



Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

Е. В. Бурый, Синтез системы распознавания объектов по форме огибающей лазерного импульса при импульсно-периодической локации, *Квантовая электроника*, 1998, том 25, номер 5, 471–475

Использование Общероссийского математического портала Math-Net.Ru подразумевает, что вы прочитали и согласны с пользовательским соглашением
<http://www.mathnet.ru/rus/agreement>

Параметры загрузки:

IP: 98.84.25.165

2 ноября 2024 г., 07:55:06



Синтез системы распознавания объектов по форме огибающей лазерного импульса при импульсно-периодической локации

Е.В.Бурый

Рассмотрены основные вопросы синтеза системы распознавания объектов, основанной на принципах функционирования нейронной сети. Продемонстрированы преимущества иерархической структуризации алгоритма распознавания. Обосновано использование отсчетов амплитудного спектра сигнала в качестве информативных признаков, разработан метод определения размерности пространства признаков. Указаны способы обеспечения устойчивости распознавания объектов в оптическом диапазоне. Сделан вывод о возможности распознавания ракурсов наблюдения объектов сложной формы.

Ключевые слова: распознавание объектов, импульсно-периодическая локация, размерность пространства признаков.

Введение

В настоящее время к лазерным локационным системам (ЛЛС) все чаще предъявляются требования определения параметров поверхности лоцируемого объекта и, в конечном итоге, его распознавания. По оценкам функции когерентности рассеянного излучения можно определить угловой радиус объекта и, зная расстояние до него R , рассчитать средний линейный поперечный размер l [1]. При известном характере рассеяния излучения поверхностью объекта и известной амплитудной стабильности лазера-передатчика ЛЛС эту же информацию можно получить из статистики числа фотоотсчетов n_c , вероятность регистрации которых в интервале наблюдения T_d

$$P(n_c, T_d) = \frac{(M + n_c - 1)!}{(M - 1)!n_c!} \frac{(\bar{n}/M)^{n_c}}{(1 + \bar{n}/M)^{M+n_c}}, \quad (1)$$

где \bar{n} – среднее в пределах T_d число сигнальных фотоэлектронов; M – число степеней свободы поля излучения, пропорциональное отношению l/R .

Применяя эти процедуры при облучении объекта импульсом с длительностью τ , меньшей времени его распространения вдоль объекта, и стробируя положение во времени интервала T_d , можно определить размеры нескольких сечений этого объекта, после чего перейти к решению задачи распознавания [2]. Недостаток обоих методов – принципиальная необходимость проведения большого числа циклов локации при неизменном ракурсе объекта. Распознавание объекта как по изображению наблюдаемой части поверхности, так и по набору стробоскопических изображений ограничивается конечным угловым разрешением оптической системы, невысокой чувствительностью фотоприемных устройств и избыточностью получаемой информации.

Альтернативой может служить распознавание объектов по форме огибающей импульса лазерного излучения при импульсно-периодической локации. Известно, что распознавание сигналов на фоне шума считается целесообразным при существенном превышении сигналом шума, поэтому если объект имеет диффузно рассеивающую поверхность (что позволяет использовать суперпозицию интенсивностей), при синтезе системы распознавания можно ограничиться следующим представлением сигнала на выходе фотоприемника однопозиционной ЛЛС:

$$U(t, \alpha, \beta) = P(t) \otimes G(t) \otimes g(t, \alpha, \beta) \otimes G(t)h(t), \quad (2)$$

где t – время; $P(t)$ – огибающая импульса излучения ЛЛС; $G(t)$ – функция импульсного отклика трассы распространения излучения; $g(t, \alpha, \beta)$ – импульсная характеристика рассеяния (ИХР) объекта; $h(t)$ – импульсная характеристика фотоприемника; α и β – азимут и угол места в системе координат $X_0 Y_0 Z_0$, связанной с объектом, определяющие положение вектора наблюдения объекта $V(\alpha, \beta)$ в этой системе координат.

При постоянстве $P(t)$, $G(t)$ и $h(t)$ распознавание объекта сводится к принятию решения о принадлежности сигнала $U(t)$, зарегистрированного на выходе фотодетектора, счетному множеству возможных реализаций $\{U(t, \alpha_i, \beta_j)\}$, причем реализации $U(t, \alpha_i, \beta_j)$ инвариантны относительно поворота объекта вокруг вектора V . Для обеспечения наилучшего качества распознавания объектов – достижения наибольшей вероятности их правильного распознавания при наибольших искажениях $U(t)$ (например, вследствие принципиально присущих твердотельным лазерам нестабильностей параметров импульсов излучения) и наибольшем шуме – синтез системы распознавания импульсной ЛЛС требует решения комплекса взаимосвязанных вопросов регистрации и обработки оптических сигналов, включая оценку изменения качества распознавания при использовании зондирующих импульсов различной длительности, зависящей от способа их формирования.

НИИ радиоэлектроники и лазерной техники Московского государственного технического университета им. Н.Э.Баумана, 107005 Москва, 2-я Бауманская ул., 5; e-mail: buryi@rl1.bmstu.ru

Поступила в редакцию 18 июня 1997 г.

1. Иерархическая структуризация алгоритма распознавания

Пусть имеются два различных объекта, характеризующихся в N -мерном пространстве признаков непересекающимися дискретными конечными множествами векторов $\{X_\omega\}$ и $\{X_\psi\}$, которые определяют гиперповерхности Ω и Ψ , причем $\Omega \cap \Psi = \{\emptyset\}$ (пустое множество), с числами элементов множеств n_ω и n_ψ . Тогда под распознаванием объектов, обладающим наибольшей устойчивостью к изменению признаков, будем понимать принятие решения о принадлежности зарегистрированного вектора признаков X_V одному из полупространств, ω или ψ , имеющих общую границу – такую гиперповерхность E , что $\Omega \cap E = \Psi \cap E = \{\emptyset\}$, а минимальные метрики $\rho(X_\omega, X_\varepsilon)_{\min}$ и $\rho(X_\psi, X_\varepsilon)_{\min}$ максимальны.

Принадлежность X_V одному из полупространств можно определить как на основании теории статистических решений [3], так и в результате использования алгоритма функционирования нейронной сети (НС) [4]. Простейшая НС описывается системой из K нелинейных уравнений, в каждое из которых входят N проекций x_1, x_2, \dots, x_N анализируемого вектора X_V с соответствующими коэффициентами a_{nm} и b_{mk} , подобранными таким образом, что входному вектору признаков X_{V_i} (или некоторой совокупности этих векторов) соответствует K -мерный выходной вектор Y_i с наперед заданными проекциями

$$y_k = \text{sig} \left[\sum_{m=1}^L \text{sig} \left(\sum_{n=1}^N x_n a_{nm} \right) b_{mk} \right], \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (3)$$

где $\text{sig}(x_1, x_2, \dots, x_N) = 1/[1 + \exp(-x_1, x_2, \dots, x_N)]$ – передаточная функция нейронов L внутренних и K выходных узлов сети.

Процедура распознавания нового входного вектора признаков X'_V сводится к вычислению координат выходного вектора Y'_i и принятию решения о его соответствии одному из обучающих выходных векторов Y_i . Наилучший результат достигается в тех случаях, когда все Y_i являются ортами K -мерного базиса. Оценки показывают, что в результате коллективной нелинейной обработки проекций X_V в соответствии с (3) при правильно подобранных коэффициентах a_{nm} и b_{mk} качество распознавания превышает качество, обеспечиваемое методами статистических решений в условиях априорной неопределенности функций распределений $W(x_1, x_2, \dots, x_N)$.

На этапе обучения НС (подбор a_{nm} и b_{mk}) наибольшие трудности возникают при оценке оптимальности положения разделяющей гиперповерхности E , поскольку она неявным образом определяется совокупностью коэффициентов a_{nm} и b_{mk} , а текущие оценки метрик $\rho(X_\omega, X_\varepsilon)$ и $\rho(X_\psi, X_\varepsilon)$ в процессе обучения с применением наиболее эффективной устойчивой процедуры обратного распространения не дают полного представления об оптимальности обучения. Кроме того, при больших размерностях пространства признаков продолжительность обучения может катастрофически возрастать при увеличении n_ω или n_ψ даже на несколько единиц.

Задачу обучения НС удастся существенно упростить, применив иерархическую структуру построения системы распознавания и переходя к конъюнкции логических решений о принадлежности анализируемого вектора X_V различным сечениям Ω и Ψ . Сечения могут быть построены на основании учета априорной информации о лоци-

руемом объекте – скорости движения, параметрах траектории и т. п. Обучение НС проводится последовательно для совокупности множеств проекций векторов признаков $\{\{X_\omega\}_{V_1}, \{X_\psi\}_{V_1}, \dots, \{X_\omega\}_{V_s}, \{X_\psi\}_{V_s}\}$, где s – число сечений Ω и Ψ , равное числу уровней иерархии системы распознавания, причем $n_{\omega|V_i} \approx n_\omega/s$ и $n_{\psi|V_i} \approx n_\psi/s$. В результате время обучения уменьшается на несколько порядков и одновременно наблюдается улучшение устойчивости распознавания, поскольку на локальных участках Ω и Ψ удается достичь больших минимальных метрик $\rho(X_\omega, X_\varepsilon)_{\min}$ и $\rho(X_\psi, X_\varepsilon)_{\min}$, чем для поверхностей в целом.

При распознавании многих объектов целесообразно группировать векторы X_V в соответствии с некоторыми правилами. Так, например, для аэродинамических объектов угол γ между вектором скорости и вектором наблюдения V определяет возможные пары углов α и β в системе координат объекта: $\sin^2 \alpha + \cos^2 \beta = \sin^2 \gamma$. Тогда при распознавании K объектов для каждого дискретного значения γ следует проводить обучение НС с K выходами при предъявлении $K(360^\circ/\Delta\alpha)$ обучающих входных векторов X_V ($\Delta\alpha$ – выбранный шаг дискретизации по азимуту). Определив γ в результате траекторных измерений и используя соответствующие ему матрицы коэффициентов НС, можно эффективно распознавать объекты даже при малых различиях их поверхностей.

Иерархическое построение алгоритма распознавания в сочетании с группировкой X_V по углам α и β позволяет от задачи распознавания объектов перейти к частной по отношению к ней задаче распознавания ракурса наблюдения одного объекта в следующей постановке: по принятому сигналу $U(t)$ определить номер пары углов α и β положения вектора наблюдения V в системе координат объекта. Заметим, что качество распознавания i -го и j -го ракурсов наблюдения объекта может оказаться заметно выше качества одновременного распознавания нескольких объектов, если $\rho(X_\omega^i, X_\omega^j)_{\min} > \rho(X_\omega, X_\psi, \dots)_{\min}$.

2. Формирование эталонных сигналов $U(t, \alpha, \beta)$

Для обучения системы распознавания необходимо сформировать эталонное множество сигналов $\{U(t, \alpha_i, \beta_j)\}$, полученных в соответствии с (2) для различных ракурсов наблюдения объекта. Функции $P(t)$, $G(t)$ и $h(t)$ могут быть найдены расчетным путем или определены в результате прямых измерений. Наибольшие трудности возникают при определении импульсной характеристики рассеяния (ИХР) объекта $g(t, \alpha, \beta)$, поскольку она является интегральной характеристикой, зависящей как от геометрии поверхности объекта и его положения относительно ЛЛС, так и от характера рассеяния излучения участками этой поверхности:

$$g(t, \alpha, \beta) = \frac{d}{dt} \left(\int_{S_0(\alpha, \beta, t)} \cos(\varphi) \rho(s, \varphi) ds \right), \quad z = \frac{ct}{2}, \quad (4)$$

где φ – угол между нормалью к поверхности и вектором V ; $\rho(s, \varphi)$ – функция характеристики рассеяния поверхности; $S_0(\alpha, \beta, t)$ – площадь облучаемой части поверхности объекта.

Аналитическое решение (4) может быть найдено только в тех немногих случаях, когда функция $S_0(\alpha, \beta, t)$ удовлетворяет ряду известных условий [5], а $\rho(s, \varphi)$ явно выражается аналитически. Получаемые решения оказываются громоздкими [6] и принципиально не допускают вариаций $\rho(s, \varphi)$ или $S_0(\alpha, \beta, t)$. Наиболее эффективный, а в

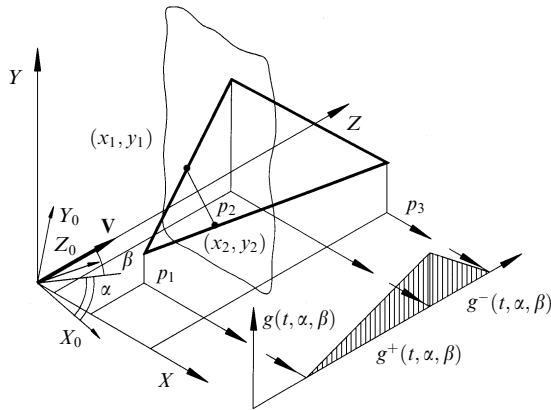


Рис.1. К расчету ИХР плоского треугольного конечного элемента покрытия поверхности объекта.

большинстве случаев и единственный, способ вычисления ИХР – численное моделирование. Метод расчета ИХР объекта по совокупности аппроксимирующих его поверхность плоских конечных элементов описан в [2]. Его дальнейшим развитием является формирование промежуточного множества функций $\{g_i\}$ вида (4) каждого конечного элемента для выбранной пары углов α и β . Тогда

$$g(t, \alpha, \beta) = \sum_{i=1}^E [g_i^+(t, \alpha, \beta) + g_i^-(t, \alpha, \beta)] \rho_i(\varphi),$$

где E – общее число конечных элементов, рассеивающих световой поток в направлении приемника ЛЛС; $\rho_i(\varphi)$ – функция характеристики рассеяния для i -го конечного элемента;

$$g_i^+(t, \alpha, \beta) = \tan(\varphi) \sqrt{\Delta x^2(p(t)) + \Delta y^2(p(t))} [p(t) - p_1],$$

$$p_2 > p(t) > p_1;$$

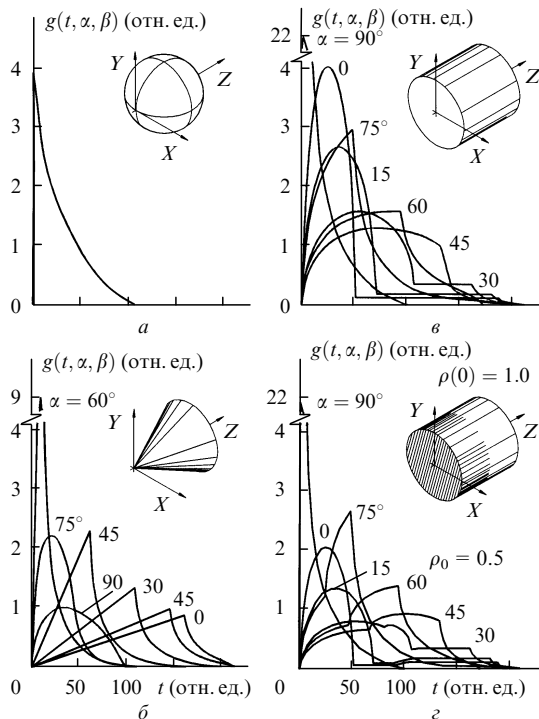


Рис.2. ИХР диффузно рассеивающих объектов: сферы радиусом r (а), конуса (б), цилиндра (в) и цилиндра с различными коэффициентами рассеяния в пределах поверхности (г) (радиус оснований конуса и цилиндра r , высота $2r$), полученные при $\beta = 15^\circ$ и различных α .

$$g_i^-(t, \alpha, \beta) = \tan(\varphi) \sqrt{\Delta x^2(p(t)) + \Delta y^2(p(t))} [p_3 - p(t)],$$

$$p_3 > p(t) > p_2;$$

$p(t)$ – параметр плоскости волнового фронта P в системе координат XYZ ; $\Delta x(p(t)), \Delta y(p(t))$ – разности координат точек пересечения сторон конечного элемента с плоскостью P ; p_j – параметр плоскости P в вершине $(x_j, y_j, z_j; j = 1 - 3)$, причем $p_3 > p_2 > p_1$ (рис.1).

В результате при существенном увеличении точности расчетов и уменьшении вычислительных затрат можно не только анализировать ИХР объектов с произвольным видом функции $\rho(s, \varphi)$, но и оценивать изменчивость ИХР при изменении $\rho(s, \varphi)$ отдельных участков поверхности (рис.2) (в дальнейшем эти объекты будем рассматривать как тестовые при оценке параметров системы распознавания). Расчет функциональных зависимостей координат $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ пар точек пересечений плоскости P со сторонами конечного элемента как функций времени обеспечивает учет влияния на ИХР и $U(t, \alpha, \beta)$ неравномерности распределения интенсивности зондирующего излучения в окрестности объекта.

3. Выбор информативных признаков для распознавания объектов

В качестве информативных признаков системы распознавания можно использовать либо совокупность амплитудно-временных отсчетов огибающей сигнала $U(t)$, либо отсчеты какого-либо функционального преобразования $U(t)$. Распознавание по амплитудно-временным отсчетам характеризуется рядом недостатков, основной из которых – сложность обеспечения инвариантности временного положения $U(t)$ относительно начала интервала наблюдения.

Использование отсчетов амплитудного спектра $S(\omega)$ сигнала $U(t)$, нормированного по амплитуде, в качестве информативных признаков обеспечивает их инвариантность по отношению к временному положению сигнала, снижает размерность пространства признаков до нескольких десятков, уменьшает влияние флуктуаций амплитуд отсчетов $U(t)$ на качество распознавания. Вместе с тем вопрос о способе формирования пространства признаков, обеспечивающих устойчивое распознавание с хорошим качеством, остается открытым. Общие рекомендации таковы: период дискретизации T_d сигнала $U(t)$ должен выбираться в соответствии с теоремой Котельникова для наиболее широкополосного сигнала из множества $\{U(t, \alpha_i, \beta_j)\}$; отсчеты спектра $S(\omega_i)$ целесообразно находить через быстрое преобразование Фурье дискретного сигнала, причем общее число отсчетов этого сигнала $2N_s$ в 2–4 раза должно превышать число ненулевых отсчетов сигнала с максимальной длительностью из множества $\{U(t, \alpha, \beta)\}$; нижняя граница пространства признаков есть $S(\omega_1)$, верхняя граница $S(\omega_N)$ должна соответствовать T_d .

Такое формальное определение пространства признаков в ряде случаев позволяет получить приемлемое качество распознавания, поскольку процедура обучения НС подразумевает определение корреляционных связей между отсчетами обучающих векторов, в результате чего выявляются малоинформативные отсчеты и им присваиваются минимальные весовые коэффициенты. Однако из-за малой скорости сходимости обучающего алгоритма при больших размерностях пространства признаков

обучение может оказаться неоправданно долгим, а качество распознавания – низким вследствие малости $\rho(\mathbf{X}_\omega, \mathbf{X}_\psi)_{\min}$.

В основу предлагаемого метода формирования пространства признаков положена максимизация $\rho(\mathbf{X}_\omega, \mathbf{X}_\psi, \dots)_{\min}$. Для этого итерационным путем в $N_s - 1$ векторных базисах с размерностями $n = 2, 3, \dots, N_s$ осуществляется поиск многомерного экстремума метрики

$$\rho(\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_P) = \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P \frac{[w_1^2(x_1^i - x_1^j)^2 + w_2^2(x_2^i - x_2^j)^2 + w_n^2(x_n^i - x_n^j)^2]}{|\mathbf{X}_i||\mathbf{X}_j|}, \quad (5)$$

где w_1, \dots, w_n – рассчитываемые весовые коэффициенты; $x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i$ – координаты вектора признаков \mathbf{X}_i ; $P = n_\omega + n_\psi$ – число подлежащих распознаванию векторов. Искомая размерность N пространства признаков соответствует размерности того векторного базиса, в котором найденный экстремум окажется максимальным.

Описанный метод был применен для выбора размерности пространства признаков при совместном распознавании различных сочетаний ракурсов тестовых объектов. Отсчеты амплитудных спектров $S(\omega)$ получены методом быстрого преобразования Фурье для тестовых объектов с характерным геометрическим размером r при $T_d = r/100c$ и $2N_s = 2048$. Результаты расчета экстремумов метрик вида (5) представлены на рис.3,а. Видно, что для совместного распознавания трех объектов достаточно использовать 45–50 первых отсчетов спектра. При

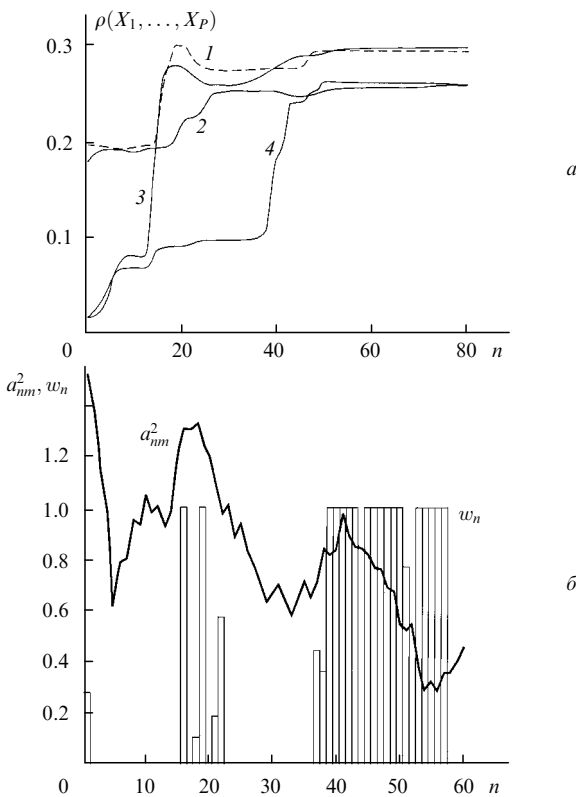


Рис.3. Результаты поиска оптимальной размерности пространства признаков (а) и соответствия квадратов коэффициентов входного слоя НС a_{nm}^2 весовым коэффициентам признаков w_n (б), найденным в результате оптимизации: 1 – распознавание 3 ракурсов конуса ($\beta = 15^\circ, \alpha = 15, 30, 45^\circ$); 2 – распознавание 7 ракурсов конуса ($\beta = 15^\circ, \alpha = 0, 15, 30, \dots, 90^\circ$); 3 – распознавание 7 ракурсов цилиндра ($\beta = 15^\circ, \alpha = 0, 15, 30, \dots, 90^\circ$); 4 – совместное распознавание сферы, конуса и цилиндра.

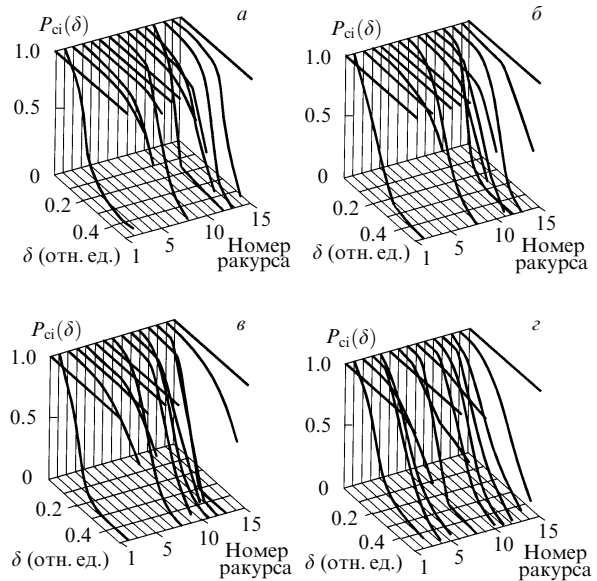


Рис.4. Зависимости вероятности правильного распознавания 15 ракурсов тестовых объектов (1 – сфера, 2–7 – конус, 8–15 – цилиндр для $\alpha = 0, 15, \dots, 90^\circ$ соответственно) от шума δ при размерности пространства признаков $N = 60$ (а), 40 (б), 20 (в) и 10 (г).

распознавании 7 ракурсов наблюдения цилиндра размерность пространства признаков может быть уменьшена до $N = 20$ вследствие больших различий в форме $U(t)$. Найденные при поиске экстремума (5) для $n = 60$ коэффициенты w хорошо коррелируют с коэффициентами a_{nm} входного слоя НС, обученной по 15 ракурсам (рис.3,б).

4. Обеспечение устойчивости распознавания

Для получения высокого качества распознавания объектов, на первый взгляд, следует стремиться к уменьшению длительности зондирующих импульсов τ . Однако несмотря на увеличение разрешающей способности ЛЛС по дальности, не удастся улучшить качество распознавания из-за наличия шума. Аналитическая связь между вероятностью правильного распознавания объектов НС P_{ci} и длительностью τ принципиально не может быть установлена. Основываясь на теореме о свертке, влияние τ на качество распознавания можно в первом приближении оценить как результат изменения размерности пространства признаков $N = \min(N_\delta, N_\tau)$, где N_τ – число спектральных отсчетов, приходящихся на главный лепесток амплитудного спектра сигнала $P(t)$; N_δ – квазиоптимальная размерность пространства признаков при $P(t) = G(t) = h(t) = \delta(t - t_0)$.

На рис.4,а,б представлены результаты статистических испытаний распознавания тестовых объектов при разных интенсивностях гауссова шума и различных N . Видно, что наилучшее качество распознавания достигается при ранее рассчитанном $N = 40$; при $N = 60$ оно несколько хуже. Таким образом, распознавание оказывается устойчивым к малым изменениям τ .

Для достижения максимального качества распознавания необходимо обеспечить такую длительность зондирующего импульса, чтобы $N_\tau \approx N$. Одновременно следует принять меры как для уменьшения шума, поступающего на вход системы распознавания, так и для устранения возможных флуктуаций $U(t)$, возникающих при регистрации излучения с малым числом степеней свободы; поскольку $T_d \ll 2l_0/c$ (l_0 – протяженность объекта

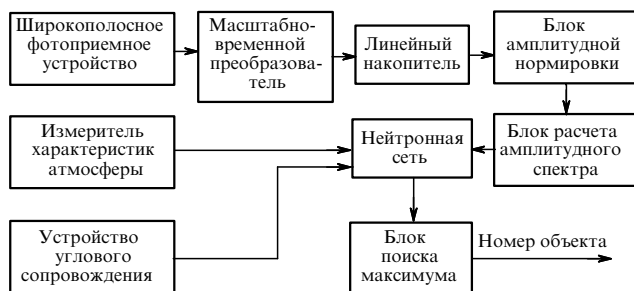


Рис.5. Структурная схема синтезированной системы распознавания объектов при импульсно-периодической локации.

в направлении \mathbf{V} , то из (1) следует, что дисперсия отсчетов $U(t)$ является функцией времени и направления \mathbf{V} :

$$\sigma^2(t, \mathbf{V}) = \bar{n}(t, \mathbf{V}) + \frac{\bar{n}^2(t, \mathbf{V})}{M(t, \mathbf{V})}.$$

В результате при определенных условиях наблюдения объектов имеет место сильная прецессия векторов \mathbf{X}_V в пространстве признаков (так, при регистрации излучения, рассеянного сферой, отсчеты с максимальной амплитудой будут иметь максимальную дисперсию), что снижает вероятность правильного распознавания. Некогерентное накопление отсчетов J зарегистрированных импульсов приводит к увеличению M в J раз и уменьшает $\sigma^2(t, \mathbf{V})$. В большинстве случаев можно ограничиться значением $J = 7 - 10$, проводя линейное накопление отсчетов $U(t)$ и, в тех случаях, когда M заведомо велико, одновременно обеспечивая снижение относительной шумовой составляющей сигнала в \sqrt{J} раз.

При синтезе системы распознавания необходимо учитывать удлинение импульса при его распространении в оптически-неоднородной среде типа дымки или тумана: по оценкам [7] τ может увеличиваться на 10–200 нс/км в зависимости от плотности слоя аэрозоля. Для обеспечения устойчивости распознавания следует проводить независимое обучение НС при моделировании различных условий распространения излучения и в дальнейшем при распознавании использовать соответствующий имеющимся метеоусловиям набор коэффициентов НС.

На рис.5 изображена структурная схема синтезированной системы распознавания ЛЛС, обеспечивающей устойчивое распознавание объектов. Выходной информацией является номер выхода НС с максимальным сигналом, которому поставлен в соответствие номер распознаваемого объекта или ракурса. Применение изложенных рекомендаций при синтезе системы распознавания позволяет достичь высокого качества распознавания объектов со сложной формой поверхности. В результате математического моделирования задачи определения ориентации пожарного вездехода, включающего расчет его ИХР (рис.6), выбор размерности пространства признаков, обучение двухслойной НС и последующие статистические испытания, предсказано устойчивое распознавание 13 ракурсов наблюдения этого объекта ($\beta = 0, \alpha = 15, \dots, 180^\circ$), впоследствии подтвержденное в результате лабораторных экспериментов.

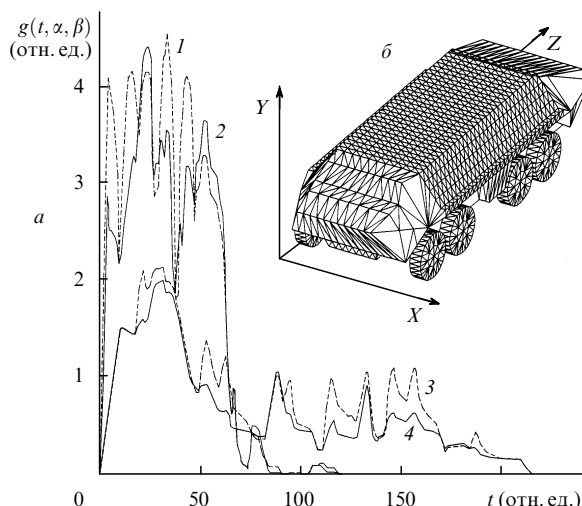


Рис.6. ИХР (а) объекта со сложной формой поверхности (пожарный вездеход (б)) для двух ракурсов $\alpha = 30$ (1, 2) и 75° (3, 4) при $\beta = 0$ для обычного состояния поверхности объекта (сплошные кривые) и при наличии на ходовой части налипшего грунта (штриховые кривые).

Заключение

В процессе синтеза системы распознавания объектов вопросы структуризации алгоритма распознавания и выбора размерности пространства признаков должны быть проработаны наиболее тщательно в силу их решающего влияния на качество распознавания объектов при импульсной локации. Амплитудная нормировка регистрируемого сигнала и использование в качестве признаков для распознавания отсчетов амплитудного спектра этого сигнала обеспечивают амплитудную и временную инвариантности распознавания, а также его частичную устойчивость к изменению длительности зондирующего импульса.

1. Бурый Е.В., Митрофанов А.Л. *Квантовая электроника*, **23**, 460 (1996).
2. Бурый Е.В., Зубцов С.А., Петров В.А. *Вестник МГТУ им. Баумана. Сер. Приборостроение*, № 3, 32 (1991).
3. Горелик А.Л., Барбаш Ю.Л. и др. *Селекция и распознавание на основе локационной информации* (М., Радио и связь, 1990).
4. Уоссерман Ф. *Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика* (М., Мир, 1992).
5. Шеннен П. и др. *Математика и САПР. Кн. 2* (М., Мир, 1989).
6. Захаров А.В., Завада В.С., Непогодин И.А. *Импульсная фотометрия*, № 5, 31 (1978).
7. Busher E.A., Lerner R.M. *Appl. Optics*, **12**, 2401 (1973).

E.V.Buryi. Synthesis of an object recognition system based on the profile of the envelope of a laser pulse in pulsed lidar.

The main problems in the synthesis of an object recognition system, based on the principles of operation of neuron networks, are considered. Advantages are demonstrated of a hierarchical structure of the recognition algorithm. The use of reading of the amplitude spectrum of signals as information tags is justified and a method is developed for determination of the dimensionality of the tag space. Methods are suggested for ensuring the stability of object recognition in the optical range. It is concluded that it should be possible to recognise perspectives of complex objects.