

---

---

## МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

---

---

УДК 658.012

Л.И. ТИМЧЕНКО<sup>а</sup>, Ю.Ф. КУТАЕВ<sup>б</sup>, Н.И. КОКРЯЦКАЯ<sup>с</sup>, И.Д.ИВАСЮК<sup>с</sup>, В.В. ШПАКОВИЧ<sup>а</sup>

### СИСТЕМА КООРДИНАТНОЙ ПРИВЯЗКИ ДЛЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ

<sup>а</sup>*Государственный экономико-технологический  
университет транспорта, г.Киев, Украина*

<sup>б</sup>*Научно-производственное объединение “Астрофизика”,  
г. Москва, Россия*

<sup>с</sup>*Винницкий национальный технический университет,  
г. Винница, Украина*

**Abstract.** Authors have worked out a nonstationary signal analysis method on an example of research of laser lines. This method disclosed relationship between signal approximation coefficients and geometry signal characterizations (for instance, energy center, moment of inertia). Examples, which is demonstrating an application of this method for exact coordinate determination problem in laser line at displacement compensation in laser imaging are present.

**Аннотация.** Авторы разработали метод анализа нестационарных сигналов на примере исследования лазерных трасс. Этот метод обнаруживает взаимосвязь между коэффициентами аппроксимации сигнала и геометрическими характеристиками сигнала (например, энергетическим центром, моментом инерции). В работе представлены примеры, которые демонстрируют применение этого метода для задачи точного определения координат при компенсации смещения изображений в лазерной трассе.

**Key words:** energy center, approximation, laser path, edge lines, learning algorithm, reference point, tunnelling.

**Ключевые слова:** энергетический центр, аппроксимация, лазерная трасса, краевые линии изображения, точка привязки, обучающий алгоритм, туннелирование.

#### ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в полиграфии, лазерной обработке материалов, локации, оптической связи и других областях техники ощущается необходимость более широкого внедрения оптико-электронных систем с автоматической корректировкой искажений формируемого светового излучения. Причинами этих искажений могут быть дестабилизирующее воздействие механических или климатических факторов, нестабильность характеристик источника излучения, возмущения в оптическом тракте, разъюстировка оптических элементов и т.п. Обеспечение приемлемого качества коррекции требует непрерывного динамического контроля характеристик светового излучения, например пространственного распределения его интенсивности, в том числе оценки отклонения указанного

---

© Л.И. ТИМЧЕНКО, Ю.Ф. КУТАЕВ, Н.И. КОКРЯЦКАЯ,  
И.Д.ИВАСЮК, В.В. ШПАКОВИЧ, 2008

распределения от исходного или эталонного распределения.

В данной работе предлагается метод оценки геометрических характеристик на примере искаженных атмосферой изображений протяженной лазерной трассы.

Цель подхода можно обобщить таким образом. Пусть  $Y(t)$  – исходный вектор сигнала, и  $Y'(t)=X(g(t))$  – анализируемый искаженный вектор. Чтобы произвести анализ, с помощью которого возможно восстановить вектор  $Y'(t)$  требуется геометрически охарактеризовать сигнал. Ключевая идея заключается в следующем: 1) для несмещенного искаженного вектора находятся оптимальные нелинейные веса всех компонент; 2) для смещенного искаженного вектора находится его дополнительное смещение посредством взаимосвязи коэффициентов аппроксимации; 3) устранение ошибок, происходящих вследствие влияния факторов дискретизации и статистических параметров. В этой работе показывается, что имеется ряд соответствий между функцией искажения  $g(t)$  и факторами аппроксимации, а также разбросом геометрических характеристик сигнала, который ограничен различными порогами.

Данная работа состоит из описания метода определения точки привязки, обучающего алгоритма и экспериментальных результатов.

В работе рассматривается исходные сигналы на примере последовательностей серий изображений протяженной лазерной трассы [1].

Представленные методы могут быть распространены на многомерные изображения.

### ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ ТОЧКИ ПРИВЯЗКИ

Под координатами точки привязки  $(x, y)$  (далее – точкой привязки) понимается координаты энергетического центра изображения  $X(g(t))$ , формирующиеся только из неискаженного сигнала  $X(t)$  и которые должны быть инвариантны к искажению  $g(t)$ . Координаты  $(x,y)$  энергетического центра двумерного сигнала с удельной нелинейной плотностью  $w(f(x,y))$ , соответствующей данному значению  $f(x,y)$  (далее плотностью  $w(f(x,y))$ ), выражаются в следующем виде:

$$x = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot x, \quad y = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot y, \quad M = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)). \quad (1)$$

Для предварительного описания метода предположим, что для рассматриваемой выборки изображений, координаты центров тяжести фигур единичной плотности, образованных краевыми линиями яркости (далее частные центры), существенно не меняются. В этом случае, чтобы найти точку привязки, находим оптимальную плотность  $w(f(x,y))$ , для определения которой используются следующие выражения.

$$\sum_{i=0}^{n-1} w_i \sum x^{(i)} = x_e, \quad \sum_{i=0}^{n-1} w'_i \sum y^{(i)} = y_e, \quad (2)$$

где  $w_i$  – искомые плотности, соответствующие заданной яркости ( $w_i$  – для параметров  $x$ ,  $w'_i$  – для параметров  $y$ ),  $x^{(i)}$   $y^{(i)}$  – значения  $x$ ,  $y$ , соответствующие  $i$ -му изображению,  $x_e$ ,  $y_e$  – эталонные параметры.

Выражение (2) иначе можно выразить таким образом:

$$\sum_{i=0}^{n-1} w_i x_i = x_e, \quad \sum_{i=0}^{n-1} w_i y_i = y_e, \quad (3)$$

где  $x_i$ ,  $y_i$  – координаты частных центров для областей, ограниченных краевыми линиями яркости, соответствующей индексу  $i$ . В данной работе за эталонные параметры  $x_e$  и  $y_e$  приняты усредненные значения частных центров такого изображения, имеющих наименьший разброс значений.

Исключив предположение о том, что в текущей выборке изображений частные центры близки, координаты точки привязки выразятся в следующем виде:

$$x = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot (x + \delta_x), \quad y = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot (y + \delta_y), \quad (4)$$

где  $\delta_x$  и  $\delta_y$  – смещения, соответствующие данному изображению по отношению к эталонному изображению.

Таким образом, плотности можно определить из таких выражений:

$$\sum_{i=0}^{n-1} w_i \sum (x^{(i)} + \Delta x) = x_c, \sum_{i=0}^{n-1} w'_i \sum (y^{(i)} + \Delta y) = y_c. \quad (5)$$

Выражения (5) справедливы для группы изображений с близкими смещениями частных центров ( $\Delta x, \Delta y$ ) между действительным и искаженным сигналом.

В работе [2] показывается, что для некоторых видов природных изображений при аппроксимации краевых линий можно использовать отношение квадратного и кубического коэффициентов аппроксимации. При этом отмечено, что однообразные компоненты изображения имеют наибольшую корреляцию относительно других отношений коэффициентов.

Основной метод обучения для оценки координат точки привязки можно представить на рис. 1.

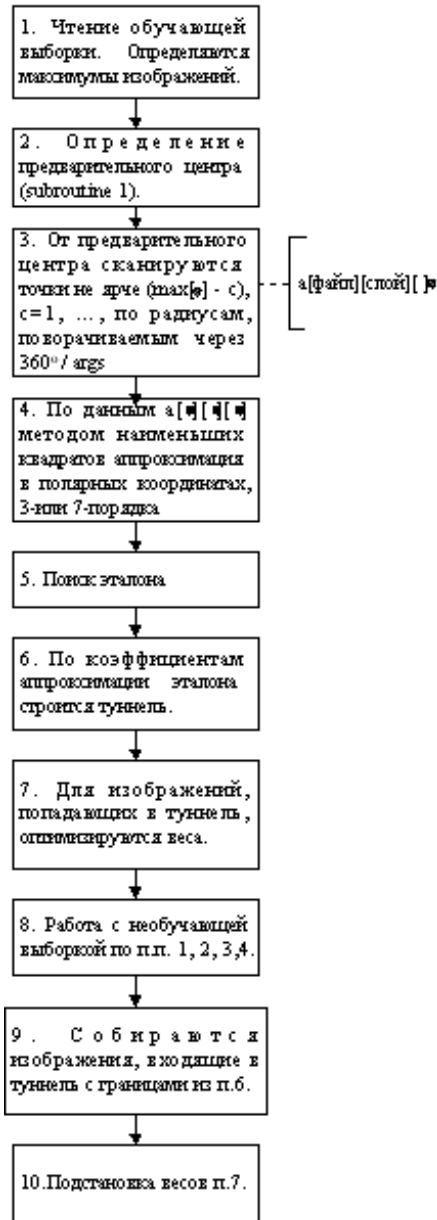


Рис. 1. Обучающий алгоритм для координат точки привязки

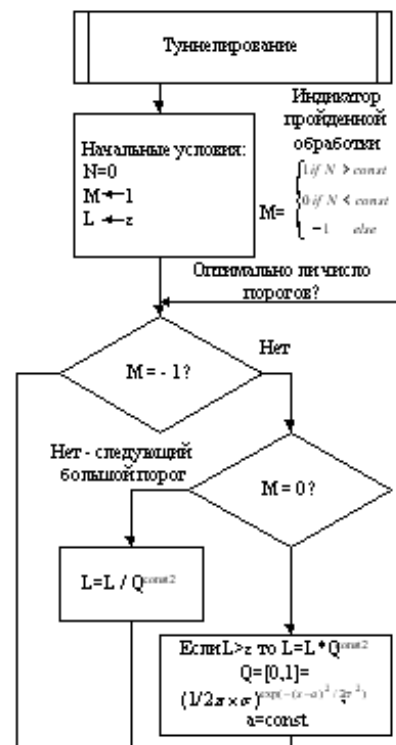


Рис. 2. Туннелирование коэффициентов оценки аппроксимации

Для формирования этой зависимости для выбора групп изображений с близкосмещенными сигналами в работе использовалась еще одна операция - аппроксимация краевых линий изображения с

применением метода наименьших квадратов. При выполнении последней операции замечено, что близкосмещенные изображения могут иметь близкое отношение квадратного и кубического коэффициентов аппроксимации  $c_2/c_3$  для ряда краевых линий. При этом для обнаружения малых смещений и для оценки точности сравнения данных коэффициентов дополнительно можно использовать коэффициент аппроксимации  $c_7$ .

После окончания процесса обучения, необучающая выборка изображений классифицируется по значениям отношения коэффициентов  $c_2/c_3$ , а также с учетом вычисленных плотностей и найденных смещений точек привязки.

Здесь диапазон значений коэффициентов  $v^* = c_2^*/c_3^*$ , лежит в туннеле вокруг значения эталона  $e$ , границы которого выбираются так, чтобы выполнялись условия:

$$x_e - x^* \in \bigcup_{i=0}^k \mathcal{E}_i^{(x)}, \quad y_e - y^* \in \bigcup_{i=0}^k \mathcal{E}_i^{(y)}; \quad w_e - w^* < E_{\max}, \quad (6)$$

где  $E_{\max}$  – максимальная ошибка координаты,  $\mathcal{E}_i^{(x,y)}$  – совокупность туннельных интервалов.

Для достижения большей достоверности в работе использовалась операция туннелирования коэффициентов аппроксимации, что показано на рис. 2. После окончания обучения необучающая выборка изображений классифицируется не только по значениям отношения коэффициентов  $c_2/c_3$ , но также с учетом вычисленных плотностей или найденных смещений точек привязки.

Следует отметить, что при вычислении точки привязки краевые линии изображения могут проходить обработку, используя при этом банк фильтров для устранения ошибки дискретизации и эффектов, происходящих путем выявления особых статистических параметров [3].

### РЕАЛИЗАЦИЯ ОБУЧАЮЩЕГО АЛГОРИТМА

Тестирование исполнения модели производится посредством анализа наборов данных – на основе вычисления параметров обучающей выборки изображений лазерной трассы. Покажем, что эталоны  $x_e$  и  $y_e$  могут быть определены как изображения с малым разбросом их частных центров. Результаты экспериментов показывают, что эти изображения имеют близкие коэффициенты аппроксимации  $c_2$ ,  $c_3$ . Очевидно, что в случае больших искажений появляется неравномерное распределение энергии, что приводит в результате к смещению координат локальных центров.

Вычислительная сложность предложенного алгоритма такова, что позволяет выполнять обработку тысяч изображений в секунду на компьютере с обычной конфигурацией.

В результате предложенного обучения погрешность определения точки привязки не превышает 1,6 пикселя. Погрешность состоит из неточности принятого понятия эталона, неточности аппроксимации координатной привязки при обучении, не абсолютной корреляции квадратного и кубического коэффициентов аппроксимации краевых линий, из-за дискретизации изображения и влияния статистических параметров. На рис. 3 показаны краевые линии используемого эталонного изображения, а соответствующее этим краевым линиям изображение лазерной трассы – на рис. 4.

В табл. 1 показаны результаты оценки точки привязки двух трасс по 140 использованных изображений, 70 изображений которой использовались для обучения, а остальные для определения точки привязки. На рис. 5 показан график распределения отношений  $c_2/c_3$  от значений частных центров.

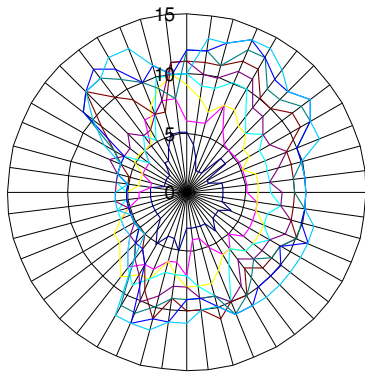


Рис. 3. Краевые линии эталонного изображения



Рис. 4. Выбранное эталонное изображение лазерной трассы (размерность изображения 128×128 пикселей)

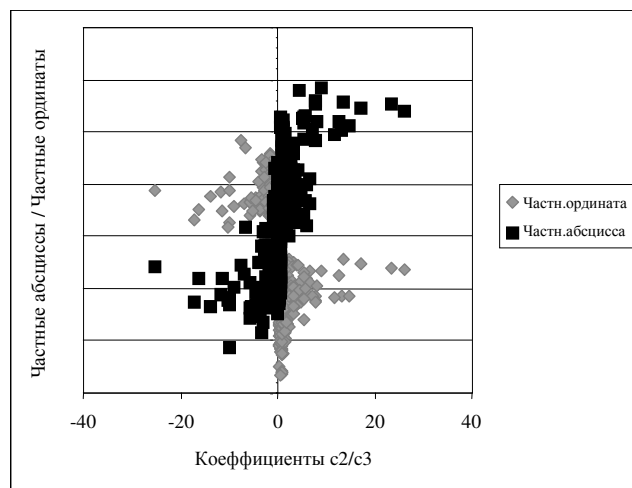


Рис. 5. График зависимости координаты от отношения  $c_2/c_3$

Таблица 1.

Значения точки привязки в центральном туннеле

Лазерная трасса 1, координата 71,823; 68,716					Лазерная трасса 2, координата 46,103; 72,524				
№ изображения	Координата x	Координата y	$\Delta x$	$\Delta y$	№ изображения	Координата x	Координата y	$\Delta x$	$\Delta y$
4	72,45897	70,02922	0,635856	1,313044	83	47,3288	70,85211	1,225308	-1,67232
9	73,43468	71,78848	1,611564	3,072300	84	47,22307	70,72924	1,119577	-1,79519
20	72,64206	69,15848	0,818939	0,44231	86	46,23909	70,78619	0,135598	-1,73825
26	74,58206	68,26464	2,758941	-0,45155	87	47,42415	71,61322	1,320657	-0,91121
29	72,2431	64,84868	0,419982	-3,86749	88	47,35578	72,48795	1,252282	-0,03649
33	72,97354	67,65185	1,150421	-1,06432	91	47,35105	72,60835	1,247556	0,083911
34	73,17357	66,53056	1,350448	-2,18561	94	46,0352	71,72286	-0,0683	-0,80158
36	72,60426	67,79206	0,781143	-0,92411	103	45,76114	71,48161	-0,34235	-1,04282

38	70,28051	69,22461	-1,54261	0,50843	105	46,39506	71,65218	0,291562	-0,87226
46	72,50678	70,61086	0,683662	1,89468	107	46,4032	72,38681	0,299707	-0,13762
47	73,58418	70,41005	1,761062	1,69387	108	46,0454	72,71989	-0,05809	0,195453
49	72,14992	69,40835	0,326797	0,69218	109	44,65727	73,40237	-1,44622	0,87794
52	71,1356	68,30657	-0,68752	-0,4096	110	44,17416	72,95272	-1,92934	0,428287
53	71,38607	68,61232	-0,43705	-0,1038	112	45,15624	73,34771	-0,94725	0,823276
55	70,42508	68,45758	-1,39804	-0,25855	117	45,5357	75,1474	-0,56779	2,622966
57	70,97839	67,16114	-0,84473	-1,55503	118	46,15981	75,59572	0,056314	3,071284
61	70,98395	67,75202	-0,83917	-0,96415	121	46,88347	75,04839	0,779973	2,523952
63	69,96485	68,46002	-1,85827	-0,25615	132	47,95823	73,93712	1,854734	1,412685
64	69,1483	70,93325	-2,67482	2,21708	152	44,32895	72,72884	-1,77454	0,204402
65	71,29534	71,02671	-0,52778	2,31053	155	43,36514	71,27924	-2,73836	-1,2452
68	70,33429	66,61216	-1,48883	-2,10401	157	46,39247	70,53323	0,288972	-1,9912

## ВЫВОДЫ

В работе предложен обучающий алгоритм для определения координат точки привязки в лазерном отображении. Сложность предложенных функций позволяет делать обработку в реальном масштабе времени со сравнительно простым аппаратным обеспечением. Это достигается с помощью использования коэффициентов аппроксимации краевых линий, таких как  $c_2$ ,  $c_3$  и  $c_7$  [2], а также путем применения при обучении нескольких систем уравнений, и нахождении обычного энергетического центра. Результаты эмуляции дают максимальную ошибку определения точки привязки 1,6 – 1,7 пиксела, которая при тех же условиях приблизительно в 1,5 раза меньше, чем при использовании традиционных методов аппроксимации [4].

Предложенные методы могут быть использованы в распознавании образов и сжатии изображений из-за выявленной корреляции между коэффициентами аппроксимации краевых линий соседних изображений.

Ограничение метода может быть рассмотрено в контексте существования некоего общего решения задачи. В оценке ряда измерений параметров изображений протяженных лазерных трасс становится большой проблемой точного извлечения очертаний изображения, т.е. точного определения контуров краевых линий. В этой работе использовались общепринятые методы для определения краевых линий изображения. Для извлечения более точных очертаний изображения могут использоваться цифровые фильтры.

Для увеличения точности результатов измерения можно производить вычисления, применяя несколько итераций, взяв за начальные значения ранее определённые параметры, и используя при этом формирование коэффициентов аппроксимации путем решения систем уравнений (5). В частности, при использовании второй итерации, точность будет повышена приблизительно в 1,5 раза.

Для сокращения числа искаженных изображений и определения типа искажений можно использовать набор коэффициентов, аппроксимирующий яркости и краевые линии, соответствующих трехмерному набору туннельных параметров. Для выбора оптимальных порогов можно использовать динамическую туннелирующую систему их установки [5].

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Basov N.G., Zemskov E.M., Kutaev Y.F. et. al. "Laser Control of Near Earth Space and Possibilities for Removal of Space Debris from Orbit with Explosive Photo-Dissociation Lasers with Phase Conjugation". Proc. GCL/HPL 98. SPIE Symposium. St-Petersburg, Russia 1998.
2. Sugimura H., Takashima K. "On a fractal approach to actual plant images". Proc. of Int. Conf. Pattern Recognition and Image Processing'99. Minsk, Republic of Belarus, 1999, pp. 130-133.
3. Ta-Hsin li, Gibson J.D. "Time corellation analysis of a class of nonstationary signals with an application to radar imaging". IEEE Intl. Conf. Acoust., Speech and Signal Proc. ICASSP97 Munich, Germany, vol 5, 1997, pp.3765-3769.
4. Бронштейн И.Н., Семендяев К.А. Справочник по математике. М. «Наука», 1986.
5. Cho Y.H. "An Efficient Compression of Image Data Using Neural Networks of Hybrid Learning Algorithm". Int. ICSC/IFAC Symposium on Neural Computation - NC'98, Vienna, Austria, 1998, pp. 798-801.

Надійшла до редакції 10.10.2008р.

**ТИМЧЕНКО Л. И.** – д.т.н., профессор, заведующий кафедры телекоммуникационных технологий и автоматики Киевского государственного экономико-технологического университета транспорта, Киев, Украина.

**КУТАЕВ Ю. Ф.** – главный конструктор НПО “Астрофизика” г. Москва., ул. Волоколамское шоссе 95, Тел. (495) 491-89-10.