

РАЗРАБОТКА ИНФОРМАЦИОННОГО И ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ
ОБУЧАЮЩИХСЯ БОРТОВЫХ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ КОНТРОЛЯ
САМОЛЕТОВ СЕРИИ АН

Краснопоясовский А.С., Успенко В.И.,
Козуб В.В., Михаленко С.Н.

Требования повышения надежности бортовых систем самолета, безопасности полета и конкурентноспособности обуславливают необходимость расширения функциональных возможностей бортовой автоматизированной системы контроля (БАСК) самолетов серии АН. Существующие в настоящее время инженерные алгоритмы контроля бортовых систем и оборудования самолетов ориентированы на детерминированный допусковый контроль. Такой вид контроля, отличающийся относительно низкой вычислительной трудоемкостью, имеет ряд недостатков: завышение ошибки первого рода, невозможность прогнозирования изменения технического состояния систем и механизмов самолета, а также низкая достоверность принимаемого решения о техническом состоянии систем в динамическом режиме, который характеризуется наличием внешних и внутренних случайных воздействий. В связи с этим, разработка алгоритмов контроля для БАСК с позиций детерминированно-статистического подхода, наиболее полно учитывающего реальные условия функционирования сложных систем, является весьма актуальной. При этом, если контроль готовности систем самолета и поддержания летно-эксплуатационных ограничений по детерминированному алгоритму с точки зрения безопасности является оправданным, то решение таких задач, как техническое диагностирование электрооборудования и двигателей самолета целесообразно выполнять в рамках детерминированно-статистического подхода, который позволяет повысить достоверность принимаемого решения и оценивать степень выработки ресурса систем и оборудования самолета.

Обучающиеся^{с*} распознающие системы (ОРС), реализующие методы и идеи теории распознавания образов [1,4], - новое поколение автоматизированных систем контроля и управления сложными динамическими объектами. Общим недостатком известных методов распознавания является отсутствие оптимизации процесса обучения по критерию функциональной эффективности (КФЭ). На решение этой проблемы ориентирован разработанный на кафедре автоматики Харьковского авиационного института метод функционально-статистических испытаний (МФСИ) [2,3] - непараметрический детерминированно-статистический метод распознавания образов, основанный на гипотезе нечеткой компактности реализаций образа и позволяющий оптимизировать процесс обучения по информационному КФЭ ОРС. Кратко суть МФСИ состоит в следующем.

Рассмотрим бинарное пространство признаков распознавания являющееся покрытием X . Предполагается $Card X = 2^N$, где N число признаков. Пусть $X = \{x^{(n)}\} \in X$ - анализируемое множество объектов, элемент которого характеризуется N -мерным упорядоченным бинарным вектором признаков, где n - номер испытания объекта.

Определение 1. Анализируемое множество классов распознавания $\tilde{L}^{(M)} = \{X_m^0\}$ - алфавит классов распознавания, получаемый в результате нечеткого разбиения $\tilde{R}^{(M)}$ пространства на M областей из условий:

$$\begin{aligned} & (\forall X_m^0 \in \tilde{R}^{(M)}) [X_m^0 \neq \emptyset]; \\ & (\exists X_k^0 \in \tilde{R}^{(M)}) (\exists X_e^0 \in \tilde{R}^{(M)}) [X_k^0 \neq X_e^0 \rightarrow X_k^0 \cap X_e^0 \neq \emptyset]; \\ & \bigcup_{X_m^0 \in \tilde{R}^{(M)}} X_m^0 \subset X. \end{aligned} \quad (1)$$

Множество \tilde{L} является пространством представителей, если ввести меру сходства $d(x, l)$ между объектом $x \in X$ и представителем $l \in \tilde{L}$. В пространстве X представитель является образом (классом распознавания).

Определение 2. В качестве критерия оптимизации процесса обучения в МФСИ применяется информационный КФЭ ОРС [3], например, при двухальтернативном решении и равновероятных гипотезах вида:

$$\mathcal{E} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha}{\alpha + D_2} \log_2 \frac{\alpha}{\alpha + D_2} + \frac{D_1}{\beta + D_1} \log_2 \frac{D_1}{\beta + D_1} + \frac{\beta}{\beta + D_1} \log_2 \frac{\beta}{\beta + D_1} + \frac{D_2}{\alpha + D_2} \log_2 \frac{D_2}{\alpha + D_2} \right), \quad (2)$$

где α, β, D_1, D_2 ошибки первого и второго рода, первая и вторая достоверности соответственно.

Определение 3. Функцией принадлежности реализации $x^{(n)}$ классу X_m^0 называется выражение:

$$\mu_m = 1 - \frac{d[x_m \oplus x^{(n)}]}{d_m^*}, \quad (3)$$

где d_m^* — кодовое расстояние между вектором и оптимальной в смысле максимума информационного КФЭ гиперповерхностью класса X_m^0

Остальные определения, являющиеся общими для ОРС, приведены в [1, 4].

В МФСИ задача автоматической классификации состоит в построении на этапе обучения оптимального в смысле достоверности распознавания на экзамене разбиения $\mathcal{R}^{(n)}$ пространства X (задача дискриминантного типологического анализа) и принятия на этапе экзамена решения о принадлежности распознаваемого вектора одному из классов алфавита с близкой к единице достоверностью распознавания.

Математическая модель ОРС должна включать как обязательную составную часть модель системы контроля, которая может быть представлена следующим упорядоченным множеством:

$$\Delta_K = \langle T, G, X, Z, F, L \rangle,$$

где T — множество моментов времени съема информации; G, X — множество входных и выходных сигналов объекта контроля и управления (ОКУ); Z — множество состояний ОКУ; $F: T \times G \times X \rightarrow Z$ оператор переходов; $L: T \times G \times Z \rightarrow X$ — оператор формирования выходного сигнала.

Обязательными этапами решения задачи автоматической классификации являются отображения выборочного множества X на пространство признаков $\Omega \subset X: \varphi: X \rightarrow \Omega$ и отыскание отображения $\nu: \Omega \rightarrow \mathcal{L}^{|\mathcal{M}|} = \{X_m^0\}, m = \overline{1, M}$.

В общем случае при принятии гипотезы нечеткой компактности реализаций образа множество $\mathcal{L}^{|\mathcal{M}|}$ не является моделью четкого фактор-множества $\mathcal{R}^{|\mathcal{M}|} = \Omega/Q$, где Q - отношение эквивалентности, а может рассматриваться как нечеткое покрытие $\mathcal{L}^{|\mathcal{M}|}$ с фактор-множеством Ω/R , где R - отношение подобия, для которого условие транзитивности вообще может не выполняться. Соответствие $\mathcal{L}^{|\mathcal{M}|}$ нечеткому разбиению $\tilde{\mathcal{R}}^{|\mathcal{M}|}$ реализуется отображением $\mathcal{L}: \mathcal{L}^{|\mathcal{M}|} \rightarrow \tilde{\mathcal{R}}^{|\mathcal{M}|}$, которое не является биективным. Кроме того введем оператор нечеткого разбиения пространства $\Omega: \Theta: \Omega \rightarrow \tilde{\mathcal{R}}^{|\mathcal{M}|}$.

В МФСИ, как и в других методах автоматической классификации, оператор классификации $\psi: \tilde{\mathcal{R}}^{|\mathcal{M}|} \rightarrow E^{|\mathcal{M}+2|}$ определяет принадлежность предъявляемой реализации одному из элементов множества $E^{|\mathcal{M}+2|} = \{1, 2, \dots, M, M+1, M+2\}$, где $M+1$ - обозначает необходимость дообучения, а $M+2$ - переобучения.

Отображение принимаемого решения о состоянии ОКУ на множество точностных характеристик $\mathcal{L}^{(\ell)}$, мощность которого $\text{Card} = 2^\ell$, где ℓ - число альтернативных гипотез, реализуется оператором $\gamma: E^{|\mathcal{M}+2|} \rightarrow \mathcal{L}^{(\ell)}$.

Особенностью МФСИ является отображением множества $\mathcal{L}^{(\ell)}$ на значения меры \mathcal{E} , принадлежащие интервалу $[0, 1]$: $\varphi: \mathcal{L}^{(\ell)} \rightarrow \mathcal{E}$.

Такой мерой в МФСИ является критерий, например вида (2).

Итерационный процесс оптимизации разбиения $\tilde{\mathcal{R}}^{|\mathcal{M}|}$ реализуется оператором $\mu: \mathcal{E} \rightarrow \tilde{\mathcal{R}}^{|\mathcal{M}|}$ и процесс оптимизации множества контрольных полей допусков \mathcal{D} - оператором $\delta: \mathcal{E} \rightarrow \mathcal{D}$.

путем нахождения максимума критерия $\mathcal{E}_m^* = \max_{\{d\}} \mathcal{E}_m$
 где $\{d\}$ - множество радиусов разделяющих гиперсфер для класса X_m^0
 где X_{m+1}^0 - эталонный вектор соседнего класса X_{m+1}^0 .

Определение оптимального расстояния d_m^* осуществляется по алгоритму:

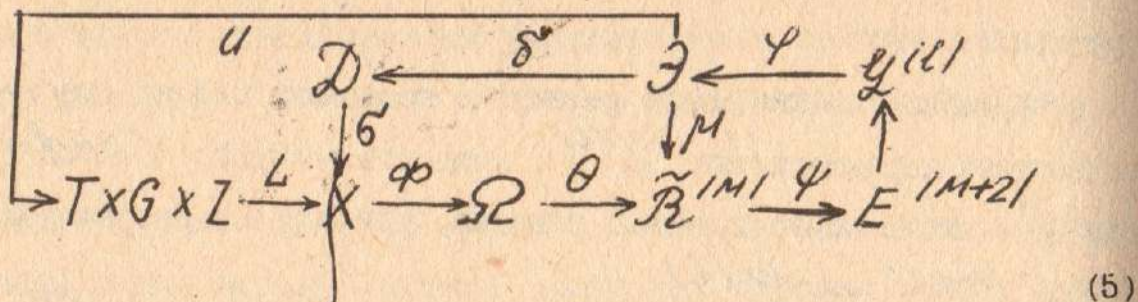
$$d_m(k) = d_m(k-1) + \begin{cases} h, & \text{если } \mathcal{E}_m[d(k-1)] < \mathcal{E}_m^*; \\ 0, & \text{если } \mathcal{E}_m[d(k-1)] = \mathcal{E}_m^*, \end{cases} \quad (4)$$

где $d(0) = \mathcal{E}(0) = 0$; k - число приращений радиуса,
 h - шаг приращения,

Оптимизация СКД осуществляется при условии выбора $d_i^* \in X_i^0$ по алгоритму: $\{\delta_{ki}^*\} = \{\delta_{ki}^*\}$, если $\mathcal{E}_i^*(d_i^*) = \max_{\{\delta_{zi}^*\}} \mathcal{E}_i^*(d_i^*)$,
 где $\{\delta_{zi}^*\}$ - система эксплуатационных полей допусков,

Оператор \mathcal{B} отображает СКД на множество реализаций что обуславливает возможность изменения обучающей выборки в процессе поиска \mathcal{E}_m^* .

Структурная диаграмма процесса обучения в рамках МФСИ для случая нечетного разбиения с учетом приведенных выражений имеет вид:



Как видно из диаграммы (5) процесс оптимизации этапа обучения в МФСИ является трехконтурным. Контур $\Psi \rightarrow \tilde{R} \rightarrow \Psi \rightarrow M$ решает задачу дискриминантного типологического анализа. Второй внутренний контур позволяет повысить информативность признаков распознавания путем варьирования их контрольных допусков. Внешний контур $L \rightarrow \varphi \rightarrow \Theta \rightarrow \Psi \rightarrow \tilde{R} \rightarrow \Psi \rightarrow U$ позволяет оптимизировать план обучения путем определения опти-

мального объема испытаний для каждого класса.

На этапе экзамена в МФСИ задействована только прямая последовательность отображений, представленных в диаграмме. При этом оператор принятия решения Ψ распадается на два последовательно выполняемых оператора: оператор Ψ_1 , реализующий отображение вершин разбиения \tilde{X}^{IM} на множество функций принадлежности $\mathcal{M}^{IM} = \{M_m\}$ определяемых выражением (3), и оператор Ψ_2 , реализующий отображение множества \mathcal{M} на множество исходов E^{IM+2} .

На базе рассмотренной математической модели процесса обучения в рамках МФСИ было разработано алгоритмическое и программное обеспечение обучающейся бортовой автоматизированной системы контроля авиадвигателей самолета АН-124, распознающей в крейсерском режиме шесть технических состояний объекта.

Литература

1. Сироджа И.Б. Системный синтез структурно-аналитических алгоритмов распознавания образов для автоматизации классификационной обработки данных // Математические методы анализа динамических систем. Харьков, 1976, Вып.2. С.79-102.
2. Краснополюсовский А.С. Применение метода функционально-статистических испытаний в технической диагностике // Тез. докл. VI Всесоюз. совещания по технической диагностике (май 1987. Ростов-на-Дону) ИПУ.- М., 1987, С.72.
3. Проценко И.Г., Краснополюсовский А.С., Сергеев В.П. Оценка функциональной эффективности автоматизированных систем контроля и управления. // Электронная техника. Сер.9. Экономика и системы управления. 1988. Вып. 2 (67). С.30-32.
4. Васильев В.И. Распознающие системы. Справочник. 2-е изд., перераб. и доп. - Киев: Наукова думка, 1983, 422с.