

– каждое высевашее устройство вибрационного аппарата должно иметь два высевных отверстия, позволяющих одновременно засевать два смежных рядка;

– эффективный режим работы вибрационного аппарата характеризуется частотой колебаний высевашего устройства 9 Гц, при амплитуде 7 мм и уровне в нем семян 20 мм, при этом режиме коэффициенты неравномерности высева семян подсолнечника и неустойчивости высева соответственно равны 3,2 и 1,75 %, что характеризует формирование аппаратом равномерного и стабильного потока семян.

Результаты проведенных исследований подтвердили универсальность вибрационного аппарата, что позволяет рекомендовать его в технологическом процессе работы пропашной сеялки.

Литература

1. Халанский В.М., Горбачев И.В. Сельскохозяйственные машины: учеб. – М.: Колос С, 2003. – 624 с.
2. Кленин Н.И., Киселев С.Н., Лифшин А.Г. Сельскохозяйственные машины: учеб. – М.: Колос С, 2008. – 816 с.
3. Полохин А.М. Совершенствование технологии высева семян пневматическим высевашим аппаратом: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Воронеж, 2002. – 21 с.



УДК 631.3.004.67

С.Ю.Журавлев, В.С. Фейгин

ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ РЕШЕНИЯ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ЗАДАЧИ ОПТИМИЗАЦИИ ЭНЕРГОЗАТРАТ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ МАШИННО-ТРАКТОРНЫХ АГРЕГАТОВ

В статье представлена методика многокритериальной оптимизации эксплуатационных характеристик машинно-тракторных агрегатов с использованием многокритериального генетического алгоритма. В результате, на основе известного генетического алгоритма VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm), получен алгоритм многокритериальной оптимизации.

Ключевые слова: генетический алгоритм, машинно-тракторный агрегат, многокритериальная оптимизационная задача, критерий, целевые функции, множество Парето, оператор, функция пригодности, селекция, скрещивание, мутация.

S.Yu. Zhuravlyov, V. S. Feygin

GENETIC ALGORITHM OF THE MULTICRITERION PROBLEM SOLUTION OF POWER INPUT OPTIMIZATION WHEN USING MACHINE AND TRACTOR UNITS

The multicriterion optimization technique of machine and tractor unit operational characteristics with the use of multicriterion genetic algorithm is presented in the article. As a result, on the basis of the known genetic algorithm VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) the algorithm of multicriterion optimization is received.

Key words: genetic algorithm, machine and tractor unit, multicriterion optimizing task, criterion, target functions, Pareto's multitude, operator, suitability function, selection, crossing, mutation.

Введение. На основе общего эволюционного алгоритма и его составляющих многокритериальных генетических алгоритмов (ГА) разработан ряд методов решения оптимизационных задач. Одним из наиболее распространенных является метод VEGA – Vector Evaluated Genetic Algorithm [1,2].

Метод VEGA предусматривает расширение традиционного ГА за счет использования векторных оценок степени пригодности индивидуумов (решений задачи) и возможности параллельной оценки популяций (множества решений) по каждому из критериев в отдельности. Таким образом осуществляется одновременная оптимизация по всем целевым функциям.

Цель исследования. Разработка методики минимизации энергозатрат при использовании мобильных машинно-тракторных агрегатов (МТА) путем подбора оптимальных параметров двигателя и трактора с помощью генетических алгоритмов решения задачи многокритериальной оптимизации.

Задачи:

1. Разработать методику многокритериальной оптимизации энергоматериальных затрат на режиме рабочего хода МТА с использованием генетических алгоритмов.
2. Адаптировать многокритериальный генетический алгоритм VEGA к нахождению оптимальных значений целевых функций, определяющих связь между вероятностными входными воздействиями на агрегат и его выходными параметрами.

Метод VEGA относится к методам параллельных популяций (популяция – множество решений задачи) множества решений задачи, отобранных по каждому из частных критериев, т.е. селекция или выбор наилучшего решения в соответствии с его пригодностью (соответствие критерию) производится для каждого критерия в отдельности.

Этап селекции в данном ГА протекает таким образом, что в каждом поколении (множество текущих значений функции) создается некоторое количество подпопуляций с помощью пропорциональной селекции (повторного использования хороших решений) для каждой целевой функции. То есть в задаче с K критериями создается K подпопуляций размером N/K , где N – размер всей популяции исходя из числа целевых функций. Далее подпопуляции смешиваются для получения новой популяции размером N , после чего ГА использует операторы мутации (поиска наилучших решений) и рекомбинации (скрещивания индивидов). Под скрещиванием понимается выбор наилучшего решения.

Механизм селекции и назначения пригодности в методе VEGA схематически выглядит следующим образом (рис. 1) [2].

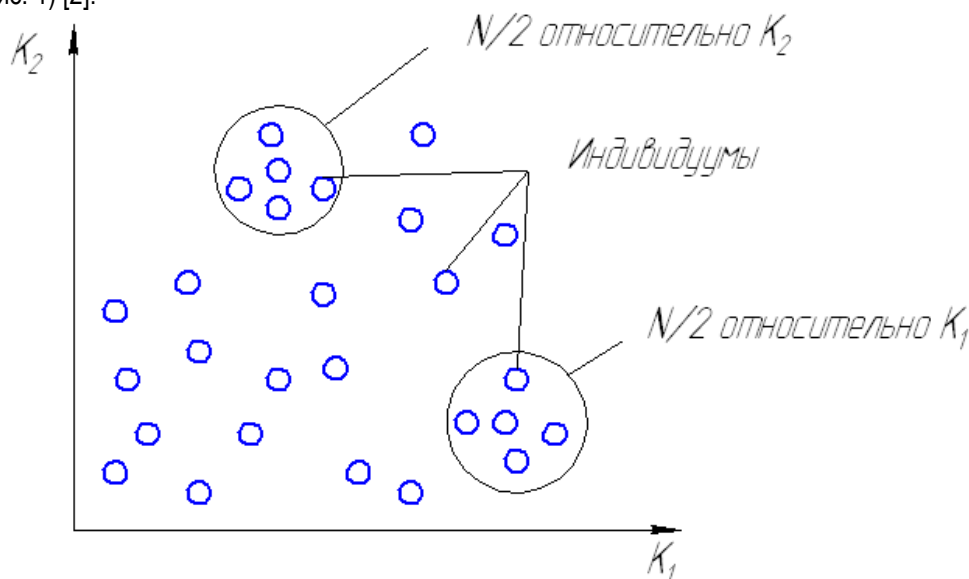


Рис. 1. Пропорциональная селекция в методе VEGA: K_1 и K_2 – критерии

На рисунке 1 представлена двухкритериальная задача. Для каждого из критериев создается подпопуляция размером $N/2$, куда индивиды отбираются с помощью пропорциональной селекции относительно пригодности по каждому критерию в отдельности. Затем подпопуляции смешиваются для получения общей популяции размером N . Далее осуществляются этапы скрещивания и мутации. Данный ГА может использовать принцип паретооптимальности (использование множества Парето) при решении многокритериальной задачи.

Решение $x \in D$ называется эффективным (паретовским, неулучшаемым), если в множестве допустимых альтернатив – решений D не существует решения, которое по целевым функциям было бы не хуже, чем x , и по одной целевой функции было бы лучше, чем x .

Задача оптимизации параметров и режимов работы сельскохозяйственных машинно-тракторных агрегатов при воздействии на них переменных внешних факторов должна рассматриваться как многокритериальная с участием определенного количества переменных, многие из которых являются так называемыми независимыми переменными. Переменные величины, входящие в состав целевых функций, определяющих связь между входными воздействиями и выходными параметрами агрегатов, имеют свои области определения значений. В пределах этих областей определения или ограничения можно находить оптимумы параметров двигателя и трактора, входящего в состав мобильного машинно-тракторного агрегата, и на их основе

определять уровень энергоматериальных затрат при использовании МТА в процессе производства сельскохозяйственной продукции.

Энергозатраты при работе агрегатов на режиме рабочего хода в процессе выполнения различных технологических операций в составе машинных комплексов по возделыванию сельскохозяйственных культур определяются двумя основными составляющими [3]:

- основные прямые топливно-энергетические затраты;
- энергозатраты, обусловленные несоблюдением оптимальных параметров и режимов работы агрегатов.

Поэтому при повышении эффективности использования МТА, с учётом энергозатрат технологического процесса, необходимо учитывать спектр факторов, влияющих на обе составляющие.

Исходя из того, что энергозатраты использования агрегатов определяются прежде всего расходом топлива и производительностью (которая зависит от эффективной мощности двигателя или тяговой мощности трактора), можно сказать, что задача нахождения оптимальных параметров и режимов работы МТА является двухкритериальной. Иначе говоря, рассматривается многокритериальная оптимизация по двух ведущим и в то же время противоречивым критериям. Целевые функции поставленной оптимизационной задачи, определяющие характер и количество критериев, могут быть представлены в виде $Y = f(x)$, где x – входные воздействия на агрегат, Y – выходные параметры агрегата.

Структура применяемого ГА, построенного на основе алгоритма VEGA, состоит из следующих основных операторов.

Инициализация. На шаге инициализации задаются параметры алгоритма: длина хромосомы (представление решения задачи в виде бинарной строки), размер популяции и др. Если априорные сведения о пространстве поиска отсутствуют, начальная популяция генерируется случайным образом.

Как правило, оптимизируемая функция представлена в форме для работы с десятичными числами. Поскольку ГА работает с двоичными строками, необходимо каждый набор значений переменных, представляющих одно решение, преобразовать в виде двоичного кода. Для этого на первом этапе работы ГА необходимо произвести следующие действия:

- определить m – число переменных в оптимизируемой функции;
- задать области допустимых значений для переменных;
- задать для каждой переменной точность, с которой будет выполняться поиск;
- вычислить необходимую длину бинарной строки для каждой переменной;
- вычислить общую длину генотипа (генотип – множество решений задачи в виде бинарной строки).

Вычислить длину бинарного кода для i -й переменной, заданной на интервале $(a_i; b_i)$, с точностью ω_i можно, определив мощность пространства поиска по формуле

$$interval_i = \frac{b_i - a_i}{\omega_i}. \quad (1)$$

Длиной бинарного кода будет такое минимальное число n_i , что $2^{n_i} \geq interval_i$. Таким образом, длина генотипа одного индивида n будет равна

$$n = \sum_i^m n_i. \quad (2)$$

Например, фенотип (фенотип – параметр задачи, закодированный из вещественного числа в бинарную строку) и генотип функции, выраженной тремя переменными, имеющими длину бинарного кода в три, пять и четыре бита соответственно, выглядит следующим образом (рис. 2).

1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	0	1	Генотип
x			y					z				Фенотип

Рис. 2. Пример генотипа и фенотипа функции многих переменных

Для инициализации начальной популяции нужно определить размер популяции (N), т.е. множество индивидов, обрабатываемых в одной итерации работы ГА (поколении). Инициализация начальной популяции производится случайно, т.е. каждый символ из строки-кода для каждого индивида выбирается случайным образом (числами 0 или 1).

Оценка индивидов. Оценку индивидов можно разделить на два подэтапа: вычисление целевой функции и вычисление функции пригодности.

Вычисление целевой функции. Поскольку в алгоритме решения представлены двоичными строками – генотипом, для оценки индивида необходимо перейти от генотипа к фенотипу. Для этого требуется сначала создать какую-либо структуру или массив, который будет хранить в себе фенотип.

На первом шаге необходимо из генотипа выделить участки, в которых хранятся данные о каждой переменной в отдельности. Это нетрудно сделать, имея сохраненные длины кода переменных и зная, в каком порядке они записаны в генотипе.

Определив участки генотипа, в которых хранится информация о каждой переменной, можно произвести декодирование каждой переменной. Как правило, в описании работы генетического алгоритма для простоты указывается, что переменные в генотипе записаны в виде простого двоичного числа. Однако в реальности, при использовании простой двоичной кодировки, возникают ситуации, когда два соседних числа в десятичном виде отличаются большим числом разрядов в двоичном. Например, числа 3 и 4 в двоичном виде отличаются на 3 разряда: 011 и 100. Это часто приводит к тому, что ГА в процессе работы останавливается «в шаге» от оптимального решения, так как для перехода к нему требуется большое изменение двоичной строки. Избежать этой ситуации позволяет использование каких-либо других бинарных кодировок. В генетическом алгоритме хорошо показывает себя применение рефлексивного кодирования Грея, или кода Грея.

Предположив, что в генотипе переменная изначально закодирована кодом Грея, мы должны решить задачу декодирования ее в классическую двоичную систему исчисления. Сделать это можно по следующей формуле:

$$B_k = \oplus_{i=k}^N G_i, \quad (3)$$

где N – число бит в коде Грея; B_k – значение бита в двоичной системе исчисления; G_i – значение бита в коде Грея. Символ $\oplus$ означает операцию «XOR», или «исключающее ИЛИ», также иногда эта операция носит название «ЛИБО».

После перевода из кода Грея в двоичный код нужно произвести преобразование числа из двоичной системы исчисления в десятичную.

Следует понимать, что число, выраженное в генотипе, означает не значение переменной, а смещение относительно левой границы заданного интервала поиска, умноженное на точность поиска. Т.е. число d_i , полученное в результате преобразования, не есть значение переменной y , вычислить ее значение можно по формуле

$$y = a_i + d_i \cdot \omega_i, \quad (4)$$

где i – номер переменной y .

Вычислив фенотип всех индивидов в популяции, можно произвести вычисление значений целевой (оптимизируемой) функции.

При вычислении целевой функции необходимо проверять значение переменных фенотипа на нахождение их в заданном интервале поиска. В случае, если переменная выходит за границы области поиска, применяется штрафование такого индивида. Существует много различных штрафных функций: статические штрафы, динамические штрафы, «смертельные» и пр.

После вычисления значений целевой функции для всей популяции в первом поколении необходимо выбрать лучшего индивида и сохранить его генотип, а также значение целевой функции. В следующих поколениях нужно сравнивать каждого индивида с лучшим и в случае, если его значение лучше, производить перезапись лучшего индивида. Если не производить данную операцию, ГА будет множество раз находить и терять лучшее решение.

Вычисление функции пригодности. Для вычисления функции пригодности $fitness_k$ используются следующие формулы [4]:

- для задачи максимизации:

$$fitness_k = \begin{cases} \frac{f(x_k) - I^{min}}{I^{max} - I^{min}}, & \text{если } I^{max} \neq I^{min}, \\ 1, & \text{если } I^{max} = I^{min}, \end{cases} \quad (5)$$

где

$$\begin{aligned} I^{\min} &= \min_{x \in Y} f(x), \\ I^{\max} &= \max_{x \in Y} f(x), \end{aligned} \quad (6)$$

где Y – множество представленных индивидами значений целевой функции в текущем поколении; x – фенотип; $f(x_k)$ – значение целевой функции; $k = \overline{1, N}$.

- для задачи минимизации:

$$fitness_k = \begin{cases} \frac{I^{\max} - f(x_k)}{I^{\max} - I^{\min}}, & \text{если } I^{\max} \neq I^{\min}, \\ 1, & \text{если } I^{\max} = I^{\min}, \end{cases} \quad (7)$$

где $k = \overline{1, N}$.

Селекция. Селекция – оператор случайного выбора одного индивида из популяции. Оператор селекции основывается на значениях функции пригодности всех индивидов текущей популяции для использования выбранного индивида в операторе скрещивания. При этом вероятность выбора у индивидов с более высокой пригодностью выше, чем у индивидов с более низкой пригодностью. В рассматриваемом алгоритме используется пропорциональная селекция.

Пропорциональная селекция. Вероятность выбора элемента пропорциональна значению пригодности индивида. Данный вид селекции может работать только с неотрицательными значениями пригодности.

Пропорциональная селекция определяется формулой [4]

$$p_k = \frac{fitness_k}{\sum_{j=1}^N fitness_j}. \quad (8)$$

Например, пусть: $fitness = \{0,3; 1; 0,5; 0\}$. Тогда вероятности отбора индивидов для скрещивания будут:

$$\begin{aligned} p_1 &= \frac{0,3}{0,3+1+0,5+0} \approx 0,17; \\ p_2 &= \frac{1}{0,3+1+0,5+0} \approx 0,55; \\ p_3 &= \frac{0,5}{0,3+1+0,5+0} \approx 0,28; \\ p_4 &= \frac{0}{0,3+1+0,5+0} = 0. \end{aligned}$$

Для выбора индивида необходимо случайно «бросить» число и выбрать индивида, на которого оно попало (рис. 3).

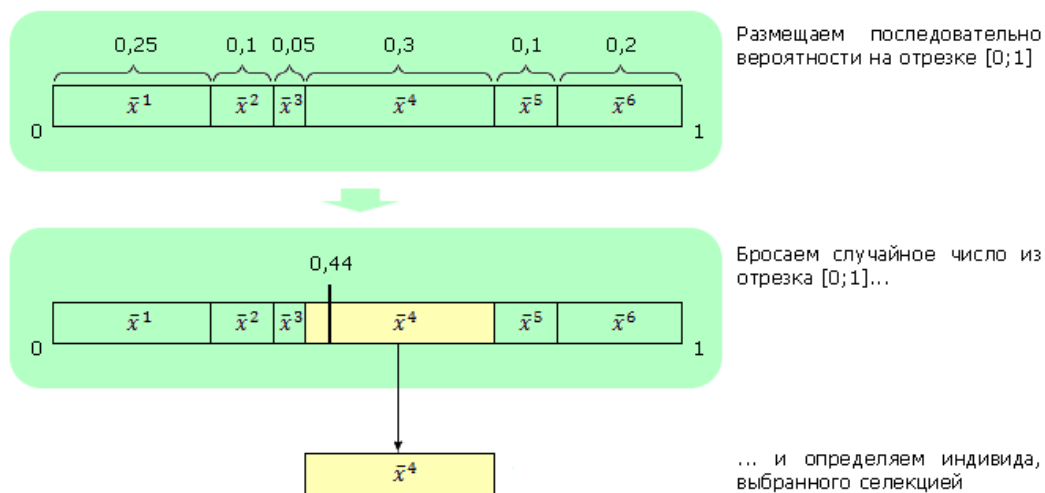


Рис. 3. Пропорциональная селекция

Реализовать данный алгоритм программно можно следующим образом:

- выбрать случайное число на отрезке от 0 до 1;
- последовательно складывать вероятности быть отобранным для каждого индивида, начиная с первого, до тех пор, пока сумма вероятностей не станет больше либо равной этому случайному числу. Итерация, на которой сумма вероятностей превысит выпавшее число, будет номером индивида, попавшего на скрещивание.

Скрещивание. Скрещивание (кроссовер) – оператор случайного формирования нового индивида из двух выбранных родителей (предыдущих решений задачи) с сохранением признаков обоих родителей. В качестве оператора скрещивания в разработанном алгоритме используется двухточечное скрещивание.

Двухточечное скрещивание. Пусть имеются два родителя (родительские хромосомы). В двух случайных местах происходят разрывы между двумя позициями генов (значений ячейки в двоичной форме записи переменной) в обеих хромосомах. После этого хромосомы обмениваются частями, в результате чего образуются два потомка (потомок – новое решение задачи с использованием данных о предыдущих решениях). Из них выбирается случайно один потомок, который и передается в качестве результата оператора скрещивания [4].

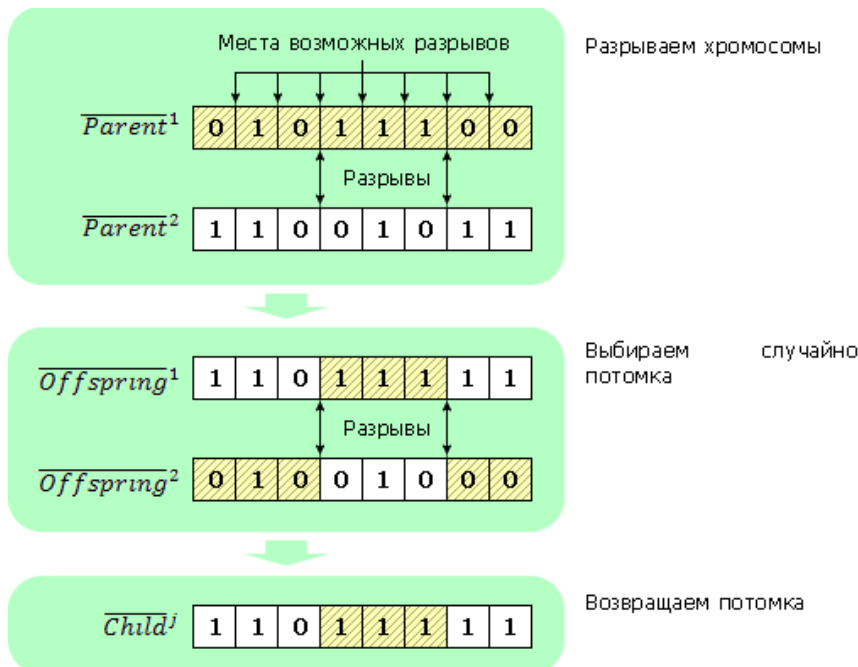


Рис. 4. Двухточечное скрещивание

Мутация. Мутация – оператор случайного изменения всех потомков из популяции. Цель данного оператора – не получить более лучшее решение, а разнообразить многообразие рассматриваемых индивидов. Обычно мутация предполагает незначительное изменение потомков. При выполнении оператора каждый ген каждого индивида с некоторой заданной вероятностью мутирует, то есть меняет свое значение на противоположное.

Обычно в генетическом алгоритме вероятность мутации выбирается из трех вариантов: слабая, средняя и сильная мутация.

$$p(mut) = \begin{cases} \frac{1}{3n}, & \text{если мутация слабая;} \\ \frac{1}{n}, & \text{если мутация средняя;} \\ \min\left(\frac{3}{n}, 1\right), & \text{если мутация сильная,} \end{cases} \quad (9)$$

где n – длина вектора $x \in D$ бинарной задачи оптимизации.

Пример мутации одного из индивидов показан на рисунке 5 [4].

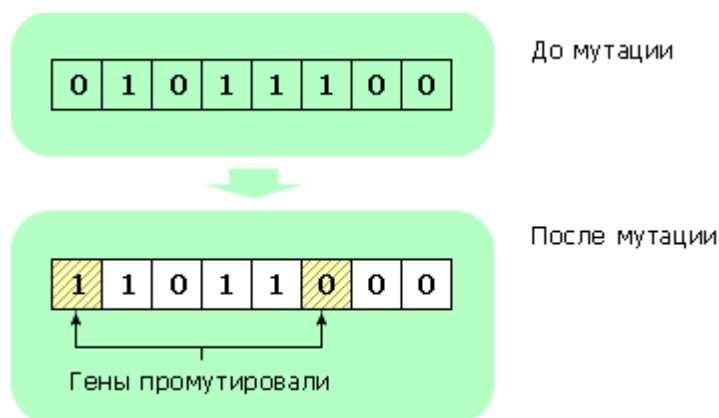


Рис. 5. Мутация

Формирование нового поколения. Формирование нового поколения – оператор формирования нового поколения из массива родителей и получившихся потомков с использованием уже известных значений функции пригодности как родителей, так и потомков.

Схема формирования новой популяции показана на рисунке 6.

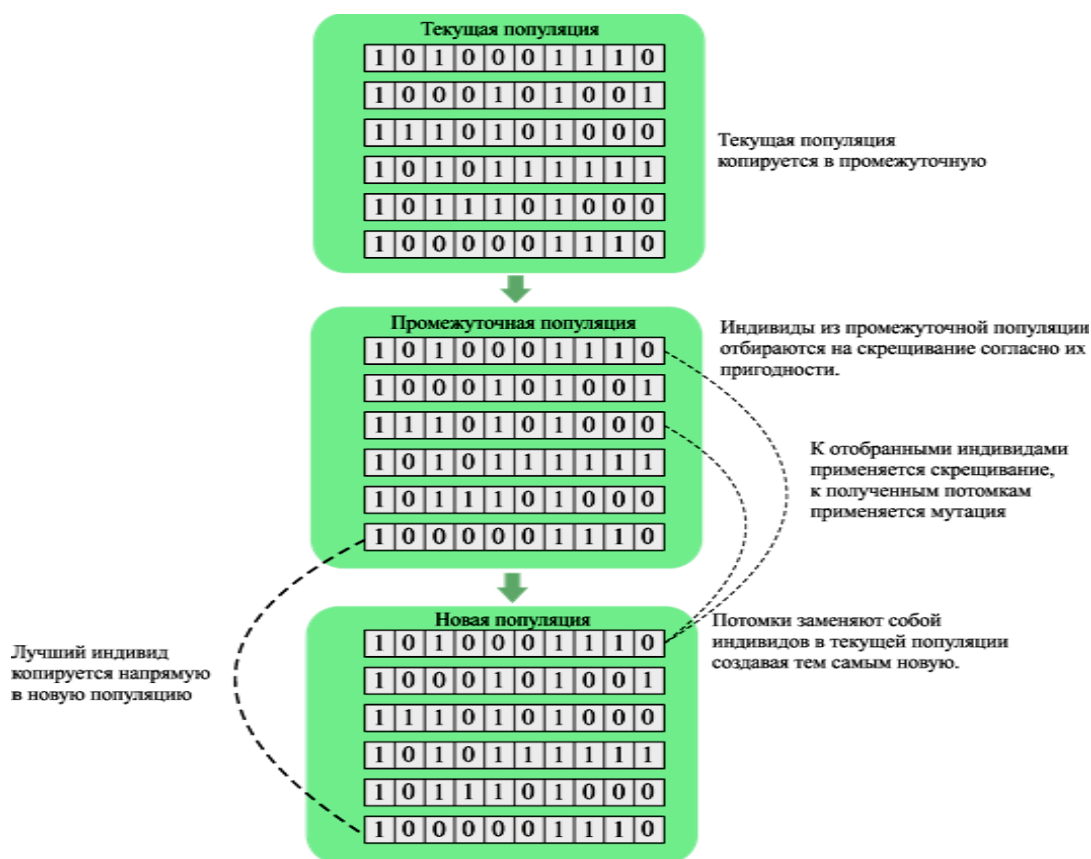


Рис. 6. Формирование новой популяции

Порядок работы с алгоритмом нахождения оптимальных значений параметров двигателя и трактора при помощи многокритериального ГА следующий:

1. Указываем области определения для всех переменных задачи оптимизации: 0 – n_x (обороты холостого хода); 1 – n_{nom} (номинальные обороты двигателя); 2 – n_{min} (минимально устойчивые обороты); 3 – M_{nom} (номинальный крутящий момент); 4 – M_k (среднее значение момента); 5 – k (коэффициент приспособляемости); 6 – ν_m (коэффициент вариации); 7 – Gt_x (массовый расход топлива на холостом ходу двигателя); 8 – Gt_{nom} (массовый расход топлива при номинальной загрузке двигателя); 9 – k_{ob} (коэффициент приспособляемости по оборотам).

2. Далее следует ввод параметров генетического алгоритма:

- размер популяции означает, сколько индивидов будет в популяции, с помощью которой осуществляется поиск;

- число поколений: рекомендуются значения от 100 до 1000;

- тип мутации: 1 – низкая мутация; 2 – средняя мутация; 3 – высокая мутация;

- число прогонов: количество запусков алгоритма с заданными выше параметрами.

Модифицированный алгоритм имеет следующие отличия от упоминаемого ранее алгоритма VEGA:

1. В части записи лучшей точки: в данном месте работает принцип Парето, т.е. мы записываем решение в качестве лучшего, если по одному из критериев есть улучшение, а по другому критерию будет строго не хуже.

```
//-----
// Проверка, не является ли найденное решение лучшим
//-----
if(best[0] >= functional[0][i] && best[1] <= functional[1][i]){ //Если одно значение лучше и другое не хуже,
чем было
if (best[0] != functional[0][i] || best[1] != functional[1][i]){//Не записано ли то же самое
best[0]=functional[0][i];
best[1]=functional[1][i];
for (int j = 0; j < numb_of_variables; j++){
best_pos[j] = point[j]; //Сохранение координат лучшей точки
}
find_itr = gener;//Записываем номер поколения
for (int s = 0; s < len; s++){
superman[s] = population[i][s]; //Сохранение генотипа лучшей точки
}
doom = 0;
}
}
delete[] point; // Удаление массива со значением координаты в десятичной форме
}
int** inter_popul = new int*[popul_size]; // Создание промежуточной популяции для взятия индивидов на
генетические операции
for (inti = 0; i < popul_size; i++){
inter_popul[i] = new int[len];
}
}
```

2. Второе отличие в части селекции. Данное отличие реализовано следующим образом: подпопуляции условные, создается промежуточная популяция, которая заполняется в два этапа: первая половина на основе оценки пригодности по расходу топлива, вторая половина на основе мощности. Далее при смешивании создается массив номеров и производится смешивание, затем для скрещивания берутся индивиды по номеру из этого массива, номер берется случайно.

int** inter_popul = new int*[popul_size]; // Создание промежуточной популяции для взятия индивидов на генетические операции

```
for (inti = 0; i < popul_size; i++){
inter_popul[i] = new int[len];
}
//-----
// Подпопуляция для Gt (часовой расход топлива)
//-----
fitness_filling (popul_size,functional[0],0);//
Вычисление функции пригодности
proportional_sel(fitness,popul_size);//Пропорциональная селекция
intrazdel = popul_size/2;
for (inti = 0; i < razdel; i++){
for (int j = 0; j < len; j++){
inter_popul[i][j] = population[lucky(possible,popul_size)][j];
}
}
//-----
// Подпопуляция для Ne (эффективная мощность двигателя)
```



```
//-----
fitness_filling (popul_size,functional[1],1);//
Вычисление функции пригодности
proportional_sel (fitness,popul_size); //Пропорциональная селекция
for (inti = razdel; i<popul_size; i++){
for (int j = 0; j <len; j++){
inter_popul[i][j] = population[lucky(possible, popul_size)][j];
}
}
int* positions = new int[popul_size];
for (inti = 0; i<popul_size; i++){
positions[i] = i;
}
//-----
// Перемешивание промежуточной популяции
//-----
for(inti = 0; i< 1000; i++){
int buff = 0;
int number1 = 0, number2 = 0;
number1 = rand()%popul_size;
do {
number2 = rand()%popul_size;
} while(number1 == number2);
buff = positions[number1];
positions[number1] = positions[number2];
positions[number2] = buff;
}
//-----
//Скращивание (двухточечное)
//-----
for(inti = 0; i<popul_size - 1; i++){
cross_2(inter_popul[positions[rand()%popul_size]],inter_popul[positions[rand()%popul_size]],population[i], len);
}
Оптимальные значения целевых функций в конце работы алгоритма имеют следующий вид:
ПОИСК ОПТИМАЛЬНОГО РЕШЕНИЯ
Расчет проведен на примере колесного трактора, относящегося к классу тяги 14 кН.
```

Прогон № 1

Лучшая точка (2385,2200,1560,260,243,1.12,0.2,11,14,1.35),
значение функции Ne = 48.2541, Gt = 13.1915, найдена в 144-м поколении.

Прогон № 2

Лучшая точка (2369,2194,1560,259,245,1.12,0.2,11,14,1.35),
значение функции Ne = 47.6866, Gt = 13.158, найдена в 140-м поколении.

Выводы

1. На основе известных многокритериальных генетических алгоритмов разработана методика оптимизации параметров МТА с целью минимизации энергозатрат технологического процесса возделывания сельскохозяйственных культур.

2. Предложенный многокритериальный алгоритм решения задачи оптимизации параметров и режимов функционирования МТА позволяет с высокой эффективностью обосновывать рациональные эксплуатационные режимы и характеристики мобильных сельскохозяйственных агрегатов.

Литература

1. Терсков В.А. Модели функционирования и методы оптимизации структуры многопроцессорных вычислительных систем. – Красноярск, 2001. – 335 с.
2. Гуменникова А.П. Адаптивные поисковые алгоритмы для решения сложных задач многокритериальной оптимизации: дис. ... канд. техн. наук. – Красноярск, 2006. – 129 с.

3. Журавлев С.Ю., Цугленок Н.В. Оценка влияния оптимальных показателей работы МТА на энергозатраты технологического процесса // Вестник КрасГАУ. – 2010. – №10. – С. 146–151.
4. Генетический алгоритм. Стандарт. Ч. 1. / А.Б. Сергиенко, П.В. Галушин, В.В. Бухтояров [и др.] // Описание стандартного генетического алгоритма (сГА). – Красноярск, 2010. – URL: http://www.harrix.org/main/project_standart_ga.php



УДК 630*3:658.2

А.Н. Заикин, В.М. Меркелов,
Е.Г. Рыжикова, И.И. Теремкова

ВАРИАНТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТИ РАСЧЕТНОГО ПЕРИОДА ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ РАБОТЫ ЛЕСОСЕЧНЫХ МАШИН

Предложены математические модели для определения режимов работы лесосечных машин. Приведены результаты статистических исследований. Показана необходимость прогнозирования числа дней на основных операциях в каждом планируемом месяце разработки лесосеки.

Ключевые слова: лесосечные работы, моделирование, комплект машин, число дней работы.

A.N. Zaikin, V.M. Merkelov,
E.G. Ryzhikova, I.I. Teremkova

FORECASTING VARIANTS OF THE CALCULATION PERIOD DURATION WHEN MODELING LOGGING MACHINE OPERATION

The mathematical models for determining the logging machine operating mode are suggested. The results of statistical research are given. The necessity of the day number forecasting on the basic operations in each planned month of the cutting area development is shown.

Key words: cutting area works, modeling, machine set, operating day number.

Введение. Полное использование производственных возможностей машин и оборудования в значительной степени зависит от соответствия их конструктивных особенностей и параметров организации работы в конкретных природно-производственных условиях. Соответствие параметров организации работы или параметров взаимосвязи машин достигается в процессе технологических расчетов с определением оптимальных режимов функционирования: численности машин, времени их работы, объемов оперативных запасов древесины, а также технико-экономических и экологических показателей комплектов машин.

Для получения достоверных результатов расчетов необходимы соответствующие математические модели и достоверные исходные данные, которые можно получить на основании проведения различных исследований технологических процессов.

Объект и методы исследований. Объектом исследований являлись сформированные в комплекты лесосечные машины. Статистические исследования за работой машин на отдельных операциях технологического процесса проводились в условиях Кировской и Брянской областей. Обработка статистических данных выполнялась методами математической статистики.

Результаты исследований и их обсуждение. Специфичность лесозаготовительного производства и разнообразие природно-производственных условий вынуждают применять для выполнения лесосечных работ несколько систем машин и оборудования для различных типов технологических процессов, обеспечивающих заготовку деревьев, хлыстов, сортиментов, щепы и пиломатериалов на лесосеке, что порождает различные подходы к организации лесозаготовительного процесса. Эффективная организация работы комплектов машин возможна при правильно заданных режимах. Эти режимы можно получить в результате моделирования технологического процесса с учетом особенностей условий выполнения лесосечных работ.

В основу моделирования лесозаготовительного процесса нами положен подход к его организации, основанный на подключении дополнительного оборудования на «отстающих» операциях. Разработанные математические модели (табл. 1, 2) [1–4] учитывают основные особенности лесосечных работ, дают возможность определять режимы для организации работы машин, позволяющие получить объем выработки комплекта машин, равный или близкий к объему выработки головной машины (имеющей наибольшую производительность).