS), коэффициент детерминации (R^2), процентное отклонение (PBIAS – percent bias).

Коэффициент Нэша–Сатклиффа (NS) – нормализованный статистический показатель, характеризующий относительную величину остаточной дисперсии по сравнению с дисперсией измеренной величины [21]. Вычисляется по формуле

$$NS = 1 - \frac{\sum_i (Q_p - Q_m)_i^2}{\sum_i (Q_{p,i} - \bar{Q}_p)^2},$$

где Q_p и Q_m – реальные и модельные значения соответственно; \bar{Q}_p – средние реальные значения. Коэффициент NS изменяется от $-\infty$ до 1, где 1 – оптимальное значение. Значения между 0 и 1, как правило, рассматриваются в качестве допустимых.

Коэффициент детерминации (R^2) рассчитывается по формуле

$$R^2 = \frac{\left[\sum_i (Q_{p,i} - \bar{Q}_p)(Q_{m,i} - \bar{Q}_m) \right]^2}{\sum_i (Q_{p,i} - \bar{Q}_p)^2 \sum_i (Q_{m,i} - \bar{Q}_m)^2},$$

где Q_p и Q_m – реальные и модельные значения соответственно; \bar{Q}_p и \bar{Q}_m – средние реальные и модельные значения соответственно. Коэффициент R^2 изменяется от 0 до 1; чем ближе значение к единице, тем меньше ошибка.

Процентное отклонение (PBIAS – percent bias) характеризует среднюю тенденцию данных модели быть большими или меньшими, чем подобные реальные данные [9]. PBIAS аналогичен таким критериям, как процентная ошибка величины стока (PVE – Percent streamflow volume error), ошибка прогноза (PE – prediction error), процентное отклонение величины стока (D_p), которые часто

встречаются в международной литературе. В идеале значение PBIAS равно нулю. Положительные значения показывают занижение модельных данных, отрицательные – их переоценку. Критерий рассчитывается по формуле

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_p - Q_m)_i}{\sum_{i=1}^n Q_{p,i}} 100,$$

где Q_p и Q_m – реальные и модельные значения соответственно.

Выбор рассмотренных критериев, прежде всего, обусловлен их широким использованием и, соответственно, возможностью сравнения полученных результатов с результатами других исследований. Критерии NSE и PBIAS рекомендованы ASCE (American Society of Civil Engineers) [5].

Общепринятые оценки качества указанных выше критериев представлены в табл. 1.

Результаты исследований. Как изложено выше, комплексные почвенно-гидрологические модели, к которым относится SWAT, содержат большое число переменных параметров, задействованных в процессе калибровки. Одновременная калибровка всех параметров вызывает значительные трудности, а зачастую невозможна. В связи с этим на первом этапе требуется выделение группы наиболее зна-

Таблица 1. Оценка качества значения критериев [16]
Table 1. Performance ratings for criteria [16]

Оценка	NS и R^2	PBIAS, %
Очень хорошо	$0,75 < NS \leq 1$	$PBIAS \pm 10$
Хорошо	$0,65 < NS \leq 0,75$	$\pm 10 \leq PBIAS < \pm 15$
Удовлетворительно	$0,5 < NS \leq 0,65$	$\pm 15 \leq PBIAS < \pm 25$
Неудовлетворительно	$NS \leq 0,5$	$PBIAS \geq \pm 25$

чимых параметров, которые и будут далее калиброваться. Для этого в рамках процедуры SUFI-2 проведен анализ чувствительности параметров, в результате чего отсеяны те из них, которые на исследуемом водосборе практически не влияют на формирование речного стока. В табл. 2 представлены выделенные нами 18 параметров, используемые для калибровки речного стока.

По умолчанию в SWAT закладываются максимально возможные с точки зрения физического смысла диапазоны изменения параметров (табл. 2, столбцы “min” и “max”). Учитывая гидрометеорологические наблюдения, а также результаты полевых исследований различных авторов, для типов почв и видов землепользования в пределах бассейна р. Головесня (см. рис. 1) данные диапазоны были нами сужены (табл. 2, столбец “Диапазон калибровки”).

Таблица 2. Перечень калибровочных параметров SWAT
Table 2. The list of SWATY's calibration parameters

Параметр	Определение	min	max	Диапазон калибровки	SUFI2	GLUE	Parasol	PSO
ALPHA_BF	Фактор меженного стока (1/день)	0	1	0,0015-0,003	0,0018	0,002	0,0021	0,0021
RCHRG_DP	Коэффициент перколяции в нижний водоносный горизонт	0	1	3-20	0,52	0,56	0,6	0,59
GW_DELAY	Запаздывание грунтовых вод (дни)	0	500	0,4-0,6	12	5,2	4	18
CN2_AGRC	Номер зависимости осадки-поверхностный сток для сельскохозяйственных земель	35	98	64-84	66	69,4	64,3	72
CN2_FRST	Номер зависимости осадки-поверхностный сток для леса	35	98	55-78	55,7	72,1	65,7	61,1
CN2_RNGE	Номер зависимости осадки-поверхностный сток для луга	35	98	64-84	62,8	82,1	64,7	67,6
CNCOEF	Коэффициент эвапотранспирации растений	0,5	2	0,7-1,5	0,76	1,17	0,7	0,9
SOL_AWC	Свободная влага почвы, мм H ₂ O/мм почвы	0	1	0,1-0,2	0,106	0,132	0,136	0,115
SOL_Z	Глубина вадозной зоны, м	0	10	0,56-1,67	1,11	1,58	1,44	1,53
SOL_K_AGRC	Коэффициент фильтрации для сельскохозяйственных земель, мм/ч	0	2000	70-150	107	109	132	122
SOL_K_FRST	Коэффициент фильтрации для леса, мм/ч	0	2000	100-250	165	166	169	166
SFTMP	Осадки в виде снега, °C	-5	5	0,1-1,5	0,27	0,45	0,1	0,71
SMTMP	Температура начала таяния снега, °C	-5	5	0-1	0	0,27	0,34	0,21
SMFMX	Скорость таяния снега условно на 21 декабря, мм H ₂ O/(°C·день)	0	20	1,5-6	1,27	5,93	5,74	2,36
SMFMN	Скорость таяния снега условно на 21 июня, мм H ₂ O/(°C·день)	0	20	1,5-6	4,92	4,5	5,5	5,5
TIMP	Фактор запаздывания таяния снега	0	1	0,5-1	0,73	0,91	0,85	0,86
SURLAG	Фактор запаздывания поверхностного стока	0,05	24	1-10	2	2,14	1	2.3
ESCO	Почвенный компенсационный фактор испарения	0	1	0,5-1	0,8	0,94	1	0,91

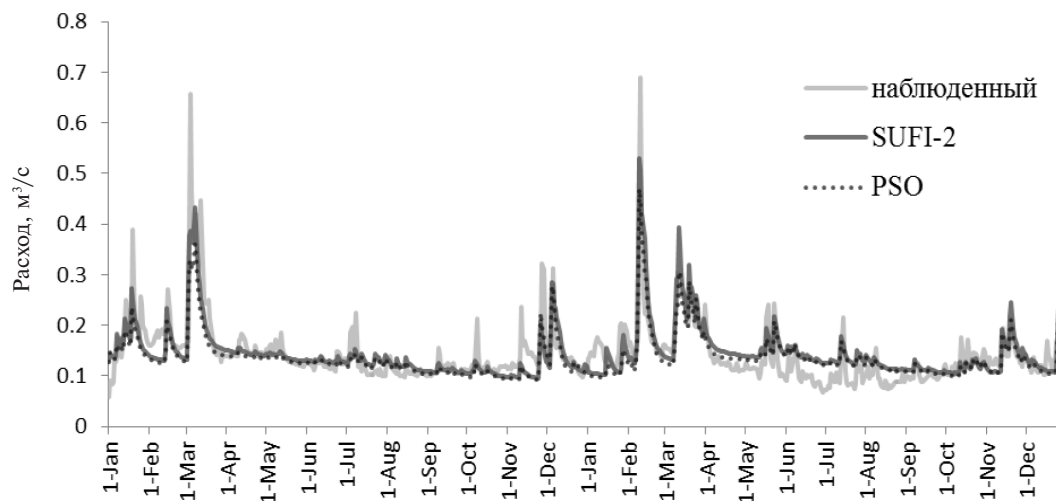


Рис. 3. Сравнение результатов калибровки стока р. Головесня за 2007, 2009 гг. по методу SUFI-2 и PSO с наблюдаемыми данными

Fig. 3. The comparison the results of calibration by SUFI-2 and PSO against observed values of Holovesnya flow in 2007, 2009

Таблица 3. Значения критериев оценки качества калибровки для различных ее процедур

Table 3. The values of performance ratings for criteria for different calibration procedures

Метод	Число итераций	NS	R ²	PBIAS, %
SUFI-2	5×200	0,68	0,68	-1,6
PSO	1000	0,64	0,66	4,5
ParaSol	1000	0,67	0,67	1,6
GLUE	1000	0,64	0,65	0,1

Для каждой процедуры калибровки SWAT-CUP суммарно было выполнено 1000 итераций. Согласно общепринятым критериям оценки качества калибровки, все методы показали близкие и одинаково хорошие результаты (табл. 3).

Общая проблема градиентных методов заключается в том, что они очень чувствительны к начальным значениям оптимизируемых параметров и часто приводят к определению локальных минимумов. Глобальные процедуры, такие как комплексный алгоритм перемешивания [8], реализованный в ParaSol, и генетические алгоритмы [23], в том числе PSO, как правило, не обладают достаточной эффективностью при значительном наборе параметров и нуждаются в слишком большом количестве итераций. Некоторые из этих проблем решаются в более современной процедуре SUFI-2. Эта процедура содержит последовательность шагов, в которых начальная большая неопределенность параметров модели постепенно снижается до тех пор, пока не будет достигнут необходимый критерий калибровки для неопределенности прогноза. Наряду с глобальным алгоритмом поиска, оценивающим поведение целевой функции на каждом этапе, программа использует эффективный алгоритм выборки, а именно латинский гиперкуб. В итоге калибровка данным методом выполняет-

ся быстрее и с точки зрения физического смысла дает более широкие возможности в контроле адекватности значений параметров. Например, согласно рекомендациям разработчиков SWAT, а также результатам полевых исследований на территории Украины, коэффициент поверхностного стока для смешанного леса (CN2_FRST) должен быть меньше, чем для сельскохозяйственных полей (CN2_AGRC) [3, с. 17]. В данном случае набор параметров, полученный в результате калибровки по процедурам GLUE и ParaSol, неприемлем для исследуемого водосбора, поскольку $CN2_FRST > CN2_AGRC$. Избежать такой ситуации можно, используя метод SUFI-2, – поиск оптимального решения разбивается на этапы, в данном случае – на 5 этапов по 200 итераций. В ходе каждого этапа диапазон калибровки сужается и у пользователя есть возможность контролировать соблюдение необходимого условия ($CN2_FRST < CN2_AGRC$). Исходя из изложенного, SUFI-2 выбран нами в качестве основного метода для поиска возможных вариантов решений. В качестве целевой функции выбран критерий Нэша–Сатклиффа.

Гидрографы стока, полученные по методам SUFI-2 и PSO, практически совпадают (рис. 3). В то же время некоторые значения параметров данных методов значительно различаются (CN2, SOL_Z, SFTMP, SMTMP, SMFMX). Как указано выше, это является неотъемлемой частью поиска решения по методу обратного моделирования.

Для определения группы параметров, наиболее точно отражающих действительность, дополнительно было проведено сравнение полученных данных с наблюдениями. Например, значения, связанные с таянием снега (SFTMP, SMTMP, SMFMX), были откорректированы по данным наблюдений запаса воды в снеге. Отсутствие еже-

дневных измерений не позволяет выполнить автоматическую калибровку указанных параметров, однако сопоставление результатов с еженедельными наблюдениями запаса воды в снеге показали, что значения, полученные по методу SUFI-2, наиболее близки к реальности.

Для средних и крупных водосборов проблема неуникальности параметров может быть уменьшена с помощью дополнительных измерений расходов воды выше замыкающего створа.

Выводы. В современных условиях охраны водных экосистем требования по оценке и прогнозу транспорта различных загрязнителей перешли на новый уровень. Компьютерные модели являются мощным надежным инструментом для решения данной задачи.

Массоперенос веществ в пределах водосбора тесно связан с гидрологическими процессами, в связи с чем моделирование гидрографа стока представляет собой первоочередную задачу.

Значения параметров модели SWAT были калиброваны в программном модуле автоматической калибровки SWAT-CUP по различным процедурам: SUFI-2, GLUE, ParaSol, PSO. В ходе сравнительного анализа наилучшие результаты получены с помощью SUFI-2 ($NS=0,68$, $R^2=0,68$, $PBIAS=-1,6$). Согласно общепринятым международным рекомендациям, значения критериев оценки качества калибровки хорошие.

В целом во всех методах калибровки используется подход обратного моделирования, что связано с невозможностью прямого измерения большинства исходных параметров, используемых в модели. Главный недостаток такого метода – множественность решений, т. е. наличие различных наборов параметров, которые удовлетворяют заданному значению целевой функции. Для минимизации данной проблемы существует необходимость натурных измерений по дополнительным параметрам, например, учет запаса воды в снеге, расход выше замыкающего створа и др.

Список библиографических ссылок

1. Державна служба України з питань геодезії, картографії та кадастру. Публічна кадастрова карта. URL: <http://map.land.gov.ua/kadastrova-karta>.
2. Осипов В.В., Осадчая Н.Н. Выбор имитационной компьютерной модели для анализа выноса соединений азота и фосфора и ее апробация на малом речном водосборе. *Наук. праці УкрГМІ*. 2016. Вип. 268. С. 66–72.
3. Хрисанов Н.И., Осипов Г.К. Управление эвтрофированием водоемов. СПб.: Гидрометеоздат, 1993. 280 с.
4. Abbaspour K.C., Vejdani M., Haghighat S. SWAT-CUP calibration and uncertainty programs for SWAT. *Proc. Intl. Congress on Modelling and Simulation (MODSIM'07)*. 2007. P. 1603–1609.
5. ASCE. Criteria for evaluation of watershed models. *J. Irrigation Drainage Eng.* 1993. V. 119(3). P. 429–442.
6. Beck J.V., Arnold K.J. Parameter estimation in engineering and science. New York: John Wiley and Sons, 1977. 501 p.
7. Beven K., Binley A. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrol. Processes*. 1992. No. 6. P. 279–298.
8. Duan Q., Sorooshian S., Gupta H.V. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.* 1992. V. 28. P. 1015–1031.
9. Gupta H.V., Sorooshian S., Yapo P.O. Status of automatic calibration for hydrologic models: comparison with multilevel expert calibration. *J. Hydrol. Eng.* 1999. V. 4(2). P. 135–143.
10. Holland J.H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press, 1975. 183 p.
11. Kennedy J., Eberhart R.C. Particle swarm optimization. *Proc. IEEE. int. conf. on neural networks*. New York: Piscataway, 1995. V. 4. P. 1942–1948.
12. Konikow L.F. Predictive accuracy of a groundwater model – Lessons from a post audit. *Ground Water*. 1986. V. 24. P. 173–184.
13. Kool J.B., Parker J.C., van Genuchten M.T. Parameter estimation for unsaturated flow and transport models – a review. *J. Hydrol. (Amsterdam)*. 1987. V. 91. P. 255–293.
14. Marquardt D.W. An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters. *J. Soc. Indust. App. Math.* 1963. V. 11. P. 431–441.
15. McKay M.D., Beckman R.J., Conover W.J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. *Technometrics*. 1979. V. 21. P. 239–245.
16. Moriasi D.N., Arnold J.G., Van Liew M.W., Bingner R.L., Harmel R.D., Veith T.L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Amer. Soc. Agric. Biol. Eng.* 2007. V. 50(3), P. 885–900.
17. Neitsch S.L., Arnold J.G., Kiniry J.R., Williams J.R. Soil and Water Assessment Tool. Theoretical Documentation. *Texas Water Resources Institute Technical Report*. 2011. No. 406. 618 p. URL: <http://swat.tamu.edu>.
18. Nelder J.A., Mead R.A. Simplex method for function minimization. *Computer Journal*. 1965. V. 7. P. 308–313.
19. Van Griensven A., Meixner T. Methods to quantify and identify the sources of uncertainty for river basin water quality models. *Water Science and Technology*. 2006. V. 53(1). P. 51–59.
20. Van Genuchten M.Th. Non-equilibrium transport parameters from miscible displacement experiments. *Res. Rep.* 1981. V. 119.
21. Vrugt J.A., Bouten W., Gupta H.V., Hopmans J.W. Toward improved identifiability of soil hydraulic parameters: On the selection of a suitable parametric model. *Vadose Zone J.* 2003. V. 2. P. 98–113.
22. Vrugt J.A., Gupta H.V., Bouten W., Sorooshian S. A shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resour. Res.* 2003. V. 39(8). P. 1201. URL: DOI:10.1029/2002WR001642.
23. Wang Q.J. Using genetic algorithms to optimize model parameters. *Environ. Model. Software*. 1997. V. 12. P. 27–34.

24. Wellen C., Kamran-Disfani A.-R., Arhonditsis G.B. Evaluation of the Current State of Distributed Watershed Nutrient Water Quality Modeling. *Environ. Sci. Technol.* 2015. № 49. P. 3278–3290.
25. Yapo P.O., Gupta H.V., Sorooshian S. Multi-objective global optimization for hydrologic models. *J. Hydrol.* 1998. V. 204. P. 83–97.
26. Yeh W.W.-G. Review of the parameter identification procedures in groundwater hydrology: The inverse problem. *Water Resour. Res.* 1986. V. 22. P. 95–108.
27. Zhang X., Srinivasan R., Zhao K., Van Liew M. Evaluation of global optimization algorithms for parameter calibration of a computationally intensive hydrologic model. *Hydrol. Processes.* 2008. V. 23, No. 3. P. 430–441.

Поступила в редакцію 29.12.2016 г.

АВТОМАТИЧНЕ КАЛІБРУВАННЯ СТОКУ НА МАЛОМУ РІЧКОВОМУ ВОДОЗБОРІ В ПРОГРАМНОМУ МОДУЛІ SWAT-CUP

В.В. Осипов, Н.М. Осадча

Український гідрометеорологічний інститут, просп. Науки, 37, м. Київ, 03028, Україна, e-mail: valery_osipov@ukr.net

Наведено результати моделювання водного стоку річки за допомогою математичної ґрунтово-гідрологічної моделі SWAT (Soil and Water Assessment Tool). Роботи з калібрування моделі виконано на прикладі малого водозбору р. Головесня, розташованого в зоні мішаних лісів. Гідрологічні, гідрогеологічні та метеорологічні спостереження, необхідні для моделі SWAT, отримано з матеріалів Придеснянської водно-балансової станції, на території якої знаходиться досліджуваний водозбір. Докладно описано методи автоматичного калібрування моделі SWAT у програмному модулі SWAT-CUP (Calibration and Uncertainty Procedures): SUFI-2, GLUE, ParaSol, PSO. Розглянуто переваги та недоліки методу оберненого моделювання. Проведено порівняльний аналіз отриманих результатів. Ефективність моделювання оцінено на підставі таких критеріїв: коефіцієнт Неша–Саткліфа (NS), коефіцієнт детермінації (R^2), відсоткове відхилення (PBIAS).

Ключові слова: SWAT, SWAT-CUP, зворотне моделювання, гідрограф стоку.

AUTO-CALIBRATION OF STREAMFLOW IN A SMALL RIVER CATCHMENT WITHIN SWAT-CUP

V.V. Osypov, N.N. Osadcha

Ukrainian Hydrometeorological Institute, 37, Nauki Ave., Kyiv, 03028, Ukraine, e-mail: valery_osipov@ukr.net

Purpose. The implementation of process-based SWAT model (Soil and Water Assessment Tool) to simulate streamflow in the territory of Ukraine. Comparison of different auto-calibration procedures of SWAT-CUP software for SWAT input parameters calibration.

Design/methodology/approach. The model was applied in a small Holovesnya catchment on the territory of the Desna water-balance station. 18 parameters were used for runoff calibration after the analysis of sensitivity. This parameter set was calibrated using four auto-calibration procedures available in SWAT-CUP: SUFI-2 (Sequential Uncertainty Fitting), PSO (Particle Swarm Optimization), GLUE (generalized likelihood uncertainty estimation), ParaSol (Parameter Solution). The Nash–Sutcliffe coefficient (NS), coefficient of determination (R^2) and percentage of bias (PBIAS) were used to assess the model performance.

Findings. The model was calibrated against measured daily runoff of Holovesnya in 2007 and 2009. According to the common performance ratings of calibration efficiency, all SWAT-CUP procedures showed good close results. More detailed comparative analysis of the SWAT parameter values showed that the best results were obtained using SUFI-2 (NS = 0.68, R^2 = 0.68, PBIAS = -1.6).

Practical value/implications. The successful implementation of SWAT was achieved for streamflow calibration in a small river catchment. The detailed analysis of the auto-calibration procedures of SWAT-CUP was carried out. In general, all methods of calibration of process-based models, including SWAT, use inverse modeling approach, which is associated with the inability to directly measure the majority of input parameters used in the model. The main disadvantage of this approach is the non-uniqueness of solutions, i.e. the existence of different parameter sets that satisfy the specified value of the objective function. In order to minimize this problem, there is a necessity for additional measurements, such as snow melt, flow above the gauge, etc.

Keywords: SWAT, SWAT-CUP, Inverse modeling, streamflow.

References:

1. The State Service of Ukraine for Geodesy, Cartography and Cadaster. The public cadastral map. URL: <http://map.land.gov.ua/kadastrova-karta>.
2. Osypov V.V., Osadchaya N.N. Choosing a computer simulation model to analyze the nitrogen and phosphorus emission and its testing on a small river catchment. *Nauk. Praci UkrHMI*, 2016, vol. 268, pp. 66–72.

3. Khriassanov N.I., Osipov G.K. The management of waterbody eutrophication. Sankt-Peterburg, Ghydrometeoyzdat, 1993, 280 p.
4. Abbaspour K.C., Vajdani M., Haghghat S. SWAT-CUP calibration and uncertainty programs for SWAT. *In Proc. Intl. Congress on Modelling and Simulation (MODSIM'07)*, 2007, pp. 1603-1609.
5. ASCE. Criteria for evaluation of watershed models. *J. Irrigation Drainage Eng.*, 1993. vol. 119, no. 3, pp. 429-442.
6. Beck J.V., Arnold K.J. Parameter estimation in engineering and science. New York: John Wiley and Sons, 1977, 501 p.
7. Beven, K., Binley A. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrol. Processes*, 1992, no 6, pp. 279-298.
8. Duan Q., Sorooshian S., Gupta H. V. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.*, 1992, vol. 28, pp. 1015-1031.
9. Gupta H.V., Sorooshian S., Yapo P.O. Status of automatic calibration for hydrologic models: comparison with multilevel expert calibration. *J. Hydrol. Eng.*, 1999, vol. 4, no. 2, pp. 135-143.
10. Holland J.H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press, 1975, 183 p.
11. Kennedy J., Eberhart R.C. Particle swarm optimization. *Proc. IEEE. int. conf. on neural networks*. New York, Piscataway, 1995, vol. 4, pp. 1942-1948.
12. Konikow L.F. Predictive accuracy of a groundwater model – Lessons from a post audit. *Ground Water*, 1986, vol. 24, pp. 173-184.
13. Kool J.B., Parker J.C., van Genuchten M.T. Parameter estimation for unsaturated flow and transport models – A review. *J. Hydrol. (Amsterdam)*, 1987, vol. 91, pp. 255-293.
14. Marquardt D.W. An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters. *J. Soc. Indust. App. Math.*, 1963, vol. 11, pp. 431-441.
15. McKay M.D., Beckman R.J., Conover W.J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. *Technometrics*, 1979, vol. 21, pp. 239-245.
16. Moriasi D.N., Arnold J.G., Van Liew M.W., Bingner R.L., Harmel R.D., Veith T.L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Amer. Soc. Agric. Biol. Eng.*, 2007, vol. 50, pp. 885-900.
17. Neitsch S.L., Arnold J.G., Kiniry J.R., Williams J.R. Soil and Water Assessment Tool. Theoretical Documentation. Texas Water Resources Institute Technical Report, 2011, no. 406, 618 p. URL: <http://swat.tamu.edu>.
18. Nelder J.A., Mead R.A. Simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 1965, vol. 7, pp. 308-313.
19. Van Griensven A., Meixner T., Methods to quantify and identify the sources of uncertainty for river basin water quality models. *Water Science and Technology*, 2006, vol. 53, pp. 51-59.
20. Van Genuchten M.Th. Non-equilibrium transport parameters from miscible displacement experiments. *Res. Rep.*, 1981, vol. 119.
21. Vrugt J.A., Bouten W., Gupta H.V., Hopmans J.W. Toward improved identifiability of soil hydraulic parameters: On the selection of a suitable parametric model. *Vadose Zone J.*, 2003, vol. 2, pp. 98-113.
22. Vrugt J.A., Gupta H.V., Bouten W., Sorooshian S. A shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resour. Res.*, 2003, vol. 39, p. 1201. URL: DOI:10.1029/2002WR001642.
23. Wang Q.J. Using genetic algorithms to optimize model parameters. *Environ. Model. Software*, 1997, vol. 12, pp. 27-34.
24. Wellen C., Kamran-Disfani A.-R., Arhonditsis G.B. Evaluation of the Current State of Distributed Watershed Nutrient Water Quality Modeling. *Environ. Sci. Technol.*, 2015, no 49, pp. 3278-3290.
25. Yapo P.O., Gupta H.V., Sorooshian S. Multi-objective global optimization for hydrologic models. *J. Hydrol.*, 1998, vol. 204, pp. 83-97.
26. Yeh W.W.-G. Review of the parameter identification procedures in groundwater hydrology: The inverse problem. *Water Resour. Res.*, 1986, vol. 22, pp. 95-108.
27. Zhang X., Srinivasan R., Zhao K., Van Liew M. Evaluation of global optimization algorithms for parameter calibration of a computationally intensive hydrologic model. *Hydrol. Processes*, 2008, vol. 23, no. 3, pp. 430-441.

Received 29/12/2016