

АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ ЭФФЕКТИВНЫХ ЛИНЕЙНЫХ ЛОКАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ ЦИФРОВЫХ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

Мясников В.В., Баврина А.Ю., Титова О.А.

Учреждение Российской академии наук Институт систем обработки изображений РАН,
Самарский государственный аэрокосмический университет им. С.П. Королёва

Аннотация

В работе представлен анализ различных методов построения эффективных линейных локальных признаков цифровых сигналов и изображений, проводимый с целью выбора наилучшего метода. Под линейным локальным признаком (ЛЛП) цифрового сигнала понимается пара, состоящая из конечной импульсной характеристики (КИХ) и алгоритма, предназначенного для вычисления линейной свёртки сигнала с КИХ. Эффективные ЛЛП обнаруживают оптимальное поведение: алгоритм имеет минимальную вычислительную сложность в некотором классе, а КИХ ЛЛП наилучшим образом согласована с критерием качества прикладной задачи. Для конкретной прикладной задачи методы построения эффективного ЛЛП определяются формулировкой задачи построения ЛЛП и алгоритмом нахождения её решения. В работе рассматриваются две формулировки задачи построения эффективных ЛЛП: частная и расширенная частная. Алгоритмы точного решения частной задачи и приближённого решения расширенной частной задачи были предложены в предыдущих работах авторов. Анализ методов построения ЛЛП выполняется по нескольким критериям, характеризующим их свойства.

Ключевые слова: цифровые сигналы, построение признаков, алгоритмы оптимизации.

Введение

Построение признаков – чрезвычайно сложная и в общем случае плохо формализованная задача. Обычно при её решении требуется удовлетворить многие требования, которые не только противоречивы, но и не всегда допускают чёткую математическую постановку. Однако в задачах цифровой обработки сигналов и изображений есть ряд устоявшихся требований к признакам [1]. Одним из основных является требование вычислительного характера: алгоритм расчёта признаков должен существовать, и этот алгоритм должен быть вычислительно эффективен.

В работах Мясникова В.В. [2, 3] был предложен один из возможных подходов к построению одного важного для задач компьютерного зрения класса признаков – линейных локальных признаков (ЛЛП) цифровых сигналов и изображений. Под ЛЛП цифрового сигнала понимается пара, состоящая из конечной импульсной характеристики (КИХ ЛЛП) и алгоритма (вычисления признака) [2, 3]. Алгоритм вычисления ЛЛП реализует вычисление линейной свёртки анализируемого сигнала с КИХ ЛЛП. Эффективный ЛЛП должен обнаруживать оптимальное поведение в следующем смысле:

- алгоритм вычисления признака должен обладать наименьшей (в некотором классе) вычислительной сложностью;
- КИХ признака должна быть наилучшим образом согласована с критерием качества.

При выполнении этих требований эффективные ЛЛП устанавливают рациональный баланс между двумя противоположными группами признаков:

- признаками, оптимальными в смысле некоторого критерия качества, но не имеющими подходящего или быстрого алгоритма вычисления (например, признаки, полученные с использованием преобразования Карунена-Лоэва);

- признаками, полученными с использованием быстрых алгоритмов, но не имеющими отношения к содержательной постановке задачи, и соответствующим ей критериям качества (например, признаки, полученные с использованием алгоритма быстрого преобразования Фурье).

Цель настоящей работы – это анализ различных методов построения эффективных ЛЛП. Для конкретной прикладной задачи *метод* построения эффективных ЛЛП определяется как *формулировкой задачи* построения, так и *алгоритмом* её решения. В работе рассматриваются две формулировки задачи построения ЛЛП: *частная* и *расширенная частная* задачи построения эффективных ЛЛП. Разница указанных формулировок заключается в различных способах ограничения множества последовательностей отсчётов КИХ, среди которых ищутся претенденты на КИХ ЛЛП.

В формулировке *частной задачи* построения эффективного ЛЛП множество конечных последовательностей (в общем случае мы рассматриваем последовательности над \mathbf{K} , где \mathbf{K} – некоторое коммутативное кольцо с единицей), среди которых ищется решение, ограничивается *семейством НМС-последовательностей* (НМС – нормализованная с минимальной сложностью [2]), обозначаемым $\wp(K, M, \bar{a})$ [2, 3]. Здесь M – длина последовательности (длина КИХ ЛЛП), K – порядок линейного рекуррентного соотношения (ЛРС) [4], которому удовлетворяет последовательность, $\bar{a} = (a_1, \dots, a_K)^T$ – вектор коэффициентов ЛРС. В работе [2] была доказана конечность мощности конкретного множества $\wp(K, M, \bar{a})$. В результате, решение частной задачи построения эффективного ЛЛП может быть получено перебором элементов множества $\wp(K, M, \bar{a})$ и выбором той НМС-последовательности (и, соответственно, ЛЛП), кото-

рая наилучшим образом подходит к конкретной прикладной задаче. Соответствующий алгоритм был указан в работе [3].

В формулировке *расширенной частной задачи* построения эффективных ЛЛП фиксируются только ключевые параметры (K, M) семейства, определяющие сложность алгоритма вычисления признака. В результате решение ищется среди последовательностей, попадающих в следующее множество:

$$\bigcup_{\bar{a} \in \mathbf{K}^K} \wp(K, M, \bar{a}).$$

В общем случае указанное множество не является конечным. Для практически важного случая, когда последовательности вещественны, для решения расширенной частной задачи приходится использовать приближенные численные алгоритмы. Три из них были предложены в предыдущих работах авторов [5, 6].

Целью настоящей работы является сравнение методов (пар задача-алгоритм) построения эффективных ЛЛП. Сравнение производится по нескольким критериям, характеризующим свойства построенных ЛЛП. *Результатом работы* должны стать выводы о целесообразности использования конкретных методов построения эффективных ЛЛП, их преимуществах и недостатках.

Работа организована следующим образом. Формальное определение ЛЛП и формулировки задач построения эффективных ЛЛП представлены в первом разделе. Во втором разделе даны краткие сведения по исследуемым алгоритмам решения расширенной частной задачи построения эффективных ЛЛП. В третьем разделе приводится описание постановки и результатов экспериментальных исследований, проводимых с целью определения (на качественном и количественном уровне) преимуществ решения более сложной расширенной частной задачи по отношению к решению относительной простой частной задачи построения эффективных ЛЛП. В четвертом разделе проводится дополнительный анализ преимуществ конкретных алгоритмов решения расширенной частной задачи. В пятом разделе представлены итоговые выводы и рекомендации, полученные в результате проведенного анализа. В заключение работы приведены благодарности и список использованной литературы.

1. Задачи построения эффективных линейных локальных признаков

Пусть \mathbf{R} и \mathbf{N} – множества вещественных и натуральных чисел. Рассмотрим следующий алгоритм линейной локальной фильтрации [2].

Алгоритм 1.

Вход: $\{x(n)\}_{n=0}^{N-1}$; **Выход:** $\{y(n)\}_{n=M-1}^{N-1}$;

Шаг 1: предварительная обработка:

$$\tilde{y}(n) = \sum_{m \in \Theta} x(n-m)\varphi(m), \quad n = 0, \dots, N-1;$$

Шаг 2: окончательная обработка:

$$y(n) = \sum_{k=1}^M a_k y(n-k) + \tilde{y}(n), \quad n = 0, \dots, N-1.$$

В представленном алгоритме:

- значения отсчетов $x(n)$ и $y(n)$ для случая $n < 0$ полагаются равными нулю;
- величины $K \in \mathbf{N}$ $\{a_k\}_{k=1}^K$ ($a_k \in \mathbf{K}$, $a_K \neq 0$) и $\{\varphi(m)\}_{m=0}^{M+K-1}$ ($\varphi(m) \in \mathbf{K}$) определяют неоднородное линейное рекуррентное соотношение (ЛРС) вида

$$h(m) = \sum_{k=1}^K a_k h(m-k) + \varphi(m), \quad m = 0, 1, \dots,$$

которому удовлетворяет последовательность отсчетов КИХ $\{h(m)\}_{m=0}^{M-1}$. В этом ЛРС значения $h(m)$ для случаев $m < 0$ и $m \geq M$ должны удовлетворять условию $h(m) = 0$. Будем использовать терминологию, принятую в [4]: K – порядок ЛРС, $\bar{a} = (a_1, a_2, \dots, a_K)$ – вектор коэффициентов ЛРС, а формируемая с использованием ЛРС последовательность – линейная рекуррентная последовательность (ЛРП);

- величина Θ определяется выражением: $\Theta = \{m \in \{0, \dots, M+K-1\} : \varphi(m) \neq 0\}$.

Вычислительная сложность алгоритма 1, определяемая числом арифметических операций сложения и умножения, требуемых на один отсчет выходного сигнала, имеет вид:

$$u(A) \frac{N-M+1}{N} = |\Theta| + K - \xi_{add}, \quad (1)$$

где $|\Theta|$ – мощность множества Θ , ξ_{add} – относительная сложность операции сложения $\xi_{add} \in \mathbf{R}[0, 1]$. В работе [2] показано, что для заданного порядка K ЛРС минимум вычислительной сложности (1) приведенного алгоритма достигается для подкласса последовательностей, вводимых определением 2.

Определение 1. ЛРП $h(0), h(1), \dots$ порядка K над \mathbf{K} называется МС-последовательностью порядка K длины M над \mathbf{K} , если выполняется:

$$(h(0) \neq 0) \wedge (h(M-1) \neq 0) \wedge (\forall m \geq M \ h(m) = 0) \wedge (|\Theta| \leq K+1).$$

Определение 2. МС-последовательность порядка K длины M над \mathbf{K} называется нормализованной МС-последовательностью (НМС-последовательностью) для Θ порядка K длины M , если $h(0) = 1$ и выполняется условие

$$\sum_{m \in \Theta} 2^m I[\tilde{\varphi}(m) \neq 0] - 2^{M+K} \sum_{m \in \Theta} I[\tilde{\varphi}(m) = 0] - \frac{1}{2} I[\tilde{\varphi}(M+K-1) = 1] \rightarrow \min_{\substack{\{h(m)\}_{m=0}^{M-1} \\ \{\tilde{\varphi}(m)\}_{m \in \Theta}}} . \quad (2)$$

В выражении (2) величина $I[...]$ – индикатор аргумента-выражения, принимающий значение 1, если выражение верно, и 0 – иначе.

Множество всех НМС-последовательностей можно разбить на подмножества, называемые далее *семействами*, следующим образом.

Определение 3. (K, M, \bar{a}) -семейством НМС-последовательностей, обозначаемым $\wp(K, M, \bar{a})$, называется множество НМС-последовательностей порядка K длины M , удовлетворяющих ЛРС с коэффициентами \bar{a} ($a_k \neq 0$).

Краткие формулировки задач построения эффективных ЛЛП, точные определения для которых приведены в работах [2, 3, 5, 6], могут быть даны следующим образом. Пусть $\psi: \mathbf{K}^M \rightarrow \mathbf{R}$ – некоторая целевая функция, определяющая критерий качества КИХ ЛЛП для конкретной прикладной задачи.

Частная задача построения эффективного ЛЛП – это задача построения НМС-последовательности $h(0), \dots, h(M-1)$ конкретного семейства $\wp(K, M, \bar{a})$ с минимальным значением целевой функции:

$$\psi(h(0), \dots, h(M-1)) \rightarrow \min_{\{h(m)\}_{m=0}^M \in \wp(K, M, \bar{a})}.$$

Расширенная частная задача построения эффективного ЛЛП – это задача построения НМС-последовательности $h(0), \dots, h(M-1)$ из множества

$\bigcup_{\bar{a} \in \mathbf{K}^K} \wp(K, M, \bar{a})$ с минимальным значением целевой функции:

$$\psi(h(0), \dots, h(M-1)) \rightarrow \min_{\{h(m)\}_{m=0}^M \in \bigcup_{\bar{a} \in \mathbf{K}^K} \wp(K, M, \bar{a})}. \quad (3)$$

Алгоритм решения частной задачи построения эффективного ЛЛП, основанный на переборе элементов семейства $\wp(K, M, \bar{a})$, указан в работах [2, 3]. Приближенные алгоритмы решения расширенной частной задачи, предложенные ранее в работах авторов [5, 6], кратко описаны ниже.

2. Алгоритмы решения расширенной частной задачи

Расширенная частная задача построения (вещественнозначной) НМС-последовательности является оптимизационной задачей, в процессе решения которой необходимо определить:

- коэффициенты ЛРС \bar{a} для НМС-последовательности (отсчетов КИХ ЛЛП), которые фиксируют её семейство $\wp(K, M, \bar{a})$;
- собственно НМС-последовательность $\{h(m)\}_{m=0}^{M-1}$ семейства $\wp(K, M, \bar{a})$, минимизирующую значение целевой функции (3).

Вторая подзадача в этом списке – это частная задача построения эффективного ЛЛП, решение которой может быть точно найдено с помощью алгоритма решения частной задачи [2, 3]. Для решения пер-

вой подзадачи (учитывая, что оно может быть не единственным) используются алгоритмы численной оптимизации. В предложенных ранее авторами решениях использовались следующие поисковые алгоритмы:

- псевдоградиентный алгоритм [5],
- алгоритм имитации отжига [6],
- генетический алгоритм [6].

Эти алгоритмы исследуются в настоящей работе на предмет сравнения получаемого ими результата.

Заметим также, что при построении нескольких эффективных ЛЛП мы конструировали их последовательно, то есть путём последовательного присоединения одного нового ЛЛП к уже сконструированному множеству.

3. Экспериментальный анализ задач построения эффективных ЛЛП

Первым этапом анализа методов построения эффективных ЛЛП является определение (на качественном уровне) преимуществ решения расширенной частной задачи по отношению к решению частной задачи построения эффективных ЛЛП. Необходимость такого анализа следует из следующих установленных ранее фактов:

- частная задача построения эффективных ЛЛП всегда имеет единственное решение, которое может быть определено точно [2, 3];
- решение расширенной частной задачи для практически наиболее значимого случая работы с вещественными данными может быть не единственным. Более того, все предложенные алгоритмы [5,6] поиска этого решения являются квазиоптимальными (не гарантируют нахождения глобального оптимума).

Следствием указанных фактов на практике может оказаться «неожиданный» проигрыш в качестве ЛЛП, полученных в результате решения более сложной расширенной частной задачи, по сравнению с признаками, построенными как решение относительно простой частной задачи. «Неожиданность» заключается в том, что множество $\wp(K, M, \bar{a}^*)$, в котором ищется решение частной задачи построения эффективных ЛЛП, удовлетворяет условию:

$$\wp(K, M, \bar{a}^*) \subseteq \bigcup_{\bar{a} \in \mathbf{K}^K} \wp(K, M, \bar{a}).$$

То есть, по сути, является подмножеством множества $\bigcup_{\bar{a} \in \mathbf{K}^K} \wp(K, M, \bar{a})$, в котором ищется решение расширенной частной задачи.

Цель приводимых ниже экспериментальных исследований – это анализ изменений показателей качества ЛЛП, возникающих при переходе от решения частной задачи к решению расширенной частной задачи построения эффективных ЛЛП. При анализе этих изменений мы намеренно не использовали «лучший» из доступных алгоритмов (см. п. 2 и п. 4) решения расширенной частной задачи, поскольку

принципиальным являлось именно качественное (а не количественное) изменение.

Экспериментальное исследование выполнялось следующим образом. Проводилось построение $T = 4$ НМС-последовательностей $\{h_t\}_{t=0}^{T-1}$ с параметрами $M = 21$, $K = 1, 2, 3, 4$. Эти последовательности конструировались как решения, соответственно, частной и расширенной частной задач построения эффективных ЛЛП. В последнем случае решение было получено с использованием псевдоградиентного алгоритма (см. п. 2).

При задании целевых функций $\psi: \mathbf{K}^M \rightarrow \mathbf{R}$, определяющих критерии качества ЛЛП, рассматривались две группы задач:

- построение набора последовательностей, который минимизирует выбранный функционал, и
- решение какой-либо практической подзадачи.

Для *первой группы задач* использовались следующие целевые функции, введенные в [1]:

- динамический диапазон КИХ $\{h_t\}_{t=0}^{T-1}$, задаваемый величиной $J_1 = \max_{t=0, \dots, T-1} \sum_{m=0}^{M-1} |h_t(m)|$;

- число обусловленности матрицы $[c]_{T \times T}$ взаимной корреляции набора КИХ: $J_2 = \sqrt{|\lambda_{\max}| \cdot |\lambda_{\min}|^{-1}}$, где λ_{\max} и λ_{\min} , соответственно, максимальное и минимальное по модулю собственные числа указанной матрицы, элементы матрицы вычисляются согласно выражению: $c_{i,j} = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} h_i(m)h_j(m)$;

- коэффициент сопряженности КИХ $\{h_t\}_{t=0}^{T-1}$, вычисляемый по норме Гильберта-Шмидта [1]:

$$J_3 = \frac{2}{T(T-1)} \sum_{t=0}^{T-2} \sum_{q=t+1}^{T-1} \frac{\langle h_t, h_q \rangle}{\sqrt{\|h_t\| \cdot \|h_q\|}}$$

Вид целевых функций для *второй группы задач* зависел от выбора конкретной подзадачи. Для исследования были выбраны две подзадачи:

- 1) обнаружение детерминированного объекта на фоне аддитивной помехи;
- 2) аппроксимация импульсной характеристики.

Для первой подзадачи производящий функционал имеет вид:

$$J_4 = -RD_v,$$

где R – расстояние Махаланобиса [1] между откликами «фильтра-обнаружителя»

$$h(m_1, m_2) = \sum_{i,j=0}^{T-1} b_{ij} h_i(m_1) h_j(m_2)$$

на двумерные сигналы «фон» и «объект» ($\{b_{ij}\}_{i,j=0, \dots, T-1}$ – коэффициенты представления фильтра). Двумерный сигнал «фона» задается как белый шум с дисперсией D_v . Можно показать, что величина J_4 рассчитывается в соответствии с выражением:

$$J_4 = - \max_{\{b_{ij}\}_{i,j=0, \dots, T-1}} \left(\frac{\sum_{m_1, m_2=0, \dots, M-1} (h(m_1, m_2) \cdot f(m_1, m_2))^2}{\sum_{m_1, m_2=0, \dots, M-1} h^2(m_1, m_2)} \right),$$

где двумерный сигнал объекта $f(m_1, m_2)$ задается в виде изображения (рис. 1), зашумленного белым шумом.

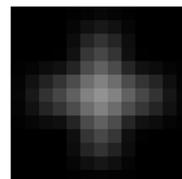


Рис. 1. Изображение «объекта» в задаче обнаружения

Для второй подзадачи функционал имеет вид:

$$J_5 = \sum_{m_1, m_2=0}^{M-1} \left(e^{-0.01 \left(\left(m_1 - \left[\frac{M-1}{2} \right] \right)^2 + \left(m_2 - \left[\frac{M-1}{2} \right] \right)^2 \right)} - \sum_{i,j=0}^{T-1} b_{ij} h_i(m_1) h_j(m_2) \right)^2$$

Здесь $e^{-0.01 \left(\left(m_1 - \left[\frac{M-1}{2} \right] \right)^2 + \left(m_2 - \left[\frac{M-1}{2} \right] \right)^2 \right)}$ – заданная импульсная характеристика в виде двумерной разделимой «гауссоиды», $[\bullet]$ – обозначение целой части числа.

Заметим, что все целевые функции были подобраны таким образом, чтобы их меньшему значению соответствовало «лучшее» качество признаков.

Результаты проведенных экспериментальных исследований приведены в табл. 1. Как видно, ни одно решение расширенной частной задачи не оказалось хуже (в количественном выражении – больше), чем решение частной задачи.

Таблица 1. Показатели качества ЛЛП для различных задач построения

J	K	$2KT$	частная	расшир.
J_1	1	8	1,00	0,42
	2	16	0,96	0,22
	3	24	0,64	0,15
	4	32	0,46	0,12
J_2	1	8	15,00	9,34
	2	16	14,62	5,88
	3	24	12,01	5,03
	4	32	7,12	5,01
J_3	1	8	1,00	0,42
	2	16	0,96	0,22
	3	24	0,64	0,15
	4	32	0,46	0,12
J_4	1	8	-0,88	-0,90
	2	16	-0,89	-0,92
	3	24	-0,89	-0,94
	4	32	-0,91	-0,95
J_5	1	8	0,270	0,104
	2	16	0,262	0,009
	3	24	0,234	0,005
	4	32	0,233	0,002

4. Экспериментальное сравнение алгоритмов решения расширенной частной задачи построения эффективных ЛЛП

Результаты первого этапа анализа дают обоснование использованию относительно сложной расширенной частной задачи для построения эффективных ЛЛП. Второй этап анализа направлен на выявление лучшего алгоритма решения этой численной задачи. В сравнении участвуют три алгоритма, описанные во втором разделе настоящей работы.

Экспериментальное исследование выполнялось следующим образом. Проводилось построение $T = 4$ НМС-последовательностей $\{h_t\}_{t=0}^{T-1}$ с параметрами $M = 21$, $K = 2, 3, 4, 5$. Эти последовательности конструировались как решения расширенной частной задачи построения эффективных ЛЛП. Искомые решения находились указанными выше алгоритмами. Каждый из алгоритмов искал решение по $L = 10$ раз. Таким образом, показатель качества решения каждого из алгоритмов J_l имел две характеристики –

среднее $J_{mean} = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} J_l$ и среднеквадратическое значение $J_{MSR} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} (J_l - J_{mean})^2}$, характеризующее степень «разброса» в качестве решения.

Как показатель качества (целевая функция) в исследовании выступала величина, интегрально характеризующая степень коррелированности последовательностей $\{h_t\}_{t=0}^{T-1}$, задающих КИХ ЛЛП, и точность представления с их помощью заданного набора сигналов $\{X_i\}_{i=0}^{I-1}$ (конечных последовательностей длины M над \mathbf{R}):

$$J_6 = \alpha \cdot \frac{\sum_{i=0}^{I-1} \|\Delta X_i\|^2}{\sum_{i=0}^{I-1} \|X_i\|^2} + (1-\alpha) \frac{2}{T(T-1)} \sum_{t=0}^{T-2} \sum_{q=t+1}^{T-1} \frac{\langle h_t, h_q \rangle}{\sqrt{\|h_t\| \|h_q\|}},$$

здесь $\Delta X_i(m) = X_i(m) - \sum_{t=0}^{T-1} b_t h_t(m)$, $m = \overline{0, M-1}$ – абсолютная ошибка представления последовательности X_i с помощью НМС-последовательностей $\{h_t\}_{t=0}^{T-1}$, $\{b_t\}_{t=0}^{T-1}$ – коэффициенты представления. В экспериментах использовались следующие значения параметров: $I = 50$, $\alpha = 0,5$. Исходные сигналы $\{X_i\}_{i=0}^{I-1}$ представляли собой реализации дискретного стационарного случайного процесса с автокорреляционной функцией $B_x(m) = D_x \rho^m$ где $D_x = 1$, $\rho = 0,9$.

Заметим также, что в экспериментах рассматривались два случая решения указанной задачи:

- случай отсутствия ограничений на искомый вектор параметров ЛРС \bar{a} , а также
- случай присутствия ограничения в виде требования численной устойчивости алгоритма 1 вычисления ЛЛП (корни характеристического уравнения для вектора коэффициентов \bar{a} оказываются внутри окружности единичного радиуса).

Выбор показателя качества в данном исследовании связан с тем, что в ситуации, когда на класс последовательностей (и, следовательно, вычислительную сложность алгоритма вычисления ЛЛП) не накладываются ограничения, рассматриваемая задача имеет известное оптимальное решение в виде разложения Карунена-Лоэва.

Значение критерия J_6 для $T = 4$ последовательностей, соответствующих разложению Карунена-Лоэва, составило $J_6 = 0,099$. При этом вычислительная сложность расчета ЛЛП (при использовании прямого алгоритма вычисления линейной свёртки), составляет $MT = 84$ операции на отсчёт выходного сигнала в отличие от $2KT$ операций, необходимых для вычисления эффективных ЛЛП.

В таблице 2 представлены характеристики полученных значений показателя качества J_6 для признаков, построенных с использованием различных поисковых алгоритмов и величины K .

Таблица 2. Значения показателя качества J_6 линейных локальных признаков, конструируемых с использованием различных алгоритмов

K	2KT	Алгоритм	Без ограничений		Ограничения на устойчивость	
			J_{mean}	J_{MSR}	J_{mean}	J_{MSR}
2	16	генетический	0,265	0,0668	0,274	0,0378
		отжига	0,466	0,2214	0,230	0,0548
		псевдоградиентный	0,325	0,0590	-	-
3	24	генетический	0,137	0,0113	0,219	0,0478
		отжига	0,219	0,0581	0,245	0,0679
		псевдоградиентный	0,264	0,0549	-	-
4	32	генетический	0,124	0,0042	0,143	0,0103
		отжига	0,183	0,0524	0,162	0,0330
		псевдоградиентный	0,160	0,0169	-	-
5	40	генетический	0,117	0,0041	0,133	0,0165
		отжига	0,161	0,0453	0,172	0,0626
		псевдоградиентный	0,139	0,0142	-	-

На основании представленных результатов исследований можно сделать следующие выводы:

- наилучшее среднее качество ЛЛП позволяет получить метод, использующий генетический алгоритм;
- практически для всех задач генетический алгоритм даёт наименьший разброс величины качества;
- наихудшие показатели демонстрирует алгоритм имитации отжига;
- генетический алгоритм и алгоритм имитации отжига имеют преимущество перед псевдоградиентным в плане возможного учёта дополнительных ограничений задачи, выражаемых, например, в виде ограничений на значения вектора ЛРС \bar{a} ;
- высокие качественные показатели ЛЛП достигаются уже при малом значении величины K и, как следствие, при малой вычислительной сложности алгоритмов расчёта ЛЛП.

5. Выводы и рекомендации

Объединяя результаты проведённых экспериментальных исследований, можно дать следующие рекомендации по выбору метода построения эффективных ЛЛП:

- конструирование эффективного ЛЛП следует производить путём решения расширенной частной задачи;
- поиск решения расширенной частной задачи (как с ограничениями, так и без них) рекомендуется производить с использованием генетического алгоритма поиска, предложенного в [6].

Заключение

В работе проведён анализ различных методов построения эффективных линейных локальных признаков, определяемых собственно формулировкой задачи построения и алгоритмом её решения. В качестве анализируемых формулировок задач построения эффективных линейных локальных признаков рассмотрены частная и расширенная частная задачи. В качестве анализируемых алгоритмов рассмотрены четыре алгоритма решения указанных задач построения. Анализ результатов построения – сконструированных линейных локальных признаков – производится по нескольким критериям, характеризующим их качество. Результаты экспериментального исследования показали однозначное преимущество метода построения, основанного на решении расширенной частной задачи с использованием генетического алгоритма оптимизации.

Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 09-01-00434-а, Программы фундаментальных исследований Президиума РАН «Фундаментальные проблемы информатики и информационных технологий», проект 2.12.

Литература

1. Computer Image Processing, Part II: Methods and algorithms / Edited by Victor A. Soifer. – VDM Verlag, 2009. – 584 p.
2. **Мясников, В.В.** Эффективные линейные локальные признаки цифровых сигналов и изображений // Компьютерная оптика, 2007. – № 31. – С. 58-76. – ISSN 0134-2452.
3. **Myasnikov, V.** Efficient Features for Local Linear Description of Signals and Images / Vladislav Myasnikov // Proc. 9th Int. Conf. on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information technologies, Nizhny Novgorod, RF, 2008. – Vol. 2. – P. 77-80.
4. **Lidl, R.** Finite Fields (Second edition) / Rudolf Lidl, Harald Niederreiter. – Cambridge University Press, 1997. – 755 p.
5. **Титова, О.А.** Псевдоградиентный алгоритм построения эффективных линейных локальных признаков / О.А. Титова, В.В. Мясников // Тезисы Всероссийской конференции ММРО–14, Суздаль, 2009. – С. 272-275.
6. **Баврина, А.Ю.** Построение линейных локальных признаков с использованием алгоритмов глобальной оптимизации / А.Ю. Баврина, В.В. Мясников // Тезисы Всероссийской конференции ММРО–14, Суздаль, 2009. – С. 219-222.

References

1. Computer Image Processing, Part II: Methods and algorithms / Edited by Victor A. Soifer. – VDM Verlag, 2009. – 584 p.
2. **Myasnikov, V.V.** Efficient Linear Local Features of the Digital Signals and Images // Computer optics, 2007. – V. 31. – P. 58-76. – ISSN 0134-2452. – (in Russian).
3. **Myasnikov, V.** Efficient Features for Local Linear Description of Signals and Images / Vladislav Myasnikov // Proc. 9th Int. Conf. on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information technologies, Nizhny Novgorod, RF, 2008. – Vol. 2. – P. 77-80.
4. **Lidl, R.** Finite Fields (Second edition) / Rudolf Lidl, Harald Niederreiter. – Cambridge University Press, 1997. – 755 p.
5. **Titova, O.A.** Pseudogradient algorithm for efficient linear local features construction / O.A. Titova, V. V. Myasnikov // Proc. All-Russian Conf. MMRP-14, Suzdal, RF, 2009. – P. 272-275. – (in Russian).
6. **Bavrina, A.Yu.** Construction of efficient linear local features with the use of global optimization algorithms / A.Yu. Bavrina, V.V. Myasnikov // Proc. All-Russian Conf. MMRP-14, Suzdal, RF, 2009. – P. 219-222. – (in Russian).

ANALYSIS OF METHODS FOR CONSTRUCTION OF EFFICIENT LINEAR LOCAL FEATURES FOR DIGITAL SIGNALS AND IMAGES DESCRIPTION

V.V. Myasnikov^{1,2}, A.Y. Bavrina^{1,2}, O.A. Titova^{1,2}

¹ Image Processing Systems Institute of the RAS,

² S.P. Korolyov Samara State Aerospace University

Abstract

Analysis of several methods for the construction of efficient linear local features for digital signals and images description is given in the work. This analysis is carried out for the best method selection. As a linear local feature (LLF) of a digital signal a pair is considered which consists of a finite impulse response (FIR) and an algorithm for linear convolution computation of the signal with this FIR. Efficient LLF demonstrates optimal behavior, such as the algorithm has minimal computational complexity in some class and FIR of LLF is the best matched to a quality criterion of an applied task. For particular applied task the method for efficient LLF construction is specified by the formulation of LLF construction task and by the algorithm for its solution. Two formulations of efficient LLF construction task are considered in the current work: the particular and extended particular task formulations. Algorithms for exact solution of particular task and approximate solution of extended particular task were suggested in authors' previous works. The comparison of constructed LLF is carried out with the use of different criterions that characterize features properties.

Key words: digital signals, features construction, optimization algorithms.

Сведения об авторах:



Мясников Владислав Валерьевич, 1971 года рождения. В 1994 году закончил Самарский государственный аэрокосмический университет (СГАУ). В 1995 году поступил в аспирантуру СГАУ, в 1998 году защитил диссертацию на степень кандидата технических наук, а в 2008 – диссертацию на степень доктора физико-математических наук. В настоящее время работает ведущим научным сотрудником в Учреждении Российской Академии Наук Институте систем обработки изображений РАН и, одновременно, доцентом кафедры геоинформатики и информационной безопасности СГАУ. Круг научных интересов включает цифровую обработку сигналов и изображений, геоинформатику, нейронные сети, компьютерное зрение, распознавание образов и искусственный интеллект. Имеет более 80 публикаций, в том числе 39 статей и одну монографию (в соавторстве). Член Российской ассоциации распознавания образов и анализа изображений.

E-mail: vmyas@smr.ru.

Vladislav Valerievich Myasnikov (1971 b.), graduated (1994) from the S.P. Korolyov Samara State Aerospace University (SSAU). He received his PhD in Technical sciences (2002) and DrSc degree in Physics & Maths (2008). At present he is a leading researcher at the Image Processing Systems Institute of the Russian Academy of Sciences, and), holding a part-time position of Associate Professor at SSAU's Geoinformatics and Information Security sub-department. The area of interests includes digital signals and image processing, geoinformatics, neural networks, computer vision, pattern recognition and artificial intelligence. He's list of publications contains more than 80 scientific papers, including 39 articles and 1 monograph. He is a member of Russian Association of Pattern Recognition and Image Analysis.



Баврина Алина Юрьевна, 1980 года рождения. В 2003 г. закончила Самарский государственный аэрокосмический университет (СГАУ). В 2006 г. защитила диссертацию на степень кандидата технических наук. В настоящее время работает научным сотрудником в Учреждении Российской Академии Наук Институте систем обработки изображений РАН и по совместительству ассистентом кафедры геоинформатики и информационной безопасности СГАУ. Круг научных интересов включает цифровую обработку сигналов и изображений, геоинформатику, распознавание образов. Имеет 25 публикаций, из них 7 статей. Является членом Российской ассоциации распознавания образов и анализа изображений.

E-mail: alina@smr.ru.

Bavrina Alina Yurievna (1980 b.), graduated from the S.P. Korolyov Samara State Aerospace University (SSAU) at 2003, received her PhD in Technical sciences at 2006. At present she is a researcher at the Image Processing Systems Institute of the Russian Academy of Sciences, and), holding a part-time position of assistant at SSAU's Geoinformatics and Information Security sub-department. The area of interests includes digital signals and image processing, geoinformatics, pattern recognition. She is co-author of 25 scientific papers, including 7 articles. She is a member of Russian Association of Pattern Recognition and Image Analysis.



Титова Ольга Александровна, 1980 года рождения. В 2003 г. закончила Самарский государственный аэрокосмический университет (СГАУ). В настоящее время работает ассистентом кафедры геоинформатики и информационной безопасности СГАУ и по совместительству младшим научным сотрудником в Учреждении Российской Академии Наук Институте систем обработки изображений РАН. Круг научных интересов включает цифровую обработку сигналов и изображений, геоинформатику, распознавание образов. Имеет 23 публикации, из них 7 статей. Является членом Российской ассоциации распознавания образов и анализа изображений.

E-mail: olti@smr.ru.

Titova Olga Aleksandrovna (1980 b.), graduated from the S.P. Korolyov Samara State Aerospace University (SSAU) at 2003. At present she is an assitant at SSAU's Geoinformatics and Information Security sub-department, holding a part-time position of junior researcher at the Image Processing Systems Institute of the Russian Academy of Sciences. The area of interests includes digital signals and image processing, geoinformatics, pattern recognition. She is co-author of 23 scientific papers, including 7 articles. She is a member of Russian Association of Pattern Recognition and Image Analysis.

Поступила в редакцию 18 августа 2010 г.