

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА ОПТИМИЗАЦИИ РОЕМ ЧАСТИЦ ДЛЯ МИНИМИЗАЦИИ СТОИМОСТИ ПРОВЕДЕНИЯ МНОГОФАКТОРНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

Актуальность. Решена актуальная задача получения последовательности опытов при проведении полного факторного эксперимента, обеспечивающей его минимальную стоимость.

Цель работы – создание метода для оптимизации многофакторных планов эксперимента с помощью алгоритма оптимизации роём частиц.

Метод. Предложен метод построения оптимальной матрицы планирования эксперимента по стоимости реализации с использованием алгоритма роё частиц. Метод роё частиц базируется на моделировании поведения популяции частиц в пространстве параметров задачи оптимизации. Вначале вводится количество факторов и стоимость перехода для каждого уровня факторов. Затем с учетом введенных данных формируется сводная матрица планирования эксперимента. Частицы разбросаны случайным образом по всей сводной матрице планирования эксперимента, и каждая частица имеет случайный вектор скорости. После этого частицы начинают перемещаться по строкам и столбцам матрицы. В каждой точке, где побывала частица, рассчитывается значение стоимости проведения эксперимента. При этом каждая частица запоминает, какое (и где) лучшее значение стоимости эксперимента она лично нашла и где расположена точка, являющаяся лучшей среди всех точек, которые разведали частицы. На каждой итерации частицы корректируют свою скорость (модуль и направление), чтобы с одной стороны быть поближе к лучшей точке, которую она нашла сама и, в то же время, приблизиться к точке, которая в данный момент является глобально лучшей. Через некоторое количество итераций частицы собираются вблизи наиболее хорошей точки. Затем корректируется текущая координата каждой частицы. После этого рассчитывается значение стоимости проведения эксперимента в каждой новой точке, каждая частица проверяет, не стала ли новая координата лучшей среди всех точек, где она побывала. Затем среди всех новых точек осуществляется проверка, не нашли ли мы новую глобально лучшую точку, и, если нашли, запоминаем ее координаты и значение стоимости проведения эксперимента в ней. Затем рассчитывается выигрыш по сравнению с исходной стоимостью проведения эксперимента.

Результаты. Разработано программное обеспечение, реализующее предложенный метод, которое использовано при проведении вычислительных экспериментов по исследованию свойств метода.

Выводы. Проведенные эксперименты подтвердили работоспособность предложенного метода и реализующего его программного обеспечения, а также позволяют рекомендовать их для применения на практике при построении оптимальных матриц планирования экспериментов.

Ключевые слова: метод, оптимизация, роё частиц, планирование эксперимента, стоимость, оптимальный план.

НОМЕНКЛАТУРА

Div – разнообразие роё частиц;

g – глобальное решение алгоритма роё частиц;

k – количество факторов объекта, введенных в исследование;

l – количество итераций;

t – время работы программы, с;

B – выигрыш;

C_{\min} – минимальная стоимость проведения эксперимента, усл.ед.;

$C_{\text{исх}}$ – исходная стоимость проведения эксперимента, усл.ед.;

P_i – локальное решение алгоритма роё частиц;

W – коэффициент для «тушения» скорости частиц;

X_i^j – значение i -го фактора исследуемого процесса в j -ом опыте;

N – количество опытов в матрице планирования эксперимента и матрице стоимостей переходов из уровней факторов;

$C_{0(+1)}^i, C_{0(-1)}^i, C_{0(+1)(-1)}^i, C_{0(-1)(+1)}^i$ – стоимости переходов из соответствующих уровней для i -го фактора;

$C_{\text{пер}}$ – матрица стоимостей переходов;

X_{33} – исходный план эксперимента;

l – количество итераций алгоритма;

$l_{\text{зад}}$ – заданное количество итераций алгоритма;

$a_{i,j}$ – значение i -го фактора в j -ом опыте;

$C_i^{a_i,1}$ – стоимость установки i -го фактора в состоянии $a_{i,1}$ в первом опыте;

$C_{i,j}^{a_{i,j-1}, a_{i,j}}$ – стоимость установки i -го фактора в j -ом опыте;

C_0 – суммарная стоимость проведения эксперимента.

ВВЕДЕНИЕ

Применение планирования эксперимента делает проведение экспериментатора целенаправленным и организованным, существенно способствует повышению производительности его труда и надежности полученных результатов. Важным достоинством метода является его универсальность, пригодность в огромном большинстве областей исследования, интересующих современного человека.

Основной целью эксперимента является проверка теоретических положений (подтверждение рабочей гипотезы), а также более широкое и глубокое изучение темы научного исследования. Эксперимент должен быть про-

веден по возможности в кратчайший срок с минимальными затратами и позволит получить достоверные результаты.

Объект исследования: процессы оптимизации по стоимостным затратам планов многофакторных экспериментов.

Предмет исследования: метод оптимизации по стоимостным затратам планов экспериментов, основанный на применении метода роя частиц.

Цель исследования: сокращение стоимостных затрат на проведение многофакторного эксперимента за счет создания метода оптимизации с помощью применения метода роя частиц.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Задача оптимизации планов экспериментов по стоимостным затратам является NP-полной, т.е. для своего решения требует времени и большого количества вычислений, быстро растущих с увеличением размерности задачи. Поэтому полный перебор всех возможных вариантов решения является затруднительным. В связи с этим необходимо находить решения с помощью приближенных алгоритмов, например, таких, как алгоритм оптимизации роем частиц. При этом задан исходный план эксперимента $X_{3Э}$ и матрица стоимостей переходов уровней факторов $C_{пер}$:

$$X_{3Э} = \begin{bmatrix} X_1^1 & X_2^1 & \dots & X_i^1 & \dots & X_k^1 \\ X_1^2 & X_2^2 & \dots & X_i^2 & \dots & X_k^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_1^j & X_2^j & \dots & X_i^j & \dots & X_k^j \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_1^N & X_2^N & \dots & X_i^N & \dots & X_k^N \end{bmatrix},$$

$$C_{пер} = \begin{bmatrix} C_{(+1)}^1 & C_{(-1)}^1 & C_{(+1)(-1)}^1 & C_{(-1)(+1)}^1 \\ C_{(+1)}^2 & C_{(-1)}^2 & C_{(+1)(-1)}^2 & C_{(-1)(+1)}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_{(+1)}^i & C_{(-1)}^i & C_{(+1)(-1)}^i & C_{(-1)(+1)}^i \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_{(+1)}^k & C_{(-1)}^k & C_{(+1)(-1)}^k & C_{(-1)(+1)}^k \end{bmatrix}.$$

Необходимо найти оптимальный или близкий к оптимальному план эксперимента $X_{3Э}^{опт}$, при выполнении ограничения на количество итераций $l=l_{зад}$ для которого суммарная стоимость проведения эксперимента

$$C_0 = \sum_{i=1}^k C_i^{a_i,1} + \sum_{j=2i=1}^N \sum C_{i,j}^{a_i,j-1,a_i,j} \rightarrow \min.$$

2 ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Возможно применение методов комбинаторной оптимизации [1–3]. Известны примеры построения многофакторных планов эксперимента, основанные на использовании следующих методов оптимизации: полный перебор [4], случайный поиск [4], метод ветвей и границ [4], метод последовательного приближения [4], метод табу

поиска [5]. Была доказана эффективность применения этих методов при исследовании ряда различных объектов: технологических процессов, приборов, систем. Каждый из этих методов имеет свои достоинства и недостатки. Их существенными недостатками являются: низкое быстродействие, не всегда находится точное решение, а удается найти лишь близкое к оптимальному решение.

Ввиду этого целесообразно для сравнения результатов оптимизации планов эксперимента применить алгоритм оптимизации роем частиц.

Обширное исследование приложений метода роя частиц сделано Поли [6–7]. Метод роя частиц оптимизирует функцию, поддерживая популяцию возможных решений, называемых частицами, и перемещая эти частицы в пространстве решений. Перемещения подчиняются принципу наилучшего найденного в этом пространстве положения, которое постоянно изменяется при нахождении частицами более выгодных положений [8, 9].

3 МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Разработан метод оптимизации планов эксперимента по стоимостным затратам с использованием алгоритма оптимизации роем частиц. Сущность применения алгоритма, схема которого приведена на рис. 1, заключается в следующем.

Шаг 1. В начале работы алгоритма производится ввод количества факторов k .

Шаг 2. Необходимо ввести стоимости переходов между уровнями для каждого из факторов.

Шаг 3. В зависимости от выбранного количества факторов осуществляется построение матрицы планирования эксперимента.

Шаг 4. Вычисляется исходная стоимость проведения эксперимента.

Шаг 5. Формирование счетчиков итераций l .

Шаг 6. Осуществляется ввод количества итераций l .

Шаг 7. Выполняется проверка, достигнуто ли заданное количество итераций или нет. Если достигнуто, то выполняется шаг 15, в противном случае – шаг 8.

Шаг 8. Происходит инициализация частиц. Начальные позиции-перестановки частиц инициализируются случайным образом. Для первой позиции выбираем случайным образом любую позицию их значения; для второй позиции – со второй до последней с последующей перестановкой их значений; для третьей позиции осуществляется перестановка значений со случайно выбранной позицией от третьей до последней и т.д.

Шаг 9. Исходя из анализа всех возможных вариантов переходов из начального состояния в локально оптимальное состояние (при котором стоимость перехода будет минимальной), записывается этот локально оптимальный опыт в оптимизационную матрицу.

Шаг 10. Обновление положения частиц происходит с помощью бинарного и тернарного операторов. При использовании бинарного оператора происходит вычисление расстояния между перестановками, где для подсчета степени различия между ними находится первое несовпадение при сканировании элементов слева направо. А при использовании тернарного оператора ищется несовпадение в случайно выбранной позиции. Если элементы этой позиции совпали, то производится поиск

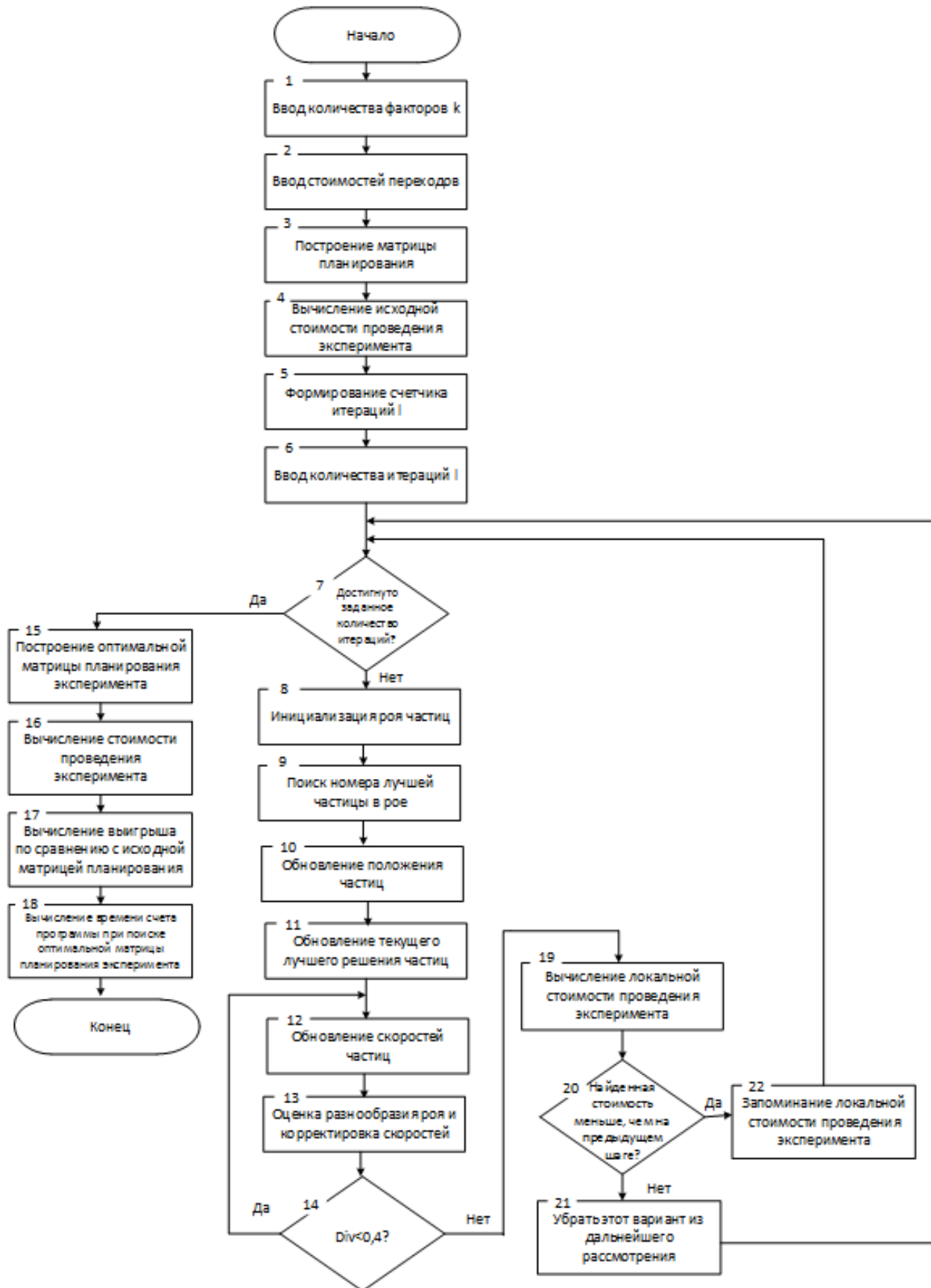


Рисунок 1 – Схема реализации метода оптимизации планов эксперимента, основанного на применении алгоритма оптимизации роем частиц

первого несовпадения справа, а в случае неудачи – слева от нее.

Шаг 11. Выполняется обновление текущего лучшего решения частиц путем запоминания лучшего решения, которое получается в результате сравнения значений, найденных при выполнении шага 10 и исходных.

Шаг 12. Выполняется обновление скоростей частиц. Разнообразие для i -ой частицы определяется как среднее арифметическое ее степени отличия от найденного ей локального решения p_i и глобального решения роя g , а также отличием между этим локальным и глобальным решением.

Шаг 13. Выполняется оценка разнообразия роя и корректировка скоростей. Разнообразие роя определяется средним разнообразием всех входящих в него частиц. Если разнообразие в рое становится меньше некоторого значения, например, как рекомендуется в [10], $Div < 0,4$, то происходит переинициализация значений скоростей частиц, что дает рою возможность выйти из области притяжения найденного локального минимума и продолжить дальнейший поиск глобального решения. Периодическая оценка степени разнообразия популяции и соответствующая корректировка скоростей частиц является своеобразной обратной связью, регулирующей процесс поиска и позволяющей сделать проведение оптимизации менее чувствительным к выбору численного значения коэффициента w для «тушения» скорости.

Шаг 14. Выполняется проверка разнообразия роя, т.е. $Div < 0,4$ или нет. Если да, то выполняется шаг 12, в противном случае шаг 19.

Шаг 15. После достижения заданного количества итераций выполняется построение оптимальной матрицы планирования эксперимента (основывается на том, что если на каждом локальном шаге выбирался оптимальный переход, то и общий план проведения эксперимента будет оптимальным).

Шаг 16. Вычисляется общая стоимость реализации эксперимента.

Шаг 17. Вычисление величины выигрыша (B) как отношения исходной стоимости проведения эксперимента ($C_{исх}$), найденной на шаге 4, к стоимости проведения эксперимента (C_{min}), найденной на шаге 16.

Шаг 18. Вычисляется время t , затраченное на оптимизацию плана многофакторного эксперимента с использованием алгоритма оптимизации роем частиц.

Шаг 19. Вычисление локальной стоимости проведения эксперимента.

Шаг 20. Выполняется проверка меньше ли стоимость, найденная на шаге 19, чем стоимость, вычисленная во

время предыдущей итерации. Если меньше, то осуществляется переход на шаг 22, в противном случае на шаг 21.

Шаг 21. Так как мы получили стоимость больше, чем во время предыдущей итерации, то нужно исключить этот вариант из рассмотрения.

Шаг 22. Осуществляется запоминание локальной стоимости проведения эксперимента.

4 ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Было разработано программное обеспечение, реализующее метод роя частиц. Язык программирования – Java. Просчеты выполнялись на компьютере с процессором Intel Pentium G620 с частотой 2.60 GHz. Проверка работоспособности разработанного метода и программного обеспечения, основанного на применении алгоритма оптимизации роем частиц, осуществлялась на ряде практических задач (просчеты контрольных примеров с количеством факторов $k=3...7$, исследовании несоизмерительной системы для дозирования сыпучих материалов ($k=3$), исследовании вихретоковых измерителей толщины диэлектрических покрытий на металлических поверхностях ($k=4$), при поиске оптимальных комбинаторных планов эксперимента ($k=4$)), решенных методами полного перебора, табу-поиска и случайного поиска.

Количество факторов и стоимости переходов вводятся с клавиатуры. Для просчета контрольных примеров вводились стоимости изменения уровней факторов, представленные в табл. 1.

При исследовании несоизмерительной системы для дозирования сыпучих материалов ($k=3$) расчеты выполнялись для стоимостей изменений значений уровней факторов, приведенных в табл. 2 [4].

При исследовании вихретоковых измерителей толщины диэлектрических покрытий на металлических поверхностях ($k=4$) расчеты выполнялись для стоимостей изменений значений уровней факторов, приведенных в табл. 3 [4].

При поиске оптимальных комбинаторных планов эксперимента ($k=4$) расчеты выполнялись для стоимостей изменений значений уровней факторов, приведенных в табл. 4 [4].

5 РЕЗУЛЬТАТЫ

Проведенные эксперименты подтвердили работоспособность метода роя частиц. Для стоимостей изменения уровней факторов, представленных в табл.1, получены результаты оптимизации, отраженные в табл. 5. Изменение выигрыша в стоимости реализации экспериментов приведены на рис. 2.

Таблица 1 – Стоимости изменений уровней факторов

Стоимость перехода уровня фактора, усл.ед.	Количество факторов	Обозначение факторов						
		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
из «-1» в «+1»	3	1	2	3	-	-	-	-
из «+1» в «-1»		1	3	2	-	-	-	-
из «-1» в «+1»	4	2	2	4	5	-	-	-
из «+1» в «-1»		1	3	3	6	-	-	-
из «-1» в «+1»	5	1	2	3	5	2	-	-
из «+1» в «-1»		1	1	3	6	1	-	-
из «-1» в «+1»	6	2	2	1	3	2	1	-
из «+1» в «-1»		1	4	3	6	1	3	-
из «-1» в «+1»	7	3	1	4	3	2	1	4
из «+1» в «-1»		2	4	3	6	1	3	2

Таблиця 2 – Стоимости изменений значений уровней факторов

Фактор	Стоимости изменений, усл. ед.			
	из «0» в «+1»	из «0» в «-1»	из «+1» в «-1»	из «-1» в «+1»
X1	10	10	10	10
X2	8	12	24	16
X3	6	4	8	12

Таблиця 3 – Стоимости изменений значений уровней факторов

Фактор	Стоимости изменений, усл. ед.			
	из «0» в «+1»	из «0» в «-1»	из «+1» в «-1»	из «-1» в «+1»
X1	0,2	0,2	0,2	0,2
X2	0,8	5,65	1,55	4,9
X3	6,65	9,55	7,4	8,8
X4	6,15	8,65	6,9	7,9

Таблиця 4 – Стоимости изменений значений уровней факторов

Фактор	Стоимости изменений, усл. ед.			
	из «0» в «+1»	из «0» в «-1»	из «+1» в «-1»	из «-1» в «+1»
X1	3,73	9,43	7,45	18,85
X2	2,23	4,33	4,45	8,65
X3	0,09	0,09	0,18	0,18
X4	0,38	0,58	0,77	1,15

Таблиця 5 – Результаты оптимизации планов эксперимента

Метод поиска	Количество факторов k	$C_{\text{иск}}$, усл. ед.	$C_{\text{мин}}$, усл. ед.	B	t , с
Полный перебор	3	26	11	2,36	24,28
Случайный поиск	3	26	12	2,17	1,47
	4	116	66	1,76	5
	5	156	140	1,11	17,44
	6	261	248	1,05	18000
	7	654	647	1,01	86400
Табу-поиск	3	26	14	1,86	0,01
	4	116	42	2,76	0,04
	5	156	76	2,10	0,41
	6	261	181	1,44	4,56
	7	654	512	1,28	45,18
Метод оптимизации роением частиц	3	26	11	2,36	0,01
	4	116	41	2,83	0,02
	5	156	68	2,29	0,1
	6	261	153	1,71	1,2
	7	654	482	1,36	15

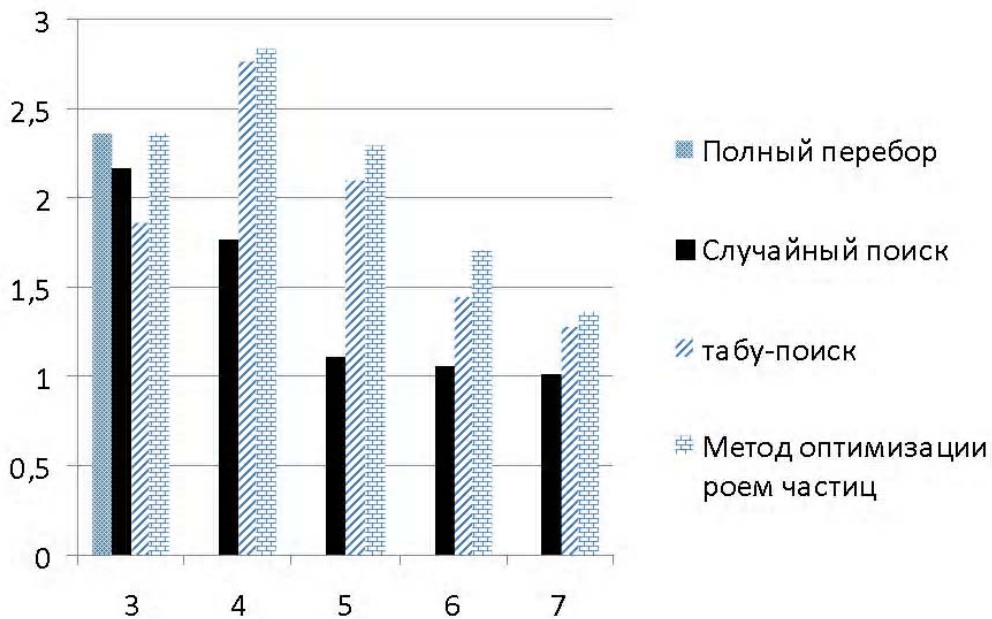


Рисунок 2 – Изменение выигрыша в стоимости реализации экспериментов

Для стоимостей изменения уровней факторов при исследовании весоизмерительной системы, представленных в табл. 2, получены результаты оптимизации, отраженные в табл. 6. Стоимость его реализации равна 110 усл. ед. (рис. 3) и время счета 0,01 с, а для оптимального плана, полученного при полном переборе строк – 102 усл. ед. [4] и время счета 25 с. Изменение стоимости реализации экспериментов приведены на рис. 3.

Для стоимостей изменения уровней факторов при исследовании вихретоковых измерителей толщины диэлектрических покрытий на металлических поверхностях ($k=4$), представленных в табл. 3, получены результаты оптимизации, отраженные в табл. 7. План, полученный при использовании метода роя частиц, имеет стоимость реализации равную 60,1 усл. ед. (рис. 4), а план, полученный методом ограниченного перебора (проанализировано

7777777 вариантов) – 112,85 усл. ед. [4]. Изменение стоимости реализации экспериментов приведены на рис. 4.

Таблица 6 – Планы эксперимента для исследования весоизмерительной системы дозирования сыпучих материалов ($k=3$)

Номер опыта	Полный перебор			Метод роя частиц			
	Обозначение факторов			Номер опыта	Обозначение факторов		
	X1	X2	X3		X1	X2	X3
	0	0	0		0	0	0
1	-1	-1	-1	5	1	-1	-1
2	-1	-1	1	7	1	1	-1
6	1	-1	1	3	-1	-1	1
5	1	-1	-1	4	-1	1	1
7	1	1	-1	8	1	1	1
8	1	1	1	6	1	-1	1
4	-1	1	1	2	-1	-1	1
3	-1	1	-1	1	-1	-1	-1

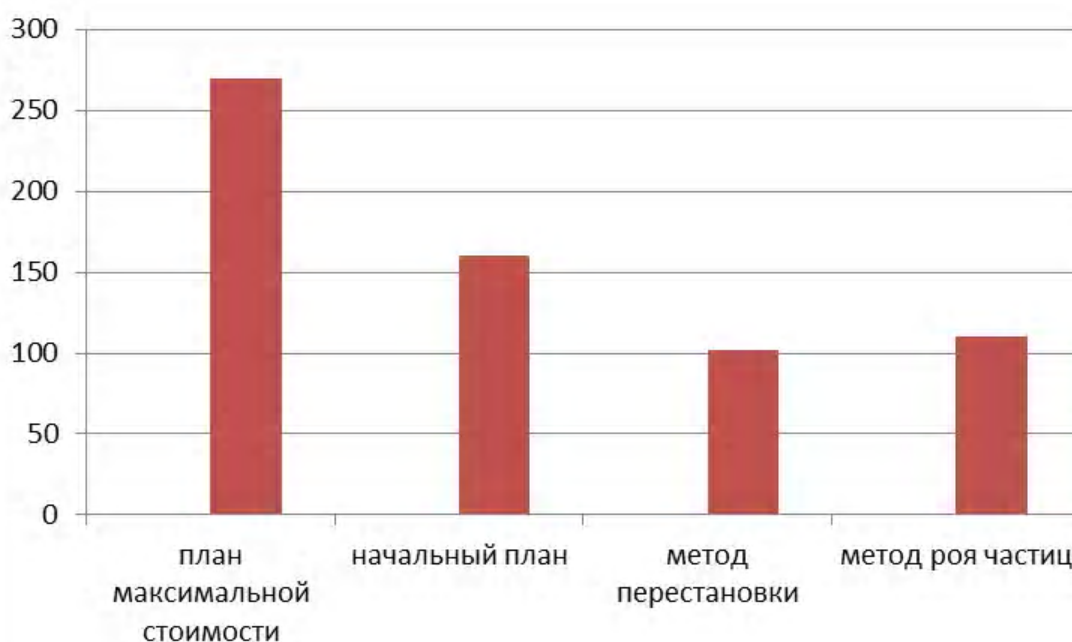


Рисунок 3 – Изменение стоимости реализации экспериментов

Таблица 7 – Планы эксперимента для исследования вихретоковых измерителей толщины диэлектрических покрытий на металлических поверхностях ($k=4$)

Анализ перестановок (метод ограниченного перебора)					Метод роя частиц				
Номер опыта	Обозначение факторов				Номер опыта	Обозначение факторов			
	X1	X2	X3	X4		X1	X2	X3	X4
0	0	0	0	0		0	0	0	0
8	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1
7	-1	1	1	-1	5	-1	1	-1	-1
3	-1	-1	1	-1	13	1	-1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	15	1	1	1	-1
9	1	-1	-1	-1	7	-1	1	1	-1
10	1	-1	-1	1	8	-1	1	1	1
2	-1	-1	-1	1	16	1	1	1	1
4	-1	-1	1	1	14	1	1	-1	1
11	1	-1	1	-1	6	-1	1	-1	1
12	1	-1	1	1	10	1	-1	-1	1
13	1	1	-1	-1	2	-1	-1	-1	1
14	1	1	-1	1	4	-1	-1	1	1
6	-1	1	-1	1	12	1	-1	1	1
5	-1	1	-1	-1	11	1	-1	1	-1
15	1	1	1	-1	3	-1	-1	1	-1
16	1	1	1	1	9	1	-1	-1	-1

Для стоимостей изменения уровней факторов при поиске оптимальных комбинаторных планов эксперимента ($k=4$), представленных в табл. 4, получены результаты оптимизации, отраженные в табл. 8. Стоимость реализации эксперимента при методе ограниченного перебора [4] составляет 86,62 усл. ед. (рис. 5). При реализации плана эксперимента, полученного с помощью метода роя частиц – 53 усл. ед. Изменение стоимости реализации экспериментов приведены на рис. 5.

6 ОБСУЖДЕНИЕ

Разработанная программа позволяет найти минимальную стоимость проведения полного факторного эксперимента (ПФЭ), последовательность реализации опытов, выигрыш по сравнению с исходной матрицей планирования и время счета. При просчете контрольных примеров для значения стоимостей изменения уровней факторов, приведенных в табл. 1, получены результаты

оптимизации планов эксперимента полным перебором, случайным поиском, табу-поиском и методом оптимизации роєм частиц (табл. 5). Как видно из табл. 5, выигрыши в результатах оптимизации при использовании метода роя частиц получены большие, чем при методах табу-поиска и случайного поиска, и одинаковые с методом полного перебора.

При исследовании несоизмерительной системы полученная последовательность проведения опытов (табл. 6), которая позволяет получить стоимость проведения эксперимента немного большую чем при полном переборе, однако обеспечивает большее быстродействие. Как видно из рисунков 5 и 6, при исследовании вихретоковых измерителей толщины диэлектрических покрытий на металлических поверхностях ($k=4$) и при поиске оптимальных комбинаторных планов эксперимента ($k=4$) удалось найти такие последовательности опытов (табл. 7 и

Таблица 8 – Оптимальные комбинаторные планы многофакторного эксперимента для количества факторов $k=4$

Анализ перестановок (метод ограниченного перебора)					Метод роя частиц				
Номер опыта	Обозначение факторов				Номер опыта	Обозначение факторов			
	X1	X2	X3	X4		X1	X2	X3	X4
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1
4	1	1	1	1	3	-1	-1	1	-1
6	1	-1	1	-1	4	-1	-1	1	1
7	-1	-1	1	1	2	-1	-1	-1	1
8	-1	1	1	-1	10	1	-1	-1	1
2	-1	1	-1	-1	9	1	-1	-1	-1
9	1	1	-1	-1	12	1	-1	1	1
1	1	-1	-1	-1	11	1	-1	1	-1
10	1	-1	-1	1	15	1	1	1	-1
11	1	-1	1	1	14	1	1	-1	1
12	1	1	1	-1	16	1	1	1	1
13	-1	1	-1	1	13	1	1	-1	-1
14	-1	1	1	1	6	-1	1	-1	1
3	-1	-1	-1	1	8	-1	1	1	1
15	-1	-1	-1	-1	7	-1	1	1	-1
16	-1	-1	1	-1	5	-1	1	-1	-1

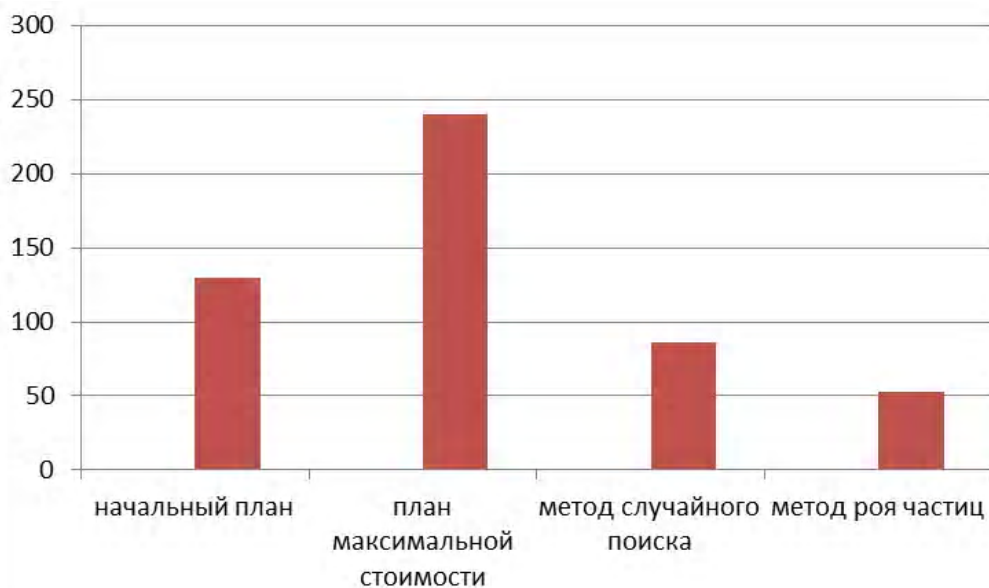


Рисунок 5 – Изменение стоимости реализации экспериментов

табл. 8 відповідно), при яких вартість проведення експерименту має менше значення, ніж при використанні методу обмеженого перебору.

Однак, як видно з рис. 2, на якому представлені зміни вартості реалізації експерименту для кількості факторів $k=3 \dots 7$ при оптимізації планів експерименту повним перебором, випадковим пошуком, табу-пошуком і методом оптимізації роєм частинок, при збільшенні кількості факторів вартість реалізації експерименту зменшується.

Як видно з табл. 5, час обчислення необхідний для отримання кінцевого результату при використанні методу рою частинок, значно менше, ніж при використанні методів повного перебору, випадкового пошуку. Час обчислення розробленої програми незначно відрізняється від програми, що реалізує табу-поиск, однак вартість дозволяє отримувати більші.

ВИВОДИ

В роботі розв'язана актуальна задача отримання послідовності спроб при проведенні повного факторного експерименту, що забезпечує його мінімальну вартість.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що вперше запропоновано використання методу рою частинок для оптимізації вартості реалізації планів багатофакторного експерименту. Розроблено метод і програмне забезпечення, що реалізують оптимізацію багатофакторних планів експерименту з використанням алгоритму оптимізації роєм частинок. На конкретних прикладах доведено працездатність і ефективність методу. Пошук оптимального або близького до оптимального плану експерименту, отриманого цим методом, реалізується за суттєво меншим часом обчислення, ніж при повному переборі, випадковому пошуку і методі табу-пошуку. Вартості, отримані в результаті оптимізації, при використанні даного методу значно більші, ніж при використанні методу випадкового пошуку і табу-пошуку. Використання розробленого методу і програмного забезпечення, заснованого на використанні алгоритму рою частинок, ефективно при кількості факторів $k \geq 3$.

Практична значимість результатів роботи полягає в тому, що розроблено програмне забезпечення, що реалізує запропонований метод, а також проведені експерименти, що підтвердили його працездатність і дозволяють рекомендувати для використання

на практиці при побудові оптимальних матриць планування експерименту.

Перспективи подальших досліджень полягають у використанні розробленого програмного забезпечення на більш широкому наборі практичних задач планування експерименту, зокрема для дослідження трьохрівневих планів багатофакторного експерименту, а також композиційних планів другого порядку.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- Hoskins D. S. *Combinatorics and Statistical Inference* / D. S. Hoskins // *Applied Optimal Designs*. – 2007. – № 4. – P. 147–179.
- Morgan J. P. *Association Schemes: Designed Experiments, Algebra and Combinatorics* / J. P. Morgan // *Journal of the American Statistical Association*. – 2005. – Vol. 100, No. 471. – P. 1092–1093.
- Bailey R. A. *Combinatorics of optimal designs* / R. A. Bailey, P. G. Cameron // *Surveys in Combinatorics*. – 2009. – Vol. 365. – P. 19–73.
- Кошевой Н. Д. Оптимізація по вартості і часом витрат на планування експерименту / Н. Д. Кошевой, Е. М. Костенко. – Полтава : видавець Шевченко Р. В., 2013. – 317 с.
- Кошевой Н. Д. Використання алгоритму табу-пошуку для мінімізації вартості проведення багатофакторного експерименту / Н. Д. Кошевой, А. А. Беляєва // *Збірник наукових праць Військового інституту Київського національного університету ім. Т. Г. Шевченка*. – К. : ВІКНУ, 2016. – Вип. № 52. – С. 116–123.
- Poli R. *An analysis of publications on particle swarm optimisation applications* / R. Poli // *Technical Report CSM-469 (Department of Computer Science, University of Essex, UK)* – may 2007.
- Poli R. *Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation* // *Journal of Artificial Evolution and Applications*. – 2008. – P. 1–10. DOI: 10.1155/2008/685175
- Min-Yuan Cheng. *K-means Particle Swarm Optimization with Embedded Chaotic Search for Solving Multidimensional Problems* / Min-Yuan Cheng, Kuo-Yu Huang and Hung-Ming Chen // *Applied Mathematics and Computation*. – 2012. – Vol. 219, No. 6. – P. 3091–3099.
- Shafiq Alam. *Research on Particle Swarm Optimization based clustering: a systematic review of literature and techniques* / Shafiq Alam, Gillian Dobbie, Yun Sing Koh, Patricia Riddle and Saeed Ur Rehman // *Swarm and Evolutionary Computation*. – 2012. – Vol. 17, No. 8. – P. 1–13.
- Гальченко В. Я. *Популяційні метаевристичні алгоритми оптимізації роєм частинок : навчальне посібник* / В. Я. Гальченко, А. Н. Якимов. – Черкаси : ФЛП Третяков А. Н., 2015. – 160 с.

Стаття надійшла в редакцію 16.07.2017.

Після доработки 25.08.2017.

Кошовий М. Д.¹, Беляєва А. А.²

¹Д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри авіаційних приладів і вимірювань, Національний аерокосмічний університет ім. М. С. Жуковського «ХАІ», Харків, Україна

²Аспірант кафедри авіаційних приладів і вимірювань, Національний аерокосмічний університет ім. М. С. Жуковського «ХАІ», Харків, Україна

ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМУ ОПТИМІЗАЦІЇ РОЄМ ЧАСТОК ДЛЯ МІНІМІЗАЦІЇ ВАРТОСТІ ПРОВЕДЕННЯ БАГАТОФАКТОРНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ

Актуальність. Вирішено актуальну завдання отримання послідовності дослідів при проведенні повного факторного експерименту, що забезпечує його мінімальну вартість.

Мета роботи – створення методу для оптимізації багатофакторних планів експерименту за допомогою алгоритму оптимізації роєм часток.

Метод. Запропоновано метод побудови оптимальної матриці планування експерименту за вартістю реалізації з використанням алгоритму рою часток. Метод рою часток базується на моделюванні поведінки популяції частинок в просторі параметрів задачі

оптимізації. На початку вводиться кількість чинників і вартість переходу для кожного рівня факторів. Потім з урахуванням введених даних формується зведена матриця планування експерименту. Частинки розкидані випадковим чином по всій зведеній матриці планування експерименту і кожна частинка має випадковий вектор швидкості. Після цього частинки починають переміщатися по рядках і стовпцях матриці. У кожній точці, де побувала частинка, розраховується значення вартості проведення експерименту. При цьому кожна частка запам'ятовує, яке (і де) краще значення вартості експерименту вона особисто знайшла і де розташована точка, яка є кращою серед усіх точок, які розвідали частки. На кожній ітерації частки коректують свою швидкість (модуль і напрямок), щоб з одного боку бути ближче до кращої точки, яку вона знайшла сама і, в той же час, наблизитися до точки, яка в даний момент є глобально кращою. Через деякий кількість ітерацій частки збираються поблизу найбільш хорошою точки. Потім коригується поточна координата кожної частки. Після цього розраховується значення вартості проведення експерименту в кожній новій точці, кожна частка перевіряє, чи не стала нова координата кращою серед усіх точок, де вона побувала. Потім серед усіх нових точок здійснюється перевірка, чи не знайшли ми нову глобально кращу точку, і, якщо знайшли, запам'ятовуємо її координати і значення вартості проведення експерименту в ній. Потім розраховується виграш в порівнянні з вихідною вартістю проведення експерименту.

Результати. Розроблено програмне забезпечення, що реалізує запропонований метод, який використано при проведенні обчислювальних експериментів з дослідження властивостей методу.

Висновки. Проведені експерименти підтвердили працездатність запропонованого методу і реалізує його програмного забезпечення, а також дозволяють рекомендувати їх для застосування на практиці при побудові оптимальних матриць планування експериментів.

Ключові слова: метод, оптимізація, рій часток, планування експерименту, вартість, оптимальний план.

Koshevoy N. D.¹, Beliaeva A. A.²

¹Dr. Sc., Professor, Head of Department Aircraft Instrumentation and Measurements, National Aerospace University named after M. E. Zhukovskoho "NAU", Kharkiv, Ukraine

²Post-graduate student of Department Aircraft Instrumentation and Measurements, National Aerospace University named after M. E. Zhukovskoho "NAU", Kharkiv, Ukraine

APPLICATION PARTICLE SWARM ALGORITHM TO MINIMIZE THE COST OF CONDUCTING MULTIVARIATE EXPERIMENT

Context. The actual problem of obtaining a sequence of experiments in the conduct of a full factor experiment ensuring its minimum cost has been solved.

Objective – is to create a method for optimizing multifactor experimental plans using an optimization algorithm for the particle swarm.

Method. A method is proposed for constructing an optimal experiment design matrix for the cost of implementation using the particle swarm algorithm. The particle swarm method is based on modeling the behavior of the particle population in the parameter space of the optimization problem. In the beginning, the number of factors and the cost of the transition for each level of factors are introduced. Then, taking into account the input data, a composite matrix of experiment planning is formed. The particles are scattered randomly across the entire composite experiment design matrix and each particle has a random velocity vector. After that, the particles begin to move along the rows and columns of the matrix. At each point where the particle visited, the value of the experiment is calculated. In this case, each particle remembers which (and where) the best value of the cost of the experiment, she personally found and where the point is located, which is the best among all the points that explored the particles. At each iteration, the particles correct their velocity (module and direction) in order to be closer to the best point on the one hand, which she found herself and, at the same time, to approach the point that is currently globally better. After a certain number of iterations, the particles are collected near the best point. Then the current coordinate of each particle is corrected. After this, the cost of the experiment is calculated at each new point, each particle checks whether the new coordinate has become the best among all the points where it visited. Then, among all the new points, we check whether we have found a new globally better point, and if found, remember its coordinates and the value of the cost of conducting the experiment in it. Then the gain is calculated in comparison with the initial cost of the experiment.

Results. The software that implements the proposed method is developed, which was used in carrying out computational experiments to study the properties of the method.

Conclusions. The conducted experiments confirmed the efficiency of the proposed method and the software that implements it, and also allow them to be recommended for application in practice when constructing optimal experimental design matrices.

Keywords: method optimization, swarm particle, experimental design, cost, optimal plan.

REFERENCES

1. Hoskins D. S. *Combinatorics and Statistical Inference*, *Applied Optimal Designs*, 2007, Vol. 4, pp. 147–179.
2. Morgan J. P. Association Schemes: Designed Experiments, Algebra and Combinatorics, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 100, No. 471, 2005, pp. 1092–1093.
3. Bailey R. A., Cameron P. G. Combinatorics of optimal designs, *Surveys in Combinatorics*, Vol. 365, 2009, pp. 19–73.
4. Koshevoj N. D., Kostenko E. M. Optimal'noe po stoimostnym i vremennym zatratam planirovanie jeksperimenta. Poltava, izdatel' Shevchenko R. V., 2013, 317 p.
5. Koshevoy N. D., Beliaeva A. A. Primenenie algoritma tabu-poiska dlja minimizacii stoimosti provedenija mnogofaktornogo jeksperimenta. Kiev, *Zbirnik naukovih prats Vlyskovogo Institutu KiYivskogo natsionalnogo unIversitetu Im. T. G. Shevchenka*, 2016, No. 53, pp. 85–91.
6. Poli R. An analysis of publications on particle swarm optimisation applications. Technical Report CSM-469 (Department of Computer Science, University of Essex, UK) – may 2007.
7. Poli R. Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation, *Journal of Artificial Evolution and Applications*, 2008, pp. 1–10. DOI:10.1155/2008/685175
8. Min-Yuan Cheng, Kuo-Yu Huang and Hung-Ming Chen (2012), K-means Particle Swarm Optimization with Embedded Chaotic Search for Solving Multidimensional Problems, *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 219, No. 6, pp. 3091—3099.
9. Shafiq Alam, Gillian Dobbie, Yun Sing Koh, Patricia Riddle and Saeed Ur Rehman, Research on Particle Swarm Optimization based clustering: a systematic review of literature and techniques, *Swarm and Evolutionary Computation*, 2014, Vol. 17, No. 8, pp. 1–13.
10. Gal'chenko V. Ja., Jakimov A. N. Populjacionnye metajevresticheskie algoritmy optimizacii roem chastic : Uchebnoe posobie. Cherkassy, FLP Tretjakov A. N., 2015, 160 p.