О ПРОГНОЗНОЙ МОДЕЛИ И МЕТОДЕ, ОСНОВАННЫХ НА РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ И ЭВОЛЮЦИОННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЯХ

А.К. Керимов, М.Г. Азадова, С.И. Абдул-заде, Д.М. Халилова
Азербайджанский государственный экономический университет, Баку, Азербайджан
e-mail: adalat_kerim@mail.ru

Аннотация

Рассматривается задача прогнозирования состояний сложных объектов, характеристики которых являются функциями времени.

Эта задача прогнозирования сводится к решению задачи стохастического программирования с вероятностными ограничениями. В качестве ограничений выступают неравенства, формализирующие требования попадания прогнозируемой части контрольной траектории в классы с вероятностями, удовлетворяющих заданным ограничениям.

Для решения полученной задачи оптимизации строится генетический алгоритм с учетом стохастической специфики данной задачи

Пусть

$$\{Q_1, Q_2, ..., Q_m\} \tag{1}$$

представляет конечное множество некоторых сложных, динамических объектов, состояния каждого из которых описываются Q набором (вектором) признаков

$$\tilde{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)) \tag{2}$$

Множество объектов считается допустимым, если признаки (2) определены соответствующими им областями значений G_i, т.е.

$$x_{ui}(t_k) \in G_i, i = \overline{1, n} \tag{3}$$

для всех $u = 1,2,\dots m$ и для каждого момента времени

$$0 < t_0 < t_1 < \dots t_\delta = T + \Delta t \tag{4}$$

Совокупность всевозможных наборов значения признаков (2) образует пространство признаков размерности *n*. Объекты $Q_i, i = \overline{1, m}$, состояния которых в каждый момент $t_k \in [0, T + \Delta t], k = \overline{0, \tau},$ описываются векторами (2), имеют одну и ту же длину и один и тот же состав компонент. Такие объекты называются однородными или однотипными. В пространстве признаков (2) каждому объекту $Q_i \in \{Q_1, Q_2, \dots, Q_m\}$ соответствует дискретная траектория, имитирующая функционирование соответствующего ей объекта, наблюдаемого на временном отрезке $[t_0, t_\tau]$.

Если процесс изменения состояний объектов (1) рассматривать как случайный процесс, то признаки (2) представляют собой функции действительного параметра

$t \in [t_0, t_\tau]$, значения которых при каждом t являются случайными величинами, а их совокупность можно рассматривать как некоторую реализацию наблюдаемого случайного процесса.

Отрезок $[t_0, t_\tau]$ разбивается на части $\lfloor t_0 = 0, t_p = T \rfloor = [0, T]$ интервал предыстории для контрольных траекторий $p < \tau$, где T-момент прогнозирования; $\lfloor t_p = T, t_\tau = T + \Delta t \rfloor$ интервал упреждения, т.е. $\Delta t = t_\tau - t_p > 0$.

За обучающую выборку [3] принимаем набор объектов, $\{Q_\nu, \nu = \overline{1, N}\} \subseteq \{Q_1, Q_2, \ldots, Q_m\}$, $N \le m$, которому в пространстве признаков соответствует совокупность траекторий

$$\{L_\nu, \nu = \overline{1, N}\} \tag{5}$$

определенных на всем временном отрезке $[t_0, t_\tau]$. По определению обучающая выборка (5) считается разбитой на конечное множество классов K_j, $j = \overline{1, l}, l \ge 2$, так что

$$L_\nu \in k_j,\ \ N_{j-1} + 1 \le \nu \le N_j,\ N_0 = 0,\ N_l = N \tag{6}$$

при этом

$$\{L_1, L_2, \ldots, L_\nu\} = \bigcup_{j-1}^{l} K_j,\ K_j \cap K_{j_2} = \theta,\ j_1 \ne j_2 \tag{7}$$

Отметим, что в момент времени $t_\tau = T + \Delta t$ имеет место разбиение (6) и (7). В качестве контрольных объектов рассмотрим множества

$$\{Q'_\mu, \mu = \overline{1, q}\} \tag{8}$$

элементы которого определены на временном интервале $\lfloor t_0, t_p \rfloor$, описываются признаками (2) и относятся к тому же типу однородных объектов, что и множество (1). Так же, предлагается что, известна принадлежность объектов $Q'_1, Q'_2, \ldots, Q'_q$ классам $K_1, K_2, \ldots, K_l$ в момент времени $t_\tau = T + \Delta t$.

Рассматривается набор признаков (2) как ряд наблюдений, на отрезке $[t_0, t_\tau]$ для объектов, $Q_1, Q_2, \ldots Q_N$, которые можно представить в виде матриц размерности $(\tau + 1) \times n$. Очевидно, что, матриц будет N (по числу объектов), при этом строками являются состояния объекта, а столбцами – значения признаков (2), а именно

$$\left\| x_{\nu 1}(t_k) \ldots x_{\nu i}(t_k) \ldots x_{\nu n}(t_k) \right\| \tag{9}$$

где, $\nu = \overline{1, N}$; $k = \overline{0, \tau}$.

Аналогично, значения признаков (2) объектов $Q'_1, Q'_2, \ldots, Q'_q$, которые получаются посредством испытаний, реализуемых в дискретные моменты времени.

$$0 = t_0 < t_1 < \ldots < t_k < \ldots < t_p = T \tag{10}$$

и представляют в виде матриц размерности $(p + 1) \times n$, т.е.

$$\left\| x'_{\mu 1}(t_k) \ldots x'_{\mu i}(t_k) \ldots x'_{\mu n}(t_k) \right\| \tag{11}$$

где, $\mu = \overline{1, q}$; $k = \overline{0, p}$

В пространстве признаков объектам Q'_μ, $\mu = 1, 2, \ldots, q$, соответствуют

$$\{L'_1, L'_2, \ldots, L'_q\} \tag{12}$$

определенных на отрезке $[0, T]$, продолжения которых на интервале упреждения остаются неизвестными. Требуется построить продолжения выборки (12) на интервале упреждения $[T, T + \Delta t]$ относительно некоторой характеристики, с учетом заданных в момент $T + \Delta t$ ограничений, то есть требуется решить задачу прогнозирования контрольных траекторий на интервале упреждения $[T, T + \Delta T]$, $\Delta t > 0$ с учетом ограничений. Ограничения сводятся к требованию попадания (12) в момент $t = t_\tau$ в классы $K_1, K_2, \ldots, K_l$ с вероятностями (надежностями), удовлетворяющими заданным ограничениям.

Введем некоторую функцию, $f(t, \tilde{x}(t)) = f(t, x_1(t), x_2(t), \ldots, x_n(t))$ связанную с каждым объектом из множества

$$\{Q_1, Q_2, \ldots, Q_N; Q'_1, Q'_2, \ldots, Q'_\varepsilon\} \tag{13}$$

содержательно. Функция $f(t, \tilde{x}(t))$ характеризует какой-либо вид ресурса, который необходим для перевода соответствующего объекта (13) из одного состояния в другое. А функция $f(t, \tilde{x}(t))$ для каждого $Q_\nu, \nu = 1,2, \ldots, N$ в точках $t_0, t_1, \ldots, t_\tau$ определяется значениями

$$f_\nu(t_k, x_{\nu 1}(t_k), \ldots, x_{\nu n}(t_k)), \quad \nu = \overline{1, N}; \ k = \overline{0, \tau} \tag{14}$$

и для каждого объекта Q'_μ, $\mu = \overline{1, q}$ в точках (10) отрезка $[0, T]$ значениями

$$f'_\mu(t_k, x'_{\mu 1}(t_k), \ldots, x'_{\mu n}(t_k)), \ \mu = \overline{1, q}\ ; k = \overline{0, p} \tag{15}$$

Учитывая (14), (15) расширим матрицы исходной информации (9), (11) посредством добавления одного столбца, в следующей форме для обучающих объектов $Q_1, Q_2, \ldots, Q_N$ матрицами размерности $(\tau + 1) \times (n + 1)$, т.е.

$$\left\| x_{\nu 1}(t_k) \ldots x_{\nu n}(t_k) \ f_\nu(t_k, x_{\nu 1}(t_k), \ldots, x_{\nu n}(t_k)) \right\|, \text{ где } \nu = \overline{1, N}; \quad t_k \in [0, T + \Delta t]; \quad k = \overline{0, \tau} \tag{16}$$

Аналогичном образом, информация о контрольных объектах $Q'_1, Q'_2, \ldots, Q'_q$ представляется на отрезке $[0, T]$ соответствующими расширенными матрицами размерности $(p + 1) \times (n + 1)$, а именно,

$$\left\| x'_{\mu 1}(t_k) \ldots x'_{\mu n}(t_k) \ f'_\mu(t_k, x'_{\mu 1}(t_k), \ldots, x'_{\mu n}(t_k)) \right\| \tag{17}$$

где $\mu = \overline{1, q}; \quad t_k \in [0, T]; \quad k = \overline{0, p}$

Заметим, что штрихи в матрице (17) как во всех предыдущих записях, так и ниже, являются знаком принадлежности этих элементов к контрольной выборке $\{Q'_\mu, \mu = \overline{1, q}\}$.

Матрица (16) называется обучающей информацией, а (17) – контрольной информацией, описывающей предыстории развития объектов $Q'_1, Q'_2, \ldots, Q'_q$.

Пусть дано $I_0(K_1, K_2, \ldots, K_l; L'_1, L'_2, \ldots, L'_q)$ - начальная информация [2], т.е. данные матриц (17) и условия (6), (7). $0 \le \mathrm{A}_{\mu j} \le 1, \mu = \overline{1, q}\ ; j = \overline{1, l}$ - заданные величины. Рассмотрим функцию $f^{'}(t)$, характеризующую $L_{\mu}^{'}$ траектории $Q_{\mu}^{'}$ – го объекта, т.е. функцию ресурса, зависящую от времени и признаков

$$f^{'}(t) = f^{'}\left(t, x_1^{'}(t), x_2^{'}(t) \ldots\ldots\ldots, x_n^{'}(t)\right) \tag{18}$$

Здесь и далее ведутся рассуждения для одного номера μ, что справедливо для всех $\mu \in \{1,2,\ldots\ldots,q\}$. Поэтому в дальнейшем для краткости опускаем индекс μ. Предложим, что функция $f^{'}(t)$ представимо в виде:

$$f'(t_k) = \sum_{i=1}^{n} c_i x_i^{'}(t_k) + \varepsilon(t_k), t_k \in [0,T], k = \overline{0,p} \tag{19}$$

где $c_{i,} i = \overline{1,n}$ - некоторые неизвестные постоянные, подлежащие определению. $f^{'}(t_k)$ и $x_i^{'}(t_k)$ - известные соответствующие значения $f^{'}(t)$ и $x_i^{'}(t)$ в точках $t_k, k = \overline{0,p}$. Слагаемое $\varepsilon(t_k)$ - случайное отклонения в тех же точках. Система (19) может быть представлена в матричной форме в следующем виде

$$f' = A \cdot \bar{c} + \bar{\varepsilon} \tag{20}$$

где $f^{'} = \left(f^{'}(t_o), f^{'}(t_1), \ldots\ldots f^{'}(t_p)\right)^t$ - вектор значений функции $f^{'}(t)$ на $[O,T]$; $\bar{c} = (c_1, c_2, \ldots, c_n)^t$ - неизвестный вектор; $\bar{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_n)^t, \varepsilon_i = \varepsilon(t_i), i = \overline{1,p}$ - вектор случайных отклонений.

$$\| x_i^{'}(t_k) \|, i = \overline{1,n}; \kappa = \overline{0,p} \tag{21}$$

Предполагается, что $\bar{c} \in R^n$ случайный вектор $\bar{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_p) - M(\bar{\varepsilon}) = 0$ или $M(\varepsilon(t_k)) = 0, k = \overline{0,p}$.

Далее для любых $t_k \neq t_1, M(\varepsilon(t_k)\varepsilon(t_i)) = 0; M(\varepsilon^2(t_k)) = \sigma^2 = const, k = \overline{0,p}$. Здесь σ^2 - дисперсия отклонений. Кроме того, предполагается, что ранг матрицы (21) равен n.

При этих допущениях для оценивания неизвестного вектора на интервале $[O,T]$ использован метод наименьших квадратов отклонений. Согласно этому методу минимизируется сумма квадратов отклонений, то есть

$$J(\bar{c}) = \sum_{k=0}^{p} \varepsilon^2(t_k) = \bar{\varepsilon} \cdot \bar{\varepsilon}^t = \left(f' - A\overline{C}\right)^t \cdot \left(f' - A\overline{C}\right) \tag{22}$$

где $\bar{\varepsilon} = \left(f^{'} - A\overline{C}\right)$ вектор «оцененных» отклонений. Функционал (22) достигается минимума в точке

$$\overline{C}^* = \left(A^t \cdot A\right)^{-1} \cdot A^t \cdot f^{'} \tag{23}$$

Оценка (23) является оценкой метода наименьших квадратов [1]
На интервале упреждения $[T, T + \Delta t]$ среднее значение функции прогноза определяется линейной функцией

$$\hat{f}(t_k)=\sum_{i=1}^{n} C_i^* X_i'(t_k), t_k\in[T,T+\Delta t] \quad (24)$$

где коэффициенты $C_i^*, i=\overline{1,n}$ вычисляются по формуле (23). Поскольку на интервале $[T,T+\Delta t]$ значения признаков в (24) являются неизвестными, то возникает необходимость прогнозирования значений $x_i'(t_k), i=\overline{1,n}$; в точках $t_k, k=\overline{p+1,\tau}$. Для решения задачи прогнозирования значений $x_i'(t_k)$ для каждой траектории $L_\mu'\in\{L_1', L_2'.....,L_q'\}$ можно воспользоваться авторегрессионной моделью $[x\times x]$, или экспоненциальным сглаживанием [1,7].

Таким образом, вычисление значений функции $f'(t,\tilde{x}(t))$ на интервале упреждения (т.е. прогнозирование) может быть выполнено по формуле

$$\hat{f}(t_k)=\hat{f}(t_k,\hat{x}_1(t_k),\hat{x}_2(t_k),.....,\hat{x}_n(t_k))=\sum_{i=1}^{n} C_i^*\hat{x}_i(t_k), \quad (25)$$

$k=\overline{p+1,\tau}$; где $\hat{x}_1(t_k),\hat{x}_2(t_k),......,\hat{x}_n(t_k), t_k\in[T,T+\Delta t]$ значения прогноза признаков в точках $t_{p+1},t_{p+2},....,t_\tau$.

Обозначеим истинные неизвестные значения функции ресурса в точках интервала упреждения через $\tilde{f}(t_k), t_k\in[T,T+\Delta t], k=\overline{p+1,\tau}$ и предположим, что она представима в виде

$$\tilde{f}(t_k)=\sum_{i=1}^{n}\tilde{c}_i x_i(t_k)+\varepsilon(t_k), k=\overline{p+1,\tau} \quad (26)$$

где $\tilde{c}=(\tilde{c}_1,\tilde{c}_2,.....,\tilde{c}_n)$ - вектор неизвестных коэффициентов; $x_1(t_k),x_2(t_k),......,x_n(t_k)$ - случайные величины, средние значения которых совпадают со значениями прогноза признаков, т.е. $MX_i(t_k), t_k\in[T,T+\Delta t], i=\overline{1,n}$.

Пусть $Q_i'\in K_j$ и $f^u(t_\tau,x_1(t_\tau),x_2(t_\tau),......,x_n(t_\tau))=f^u(t_\tau)$, $u = 1,2,\ldots,l$ – некоторые значения функции ресурса, характеризующие принадлежность обучающих траекторий $L_\nu, \nu=\overline{1,N}$ классам $K_1,K_2,\ldots,K_l$ в момент $t_\tau=T+\Delta t$. Если $0\le A_u < 1$, $u = 1,2,\ldots,l$ – заданные значения, ограничивающие вероятности попаданий в классы $K_u, u=\overline{1,l}$ прогнозируемой части контрольной траектории $L_i'\in\{L_1',L_2',.....,L_q'\}$ и $\tilde{\varepsilon} > 0$ – некоторое положительное число, то неравенства

$$\left.\begin{aligned} &P\left\{(\sum_{i=1}^{n}\tilde{C}_i X_i(t_\tau)-f^j(t_\tau))^2<\varepsilon^2\right\}\ge A_j\\ &P\left\{(\sum_{i=1}^{n}\tilde{C}_i X_i(t_\tau)-f^u(t_\tau))^2<\varepsilon^2\right\}\le A_u\end{aligned}\right\} \quad (27)$$

u = 1,2,….., j – 1, j + 1,….,l, являются аналитическим выражением требования попадания траектории L_i' объекта Q_i' в класс K_j с вероятностью не меньше A_j, в остальные классы K_u, *u = 1,2,…,j – 1, j + 1,…,l* с вероятностями не большими чем A_u, *u = 1,2,…,j – 1, j + 1,…,l* в момент $t_\tau = T + \Delta t$. При этом $A_u, u = \overline{1,l}$ задаются следующим образом:

$$A_j = \max_{1 \le S \le l} A_s \text{ и } \sum_{s=1}^{l} A_s = 1 \tag{28}$$

В качестве критерия наилучшего прогноза на интервале упреждения $[T, T + \Delta t]$ рассмотрим следующий функционал

$$\tilde{J}\left(\tilde{C}_1, \tilde{C}_2, ..., \tilde{C}_n\right) = M\left\{\sum_{k=p+1}^{\tau}\left[\hat{f}(t_k) - \sum_{i=1}^{n}\tilde{C}_i X_i(t_k)\right]^2\right\} \tag{29}$$

где М {} – математическое ожидание по всем $X_i(t_k), i = \overline{1,n}$; $t_k \in [T, T + \Delta t]$

Функционал (29) характеризует суммарную ошибку отклонения прогнозной траектории объекта $Q_i' \in \{Q_1', Q_2', ..., Q_q'\}$ на интервале упреждения $[T, T + \Delta t]$ от истинной неизвестной траектории.

Математическая формулировка задачи продления траектории L_i' объекта $Q_i' \in K_j$ сводится к следующему:

- По данным $f^j(t_\tau), j = \overline{1,l}$, характеризующим значения функции ресурса каждого класса $K_u, u = \overline{1,l}$, обычно $f^j(t_\tau)$ определяется из матриц обучений (16) как среднее значения функции $f(t)$ для объектов, принадлежащих классу K_j в момент $t_\tau = T + \Delta t$;
- Заданным $A_u, u = \overline{1,l}$ для объекта $Q_i' \in K_j$ и $\tilde{\varepsilon}_u, u = \overline{1,l}$;

требуется минимизировать функционал

$$J\left(\tilde{C}_1, \tilde{C}_2, ..., \tilde{C}_n\right) = M\left\{\sum_{k=p+1}^{\tau}\left[\hat{f}(t_k) - \sum_{i=1}^{n}\tilde{C}_i X_i(t_k)\right]^2\right\} \tag{30}$$

при ограничениях

$$\left.\begin{aligned} &P\left\{(\sum_{i=1}^{n}\tilde{C}_i x_i(t_\tau) - f^j(t_\tau))^2 < \tilde{\varepsilon}_j^{\,2}\right\} \ge A_j \\ &P\left\{(\sum_{i=1}^{n}\tilde{C}_i x_i(t_\tau) - f^u(t_\tau))^2 < \tilde{\varepsilon}_u^{\,2}\right\} \le A_u \end{aligned}\right\} \tag{31}$$

u = 1,2,….., j – 1, j + 1,….,l, где $\hat{\varepsilon}_u, u = \overline{1,l}$ определяются как []:

$$\tilde{\varepsilon}_u = \frac{1}{2}\max_{\alpha,\beta}\left|f_\alpha^i(t_\tau) - f_\beta^j(t_\tau)\right|, u = \overline{1,l}$$

Здесь $f_{\alpha}^{j}(t_{\tau}), f_{\beta}^{j}(t_{\tau})$ соответственно характеризует значение функции $f(t)$ траекторий L_{α}, L_{β} из класса $K_j, j=\overline{1,l}$.

Задача (30) и (31) является задачей стохастического программирования с вероятностными ограничениями [10]. В работах [6], для определения оптимальных значений $\widetilde{C}_1^*, \widetilde{C}_2^*, ..., \widetilde{C}_n^*$ (для каждого объекта $Q_i' \in \{Q_1', Q_2', ..., Q_q\}$) свелось к решению задачи стохастического программирования (30) и (31).

В данной работе, для решения задачи (30) и (31), исходя из работ [8], предложен метод, базирующийся на алгоритме эволюционного принципа Ж. Ламарка. Эволюционная модель Ж. Ламарка основана на предположении, что характеристики, приобретенные особью в течение жизни, наследуются потомками. В отличие от простого генетического алгоритма, базирующегося на модели Ч. Дарвина, данная модель оказывается наиболее эффективной, когда популяция имеет тенденцию сходимости в области локального оптимума. Приведем модифицированную схему алгоритма.

Эволюционная теория утверждает, что каждый биологический вид (биологическая популяция) целенаправленно развивается и изменяется в течении нескольких поколений. История эволюционных вычислений началась с разработки ряда различных независимых моделей эволюционного процесса. В отличие от эволюции, происходящей в природе, эволюционные алгоритмы только моделируют те процессы в популяции, которые являются существенными для развития.

Основной механизм эволюции Дарвина – естественный отбор. По принципу Чарльза Дарвина биологические популяции развиваются в течении нескольких поколений, подчиняясь законам естественного отбора и "выживает наиболее приспособленный". Основной идеей Ламарка было то, что организмы изменяются под воздействием окружающей среды и условий их жизнедеятельности. Главное отличие от дарвинской теории состояло в том, что по Ламарку виды могут изменяться в течении своей жизни, а не только на генетическом уровне [7]. По теории эволюции Ламарка характерные особенности организма, приобретенные в результате его адаптации на протяжении срока жизни этого организма, передаются его потомкам.

Приведем классификацию моделей эволюции, на которых базируются эволюционные алгоритмы:

модель эволюции Ч. Дарвина — процесс, посредством которого особи некоторой популяции, имеющие более высокое функциональное значение (с сильными признаками), получают большую возможность для воспроизведения потомков, чем «слабые» особи. Такой механизм часто называют методом «выживания сильнейших»;

ламаркизм или модель эволюции Ж. Ламарка. Им предложена теория, основанная на предположении, что характеристики, приобретенные особью (организмом) в течение жизни, наследуются его потомками. В отличие от простого генетического алгоритма данная модель оказывается наиболее эффективной, когда популяция имеет тенденцию сходимости в область локального оптимума;

сальтационизм (модель эволюции де Фриза). В основе этой модели лежит моделирование социальных и географических катастроф, приводящих к резкому изменению видов и популяций. Эволюция, таким образом, представляет собой последовательность скачков в развитии популяции без предварительного накопления количественных изменений в эволюционных процессах;

модель К. Поппера, который рассматривал эволюцию как развивающуюся иерархическую систему гибких механизмов управления, в которых мутация интерпретируется как метод случайных проб и ошибок, а отбор -как один из способов управления с помощью устранения ошибок при взаимодействии с внешней средой;

синтетическая теория эволюции, описанная Н. Дубининым (попытка интеграции различных моделей эволюции, в том числе Ч. Дарвина, Ж. Ламарка и де Фриза). Ее кардинальным положением является признание стохастичности процессов мутации и больших резервов рекомбинационной изменчивости. Условия внешней среды – не только факторы исключения неприспособленных из популяции, но и формирующие особенности самой синтетической теории эволюции.

Не зависимо от идеологии генетического алгоритма, общая схема эволюционных вычислений определяется следующими параметрами:

1. Способом кодировки решения (хромосомами);
2. Функцией оптимальности (оценками);
3. Вероятностными параметрами управления сходимостью эволюции;
4. Условием завершения эволюции;
5. Содержанием операторов: отбором (селекцией), рекомбинацией и мутацией.
6. Для решения задачи (30)-(31) используется мобильный генетический алгоритм, базирующийся на ламаркизме или модели эволюции Ж. Ламарка – хромосома кодируется списком пар <номер гена, значение гена>. Особенность кодирования решения в генетическом алгоритме (модели эволюции Ламарка) – это использование как неполных хромосом, так и избыточных. Для интерпретации такой хромосомы вводится правило экспрессии, то есть правило активации генов – гены доминируют слева направо, что соответствует природе задачи (30)-(31). Использование правила приводит к тому, что самый левый (доминантный) ген используется при подсчете оптимальности хромосомы, но потомки могут унаследовать и какие-то из правых (рецессивных) генов. Схема генетического алгоритма содержит существенные изменения и уточнения схемы эволюционного алгоритма, базирующейся на другой идеологии.

Begin
t=0; *установка времени эволюции*
init – population (p^t); *инициализация исходной популяции*
p^{pp}=preparing_population (p^t); *насыщение популяции лучшими хромосомами*
while (not done (termination condition)); *пока не выполнено условие завершения эволюции*
p^s=selection (p^t); *выбор индивидуумов*
p^r=cut_or_splice (p^s); *операция разрезания или сцепления хромосом*
p^m(mutation (p^t)); *мутация*
p^{t+1}=generation (p^s, p^r, p^m); *формирование нового состояния популяции*
t=t+1; *переход по эволюционном времени*
endwhile
end

На этапе инициализации случайным образом генерируются λ-строк, λ задается пользователем. Целевая функция (30) вычисляется так же, как при использовании стандартного генетического алгоритма. Оператор селекции для модели эволюции Ж. Ламарка вычисляется на основе пропорционального отбора. Оператор селекции начинает формировать *t+1*-поколение по *t*-му поколению. При программной реализации це-

лесообразно ввести два пула: пул текущего и последующего поколений. В пул последующего поколения заносятся все отобранные операторы селекции хромосомы в качестве родителей нового поколения. Особенность идеи генетического алгоритма, базирующейся на модели Ж. Ламарка, состоит в том, что пропорциональный отбор используется только на стадии preparing population – предварительного насыщения популяции , а далее используются вероятности операторов *cut* и *splice* - p^c, p^s.
Оператор *splice* выполняется с некоторой фиксированной вероятностью p^s. Операторы имеют два предельных типа поведения. В начале эволюции, когда преобладают длинные хромосомы, в основном выполняются *cut*. А затем начинает преобладать оператор *splice*. Оператор мутации – это суммирования значения гена и стратегического параметра – отклонения, задаваемого пользователем в случайной позиции хромосомы. Оператор формирования нового поколения в данной модели эволюции сводится к переходу по счетчику эволюционного времени.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бокс Дж., Дженкинс Г. 1974, Анализ временных рядов, т.1
2. Журавлев Ю.И. 1978,Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации, Проблемы кибернетики, №33, стр. 5-68
3. Журавлев Ю.И., Никифоров В.В. Алгоритмы распознавания, основанные на вычислении оценок. // “Кибернетика”, 1971, №3, Киев с.1-11.
4. Зенкин А.И., Рязанов В.В. 1977, Алгоритмы прогнозирования состояний контрольных объектов. Журнал вычислительной математики и математической физики, т. 17, №6., стр.1564-1573
5. Зенкин А.И., Керимов А.К. 1985, Задачи построения оптимальных классификаций динамических объектов, Москва, ВЦ АН СССР
6. Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Теория и практика эволюционного моделирования. – М., ФИЗМАТЛИТ, 2003, -432 стр.
7. Курейчик В.М., Родзин С.И. Эволюционные вычисления: генетическое и эволюционное программирование. // ”Теория и системы управления”, РАН, Москва, № 1, 2002, с.127-138.
8. Голубин А.В. Разработка гибридных интеллектуальных моделей эволюционного проектирования. Автореферат дисс.на соиск. уч.степ. канд.тех.наук. Москва – Таганрог – 2006. -25 стр.
9. Dell R. B., Holleran S., Ramakrishnan R. 2002. Sample Size Determination . ILAR Journal . V 43 (4)
10. Ивахненко А.Г., Мюллер Й.-А. 1984. Самоорганизация прогнозирующих моделей. Berlin: Verlag Technik, 223 с.