

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДА ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ОДНОМЕРНОЙ РЕШАЮЩЕЙ СТАТИСТИКИ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ МАЛОРАЗМЕРНЫХ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ И ПТИЦ

Чигряй В.Г.

Военная академия Республики Беларусь г. Минск, Республика Беларусь

Храменков А.С. – канд. тех. наук, доцент

Аннотация. Предложен способ формирования решающей статистики в задаче последовательного радиолокационного распознавания малых беспилотных летательных аппаратов и птиц с использованием алгоритмов машинного обучения. На этапе обучения оцениваются условные вероятности правильного и ложного распознавания с использованием метода опорных векторов, которые используются для вычисления логарифмических приращений решающей статистики в последовательном критерии отношения вероятностей. Это позволяет осуществить переход от многомерного пространства признаков к одномерной статистике расстояния до разделяющей гиперплоскости и реализовать последовательный критерий Вальда без задания аналитических моделей распределений признаков.

Задача радиолокационного распознавания (РЛР) малоразмерных беспилотных летательных аппаратов (МБЛА) на фоне птиц является одной из актуальных задач радиолокационного обеспечения и противодействия малоразмерным воздушным объектам. Сходство эффективной площади рассеяния, скоростных и траекторных характеристик МБЛА и птиц, а также нестационарный характер отраженных сигналов существенно затрудняют их надежное различение при ограниченном времени наблюдения и наличии помех.

Современные подходы к РЛР развиваются, как правило, по двум направлениям. Первое направление связано с применением статистических методов распознавания, в том числе последовательных процедур принятия решений [1], обеспечивающих оптимальность по быстродействию при заданных вероятностных показателях качества. Второе направление основано на использовании методов машинного обучения [2], позволяющих автоматически формировать разделяющие правила в многомерном пространстве классификационных признаков, включая признаки различной физической природы.

При этом статистические методы последовательного распознавания традиционно предполагают наличие априорных моделей распределения наблюдаемых величин, что существенно ограничивает их практическое применение в условиях сложных и слабо формализуемых сигналов. В свою очередь, методы машинного обучения, широко используемые для классификации радиолокационных объектов, как правило, ориентированы на одношаговое принятие решений и не учитывают возможности адаптивного управления длительностью наблюдения и накопления информации.

В докладе представлен способ формирования решающей статистики, основанный на разделении этапов обучения и распознавания. На этапе обучения по размеченной выборке длиной N методом опорных векторов строится линейная разделяющая гиперплоскость в пространстве признаков [2 – 5]:

$$\{(\mathbf{x}_n, y_n)\}_{n=1}^N, \quad (1)$$

где $y_n = +1$ – метка, соответствующая объектам класса МБЛА, а $y_n = -1$ – объектам класса птиц в n -й реализации обучающей выборке;

$$\mathbf{x}_n = [x_n^{(1)} \ x_n^{(2)} \ x_n^{(3)} \ \dots \ x_n^{(L-1)} \ x_n^{(L)}]^T - L\text{-мерный вектор классификационных признаков МБЛА и птиц.}$$

На рисунке 1 представлен пример двумерной обучающей выборки и разделяющей гиперплоскости.

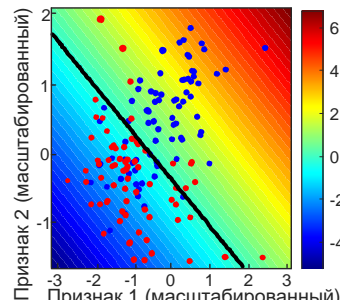
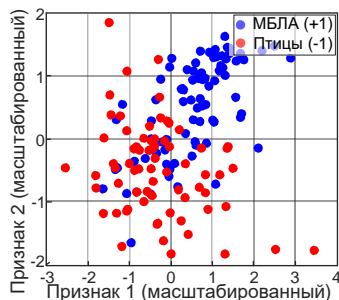


Рисунок 1 – Визуализация этапа обучения: а – обучающая выборка, б – разделяющая гиперплоскость

Разделяющая гиперплоскость рассчитывается по критерию максимизации «зазора» между признаками двух альтернативных классов [5]:

$$d_n = d(\mathbf{x}_n) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b}{\|\mathbf{w}\|} \quad (2)$$

где $\|\mathbf{w}\| = \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{w}} = \sqrt{\sum_{i=1}^L w_i^2}$ – евклидова норма вектора весов разделяющей гиперплоскости.

По обучающей выборке оцениваются условные вероятности правильного (D_{UAV}) и ложного (F_{UAV}) распознавания МБЛА относительно порога $d = 0$.

Условные вероятности правильного и ложного распознавания МБЛА определяются по обучающей выборке как относительное число реализаций соответствующих классов, для которых выполняется условие $d > 0$:

$$D_{UAV} = \frac{1}{N} \sum_{n: y_n = +1} I(d_n > 0), \quad F_{UAV} = \frac{1}{N} \sum_{n: y_n = -1} I(d_n > 0), \quad (3)$$

где $I(d_n > 0) = \begin{cases} 1, & \text{если } d_n \geq 0 \\ 0, & \text{если } d_n < 0 \end{cases}$ – индикаторная функция.

Оцененные значения вероятностей D_{UAV} и F_{UAV} , а также параметры разделяющей гиперплоскости \mathbf{w} и b сохраняются и используются на этапе РЛР.

На k -м шаге процедуры РЛР по имеющейся входной реализации \mathbf{x}_k классификационных признаков и положению разделяющей гиперплоскости оценивается расстояние d_k . На основании знака d_k и рассчитанных вероятностей правильного и ложного распознавания формируется приращение решающей статистики последовательного критерия отношения вероятностей ΔZ_k :

$$\text{при } d_k \geq 0, \quad \Delta Z_k = \lg\left(\frac{D_{UAV}}{F_{UAV}}\right), \quad \text{если } d_k < 0, \quad \text{то } \Delta Z_k = -\lg\left(\frac{1-D_{UAV}}{1-F_{UAV}}\right) \quad (4)$$

Тем самым многомерная задача сводится к рекуррентному накоплению одномерной статистики, сопоставляемой с порогами Z_{up}^* и Z_{low}^* последовательного критерия Вальда, что обеспечивает адаптивную длительность наблюдения и требуемые показатели достоверности $D_{\text{тр}}$ и $F_{\text{тр}}$ [1]:

$$Z_{up}^* = \ln\left(\frac{D_{\text{тр}}}{F_{\text{тр}}}\right), \quad Z_{low}^* = \ln\left(\frac{1-D_{\text{тр}}}{1-F_{\text{тр}}}\right) \quad (4)$$

На рисунке 2 представлена иллюстрация процедуры формирования решающей статистики и принятия решения в соответствии с последовательным критерием отношения вероятностей.



Рисунок 2 – Формирование решающей статистики и принятия решения по последовательному критерию Вальда

Предложенный способ является комбинацией методов машинного обучения и статистических методов распознавания, что создает основу для дальнейших исследований, направленных на выбор и анализ конкретных сигнальных и траекторных признаков, а также на экспериментальную оценку показателей качества распознавания в различных условиях наблюдения.

Список использованных источников:

1. Wald, A. *Sequential Analysis*. – New York: Wiley, 1947.
2. Murphy, K. P. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. – Cambridge: MIT Press, 2012.
3. Yan, J., Hu, H., Gong, J., Kong, D., Li, D. Exploring Radar Micro-Doppler Signatures for Recognition of Drone Types // *Drones*. 2023. Vol. 7, № 4. Art. 280. DOI: 10.3390/drones7040280.
4. Kretzschmar, R., Karayiannis, N. B., Richner, H. A Comparison of Feature Sets and Neural Network Classifiers on a Bird Removal Approach for Wind Profiler Data // *Proc. IJCNN*. 2000. Vol. 2. P. 279–284. DOI: 10.1109/IJCNN.2000.857909.
- Lin, Q. et al. Ground-Based Radar Detection Dataset of «Low Slow Small» UAVs under Simple Field Background Conditions // *Journal of Signal Processing*. 2024. Vol. 40, № 11. P. 2095–2104. DOI: 10.12466/xhcl.2024.11.014.