

Методы формирования векторов признаков для распознавания объектов по дальностным портретам в импульсной лазерной локации

Ф.Б. Баулин¹, Е.В. Бурый¹

¹ Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет),
105005, Россия, г. Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1

Аннотация

В статье рассмотрены методы формирования векторов информативных признаков для решения задачи распознавания объектов в импульсной лазерной локации по регистрируемым дальностным портретам. Приведено описание известных методов снижения размерности пространства признаков, и обозначены границы их применимости. Предложен метод, реализующий максимизацию метрик между векторами признаков. На примере объектов, поверхности которых описываются каноническими уравнениями (сфера, конус, цилиндр), показано, что этот метод эффективен при решении задачи распознавания объектов в случае их априори неизвестной ориентации относительно локационной системы. Метод также эффективен и при наличии пересечений множеств векторов признаков, когда объекты характеризуются дальностными портретами схожей формы.

Ключевые слова: лазерная локация, обратное рассеяние, дальностный портрет, распознавание, вейвлет, информативный признак, редукция пространства признаков, локационная система.

Цитирование: Баулин, Ф.Б. Методы формирования векторов признаков для распознавания объектов по дальностным портретам в импульсной лазерной локации / Ф.Б. Баулин, Е.В. Бурый // Компьютерная оптика. – 2021. – Т. 45, № 6. – С. 934-941. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-891.

Citation: Baulin FB, Buryi EV. Feature extraction techniques for LIDAR range profile based object recognition. Computer Optics 2021; 45(6): 934-941. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-891.

Введение

Современные средства формирования и регистрации излучения лазерных локационных систем дают возможность получения информации о характеристиках поверхностей объектов, которая используется для их распознавания [1–7]. Локация объектов в оптическом диапазоне длин волн для реализации распознавания оказывается предпочтительнее использования для этой цели радиодиапазона благодаря лучшим энергетическим характеристикам оптических передаточных средств, а также меньшей изменчивости локационных сигналов при изменении пространственной ориентации объектов.

В ряде исследований продемонстрировано распознавание объектов, при локации которых разрешаются отдельные части их поверхности [3, 4], а также объектов, чьи размеры не превышают ширины зондирующего лазерного пучка в их окрестностях [2, 6–8]. Локационные системы первого типа предназначены для зондирования элементов сцен, расположенных на небольшом расстоянии. Информация об объекте представляется в них в виде трехмерного облака точек, описывающих поверхность, рассеявшую зондирующее излучение. В локационных системах второго типа распознавание выполняется в результате анализа амплитудно-временных характеристик сигналов, получаемых на выходе фотоприёмного устройства при облучении объекта короткими лазерными импульсами. Эти сигналы часто называют дальностными портретами (ДП) объектов. Менее жесткие требования к

расходимости и точности наведения пучка излучения делают возможным применение таких систем при распознавании удаленных объектов. Кроме того, инвариантность форм регистрируемых сигналов к изменению расстояния до объекта позволяет использовать более простые алгоритмы, чем те, которые применяют для обработки изображений и трехмерных облаков точек.

Функциональная схема лазерной локационной системы, реализующей распознавание объектов по ДП, представлена на рис. 1. Регистрируемое на выходе оптической системы приёмного канала лазерное излучение преобразуется в электрический сигнал, который подвергается квантованию и дискретизации. Дискриминатор компенсирует случайный сдвиг этого сигнала относительно начала интервала наблюдения.

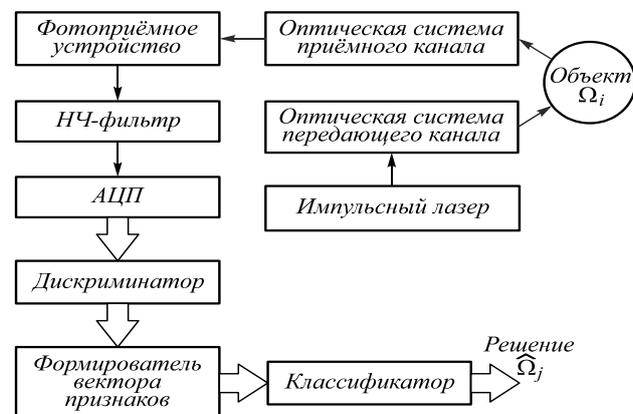


Рис. 1. Функциональная схема лазерной локационной системы, выполняющей анализ дальностных портретов

В блоке формирователя вектора признаков к полученной последовательности амплитудно-временных отсчетов ДП применяется одно из известных преобразований [7–9] для формирования инварианта к условиям локации объекта и уменьшения размерности вектора признаков. Отсчеты, полученные в результате этого преобразования, передаются на вход классификатора, формирующего решение о принадлежности наблюдаемого объекта одному из известных классов.

Так как не все отсчеты, полученные в результате преобразования, содержат релевантную задаче распознавания информацию, при формировании векторов признаков целесообразно исключать малоинформативные компоненты, чтобы снизить размерность пространства признаков. Такую процедуру называют редукцией пространства признаков. Снижение размерности пространства признаков позволяет применить более простой классификатор и уменьшить вычислительные затраты на его обучение. С другой стороны, желательно изначально формировать пространство признаков так, чтобы векторы признаков содержали только наиболее информативные компоненты.

Хотя в настоящее время известен ряд методов синтеза векторов информативных признаков ДП [7–11], проблема их эффективного формирования остается недостаточно исследованной и представляет интерес для анализа [12–14].

1. Формирование совокупности информативных признаков дальностных портретов

Один из наиболее известных методов формирования векторов признаков ДП – сигнатурный метод. Этот метод применен в [7, 10, 11] для формирования векторов признаков, инвариантных к изменению положения импульсных сигналов на оси времени. В [7] в качестве признаков использованы отношения величин экстремумов и отношения временных интервалов между ними. Полученные в результате применения этого метода векторы информативных признаков имеют малую размерность, что на практике позволяет отказаться от использования процедуры редукции пространства признаков. Очевидным недостатком этого метода является то, что при малом числе экстремумов теряется часть информации, которая может быть использована при распознавании объекта. Так, ДП объектов с простыми каноническими поверхностями, как правило, имеют один экстремум, что принципиально не позволяет различать их с использованием сигнатурного метода анализа [7].

В ряде работ [8, 9, 15, 16] предлагается к полученным отсчетам сигнала применять одно из известных интегральных преобразований [17–19]. Элементы полученного множества отсчетов S используются для формирования векторов признаков. Не все сформированные отсчеты оказываются информативными, поэтому используется только часть компонент множе-

ства отсчетов S . Множество $S_k \subset S$ содержит компоненты вектора информативных признаков, которые передаются в классификатор. Состав S_k определяется на основании оценки, называемой мерой информативности ϕ . Выражение для расчёта величины этой меры определяется как видом многомерного распределения векторов признаков обучающей выборки, так и типом используемого классификатора [20]. Схема алгоритма формирования пространства признаков представлена на рис. 2.

Множество информативных признаков мощности n выбирается на основании сравнения значений мер информативности ϕ_q , рассчитываемых для каждого сочетания признаков S_q , $q = 1, 2, \dots, Q$. При общем числе признаков N требуется рассмотреть $Q = C_N^n$ их сочетаний.

Частным случаем формирования пространства признаков на основании меры информативности является сравнительный анализ значений меры Фишера [21], которая используется в качестве меры информативности. При этом расчет меры Фишера ϕ^f выполняется для каждого из N доступных признаков:

$$\phi^f = \frac{\sum_{l=1}^L n_l (\mu_l^f - \mu^f)^2}{\sum_{l=1}^L n_l (\sigma_l^f)^2}, \quad f = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

где l – номер объекта; n_l – число реализаций ДП для объекта с номером l ; L – общее число различаемых объектов; μ_l^f – математическое ожидание значений A^f (см. рис. 2) признака с номером f , рассчитанное для множества ДП l -го объекта; μ^f – математическое ожидание значения признака с номером f , рассчитанное для всех ДП; $(\sigma_l^f)^2$ – дисперсия значения признака с номером f для l -го объекта.

Интегральная оценка информативности множества отсчетов S_q определяется выражением

$$\phi_q^\Sigma = \sum_{f \in S_q} \phi^f, \quad q = 1, 2, \dots, Q.$$

Наилучшему пространству признаков соответствует множество отсчетов S_k , которое имеет наибольшее значение интегральной меры Фишера [21]:

$$\phi_{best}^\Sigma = \max_q (\phi_q^\Sigma), \quad q = 1, 2, \dots, Q, \quad (2)$$

$$\phi_k^\Sigma \equiv \phi_{best}^\Sigma.$$

Так как значения меры Фишера рассчитываются для каждого признака, множество S_k следует сформировать из признаков, обладающих наибольшими значениями этой меры. В результате удастся ограничить число рассматриваемых вариантов сочетаний признаков. Как правило, число компонент n , включаемых в S_k , определяется числом признаков с такими значениями меры Фишера, которые многократно превышают значения этой меры для остальных признаков. Показано, что такой метод применим в условиях распозна-

вания лоцируемых объектов, ориентация которых известна [15]. Она задаётся азимутом α и углом места β ,

определяющими положение вектора наблюдения объекта относительно его строительной оси (рис. 2).

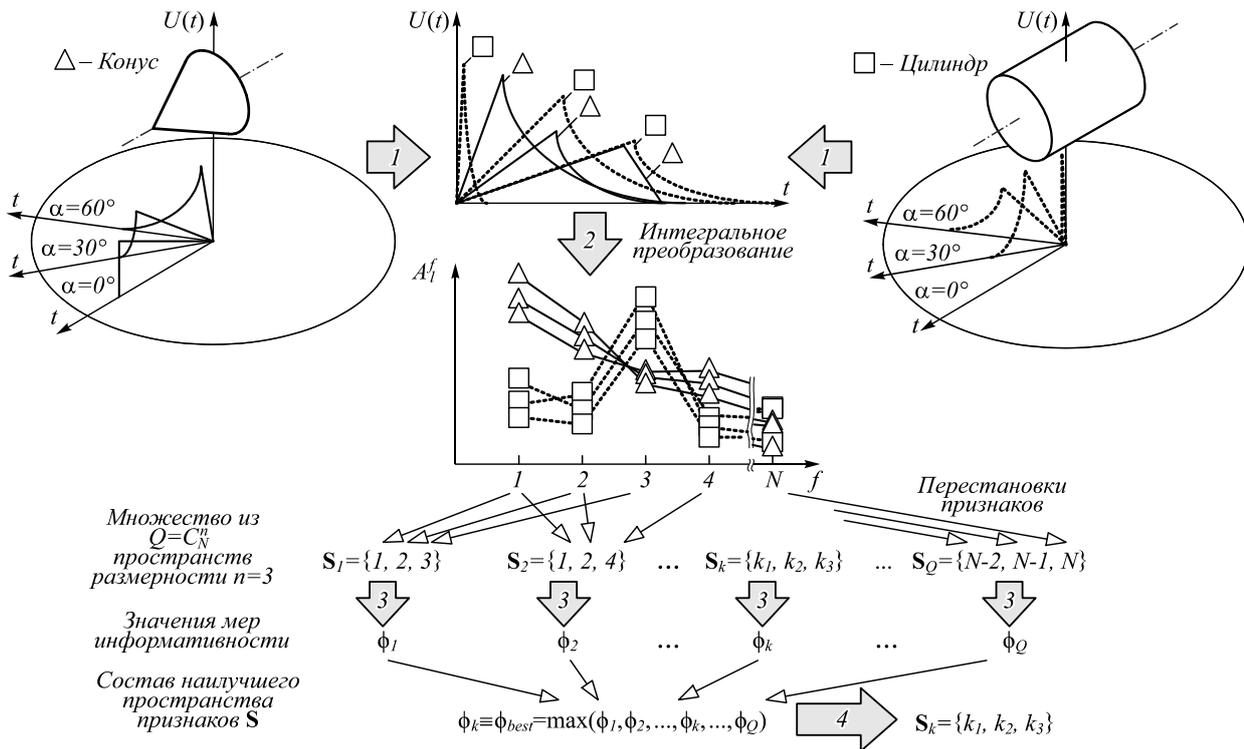


Рис. 2. Алгоритм формирования пространства признаков путём сравнения величин меры информативности – фигурными стрелками указаны выполняемые процедуры (1 – формирование множества дальностных портретов распознаваемых объектов путём математического моделирования или прямых измерений; 2 – интегральные преобразования отсчётов; 3 – расчёт величин меры информативности различных сочетаний признаков; 4 – выбор наилучшего сочетания признаков), стрелками указаны реализуемые перестановки признаков

Если при оценке величин углов α и β имеют место значительные погрешности, то распределения признаков отличаются от нормальных, свойственных результатам, получаемым при малых погрешностях оценок этих углов [22]. Такая ситуация имеет место для большинства техногенных объектов при немногих исключениях. Из [23, 24] следует, что если одна из компонент векторов признаков имеет распределение, отличное от нормального, то это может помешать достижению наилучшего результата при формировании пространства признаков на основании меры Фишера. Пример элементарного множества векторов признаков, для которого невозможно корректно выбрать информативный признак, используя меру Фишера, представлен на рис. 3. Видно, что распознавание достижимо при использовании единственного признака – величины компоненты f_1 . Однако значение математического ожидания μ_1 , рассчитанное для множества всех векторов признаков, совпадает со значениями математических ожиданий μ_1^1 и μ_2^1 этого признака, рассчитанными для множеств векторов признаков, принадлежащих отдельным объектам. Из-за этого числитель выражения (1) стремится к нулю, сигнализируя о малой информативности признака f_1 .

Для формирования пространства информативных признаков при значительных погрешностях опреде-

ления положения вектора наблюдения объекта в [8] предложен метод, основанный на отборе низкочастотных компонент амплитудного спектра ДП, используемых в качестве признаков, и максимизации метрик, определяемых между парами векторов этих признаков. Векторы признаков, полученные этим методом, инвариантны к временным сдвигам ДП: амплитудный спектр функции инвариантен к её сдвигу по оси абсцисс.

Информативность пространства признаков в [8] предложено оценивать на основании меры

$$\rho_q = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{f=2}^n (w^f (x_i^f - x_j^f))^2}{|\mathbf{x}_i| \cdot |\mathbf{x}_j|}, \quad (3)$$

где w^f – весовой коэффициент, соответствующий f -м компонентам M векторов признаков; $|\mathbf{x}_i|, |\mathbf{x}_j|$ – модули i -го и j -го векторов признаков; x_i^f – значения f -го компонента вектора признаков i -го ДП.

В [8] этот критерий был использован для определения минимальной размерности пространства признаков n , при которой обеспечивается как распознавание тестовых объектов, так и определение углов α и β . Отсчет спектра, соответствующий нулевой гармонике, исключался из рассмотрения в связи со сложно-

стью получения несмещенной оценки его величины. Заметим, что реализация (3) подразумевает значительные вычислительные затраты, а использование отсчетов амплитудного спектра приводит к потере информации о временном положении характерных точек ДП. Для сохранения этой информации в [16] в качестве признаков использованы амплитудные компоненты комплексного вейвлет-преобразования, значения которых инвариантны к временным сдвигам входных сигналов в некоторых пределах. Значения пределов, в которых реализуется инвариант к сдвигу, определяются протяженностью используемых базисных функций. Хотя при таком преобразовании часть информации о временном положении характерных точек ДП также теряется, инвариант коэффициентов приводит к уменьшению прецессии векторов признаков, вызываемых временными сдвигами сигналов.

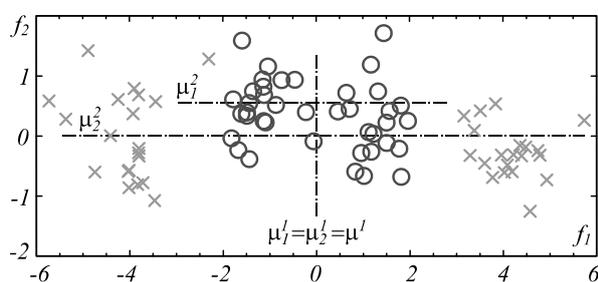


Рис. 3. Иллюстрация линейно неразделимых множеств векторов признаков (символами обозначены координаты их концов в двухмерном пространстве: (x) – векторы объекта 1, (o) – векторы объекта 2)

Вместе с тем низкочастотные составляющие амплитудных спектров ДП объектов однотипных конструкций могут различаться несущественно, что приводит к необходимости включения в состав S_k высокочастотных компонент спектра. Отметим, что в отличие от других рассматриваемых методов в [8] эти компоненты включаются в состав пространства признаков в последнюю очередь.

2. Формирование пространства признаков путем анализа минимальной метрики между векторами

В [9] множество признаков S_k предложено определять путем сравнительного анализа метрик, вычисляемых между парами векторов признаков. Наилучшим для проведения распознавания предложено признавать пространство признаков, в котором достигается максимальное значение минимальной евклидовой метрики ρ^{\min} между реализациями векторов признаков разных объектов.

В процессе поиска для всех множеств S_q , $q = 1, \dots, Q$, определяются метрики ρ_q^{\min} . Затем устанавливается номер k того множества S_k , для которого значение минимальной метрики пространства признаков оказывается максимальным (см. рис. 2). По сути, речь идет об определении той системы признаков, в которой наихудшая ситуация будет лучше всего различима.

Значения метрик $\rho_q^{l,i;m,j}$ между i -м вектором признаков объекта с номером l и j -м вектором признаков объекта с номером m рассчитываются в пространстве признаков, заданном множеством S_q

$$\rho_q^{l,i;m,j} = \sum_{f \in S_q} (x_{l,i}^f - x_{m,j}^f)^2,$$

где $x_{l,i}^f$ и $x_{m,j}^f$ – значения компонент векторов признаков объектов; M_l и M_m – числа реализаций ДП, принадлежащих l -му и m -му объектам; L – число распознаваемых объектов. При этом

$$i = 1, 2, \dots, M_l; \quad l = 1, 2, \dots, L-1; \\ j = 1, 2, \dots, M_m; \quad m = l+1, l+2, \dots, L.$$

Минимальная метрика ρ_q^{\min} , характеризующая информативность пространства признаков, определяется в соответствии с выражением

$$\rho_q^{\min} = \min_{l,i,m,j} (\rho_q^{l,i;m,j}). \tag{4}$$

Общее число сравниваемых метрик $\rho_q^{l,i;m,j}$ равно z :

$$z = \sum_{l=1}^{L-1} \left(\sum_{m=l+1}^L (M_l \cdot M_m) \right).$$

Метрика ρ_k^{\min} со значением

$$\rho_{best}^{\min} = \max_q (\rho_q^{\min}), \quad q = 1, 2, \dots, Q, \tag{5}$$

$$\rho_k^{\min} \equiv \rho_{best}^{\min},$$

максимальным среди Q минимальных метрик, найденных согласно (4), соответствует множеству отсчетов S_k , задающему наилучшее в оговоренном выше смысле пространство признаков.

При выполнении такого анализа при всех возможных размерностях пространства признаков $n = 1, 2, \dots, N$ число подлежащих анализу пространств информативных признаков составит 2^N . Как правило, множество признаков, найденное для размерности n , будет содержать компоненты множества информативных признаков, найденного для пространства размерности $(n-1)$. Это обстоятельство позволяет уменьшить число анализируемых пространств признаков за счет применения эвристического алгоритма [25], реализующего поочередное добавление и удаление компонент множеств признаков $S_1, S_2, \dots, S_{N-n+1}$. Вопрос о корректности сравнения информативности пространств признаков, полученных в результате такого анализа для различных значений размерности n , остается открытым из-за проблемы нормировки метрик в этих пространствах.

3. Формирование пространства признаков путем анализа сумм метрик между векторами признаков

В тех случаях, когда распознаваемые объекты характеризуются схожими ДП, весьма вероятны пересечения множеств векторов признаков. При этом от-

личия между ближайшими векторами признаков могут быть настолько малыми, что объекты окажутся неразличимыми. Такие пересечения множеств векторов признаков возникают и при распознавании объектов с простейшими поверхностями: регистрируемые при некоторых углах α и β ДП конуса и сферы с одинаковыми габаритными размерами оказываются схожими.

Пример элементарного множества векторов признаков, анализ которого затруднен наличием пересечений, представлен на рис. 4.

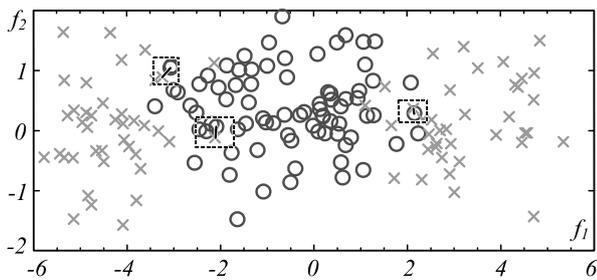


Рис. 4. Пример, иллюстрирующий взаимное расположение частично пересекающихся множеств векторов признаков ДП (символами обозначены координаты их концов в двухмерном пространстве: (x) – векторы ДП объекта 1, (o) – векторы ДП объекта 2)

Очевидно, что использование признака f_1 для решения задачи распознавания предпочтительно по отношению к использованию признака f_2 . Однако значения ρ_q^{\min} , получаемые при использовании того или иного признака, близки к нулю, что препятствует использованию ρ_q^{\min} в качестве меры информативности.

Соответствующие векторы признаков характеризуются такими же значениями математических ожиданий величин их компонент, как и векторы, образующие множества, представленные на рис. 3. В этом случае ни метод [9], ни метод [21] не гарантируют формирования пространства информативных признаков малой размерности, что затрудняет устойчивое распознавание объектов. Заметим, что уменьшение длительности зондирующих импульсов нередко не позволяет устранить пересечения множеств векторов признаков.

В рассматриваемом случае целесообразно снизить влияние метрик с малыми значениями на результат определения множества признаков S_k . Для этого предложено определять максимальное значение среди сумм метрик, формируемых для всех пространств признаков заданной размерности n :

$$\rho_q^\Sigma = \sum_{l=1}^{L-1} \sum_{m=l+1}^L \sum_{i=1}^{M_l} \sum_{j=1}^{M_m} \rho_q^{l,i;m,j}. \quad (6)$$

Следует найти метрику ρ_k^Σ , имеющую значение

$$\rho_{best}^\Sigma = \max_q(\rho_q^\Sigma), \quad q = 1, 2, \dots, Q, \quad (7)$$

$$\rho_k^\Sigma \equiv \rho_{best}^\Sigma.$$

В (7), как и в (2) и (5), k является номером искомого сочетания признаков S_k .

Поскольку мера (6), в отличие от меры (3), не учитывает значений метрик между векторами признаков одного и того же объекта, состав множества S_k будет зависеть от отличий ДП различных объектов и практически не будет зависеть от их отличий для разных наблюдаемых ракурсов одного и того же объекта.

Применение метода максимизации суммы метрик возможно тогда, когда множества векторов признаков имеют пересечения, а компоненты этих векторов характеризуются близкими значениями математических ожиданий, что выгодно отличает предложенный метод от ранее известных [9, 21].

4. Сравнительный анализ результатов применения различных методов формирования пространств признаков

Для сравнения результатов применения изложенных методов формирования пространств признаков были оценены вероятности ошибок распознавания тестовых объектов нейросетевым классификатором.

Реализации сигнала сформированы для тестовых объектов с поверхностями, описываемыми каноническими уравнениями сферы, конуса и цилиндра. Диаметры сферы и оснований конуса и цилиндра приняты равными 1 м, а высоты конуса и цилиндра – 3 м. Полагалось, что угол места β вектора наблюдения неизменен и составляет 0° , а азимут α находится в пределах от 0 до 90° . Характер рассеяния излучения поверхностью объекта считался диффузным, а шум – аддитивным. Длительность зондирующих импульсов лазерного излучения принята равной 5 нс. Такая длительность импульсов характерна для твердотельных лазеров и часто реализуется лазерами, применяемыми в системах распознавания [1, 6, 7]. Число сформированных реализаций ДП превышает 2000, что достаточно для получения достоверного результата [8].

Для формирования пространств признаков использовались:

- отсчеты амплитудного спектра [17];
- коэффициенты вейвлет-преобразования [18];
- амплитудные компоненты комплексного вейвлет-преобразования [15, 19].

Как известно, вейвлет-преобразование состоит в разложении одномерного сигнала по базису, сконструированному из порождающей функции, называемой материнским вейвлетом [18]. В [26–28] предложены методы выбора его типа для заданного множества сигналов. Материнский вейвлет выбран на основании принципа минимизации ошибки реконструкции сигналов [28] – в диапазоне азимутов $0, 2, \dots, 90^\circ$ наименьшую ошибку восстановления сигнала позволило получить применение симметричного вейвлета 2-го порядка.

Применение амплитудных компонент комплексного вейвлет-преобразования позволило реализовать частичный инвариант значений признаков к сдвигам ДП по временной оси. Это преобразование предпо-

чительно использовать в тех случаях, когда величина погрешности компенсации временного сдвига превышает интервал дискретизации сигнала.

Полученные тремя указанными способами отсчеты преобразований использовались для формирования пространства признаков. Для каждого сочетания метода преобразования и способа оценки информативности полученных отсчетов проводилось обучение нейросетевых классификаторов. Обучаемые классификаторы имели схожие топологии нейронных сетей: число слоёв – 3, числа нейронов в слоях – 16, 8 и 3. Число входов каждого классификатора принималось равным размерности пространства признаков n . Минимальная величина n принята равной 6 – при меньшем её значении сложно судить о соответствии результата обратного преобразования исходному сигналу. Схема алгоритма оценивания качества распознавания представлена на рис. 5.

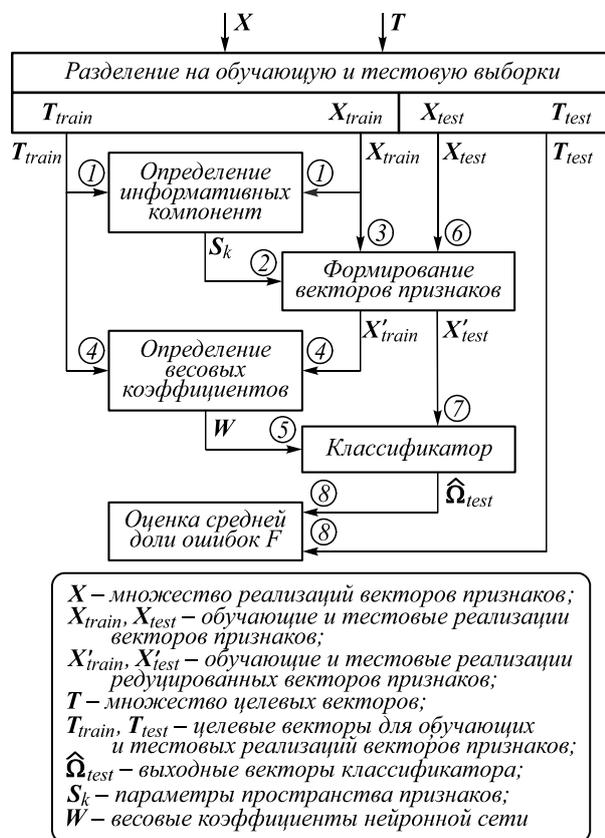


Рис. 5. Алгоритм оценивания качества распознавания (цифрами обозначен порядок выполнения процедур)

Из-за ограниченного числа примеров для тестирования обученных нейронных сетей применён метод перекрёстной проверки [29]. Этот метод позволяет оценить обобщающую способность системы распознавания на множестве реализаций векторов признаков ограниченного размера. В ходе перекрёстной проверки множество реализаций векторов признаков X было разделено на 3 выборки, а результирующая вероятность ошибки рассчитывалась как среднее значение вероятностей ошибки для всех тестовых выборок.

Хотя существует ряд критериев, используемых для оценки качества распознавания [30–33], наиболее часто для сравнения результатов функционирования нейросетевых классификаторов применяют величину доли правильных ответов $D = d/M$, где M – число реализаций сигналов в тестовой выборке; d – число правильных ответов.

Для сравнения качества распознавания авторами был использован анализ долей ошибочных решений $F = 1 - D$, полученных при использовании разных алгоритмов выбора информативных признаков. Для каждого объекта сформировано одинаковое число реализаций сигналов.

На рис. 6 представлены зависимости доли ошибочных решений F от числа n использованных информативных признаков. Видно, что среднее значение F зависит как от используемого интегрального преобразования ДП $U(t)$, так и от уровня аддитивного шума σ_n .

В целом, применение преобразования Фурье для формирования пространства признаков приводит к большей вероятности ошибок распознавания, чем применение различных типов вейвлет-преобразований.

Заметим, что при малом уровне шума ($\sigma_n = 0,008$ В при амплитуде ДП 0,16 В) применение вейвлет-преобразования позволяет получить несколько лучшие вероятностные характеристики распознавания, чем применение преобразования Фурье и комплексного вейвлет-преобразования.

Метод максимизации суммы метрик позволил найти пространство признаков, характеризующееся наименьшими значениями доли ошибок даже в том случае, когда число анализируемых ДП возрастает. Такая ситуация имеет место при увеличении погрешности оценки углов α и β , задающих вектор наблюдения. При этом размерность n пространства признаков оказывается меньше их общего числа N . Другие исследуемые методы не гарантируют получения значения $n < N$ – найденная величина n может стремиться к N .

Заключение

Анализ известных методов формирования пространств информативных признаков дальностных портретов показывает, что в ряде случаев при редукции пространства признаков вместе с неинформативными компонентами из состава вектора признаков исключаются компоненты, содержащие информацию, релевантную задаче распознавания. Выбор конкретного метода определяется погрешностью оценки положения объекта относительно локационной системы.

Показано, что выбор интегрального преобразования, используемого при синтезе пространства признаков, существенно влияет на величину достижимой вероятности ошибки распознавания. Продемонстрирована нецелесообразность применения метода мак-

симизации минимальной метрики, когда распознаваемые объекты имеют большое число схожих ДП.

Установлено, что применение метода максимизации суммы метрик предпочтительно, поскольку веро-

ятностные характеристики распознавания, достижимые при его использовании, оказываются не хуже полученных при использовании метода Фишера, а в ряде случаев заметно превосходят их.

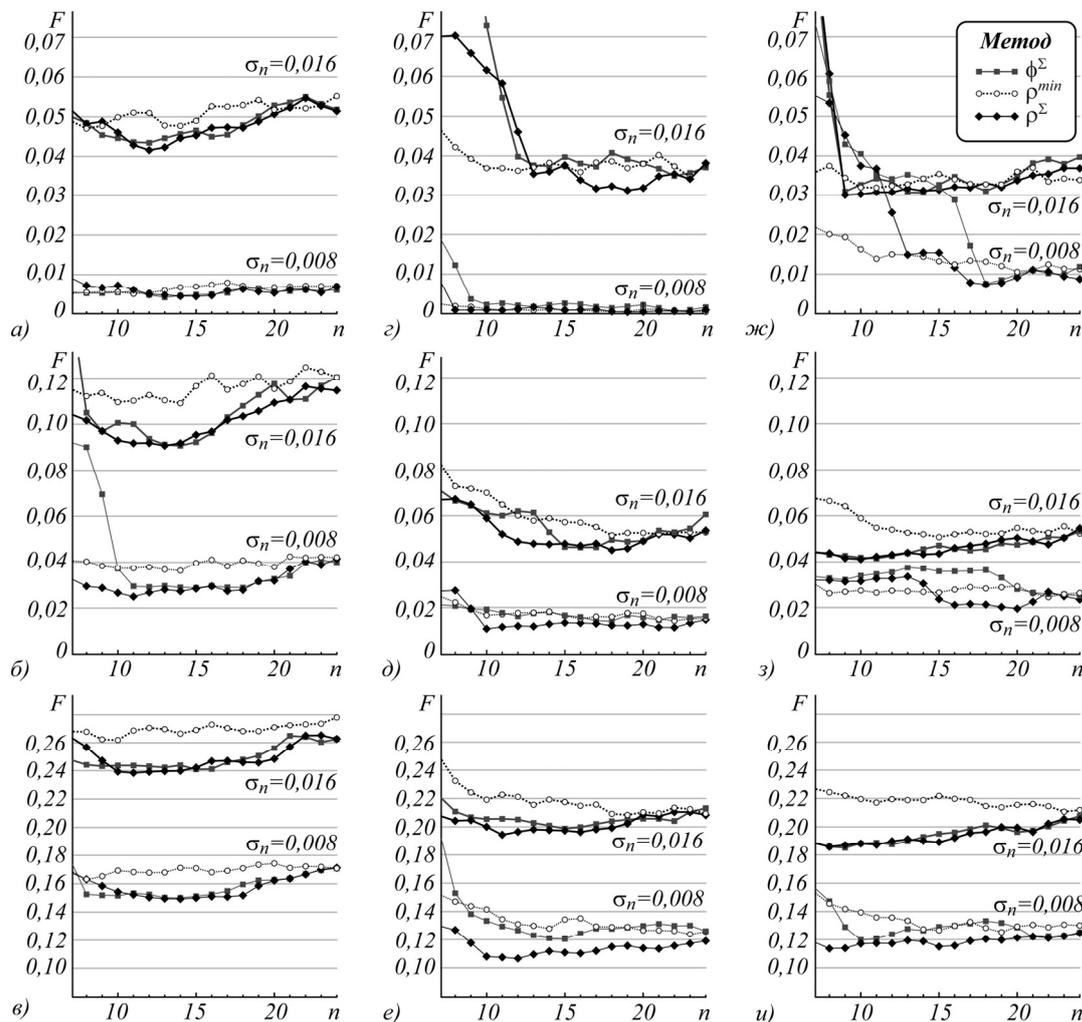


Рис. 6. Зависимости долей ошибок распознавания F от числа выбранных признаков n для отсчетов амплитудного спектра (а–в), коэффициентов вейвлет-преобразования (г–е), коэффициентов КВП (ж–и), полученные при использовании различных методов формирования пространств признаков. Верхний ряд графиков (а, г, ж) соответствует диапазону азимутов $\alpha = 0^\circ, 1^\circ, \dots, 30^\circ$, средний (б, д, з) – диапазону азимутов $\alpha = 0^\circ, 2^\circ, \dots, 60^\circ$, нижний ряд (в, е, и) – диапазону азимутов $\alpha = 0^\circ, 2^\circ, \dots, 90^\circ$

Литература

1. Бурый, Е.В. Импульсная лазерная локация: физические и информационные основы новых возможностей / Е.В. Бурый. – М.: Наука, 2020. – 431 с. – ISBN: 978-5-02-040772-5.
2. Baum, J. Non-cooperative identification of ships with electrooptical data / J. Baum, E. Tung, S. Rak // The Lincoln Laboratory Journal. – 1994. – Vol. 7, Issue 1. – P. 3-30.
3. Marino, R.M. Jigsaw: a foliage-penetrating 3D imaging laser radar system / R.M. Marino, W.R. Davis // Lincoln Laboratory Journal. – 2005. – Vol. 15, Issue 1. – P. 23-36.
4. Vasile, A.N. Pose-independent automatic target detection and recognition using 3D laser radar imagery / A.N. Vasile, R.M. Marino // Lincoln Laboratory Journal. – 2005. Vol. 15, Issue 1. – P. 61-78. – DOI: 10.1117/12.546761.
5. van den Heuvel, J.C. Identification of air and sea-surface targets with a laser range profiler / J.C. van den Heuvel, R.M. Schoemaker, R.H.M.A. Schleijsen // Proceedings of SPIE. – 2009. – Vol. 7323. – 73230Y (12p.). – DOI: 10.1117/12.818426.
6. Schoemaker, R.M. Characterisation of small targets in a maritime environment by means of laser range profiling / R.M. Schoemaker, K.W. Benoist // Proceedings of SPIE. – 2011. – Vol. 8037. – 803705. – DOI: 10.1117/12.884575.
7. Steinvall, O. Laser range profiling for small target recognition / O. Steinvall, M. Tulldahl // Optical Engineering. – 2017. – Vol. 56, Issue 3. – 031206. – DOI: 10.1117/1.OE.56.3.031206.
8. Бурый, Е.В. Синтез системы распознавания объектов по форме огибающей лазерного импульса при импульсно-периодической локации // Квантовая электроника. – 1998. – Т. 25, № 5. – С. 471-475.
9. Baulin, F.B. Efficiency analysis of feature extraction methods for pulse laser ranging systems / F. Baulin, E. Buryi, D. Semerenko // Progress in Electromagnetics Research Symposium – Spring (PIERS). – 2017. – P. 3790-3794. – DOI: 10.1109/PIERS.2017.8262418.

10. **Hofton, M.A.** Decomposition of laser altimeter waveforms / M.A. Hofton, J.B. Minster, J.B. Blair // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2000. – Vol. 38, Issue 4. – P. 1989-1996. – DOI: 10.1109/36.851780.
11. **Hancock, S.** Measurement of fine-spatial-resolution 3D vegetation structure with airborne waveform lidar: Calibration and validation with voxelised terrestrial lidar / S. Hancock, K. Anderson, M. Disney, K.J. Gaston // Remote Sensing of Environment. – 2017. – Vol. 188. – P. 37-50. – DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.041.
12. **Azadbakht, M.** A Sparsity-based regularization approach for deconvolution of full-waveform airborne lidar data / M. Azadbakht, C. Fraser, K. Khoshelham // Remote Sensing. – 2016. – Vol. 8, Issue 8. – 648 (26p.). – DOI: 10.3390/rs8080648.
13. **Steinval, O.** Laser profiling for airborne target classification / O. Steinval, M. Tulldahl, F. Berglund, L. Allard // Proceedings of SPIE. – 2018. – Vol. 10636. – 1063602 (16p.). – DOI: 10.1117/12.2303965.
14. **Steinval, O.** Remote detection and size estimation of optical apertures / O. Steinval, B. Ericson // Proceedings of SPIE. – 2019. – Vol. 11161. – 111610I (15p.). – DOI: 10.1117/12.2533035.
15. **Baulin, F.B.** Performance estimate of range profile feature extraction for the case of defined viewing aspect by means of fisher score / F.B. Baulin, E.V. Buryi // 2019 Photonics Electromagnetics Research Symposium – Spring (PIERS-Spring). – 2019. – P. 2922-2926. – DOI: 10.1109/PIERS-Spring46901.2019.9017824.
16. **Baulin, F.B.** Performance estimate of range profile feature extraction by means of interclass metric histograms analysis / F.B. Baulin, E.V. Buryi // 2019 Photonics Electromagnetics Research Symposium – Spring (PIERS-Spring). – 2019. – P. 2933-2937. – DOI: 10.1109/PIERS-Spring46901.2019.9017782.
17. **Марпл, С.Л.** Цифровой спектральный анализ и его приложения / С.Л. Марпл; пер. с англ. – М.: Мир, 1990. – 584 с.
18. **Добешин, И.** Десять лекций по вейвлетам / И. Добешин; пер. с англ. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая механика», 2001. – 464 с. – ISBN: 5-93972-044-7.
19. **Kingsbury, N.** Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals / N. Kingsbury // Applied and Computational Harmonic Analysis. – 2001. – Vol. 10, Issue 3. – P. 234-253. – DOI: 10.1006/acha.2000.0343.
20. **Вапник, В.Н.** Теория распознавания образов / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М.: Наука, 1974. – 416 с.
21. **Li, J.** Feature selection: A data perspective / J. Li, K. Cheng, S. Wang, F. Morstatter, R.P. Trevino, J. Tang, H. Liu // ACM Computing Surveys. – 2017. – Vol. 50, Issue 6. – 94. – DOI: 10.1145/3136625.
22. **Баулин, Ф.Б.** Выбор метода отбора признаков и типа классификатора для распознавания лоцируемого объекта, ракурс наблюдения которого определен с известной погрешностью / Ф.Б. Баулин, Е.В. Бурый // Труды международной конференции «Телекоммуникационные и вычислительные системы – 2018». – М.: Горячая линия – Телеком, 2018. – С. 169-173.
23. **Fisher, R.A.** The use of multiple measurements in taxonomic problems / R.A. Fisher // Annals of Eugenics. – 1936. – Vol. 7. – P. 179-188. – DOI: 10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x.
24. **Juefei-Xu, F.** Multi-class Fukunaga Koontz discriminant analysis for enhanced face recognition / F. Juefei-Xu, M. Savvides // Pattern Recognition. – 2016. – Vol. 52, Issue C. – P. 186-205. – DOI: 10.1016/j.patcog.2015.10.007.
25. **Шурыгин, А.М.** Прикладная стохастика: робастность, оценивание, прогноз / А.М. Шурыгин. – М.: Финансы и статистика, 2000. – 224 с. – ISBN: 5-279-02201-2.
26. **Saito, N.** Simultaneous noise suppression and signal compression using a library of orthonormal bases and the minimum description length criterion / N. Saito. – In: Wavelets in geophysics. Vol. 4. Wavelet analysis and its applications / ed. by E. Foufoula-Georgiou, P. Kumar. – New York: Academic Press, 1994. – P. 299-324. – DOI: 10.1016/B978-0-08-052087-2.50017-7.
27. **Kankar, P.K.** Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform / P.K. Kankar, S.C. Sharma, S.P. Harsha // Applied Soft Computing. – 2011. – Vol. 11, Issue 2. – P. 2300-2312. – DOI: 10.1016/j.asoc.2010.08.011.
28. **Баулин, Ф.Б.** Преимущества использования вейвлет-преобразования при формировании пространства признаков дальностных портретов объектов для нейросетевого классификатора / Ф.Б. Баулин, Е.В. Бурый // Труды 11-й международной научно-технической конференции "Акустооптические и радиолокационные методы измерений и обработки информации". – 2018. – С. 38-41.
29. **Stone, M.** Cross-validators choice and assessment of statistical predictions / M. Stone // Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Methodological. – 1974. – Vol. 36, Issue 2. – P. 111-147. – DOI: 10.1111/j.2517-6161.1974.tb00994.x.
30. **Фукунага, К.** Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага; пер. с англ. – М.: Наука, 1979. – 368 с.
31. **Chinchor, N.** MUC-4 evaluation metrics // Proceedings of the 4th Conference on Message Understanding MUC4'92. – 1992. – P. 22-29. – DOI: 10.3115/1072064.1072067.
32. **Hanley, J.A.** The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve / J.A. Hanley, B.J. McNeil // Radiology. – 1982. – Vol. 143, Issue 1. – P. 29-36. – DOI: 10.1148/radiology.143.1.7063747.
33. **Rijsbergen, C.J.V.** Information retrieval / C.J.V. Rijsbergen. – 2nd ed. – London, Boston: Butterworth-Heinemann, 1979. – 208 p. – ISBN: 978-0-408-70929-3.

Сведения об авторах

Баулин Федор Борисович, в 2016 году окончил Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет) с дипломом по специальности «Радио-электронные системы и устройства», аспирант МГТУ им. Н.Э. Баумана. Область научных интересов: системы распознавания, нейронные сети, цифровая обработка сигналов. E-mail: fbaulin@bmstu.ru.

Бурый Евгений Владленович, доктор технических наук, профессор, в 1986 году окончил Московское высшее техническое училище имени Н.Э. Баумана. Радионинженер. Работает руководителем лаборатории Лазерных информационных систем МГТУ им. Н.Э. Баумана (www.llis.bmstu.ru). Область научных интересов: системы распознавания, лазерная локация, нейронные сети. E-mail: buryi@bmstu.ru.

ГРНТИ: 28.23.15, 47.49.43

Поступила в редакцию 13 марта 2021 г. Окончательный вариант – 19 мая 2021 г.

Feature extraction techniques for LIDAR range profile based object recognition

F.B. Baulin¹, E.V. Buryi¹

¹ Bauman Moscow State Technical University (National Research University)

Abstract

The article provides an overview of range profile feature extraction methods used in laser identification, detection and ranging systems. It also outlines feature selection methods and highlights their respective limitations. A novel feature selection method which maximizes Euclidian distances between feature vectors is presented. The article also showcases advantages of the proposed technique by extracting features of basic objects (a sphere, a cone, and a cylinder). This method is shown to be effective when feature vector manifolds are not linearly separable due to the unknown viewing aspect of an object. The technique is also effective when feature vector manifolds overlap due to the different objects having similar range profiles.

Keywords: lidar, laser sensor, backscattering, range profile, pattern recognition, wavelets, feature extraction, feature selection.

Citation: Baulin FB, Buryi EV. Feature extraction techniques for LIDAR range profile based object recognition. *Computer Optics* 2021; 45(5): 934-941. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-891.

References

- [1] Buryi EV. Pulse LIDARs: physical and informational base of new capabilities [In Russian]. Moscow: "Nauka" Publisher; 2020. ISBN: 978-5-02-040772-5.
 - [2] Baum J, Tung E, Rak S. Non-cooperative identification of ships with electrooptical data. *Linc Lab J* 1994; 7(1): 3-30.
 - [3] Marino RM, Davis WR. Jigsaw: a foliage-penetrating 3D imaging laser radar system. *Linc Lab J* 2005; 15 (1): 23-36.
 - [4] Vasile, AN, Marino, RM Pose-independent automatic target detection and recognition using 3D laser radar imagery. *Linc Lab J* 2005; 15(1): 61-78. DOI: 10.1117/12.546761.
 - [5] van den Heuvel JC, Schoemaker RM, Schleijsen RHMA. Identification of air and sea-surface targets with a laser range profiler. *Proc SPIE* 2009; 7323: 73230Y. DOI: 10.1117/12.818426.
 - [6] Schoemaker, RM, Benoist KW. Characterisation of small targets in a maritime environment by means of laser range profiling. *Proc SPIE* 2011; 8037: 803705. DOI: 10.1117/12.884575.
 - [7] Steinvall O, Tulldahl M. Laser range profiling for small target recognition. *Opt Eng* 2017; 56(3): 031206. DOI: 10.1117/1.OE.56.3.031206.
 - [8] Buryi EV. Synthesis of an object recognition system based on the profile of the envelope of a laser pulse in pulsed lidars. *Quantum Electronics* 1998; 25(5): 458-462. DOI: 10.1070/QE1998v028n05ABEH001248.
 - [9] Baulin F, Buryi E, Semerenko D. Efficiency analysis of feature extraction methods for pulse laser ranging systems. *PIERS* 2017; 3790-3794. DOI: 10.1109/PIERS.2017.8262418.
 - [10] Hofton MA, Minster JB, Blair JB. Decomposition of laser altimeter waveforms. *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 2000; 38(4): 1989-1996. DOI: 10.1109/36.851780.
 - [11] Hancock S, Anderson K, Disney M, Gaston KJ. Measurement of fine-spatial-resolution 3D vegetation structure with airborne waveform lidar: Calibration and validation with voxelised terrestrial lidar. *Remote Sens Environ* 2017; 188: 37-50. DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.041.
 - [12] Azadbakht M, Fraser C, Khoshelham K. A sparsity-based regularization approach for deconvolution of full-waveform airborne lidar data. *Remote Sens* 2016, 8(8): 648. DOI: 10.3390/rs8080648.
 - [13] Steinvall O, Tulldahl M, Berglund F, Allard L. Laser profiling for airborne target classification. *Proc SPIE* 2018; 10636: 1063602. DOI: 10.1117/12.2303965.
 - [14] Steinvall O, Ericson B. Remote detection and size estimation of optical apertures. *Proc SPIE* 2019; 11161: 111610I. DOI: 10.1117/12.2533035.
 - [15] Baulin FB, Buryi EV. Performance estimate of range profile feature extraction for the case of defined viewing aspect by means of fisher score. *PIERS-Spring* 2019: 2922-2926. DOI: 10.1109/PIERS-Spring46901.2019.9017824.
 - [16] Baulin FB, Buryi EV. Performance estimate of range profile feature extraction by means of interclass metric histograms analysis. *PIERS-Spring* 2019: 2933-2937. DOI: 10.1109/PIERS-Spring46901.2019.9017782.
 - [17] Marple SL. Digital spectral analysis: With applications. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall Inc; 1986. ISBN: 978-0-13-214149-9.
 - [18] Daubechies I. Ten lectures on wavelets. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics; 1992. ISBN: 0-89871-274-2.
 - [19] Kingsbury N. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals. *Appl Comput Harmon Anal* 2001; 10(3): 234-253. DOI: 10.1006/acha.2000.0343.
 - [20] Vapnik VN, Chervonenkis AY. Pattern recognition theory [In Russian]. Moscow: "Nauka" Publisher; 1974.
 - [21] Li J, Cheng K, Wang S, Morstatter F, Trevino RP, Tang J, Liu H. Feature selection: A data perspective. *ACM Comput Surv* 2017; 50(6): 94. DOI: 10.1145/3136625.
 - [22] Baulin FB, Buryi EV. Feature selection technique and classification algorithm selection for the case of viewing aspect defined with known error [In Russian]. *Communication Technologies and Nets* 2018: 169-173.
 - [23] Fisher RA. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Ann Eugen* 1936; 7: 179-188. DOI: 10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x.
 - [24] Juefei-Xu F, Savvides M. Multi-class Fukunaga Koontz discriminant analysis for enhanced face recognition. *Patt Recogn* 2016; 52(C): 186-205. DOI: 10.1016/j.patcog.2015.10.007.
 - [25] Shurygin AM. Applied stochastics: robustness, estimates and predictions [In Russian]. Moscow: "Financy i Statistika" Publisher, 2000. ISBN: 5-279-02201-2.
-

-
- [26] Saito N. Simultaneous noise suppression and signal compression using a library of orthonormal bases and the minimum description length criterion. In Book: Foufoula-Georgiou E, Kumar P, eds. Wavelets in geophysics. Vol 4. Wavelet analysis and its applications. New York: Academic Press; 1994: 299-324. DOI: 10.1016/B978-0-08-052087-2.50017-7.
- [27] Kankar PK, Sharma SC, Harsha SP. Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform. Appl Soft Comput 2011; 11(2): 2300-2312. DOI: 10.1016/j.asoc.2010.08.011.
- [28] Baulin FB, Buryi EV. Advantages of wavelet transform based feature extraction in range profile recognition by means of an artificial neural network. The 11th Int Conf "Acoustooptical and Radar Methods for Information Measurements and Processing" (ARMIMP-2018) 2018: 38-41.
- [29] Stone M. Cross-validators choice and assessment of statistical predictions. J R Stat Soc Series B Stat Methodol 1974; 36(2): 111-147. DOI: 10.1111/j.2517-6161.1974.tb00994.x.
- [30] Fukunaga K. Introduction to statistical pattern recognition. 2nd ed. Boston: Academic Press; 1990. ISBN: 978-0-12-269851-4.
- [31] Chinchor N. MUC-4 evaluation metrics. Proc 4th Conf on Message Understanding 1992: 22-29. DOI: 10.3115/1072064.1072067.
- [32] Hanley JA, McNeil BJ. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. Radiology 1982; 143(1): 29-36. DOI: 10.1148/radiology.143.1.7063747.
- [33] Rijsbergen CJV. Information retrieval. 2nd ed. London, Boston: Butterworth-Heinemann; 1979. ISBN: 978-0-408-70929-3.
-

Authors' information

Fedor Borisovich Baulin, born 1989, in 2016 graduated from Bauman Moscow State Technical University with an engineer diploma in Radioelectronics. Currently he is a postgraduate at BMSTU. Fields of study: automatic recognition, artificial neural networks, digital signal processing. E-mail: fbaulin@bmstu.ru.

Evgeni Vladlenovich Buryi, born 1963, in 1986 graduated from Moscow Higher Technical School n.a. Bauman with an engineer diploma in Radioelectronics. Received his Sc.D. degree at BMSTU in 2004. He is currently the head of Laser Information Systems Laboratory and a professor at BMSTU (www.llis.bmstu.ru). Fields of study: automatic recognition, artificial neural networks, lidars. E-mail: buryi@bmstu.ru.

Received March 13, 2021. The final version – May 19, 2021.
