



4 Коварцев А.Н. Геометрически-обоснованный метод формирования атомных кластеров Морса больших размерностей / А.Н.Коварцев // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, №4 – С. 234-240.

5 База кластеров Морса The Cambridge Cluster Database [Электронный ресурс]. URL: <http://www-wales.ch.cam.ac.uk/CCD.html> (дата обращения: 21.03.2018).

6 База кластеров Морса The Cambridge Cluster Database. Morse Cluster: Table of global minima (7-240) [Электронный ресурс]. URL: <http://staff.ustc.edu.cn/~clj/morse/table.html> (дата обращения: 21.03.2018).

7 Pereira F. B., Marques J. M. C. Analysis of Crossover Operators for Cluster Geometry Optimization [Электронный ресурс] // Chapter, November 2010. URL: <https://www.researchgate.net/publication/226395707> (дата обращения: 20.03.2018).

А.С. Кабильджанов, Ч.З. Охунбабоева, А.А. Авазбаев

МЕТОДИКА ВЫБОРА ОПТИМАЛЬНЫХ ЗНАЧЕНИЙ ПАРАМЕТРОВ МЕЛИОРАТИВНОЙ ТЕХНИКИ В УСЛОВИЯХ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОСТИ

(Ташкентский институт инженеров ирригации
и механизации сельского хозяйства)

Проведение культуртехнической мелиорации осуществляется при помощи мелиоративной техники, к параметрам которой предъявляются определенные требования по обеспечению эффективности технологических процессов обработки почвы [1]. Определение наиболее приемлемых значений параметров мелиоративной техники (МО) в строгой математической постановке трактуется как оптимизационная задача, которая на практике носит многопараметрический и многокритериальный характер и решается с использованием полиномиальных математических моделей [2].

Представим математическую модель МО в следующем виде:

$$y_i = f_i(x, z, a); \quad i = \overline{1, k}, \quad (1)$$

где $y_i; i = \overline{1, k}$ - выходные параметры МО, играющие роль частных критериев оптимальности; x - входные параметры МО; z - конструктивные параметры; $f_i; i = \overline{1, k}$ - заданные полиномиальные функции; a - параметры математической модели МО, значения которых известны.

Как правило, при проектировании МО на его параметры накладываются следующие ограничения:

1) $y_i \leq t_i; y_j = t_j; y_l \geq t_l$ - функциональные ограничения на выходные параметры, определяющие условия работоспособности МО, где t_i - заданные числовые значения;



2) $z_{j_{\min}} \leq z_j \leq z_{j_{\max}} ; j = \overline{1, n}$ - прямые ограничения на внутренние параметры МО.

Перепишав функциональные ограничения на выходные параметры МО в виде: $g_i(z) \leq 0$, общую детерминированную задачу принятия решения по выбору вектора внутренних параметров при оптимальном параметрическом синтезе МО можно формализовать следующим образом:

$$f_i(x, z, a) \rightarrow \min_z, z \in W_Z, (i = \overline{1, k}), \quad (2)$$

где $W_Z = \{Z \in R^n | g_i(z) \leq 0; i = \overline{1, k}; z_{j_{\min}} \leq z_j \leq z_{j_{\max}}; j = \overline{1, n}; x = x_{зад}\}$ - множество допустимых решений.

Оптимизационная задача (2) не является стандартной в силу наличия векторного критерия оптимальности [3-5]. Произведем редуцирование исходной задачи с векторным критерием оптимальности (2) к однокритериальной оптимизационной задаче на основе комбинации методов *максиминной* и *среднестепенной свертки* [3]. Окончательно получим скалярный критерий оптимальности вида:

$$F(z) = \sum_{i=1}^k \exp[-\gamma \cdot \varphi_i(x, z, a)] \rightarrow \min_{ZOD}; \gamma = 1, 2, \dots \quad (3)$$

где D - множество допустимых решений, задаваемое функциональными ограничениями на внутренние параметры; $\varphi_i(x, z, a) = \alpha_i [(t_i - f_i(x, z, a)) / \delta_i - 1] \geq 0$ - запас, являющийся оценкой степени выполнения функциональных ограничений на выходные параметры МО $y_i \leq t_i, i = \overline{1, k}$; δ_i - оценка рассеяния i -го выходного параметра; α_i - весовые коэффициенты, определяющие относительную значимость отдельных выходных параметров МО: $\alpha_i > 0; (\sum_{i=1}^k \alpha_i = 1)$; $\gamma = 1, 2, \dots$ - целое число, используемое для управления сходимостью процедуры оптимизации.

Основная проблема при решении задачи (3) заключается в том, что значения $\alpha_i, i = \overline{1, k}$ могут быть заранее неизвестны, что приводит к *неопределенности приоритетов*. В этом случае общая постановка многокритериальной оптимизационной задачи (2) может быть сформулирована следующим образом. Пусть задана векторная функция $\Psi(x, z, a) = (f_1(x, z, a), f_2(x, z, a), \dots, f_k(x, z, a))$, компонентами которой являются частные критерии оптимальности и, которая определена на множестве альтернатив W_Z вектора варьируемых параметров Z . Необходимо найти такое решение на множестве W_Z , которое минимизировало бы все компоненты вектор-функции $\Psi(x, z, a)$.

При каждом фиксированном векторе $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$ комбинированный метод свертки сводит решение задачи (3) к решению однокритериальной оптимизационной задачи вида:

$$\min_{ZOD} F(z, A) = F(z^*, A), \quad (4)$$

решение которой, как было показано в [6], существует.



Обозначим множество достижимости задачи (множество, в которое векторный критерий оптимальности отображает множество W_Z) как Ω_Ψ ; фронт Парето задачи - Ω_Ψ^* , $\Omega_\Psi^* \subset \Omega_\Psi$; множество Парето - Ω_Z^* . Если $z \in \Omega_Z^*$ то будем считать, что вектор z - эффективный по Парето вектор [8].

Если при каждом $A \in D_A = \{A | \alpha_i \leq 0, \sum_{i=1}^k \alpha_i = 1\}$ решение задачи (4) единственно, то это означает, что каждому из допустимых векторов A соответствует единственный вектор z^* и соответствующие значения частных критериев оптимальности $f_1(x, z, a), f_2(x, z, a), \dots, f_k(x, z, a)$. Исходя из этого, можно построить некоторую функцию предпочтения $\zeta(A)$ лица, принимающего решение, определенную на множестве D_A : $\zeta: A \rightarrow R$.

Тогда задача многокритериальной оптимизации сводится к выбору такого $A^* \in D_A$, при котором $\max_{A \in D_A} \zeta(A) = \zeta(A^*)$.

Таким образом, задача многокритериальной оптимизации сводится к отысканию вектора $A^* \in D_A$, обеспечивающего максимум дискретной функции $\zeta(A)$:

$$\max_{A \in D_A} \zeta(A) = \zeta(A^*), \quad (5)$$

т.е. к аппроксимации функции предпочтения лица, принимающего решение.

Общая схема решения такой задачи носит итерационный характер и имеет несколько этапов [10].

На *первом этапе* случайным или каким-либо другим образом генерируется n векторов A_1, A_2, \dots, A_m . Порядок следующих действий сводится к следующему.

- 1) Решается однокритериальная задача:

$$\min_{ZOD} F(z, A_l) = F(z^*, A_l), \quad l = \overline{1, m}. \quad (6)$$

- 2) Выводятся найденные значения $z_l^*; l = \overline{1, m}; f_i(z_l^*); i = \overline{1, k}$.

- 3) Оцениваются полученные значения $f_i(z_l^*); i = \overline{1, k}; l = \overline{1, m}$ и вводятся значения функции предпочтения $z(A_l); l = \overline{1, m}$.

На *втором этапе* на основе значений A_1, A_2, \dots, A_m и оценок $z(A_l); l = \overline{1, m}$ выполняются следующие действия:

- 1) Строится функция $\tilde{\zeta}_1(A)$, аппроксимирующая $\zeta(A)$ в окрестности точек A_1, A_2, \dots, A_m ;

- 2) Решается однокритериальная задача

$$\max_{A \in D_A} \tilde{\zeta}_1(A) = \tilde{\zeta}_1(A_1^*); \quad (7)$$

- 3) Решается однокритериальная задача $\min_{ZOD} F(z, A_1^*) = F(z^*, A_1^*)$;

- 4) Выводятся найденные значения $z^*; f_i(z^*); i = \overline{1, k}$;



5) Оцениваются полученные значения $f_i(z^*)$; $i = \overline{1, k}$ и вводится значение функции предпочтения $\zeta(A_1^*)$.

На *третьем этапе* на основе имеющихся значений $A_1, A_2, \dots, A_m, A_1^*$ и соответствующих оценок функции предпочтения $\zeta(A_1), \zeta(A_2), \dots, \zeta(A_k), \zeta(A_1^*)$ выполняется аппроксимация функции $\zeta(A)$ в окрестности точек $A_1, A_2, \dots, A_m, A_1^*$, в результате которой строится функция $\tilde{\zeta}_2(A)$. Далее процедура продолжается по схеме второго этапа до тех пор, пока лицом, принимающим решение, не будет принято решение о прекращении вычислений. На каждой итерации допускается «откат» с целью изменения введенных ранее оценок своей функции предпочтения.

if⟨значение входных переменных⟩, *then*⟨значение выходной переменной⟩ (w_i), (8)

где $w_i \in [0, 1]$ – веса нечетких правил, которые первоначально принимаются равными 1.

Значения нечетких входных переменных, выходных лингвистических переменных, а также правила нечетких продукций образуют нечеткую базу знаний. В качестве схемы нечеткого вывода используется алгоритм Мамдани [3, 10].

Практическая реализация методики оптимального параметрического синтеза МО осуществлялась в среде MatLab 7.8.0 на примере технологического процесса распашки земли с остатками корневищ. Вычислительный эксперимент проводился на персональном компьютере с процессором Intel Core Duo CPU E7500, 2.93ГГц и оперативной памятью 2 Гбайт.

Математическая модель технологического процесса распашки земли с остатками корневищ в безразмерном масштабе имеет следующий вид [2]:

$$\begin{aligned} \hat{y}_1 &= 102.43 + 14.19 * z_1 - 28.68 * z_2 + 5.73 * z_3 + 2.42 * z_4 - 7.34 * z_1 * z_2 + 2.92 * z_1 * z_3 - 2.42 * z_2 * z_3 - \\ &- 2.04 * z_2 * z_4 - 1.09 * z_2 * z_5 - 1.83 * z_3 * z_4 - 1.28 * z_3 * z_5 - 1.34 * z_4 * z_5; \\ \hat{y}_2 &= 25.4 + 1.29 * z_1 + 0.74 * z_2 - 1.85 * z_3 + 2.45 * z_4 + 1.54 * z_5, \end{aligned} \quad (9)$$

где y_1 - усилие среза корневищ; y_2 - расход горючего; z_1 - угол установки лемеха ко дну борозды; z_2 - угол установки лемеха к стенке борозды; z_3 - угол заточки лемеха; z_4 - толщина режущей кромки; z_5 - скорость движения агрегата.

При решении задачи (3) использовался метод покоординатного спуска. Для решения задачи (5) использовался метод золотого сечения. Промежуточные точки функции $\zeta(\alpha_1)$ определялись с помощью кубического сплайна [11]. Тонкая настройка модели нечеткого вывода (8) решалась с использованием генетического алгоритма [10, 12]. Количество «разгонных» решений n выбиралось равным шести: A_1, A_2, \dots, A_6 . Причем, крайние значения A_1, A_6 выбирались на границах области изменения весового коэффициента α_1 , а средние значения A_2, A_3, \dots, A_5 генерировались случайным образом.



Результаты решения задачи многокритериальной оптимизации приведены в таблице 1 и иллюстрированы рис. 2. В таблице 1 серым цветом выделены «разгонные» итерации. На рис. 2 синими кружками отмечены результаты «разгонных» итераций, промежуточные значения - черными квадратами, а малиновым кружком отмечено значение функции $\zeta(A)$ на последней итерации. Максимальное время для одной итерации при решении задачи (5) составило 4,5 с. Общее время решения задачи (4) составило 26 с.

Таблица 1

№	α_1	α_2	$y_i; i = \overline{1,2}$	$t_1 - y_1$	$t_2 - y_2$	F	Время решения, сек.
1	0	1	y(1)= 111.03 y(2)= 17.530	-41,3	2,47	1.99882569004221	1.9
2	0.1	0.9	y(1)= 69.770 y(2)= 19.010	0,23	0,99	2.00275219786779	0.98
3	0.2	0.8	y(1)= 69.770 y(2)= 19.010	0,23	0,99	2.00297649677717	0.87
4	0.3	0.7	y(1)= 6.9770 y(2)= 1.9010	0,23	0,99	2.00320108731789	0.76
5	0.4	0.6	y(1)= 69.770 y(2)= 19.010	0,23	0,99	2.00342596958248	0.65
6	0.5	0.5	y(1)= 69.770 y(2)= 19.010	0,23	0,99	2.00365114366353	0.54
7	0.6	0.4	y(1)= 62.770 y(2)= 22.710	0,23	-2,71	2.00338400420795	0.49
8	0.7	0.3	y(1)= 62.770 y(2)= 22.710	0,23	-2,71	2.00197896435816	0.38
9	0.8	0.2	y(1)= 62.130 y(2)= 26.990	7,87	-6,99	2.00221175145834	0.27
10	0.9	0.1	y(1)= 62.130 y(2)= 26.990	7,87	-6,99	1.99967036059541	0.16
11	1	0	y(1)= 62.130 y(2)= 26.990	7,87	-6,99	1.99713411451284	0.05

Приведенные результаты исследования показывают, что для многокритериальной оптимизационной задачи аппроксимация функции предпочтений лица, принимающего решение, с помощью нечеткой логики позволяет относительно быстро найти решение задачи с приемлемой точностью.

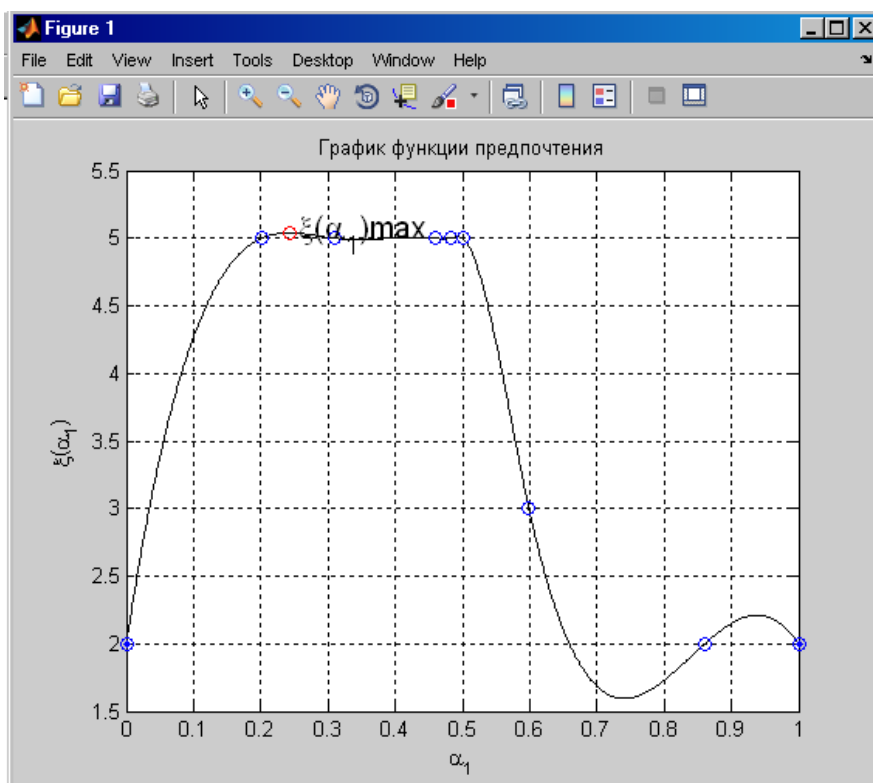


Рис. 2. Функция предпочтения лица,
принимающего решение

Литература

1. Воеводин О. В., Кожанов А. Л., Слабунов В. В., Жук С. Л. Культурно-технические работы на мелиорируемых землях/ Научный обзор. ФГБНУ «РосНИИПМ», 2012.- 24 с.
2. Аугамбаев М., Иванов А., Терехов Ю. Основы планирования научно-исследовательского эксперимента: Учебное пособие.- Ташкент.: Укитувчи, 2007.- 336 с.
3. Кабильджанов А.С. Принятие решений при статической оптимизации биотехнологических процессов в условиях частичной неопределенности. Журнал «Проблемы вычислительной и прикладной математики», ЦРПП И АПК, Ташкент, №1, 2015. с. 94-101.
4. Лотов А.В., Поспелова И.И. Многокритериальные задачи принятия решений: Учебное пособие. – М.: МАКС Пресс, 2008. – 197 с.
5. Черноруцкий И. Г. Методы принятия решений. - СПб.: БХВ-Петербург, 2005. - 416 с.
6. Черноруцкий И.Г. Оптимальный параметрический синтез. Электротехнические устройства и системы.- Л.: Энергоиздат, 1987. -110 с.
7. Ларичев О.И., Горвиц Г.Г. Методы поиска локальных экстремумов овражных функций. М.: Наука, 2003. С.5-12.
8. Моисеев Н.Н. Математические задачи системного анализа. - М.: Наука, 1981.- 488 с.



9. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. Леоненков. – СПб: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.

10. Мухлисуллина Д.Т., Моор Д.А., Карпенко А.П. Многокритериальная оптимизация на основе нечеткой аппроксимации функции предпочтений лица, принимающего решения // Электронное научно-техническое издание: наука и образование. - 2010.- № 1. (<http://technomag.edu.ru/doc/135375.html>).

11. Ануфриев И.Е., Смирнов А.Б., Смирнова Е.Н. MATLAB 7. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 1104 с.

12. Генетический алгоритм в Matlab: учебное пособие/ А.А. Маслов; Балт. гос. техн. ун-т. - СПб., 2014. - 122 с.

Э.С. Константинов

БЕСПИЛОТНЫЙ ЛЕТАТЕЛЬНЫЙ АППАРАТ НА БАЗЕ СМАРТФОНА

(Казанский национальный исследовательский технический
университет имени А.Н. Туполева – КАИ)

В настоящий момент беспилотные летательные аппараты (БПЛА), с помощью которых проводят множество задач, например, как мониторинг земной поверхности, контроль ситуации и местности при аварийных работ, так и для других целей, получили широкое распространение. В то же время стала еще быстрее расширяться их функциональность, которая в основном обеспечивается за счет разных встроенных датчиков [1, 2].

БПЛА, представляющий летательный аппарат для одноразового пользования, дала идею для создания малогабаритного беспилотного летательного аппарата, который был бы на иной взгляд достаточно бюджетным для однократного применения.

Целью данной работы является анализ возможности применения смартфонов, работающих на операционной системе Android в качестве автопилота БПЛА. В роли системы ориентации малогабаритного беспилотного летательного аппарата применяются такие параметры движения, как углы крена (roll), тангажа (pitch) и рыскания (yaw).

Существование инерциальных приборов, например, как микромеханических гироскопов и акселерометров, позволяет создать известные алгоритмы построения систем ориентации.

Материнская плата современного смартфона включает самые различные датчики движения. Одним из таких самых популярных модулей является гироскоп (gyroscope sensor), изобретенный французским ученым Леоном Фуко, когда он показывал прибор для регистрации суточного вращения Земли. После этого стали применять в качестве морских гироскопов, а затем уже начали использовать и в авиации. По своей структуре гироскоп это микромеханическая и микроэлектромеханическая система, которая способна перерабатывать угловые скорости в электрические сигналы.