



УДК 004.2:004.93:654.915:681.3

**Л.И. Тимченко**, д-р техн. наук,  
**С.В. Наконечная, Н.И. Кокряцкая**, кандидаты техн. наук  
Государственный экономико-технологический университет транспорта  
(Украина, 03049, Киев, ул. Лукашевича, 19,  
тел.: +380673550976, +380432531123,  
e-mail: timchen@list.ru, svetylka2008@mail.ru, kokriatskaia@rambler.ru)

### **Информационная технология классификации изображений пятен лазерных пучков и прогнозирования координат их энергетических центров с использованием параллельно-иерархической сети**

Рассмотрен метод прогнозирования положения энергетического центра (ЭЦ) изображения лазерного пучка с использованием параллельно-иерархической (ПИ) сети. Определены основные этапы классификации и прогнозирования координат ЭЦ изображений пятен лазерного луча, что позволило разработать новую информационную технологию классификации и прогнозирования положения координат их ЭЦ. Приведены результаты сравнительной экспериментальной оценки прогнозирования на основе известных нейронных сетей и предложенного метода с использованием ПИ сети.

Розглянуто метод прогнозування положення енергетичного центру (ЕЦ) зображення лазерного пучка з використанням паралельно-ієрархічної (ПІ) мережі. Визначено основні етапи класифікації та прогнозування координат ЕЦ зображень плям лазерного променя, що дало можливість розробити нову інформаційну технологію класифікації та прогнозування положення координат їх ЕЦ. Наведено результати порівняльної експериментальної оцінки прогнозування на основі відомих нейронних мереж і запропонованого методу з використанням ПІ мережі.

*К л ю ч е в ы е с л о в а:* прогнозирование, энергетический центр, лазерный луч, параллельно-иерархическая сеть, классификация, препарирование, нейронные сети.

Возрастающие требования к современным вычислительным средам являются стимулом для разработки новых интеллектуальных методов передачи и обработки информации. Жесткие системные требования вынуждают регулярно обновлять системы передачи информации. В настоящее время большинство интернет-каналов не могут обеспечить качественного обмена информацией между системами, обработать информацию в режиме реального времени, что приводит к перегрузке каналов и созданию так называемых цифровых пробок.

© Л.И. Тимченко, С.В. Наконечная, Н.И. Кокряцкая, 2016

Проблему передачи сверхбольших объемов информации можно решить с помощью лазерных технологий с применением оптоволоконного кабеля, которые в ближайшем будущем станут наиболее перспективными моделями передачи информации. Использование таких технологий позволит, например, за доли секунды передавать десятки полнометражных фильмов и виртуальных сред в любую точку земного шара. Большинство спутников передают информацию с помощью микроволнового излучения, а, применяя лазер, это можно делать в сотни раз быстрее, что существенно влияет на пропускную способность канала передачи.

При использовании лазера для передачи информации необходимо, чтобы спутник и принимающее устройство находились в определенной позиции. Положение линзы принимающего устройства диаметром несколько сантиметров необходимо отрегулировать до тысячной доли градуса, иначе передача информации не произойдет. Во время процесса отслеживания спутника принимающим устройством основной задачей является прогнозирование положения изображения пятна лазерного пучка, т.е. геометрических характеристик — координат энергетического центра (ЭЦ), которые искажаются под влиянием воздушных масс и турбулентности.

**Постановка задачи и алгоритм классификации и прогнозирования координат ЭЦ.** Для успешного и качественного прогнозирования необходимо повысить точность определения центра пятен объекта, максимально используя его информационные признаки, и классифицировать последовательные кадры изображений пятен лазерного луча, отфильтровывая изображения, сильно искаженные помехами. Классификация кадров — это отнесение каждого кадра лазерной трассы к определенному классу изображений: недеформированные атмосферой — качественные, деформированные — некачественные.

Существует много способов прогнозирования [1] величины следующего шага некоторого временного ряда с определенным количеством необходимых вычислений, погрешностью прогнозирования и числом шагов, на которые может распространяться этот прогноз. Известны работы по прогнозированию временного ряда событий с применением динамической модели нейронной сети [2]. Полученные результаты свидетельствуют о перспективности такого подхода.

Интерес к использованию искусственных нейронных сетей (ИНС) [3, 4] для прогнозирования стимулировал в последние десятилетия интенсивное развитие научно-исследовательской деятельности в этой области. В то же время, применение ИНС связано с многими неопределенностями. Большинство исследователей не уверены в степени влияния основных факторов на эффективность прогнозирования ИНС [5]. Поэтому требуются но-

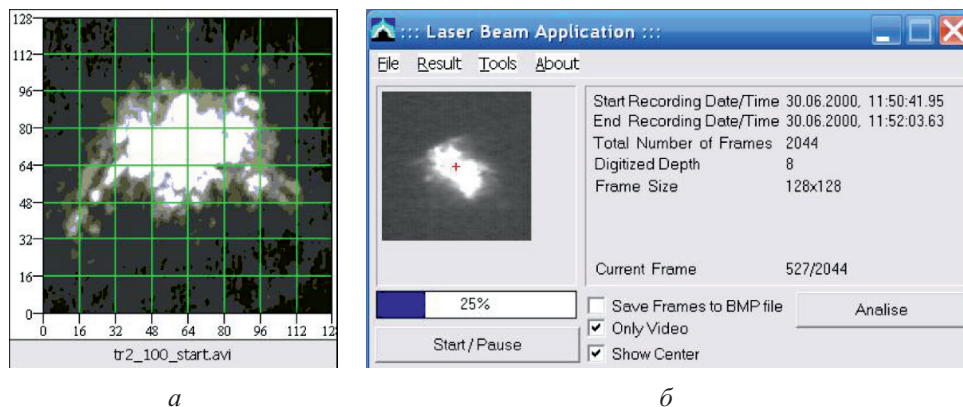


Рис. 1. Фрагмент лазерной трассы, использованной в экспериментальных исследованиях (а) и главная экранная форма программного продукта для обработки изображений видеотрассы лазера (б)

вые альтернативные конкурентоспособные подходы и методы, обеспечивающие наибольшую точность прогнозирования за приемлемое для конкретной задачи время.

Таким методом может стать метод прогнозирования, основанный на применении нейроразной параллельно-иерархической (ПИ) сети. Основное назначение ПИ сети — решение задачи быстрого преобразования, классификации и прогнозирования, ориентированной на обработку видеоданных в реальном времени.

Предлагаемый метод прогнозирования положения ЭЦ фрагментов трасс лазерных пучков может быть использован в системах оптической связи, локации, навигации, в военной технике. Разработка системы прогнозирования на основе ПИ сети позволяет решать следующие задачи:

- передача данных с помощью лазеров;
- прогнозирование поведения подвижных оптических объектов;
- автоматический контроль объектов.

При физическом моделировании для оценки функционирования системы были использованы следующие компоненты: GPU ускоритель — два видеоадаптера GeForce; CMOS камера 640 \* 480 на базе чипа OV7660; лазерный диод с длиной волны 532 нм (зеленого цвета).

Лазерный луч попадает на матрицу камеры и обрабатывается ее приемной частью. Методом S-препарирования (бинаризация изображений) [6, 7] выделяются только изображения 128 \* 128 точек, и зеленая компонента цвета является первичным фильтром изображения. Полученное изображение переводится в палитру серого и выводится на дисплей. В результате взаимодействия CPU и GPU ускорителей [8, 9] в персональном

компьютере происходит обработка данных с камеры: выделяется только изображение пятна 128 \* 128 точек, определяются центры координат изображений пятен и происходит прогнозирование их ЭЦ.

В работах [10—13] показано, что есть ряд соответствий между функцией деформации  $n(t)$  и факторами аппроксимации, а также разбросом геометрических характеристик сигнала, который ограничен различными порогами. Результаты экспериментальных исследований подтверждают тот факт, что достоверность способа восстановления геометрических характеристик сигнала превосходит достоверность способов, основанных на традиционных методах аппроксимации.

Рассмотрим выходные сигналы на примере последовательностей серий пятноподобных изображений лазерного луча (рис. 1, а). Для исследования разработанных методов и алгоритмов обработки пятноподобных изображений лазерного луча было создано специализированное программное обеспечение (рис. 1, б). Следует заметить, что предложенные методы могут быть распространены также и на многомерные изображения.

При активации опции «Analise» в новом окне на экран выводятся вычисленные результаты координат ЭЦ пятноподобных изображений лазерного луча, в частности минимальные и максимальные, а также среднее значение координат центра максимальной интенсивности, координаты центра максимальной интенсивности для каждого отдельного изображения, координаты изображений с малой степенью искажения (т.е. качественные), которые в процессе процедуры туннелирования попали в туннель.

Рассмотрим подробнее процесс определения центра максимальной интенсивности излучения при обработке пятноподобных изображений лазерного луча. Суть его заключается в определении центра максимальной интенсивности изображения методом нахождения центра масс. В общем случае центр максимальной интенсивности можно определить так:

$$\mathbf{r} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \mathbf{r}_{ij} \omega_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \omega_{ij}},$$

где  $\mathbf{r}$  — радиус-вектор центра максимальной интенсивности;  $\mathbf{r}_{ij}$  — радиус-вектор текущего пикселя с координатами  $i, j$ ;  $\omega_{ij}$  — интенсивность текущего пикселя с координатами  $i, j$ ;  $n$  и  $m$  — высота и ширина изображения в пикселях. Учитывая возможность спроецировать все векторы на одну плоскость (при этом выражение не потеряет смысла), а также учитывая

двумерность ортогональной системы координат, каждую координату можно записать в виде

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} \omega_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \omega_{ij}}, \quad y = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} \omega_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \omega_{ij}}, \quad (1)$$

где  $x$  и  $y$  — абсцисса и ордината центра максимальной интенсивности;  $x_{ij}$  и  $y_{ij}$  — абсцисса и ордината текущего пикселя с координатами  $i, j$ . Выбрав началом отсчета верхний левый угол изображения, запишем выражения (1) в виде

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m i \omega_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \omega_{ij}}, \quad y = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m j \omega_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \omega_{ij}}.$$

Необходимо заметить, что предложенный способ измерения центра максимальной интенсивности пятноподобного изображения лазерного луча, с одной стороны, достаточно удобен для моделирования и программной реализации, а с другой, обеспечивает неплохие результаты при обработке пятноподобных изображений различных геометрических форм. Это важно, поскольку предлагаемые методы определения центра максимальной интенсивности пятноподобного изображения лазерного луча предназначены для повышения производительности обработки, а также скорости прогнозирования поведения пятна в реальном времени.

Рассмотрим основные этапы разработанного алгоритма для классификации и прогнозирования координат ЭЦ изображений пятен лазерного луча.

1. *Обработка (сегментирование) изображений на основе метода S-препарирования* [6, 7]. После предварительной обработки изображений и выделения фона и объекта изображения лазерной трассы ставим задачу высокоточного определения и прогнозирования координат его ЭЦ.

2. *Выделение граничных линий*. Начиная с определенного на картинке пикселя с максимальным значением яркости формируем  $N$  значений яркости  $B_{\max} - L$ , где  $L = 1, \dots, N$ . Крайние точки со значением яркости  $B_{\max} - L$  формируют предельную линию. Экспериментально определено шесть предельных контуров.

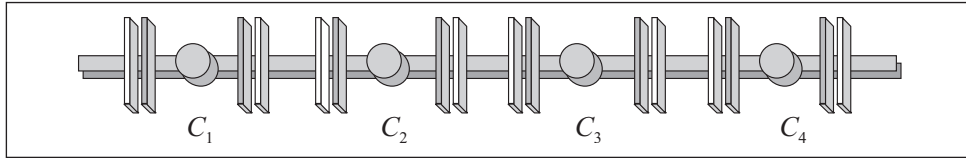


Рис. 2. Схема процесса формирования туннеля по усредненным коэффициентам аппроксимации

3. *Определение предварительных координат центров.* Под координатами точки привязки  $(x, y)$  понимаем координаты ЭЦ пятноподобного изображения лазерного луча  $Z(n(t))$ , зависящие только от сигнала  $Z(t)$ , а также инвариантные к функции деформации  $n(t)$ . Координаты  $(x, y)$  ЭЦ двумерного сигнала с удельной нелинейной плотностью  $\omega(f(x, y))$ , соответствующей этому значению  $f(x, y)$  (далее — плотностью), записываем в виде

$$x = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \omega(f(x, y)) x_0; \quad y = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \omega(f(x, y)) y_0;$$

$$M = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \omega(f(x, y)),$$

где  $M$  — моментный признак.

4. *Сегментирование граничных линий.* Для разбиения на несколько частей граничных контуров в качестве точки привязки используем координаты предыдущего ЭЦ пятноподобного изображения профиля лазерного пучка. Далее сканируем каждый участок полученного сегмента граничной линии (в полярных координатах) через определенный интервал (выбран интервал 9 град). Выбранные точки в дальнейшем используются как коэффициенты аппроксимации  $C_2, C_3$ . Для каждого сегмента граничной линии находим ее сдвиг в этом направлении  $(\Delta X, \Delta Y)$ .

5. *Аппроксимация граничных линий.* Для каждого сегмента граничной линии методом наименьших квадратов осуществляем аппроксимацию и определяем коэффициенты аппроксимации.

6. *Поиск эталонного изображения.* Для каждого сегмента обучающей выборки определяем усредненные значения отношения коэффициентов аппроксимации:  $\bar{C}_i = C_2 / C_3$ , где  $i$  — номер сегмента,  $i = 1, \dots, 4$ . Для данной обучающей выборки использовано 50% изображений.

7. *Туннелирование.* Осуществляется по усредненным коэффициентам аппроксимации. Границы туннеля определяем на основе изображений, в которых по минимуму среднеквадратичного отклонения текущие значе-

ния коэффициентов аппроксимации наиболее близко подходят слева и справа к эталонным значениям  $\bar{C}_1, \bar{C}_2, \bar{C}_3, \bar{C}_4$ . Затем эти смещенные значения усредняем и формируем пределы туннеля слева и справа. На рис. 2 значения  $C_1, C_2, C_3, C_4$  для всех изображений соответствуют найденным усредненным значениям  $\bar{C}_1, \bar{C}_2, \bar{C}_3, \bar{C}_4$ . Внутренние границы являются границами сформированного туннеля для соответствующих сегментов.

Для повышения информативности этого этапа разработана компьютерная программа, позволяющая осуществлять анализ результатов измерения координатных характеристик ЭЦ изображений видеотрассы лазера и последующее определение так называемого туннеля характеристик для их классификации. Особенностью программы является оригинальная визуализация специализированной гистограммы модели отображения необходимых координатных характеристик, удобных для обработки лазерных видеотрас большой размерности (более 10000 изображений) [10].

8. *Обучение ПИ сети.* Формируем эталонную структуру ПИ сети для соответствующего эталонного изображения. Таким образом формируем эталонную ПИ сеть для изображений, определяющих пределы туннеля слева и справа от центра.

9. *Обработка текущих изображений.* Определяем отношения  $C_2 / C_3$  для каждого сегмента (выполняются этапы 1—7). В случае попадания значения  $C_2 / C_3$  в один из туннелей и совпадения результатов преобразования в ПИ сети для эталонного и текущего изображений последнее считается изображением с малой степенью искажения, в противном случае — изображением с большой степенью искажения. Если текущее изображение классифицировано как изображения с малой степенью искажения, то в соответствии с этапом 4 для него вычисляется смещение  $\delta_x, \delta_y$ .

10. *Оптимизация весов и точное определение координат.* Для изображений с малой степенью искажения осуществляем оптимизацию весовых коэффициентов. Координаты ЭЦ таких пятноподобных изображений профиля лазерного луча формируют окончательный результат:

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

11. *Прогнозирование координат изображений пятен лазерных пучков.* Представленная на рис. 3 опция «Подробное рассмотрение» позволяет пользователю с помощью дополнительной опции «Open Frame Image» загрузить исходное изображение и рассчитать его краевые линии и центры с одновременным отображением на экране шести уровней интенсивности,



Рис. 3. Экранная форма опции «Подробное рассмотрение» программного продукта для обработки изображений видеотрассы лазера

а также определить координаты ЭЦ изображения. Результаты экспериментов свидетельствуют о том, что для оценки опорной точки двух трасс по 2044 использованных изображений 50 % изображений использовались для обучения, остальные — для определения точки привязки. Координаты точки привязки:  $X = 63,2685$ ;  $Y = 59,5804$ . Число изображений, которые по значениям отношений коэффициентов аппроксимации попадают в туннель, равно 80.

В результате сравнительного анализа установлено, что предложенные методы позволяют измерять координаты ЭЦ пятноподобных изображений профиля лазерного луча на основе операций уравнивания и аппроксимации краевых линий с точностью определения точки привязки до 1,5 пикселя. Это превышает точность известных методов (например, на основе определения центра масс с помощью моментных признаков) в среднем в 1,5 раза. В экспериментах использовано 14 видеотрасс лазера по 2044 изображений в каждой.

Таким образом, из результатов имитационного моделирования следует, что обычный персональный компьютер не может быть использован для обработки в реальном времени, поскольку среднее время обработки больше, чем время поступления кадров (для камеры со скоростью 25 кадров в секунду время обработки одного кадра может превышать 40 мс). При этом можно считать перспективным применение GPU ускорителей, которые более выгодны для использования в специализированных компьютерных системах.

**Метод прогнозирования с использованием ПИ сети.** Основное назначение ПИ сети — решение задач быстрого преобразования, класси-



фикации и прогнозирования, ориентированных на обработку видеоданных в реальном времени. На вход ПИ сети подается вектор входного образа  $\mu = \{a_i\}$ ,  $i = \overline{1, n}$ , применяемый в каждой ветке ПИ сети:

$$\sum_{i=1}^n a_i = \sum_{j^*=1}^R \left( n - \sum_{k=0}^{j^*-1} n_k \right) (a^{j^*} - a^{j^*-1}),$$

где  $a_i \neq 0$ ,  $R$  — размерность данного множества или размерность ветки ПИ сети каждого уровня;  $a_k$ ,  $k = \overline{1, R}$ , — элементы подмножеств, состоящих из одинаковых элементов;  $n_k$  — число элементов в  $k$ -м подмножестве;  $a^{j^*}$  — элемент множества  $\{a^k\}$ , выбранный на  $j^*$ -м шаге,  $j^* = \overline{1, R}$ ,  $a^0 = 0$ ,  $n_0 = 0$ .

Для реализации обработки информации в ПИ сети на основе GPU необходимо модифицировать ее классическую математическую модель. В модифицированном алгоритме обработки информации в ПИ сети используются операции над матрицей чисел  $A$ , которая называется матрицей состояния. Используется также вспомогательная матрица состояния  $B$  для сохранения промежуточного результата. Сетевой метод прямого ПИ преобразования заключается в последовательном применении к исходным множествам по одному разу операторов  $G$ -преобразования, транспонирования  $T$ , а затем  $(k - 1)$  раз функционала  $\Phi$ . Тогда многоуровневый процесс можно представить в следующей операторной форме:

$$\Phi_{t=2}^k \left[ T \left( G \left( \bigcup_{s=1}^s \left( \bigcup_{i=1}^n a_i \right) \right) \right) \right] = \bigcup_{t=2}^k a_{11}^t.$$

Среднее число элементов произвольного уровня вычисляется по формуле

$$\bar{a}_{i,j}^k = \frac{\sum_k a_{i,j}^k}{N_{\bar{a}_{i,j}^k}}.$$

Воспользовавшись препарированием (адаптивным пороговым преобразованием с вычислительным порогом по формуле для контурного препарирования элементов ПИ сети на каждом уровне), можно перейти от усредненных параметров на основе трехуровневого кодирования к их отражению тернарными препаратами  $(-1, 0, 1)$ . Затем определяют массивы разностей элемента со средним значением яркостей элементов разложения образа, в котором находится элемент изображения.

Процедуру тернарного преобразования можно записать в виде  $R_{i,j} = a_{i,j}^k - \bar{a}_{i,j}^k$ . Для препарирования образа полученную разницу сравниваем с вычисляемым порогом  $\delta$ :

$$a_{i,j}^0 = \begin{cases} 1, R_{i,j} > \delta, \\ -1, R_{i,j} < \delta, \\ 0, |R_{i,j}| \leq \delta. \end{cases} \quad (2)$$

В (2) порог  $\delta$  вычисляется из условия  $N_t^{(1)} N_t^{(-1)} N_t^{(0)} = \max$ , где  $N_t^{(1)}$ ,  $N_t^{(-1)}$ ,  $N_t^{(0)}$  — число единичных, минус единичных и нулевых препаратов для каждого порога.

Уровни временного ряда рассмотрим как функцию времени  $\hat{Y}_t = f(t)$ . Тогда уравнение гиперболы можно записать в виде  $\hat{Y}_t = a_0 + a_1/t$ , где  $a_0, a_1$  — параметры уравнения гиперболы, для нахождения которых методом наименьших квадратов необходимо использовать систему нормальных уравнений вида

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n Y_i &= n a_0 + \sum_{i=1}^n \frac{a_1}{t_i}, \\ \sum_{i=1}^n Y_i \frac{1}{t_i} &= a_0 \sum_{i=1}^n \frac{1}{t_i} + a_1 \sum_{i=1}^n \frac{1}{t_i^2}. \end{aligned} \quad (3)$$

Из системы (3) несложно найти параметры уравнения гиперболы  $a_0, a_1$ :

$$\lg a_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \lg Y_i}{n}, \quad \lg a_1 = \frac{\sum_{i=1}^n t_i \lg Y_i}{\sum_{i=1}^n t_i^2}.$$

Выполнив аппроксимацию сглаженного ряда на  $N$  шагов вперед, можно на несколько шагов вперед осуществить прогноз тренда. Качественные показатели прогнозирования получаем с помощью экспериментального определения оптимального шага дискретизации и числа шагов прогнозирования.

В задаче контроля параметров пучка лазерного излучения используем значения координат  $X$  и  $Y$  ЭЦ фрагментов трасс в качестве основных показателей для распознавания изображений пятен лазерного луча и прогнозирования их координат. Коэффициенты корреляции на первом, среднем и третьем с конца уровнях ПИ сети будут вспомогательными при применении метода обучения ПИ сети для распознавания динамических образов.

**Результаты экспериментальных исследований.** Для предложенной информационной технологии точного измерения и прогнозирования положения ЭЦ изображений пятен лазерных пучков посредством определения центра тяжести разработано программное обеспечение. Для начала работы с изображениями лазерной трассы ее файл необходимо открыть через диалоговое окно выбора файла трассы. Разработанное программное средство содержит окно для изображения динамики движения пятен лазерных пучков по осям  $X$  и  $Y$ , график прогноза их движения, а также следующие информационные блоки:

- 1 — информация о видеотрассе;
- 2 — определение центра тяжести;
- 3 — статистические параметры;
- 4 — прогнозирование.

После загрузки файла трассы блок 1 автоматически заполняется информацией о числе кадров (в секунду), содержащихся в трассе, ширине и высоте кадра (в пикселях), глубине цвета (в битах).

В блоке 2 вычисление центра тяжести происходит динамически в реальном времени в процессе работы с файлом при фиксации следующих параметров:

положение ЭЦ пучка по осям  $X$  и  $Y$  (в пикселях) с точностью до третьего знака после запятой;

отклонение ЭЦ пучка по осям  $X$  и  $Y$  (в пикселях) от средних значений с точностью до третьего знака после запятой;

номер кадра.

Блок 3 автоматически заполняется информацией о минимальных и максимальных значениях координат соответственно по осям  $X$  и  $Y$ , а также о средних значениях координат и среднеквадратических отклонениях координат по всей трассе по осям  $X$  и  $Y$ .

Блок 4 предназначен для прогнозирования координат местоположения ЭЦ лазерных трасс и регулирования следующих параметров:

шаг дискретизации прогнозирования;

число шагов, которые необходимо спрогнозировать;

значение точности, которое будет учтено при прогнозировании.

Для проверки эффективности разработанного программного обеспечения проведены эксперименты над образцами пятен лазерных трасс [14, 15]. Базы содержат последовательности кадров пятен лазерных пучков, формирующих отдельные трассы. Каждая трасса состоит из фрагментов (как правило, от двух до пяти тысяч), полученных от приемного устройства с периодичностью 40 мс, размерность изображений образа  $128 * 128$  точек.

Тип сети	$\delta_c, \%$	$\delta_{\max}, \%$
Radial basis function S1	1,63	5,81
Linear S5	1,63	4,74
Linear S3	1,63	4,75
Multilayer perceptron 5-8-4	1,63	5,04
Multilayer perceptron 5-5-4	1,63	5,04
ПИ	0,55	1,23
Time-Delay Neural Network	0,75	3,86

Для проверки и определения эффективности разработанного метода проведены эксперименты по прогнозированию на один шаг положения ЭЦ изображений лазерных пучков на основе известных нейронных сетей в программе STATISTICA 6.0 [16]. Поскольку максимальная относительная погрешность  $\delta_{x \max}$  меньше при использовании нейронных сетей, их применение является более целесообразным по сравнению с численными методами. Результаты экспериментальных исследований по прогнозированию временных рядов приведены в таблице, где средняя погрешность прогнозирования

$$\delta_c = \frac{\sum_{i=1}^N |(X_{\text{пр}} - X_{\text{т}}) / X_{\text{п}}|}{N} 100\%,$$

максимальное значение погрешности прогнозирования

$$\delta_{\max} = \max(|(X_{\text{пр}} - X_{\text{т}}) / X_{\text{т}}|).$$

Здесь  $X_{\text{пр}}$  — прогнозируемое значение координаты;  $X_{\text{т}}$  — текущее значение координаты.

Исследования многочисленных примеров подтверждают целесообразность применения разработанного метода для решения задач корреляционного сравнения и прогнозирования характеристик изображений, в частности задач обработки изображений для систем профилирования лазерных лучей (исследовано 10 видеотрасс по 2044 изображений пятен лазерных пучков в каждой). Прогнозирование с помощью простейшей оценки заключается в сообщении о предыдущей позиции — она обеспечивает «худший сценарий». Разработанный алгоритм позволяет вычислить или сделать прогноз на основе существующих значений. При этом средняя погрешность прогноза составляет 3,3 %, а максимальная — 6,26 %.

В случае моделирования только гиперболического сглаживания коэффициенты  $a, b$  были получены с помощью метода наименьших квадратов.

На первом шаге прогноза получены следующие результаты:  $\delta_c = 0,75 \%$ ,  $\delta_{\max} = 3,77 \%$ . Гиперболическая регрессия  $y = a / X_i + b$  (где  $a = -3512,13$ ,  $b = 118,76$ ) дает следующие результаты:  $\delta_c = 0,75 \%$ ,  $\delta_{\max} = 3,77 \%$ .

Поскольку нейронная сеть (TDNN) [17] по идеологии наиболее близка к ПИ сети, целесообразно сравнить описанные результаты с результатами, полученными с помощью технологии с использованием ПИ сети. Нейронная сеть TDNN является расширенным многослойным персептроном, что позволяет рассматривать временные паттерны и проблемы масштабируемых сигналов. Идея, используемая в TDNN, основана на временных задержках, в результате чего отдельные нейроны имеют возможность хранить историю своих входных сигналов. Таким образом, сеть в целом может адаптироваться не только к набору шаблонов, но и к набору последовательностей образов.

Используя TDNN, спрогнозируем ЭЦ изображений лазерного луча. Прогноз выполнен на изображениях 10 лазерных трасс. Для каждого изображения 70 % составляли обучающие выборки, 15 % — проверки образца и 15 % — образец тестирования. Алгоритм смоделирован из нейронной сети временных рядов Tool (Matlab 2012b). На первом шаге прогноза получены следующие результаты:  $\delta_c = 0,75 \%$ ,  $\delta_{\max} = 3,86 \%$ .

При прогнозировании временных рядов лазерных трасс с помощью предложенной программной реализации с применением ПИ сети соответствующие показатели составили  $\delta_c = 0,55 \%$ ,  $\delta_{\max} = 1,23 \%$ .

## Выводы

Результаты многочисленных экспериментальных исследований показали, что разработанная информационная технология измерения и прогнозирования положения ЭЦ пятен лазерных пучков с использованием ПИ сети более эффективна по сравнению с известными структурами нейронных сетей.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Четыркин Е.М.* Статистические методы прогнозирования. — М. : Статистика, 1977. — 200 с.
2. *Ghiassi M., Saidane H., Zimbra D.K.* A dynamic artificial neural network model for forecasting time series events // Intern. Journal of Forecasting. — 2005. — Vol. 21 (2). — P. 341—362.
3. *Zhang G., Patuwo B.E., Hu M.Y.* Forecasting with artificial neural networks: The state of the art // Ibid. — 1998. — Vol. 14 (1). — P. 35—62.
4. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. — М.: Горячая Линия — Телеком, 2002. — 382 с.
5. *Hill T., Marquez L., O'Connor M., Remus W.* Artificial neural network models for forecasting and decision making // Ibid. — 1994 — Vol. 10 (1). — P. 5—15.

6. *Nakonechna S., Petrovskiy M., Timchenko L. et al.* A new approach to detection of noise-distorted signals based on the method of S-preparation // IX Intern. Symposium on Telecommunications, BIHTEL 2012, October 25-27, 2012. — Sarajevo, Bosnia and Herzegovina, 2012. — 6 p.
7. *Наконечна С.В.* Метод S-препарування для кореляційного порівняння малорозмірних об'єктів // Зб. тез ХЛІІ науково-практичної конференції молодих учених, аспірантів і студентів «Залізничний транспорт: сучасні проблеми науки», 21 листопада 2012 р. — Київ: ДЕДУТ, 2012. — С. 237.
8. *Тимченко Л.И., Наконечная С.В., Яровой А.А.* Параллельно-иерархические сети на основе кластерной CPU-ориентированной аппаратной платформы // Современный научный вестник. Серия: Современные информационные технологии. 2014. — № 8 (204). — С. 50—56. — Белгород: ООО «Руснаучкнига».
9. *Тимченко Л.И., Наконечная С.В.* Комп'ютерні засоби для реалізації багаторівневих паралельно-ієрархічних мереж на основі GPU-орієнтованої апаратної платформи // Зб. наук. праць ДЕДУТ. Серія: Транспортні системи і технології. — Київ: ДЕДУТ, 2013. — Вип. 23. — С. 142—149.
10. *Кормановський С.І.* Організація однорідних оптоелектронних логіко-часових середовищ аналізу геометричних ознак об'єкту // Вісн. Вінницького політехнічного ін-ту. — 2002. — № 1. — С. 34—39.
11. *Яровой А.А., Яровой А.М.* Теоретико-методологические и прикладные аспекты использования технологий визуализации для задач профилирования лазерных лучей [Электронный ресурс]: [Электронный журнал Национального исследовательского ядерного университета МИФИ, Москва] // Научная визуализация. — 2010. — Том 2. — №3. — С. 50—72.
12. *Кожем'яко В.П., Тимченко Л.И., Яровой А.А.* Методологічні підходи до паралельно-ієрархічної обробки плямових зображень лазерних пучків та їх прикладна реалізація // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. — 2006. — № 1 (11). — С. 14—25.
13. *Абдрахманов К.Ш., Быкова О.Г., Улановский М.В.* Стандартизация методов измерений ширин, углов расходимости и коэффициентов распространения пучков лазерного излучения (Измерение расходимости лазерного пучка) // Метрология. — 2010. — № 2. — С. 23—44.
14. *Garcia-Zambrana A., Castillo-Vazquez C., Castillo-Vazquez B.* Space-time trellis coding with transmit laser selection for FSO links over strong atmospheric turbulence channels // Optics Express. — 2010. — Vol. 18 (6). — P. 5356—5366.
15. *Orlov D.A., Neverova E.A.* Determination of the position of the center of a laser beam when the dynamic range of the matrix receiver is exceeded // Measurement Techniques. — 2011. — Vol. 53 (10). — P. 1140—1146.
16. *Боровиков В.П.* STATISTICA. Искусство анализа данных на компьютере. 2-е изд. — СПб.: Питер, 2003. — 688 с.
17. *Kaiser M.* Time-Delay Neural Networks for Control // Proc. of the 4th Intern. Symposium on Robot Control (SYROCO '94). Capri, Italy. — 1994.

*L.I. Timchenko, S.V. Nakonechnaya, N.I. Kokriatskaya*

#### INFORMATION TECHNOLOGY OF CLASSIFICATION OF SPOT IMAGES OF LASER BEAMS AND FORECASTING COORDINATES OF THEIR ENERGY CENTERS USING PARALLEL-HIERARCHICAL NETWORKS

The paper describes a method of forecasting the position of the energy center (EC) of the laser beam image using parallel-hierarchical networks. The basic steps for classification and forecasting of EC coordinate image spots of the laser beam, which gives the opportunity to develop new technology for the intelligent classification and prediction of coordinate position of their EC. The

results of the comparative experimental evaluation of the prediction based on the known neural networks and the proposed method with the use of parallel-hierarchical network are presented.

*Key words:* forecasting, energy center, laser beam, parallel-hierarchical network, classification, preparation, neural networks.

#### REFERENCES

1. Chetyrkin, E.M. (1977), *Statisticheskie metody prognozirovaniya* [Statistical methods of forecasting], Statistika, Moscow, Russia.
2. Ghiassi, M., Saidane, H. and Zimbra, D.K. (2005), "A dynamic artificial neural network model for forecasting time series events", *International Journal of Forecasting*, Vol. 21, no. 2, pp. 341-362.
3. Zhang, G., Patuwo, B.E. and Hu, M.Y. (1998), "Forecasting with artificial neural networks: the state of the art", *International Journal of Forecasting*, Vol. 14, no. 1, pp. 35-62.
4. Kruglov, V.V. and Borisov, V.V. (2002), *Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice], Goryachaya liniya, Moscow, Russia.
5. Hill, T., Marquez, L., O'Connor, M. and Remus, W. (1994), "Artificial neural network models for forecasting and decision making", *International Journal of Forecasting*, Vol. 10, no. 1, pp. 5-15.
6. Nakonechna, S., Petrovskiy, M., Timchenko, L., Kokryatskaya, N., Kutaev, Yu. and Yarovy, A. (2012), "A new approach to detection of noise-distorted signals based on the method of S-preparation", *IX International Symposium on Telecommunications, BIHTEL 2012*, Sarajevo, Bosnia and Herzegovina, October 25-27, 2012, p. 6.
7. Nakonechna, S.V. (2012), "Method of S-preparation for correlative comparison of small objects", *Zbirnyk tez XLII Naukovo-praktychnoi konferentsii molodykh uchenykh, aspirantiv i studentiv «Zaliznychnyi transport: suchasni problemy nauky»* [Proceedings of the XLII Scientific conference of students and young researchers. Railway transport: modern problems of science], Kyiv, DETUT, November 21, 2012, p. 237.
8. Timchenko, L.I., Nakonechnaya, S.V. and Yarovoy, A.A. (2014), "Parallel-hierarchical networks based on the cluster CPU-oriented hardware platform", *Sovremenny nauchny vestnik. Seriya: Sovremennye informatsionnye tekhnologii*, Vol. 204, no. 8, pp. 50-56.
9. Timchenko, L.I. and Nakonechnaya, S.V. (2013), "Computer facilities to implement multi-level parallel-hierarchical networks based GPU-oriented hardware platform", *Zbirnyk naukovykh prats DETUT. Seriya: Transportni systemy i tekhnologii*, Vol. 23, pp. 142-149.
10. Kormanovskiy, S.I. (2002), "Organization of homogeneous optoelectronic logical and temporal environments geometric analysis of the object", *Visnyk Vinnytskogo politekhnichnogo instytutu*, no. 1, pp. 34-39.
11. Yarovoy, A.A. and Yarovoy, A.M. (2010), "Theoretical, methodological and practical aspects of the use of imaging technology for applications of laser beams profiling", *Elektronnyi zhurnal Natsionalnogo issledovatel'skogo yadernogo universiteta "MIFI", Nauchnaya vizualizatsiya*, Vol. 2, no. 3, pp. 50-72.
12. Kozhemyako, V.P., Timchenko, L.I. and Yarovy, A.A. (2006), "Methodological approaches to parallel-hierarchical processing laser beam spot images and their realization applied", *Optyko-elektronni informatsiyno-energetichni tekhnologii*, Vol. 11, no. 1, pp. 14-25.
13. Abdrakhmanov, K.Sh., Bykova, O.G. and Ulanovskiy, M.V. (2010), "Standardization of measurement methods widths, divergence angles and beam propagation ratios of laser radiation (laser-beam divergence measurement)", *Metrologiya*, no. 2, pp. 23-44.

14. Garcia-Zambrana, A., Castillo-Vazquez, C. and Castillo-Vazquez, B. (2010), "Space-time trellis coding with transmit laser selection for FSO links over strong atmospheric turbulence channels", *Optics Express*, Vol. 18, no. 6, pp. 5356-5366.
15. Orlov, D.A. and Neverova, E.A. (2011), "Determination of the position of the centre of a laser beam when the dynamic range of the matrix receiver is exceeded", *Measurement Techniques*, Vol. 53, no. 10, pp. 1140-1146.
16. Borovikov, V.P. (2003), *STATISTICA. Искусство анализа данных на компьютере* [STATISTICA. The art of data analysis on a computer], 2-e izd, Piter, St Petersburg, Russia.
17. Kaiser, M. (1994), "Time-delay neural networks for control", *Proceedings of the 4th International Symposium on Robot Control (SYROCO '94)*, Capri, Italy.

Поступила 04.11.15;  
после доработки 14.01.16

*ТИМЧЕНКО Леонид Иванович, д-р техн. наук, профессор, зав. кафедрой телекоммуникационных технологий и автоматики Государственного экономико-технологического университета транспорта. В 1979 г. окончил Винницкий политехнический ин-т. Область научных исследований — системы искусственного интеллекта.*

*НАКОНЕЧНАЯ Светлана Вячеславовна, канд. техн. наук, доцент кафедры телекоммуникационных технологий и автоматики Государственного экономико-технологического университета транспорта. В 2010 г. окончила Государственный экономико-технологический университет транспорта. Область научных исследований — обработка изображений, GPGPU-технологии.*

*КОКРЯЦКАЯ Наталья Ивановна, канд. техн. наук, доцент кафедры телекоммуникационных технологий и автоматики Государственного экономико-технологического университета транспорта. В 1973 г. окончила Винницкий педагогический ин-т. Область научных исследований — математическое моделирование и параллельная обработка информации.*