

УДК 681.3;004.93

А. А. Яровой, к. т. н., доц.; Р. С. Власюк**ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ
РАСПОЗНАВАНИЯ МНОГОЦВЕТОВЫХ ПЯТНООБРАЗНЫХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРОФИЛЯ ЛАЗЕРНОГО ЛУЧА**

В проведенных исследованиях предложена методика предварительной обработки разноцветных изображений профиля лазерного луча и выполнено имитационное моделирование системы распознавания на основе радиально-базисных нейронных сетей.

Ключевые слова: интеллектуальные системы, системы профилирования лазерных лучей, распознавание образов, нейронные сети, обработка изображений в реальном времени.

Вступление

Широкий круг задач в мировой промышленности и науке решается посредством использования лазерных технологий. В частности при изготовлении компонентов электронной техники, в голографии, в медицине, особенно в офтальмологии, хирургии и онкологии, в науке для исследований свойств веществ с помощью нелинейной оптики, в методах обработки, передачи и хранения информации, в военном деле и в строительстве и т. д.

Лазерные технологии обладают высокой научной и технологической сложностью, их использование сопровождается затратами больших вычислительных ресурсов на исследование, их настройку и функционирование. Несмотря на это специфические свойства лазеров, такие как высокая монохроматичность, когерентность, являются чрезвычайно ценными, что и позволяет их применение для решения многочисленных прикладных задач. Для выполнения поставленных задач лазер должен быть сверхточным, потому что малейший сбой в работе может привести к непредсказуемым последствиям и даже потере жизни. Вместе с тем, распространяясь в атмосфере или в определенной среде, световой луч может подвергаться искажениям, которые оцениваются специализированными методами на основе соответствующих статистических массивов количественных данных с последующей компенсацией при помощи аппаратных средств [1]. Поэтому актуальной является задача качественной и количественной оценки флуктуаций лазерного луча для дальнейшей их компенсации, с целью точной калибровки лазерной системы.

Постановка задачи

Профиль лазерного луча в двумерном пространстве обычно представляют в виде пятнообразного изображения со спектральным распределением цветов по интенсивности излучения. Тогда одну из задач профилирования лазера (по пятнообразному изображению его профиля) можно привести к распознаванию динамической последовательности многоцветного пятнообразного изображения по конкретным признакам.

Цель исследования

Целью данного исследования является разработка интеллектуальной системы сжатия и распознавания пятнообразных изображений профиля лазерного луча для последующей диагностики технического состояния лазера в реальном времени. На данном этапе исследования поставлена задача имитационного моделирования нейросетевой системы распознавания пятнообразных изображений профиля лазерного луча.

Описание методики сжатия и распознавания пятнообразных изображений

Начальным этапом нейросетевого распознавания является формализация задачи и построение минимального исходного вектора, содержащего всю необходимую информацию об объекте распознавания. Исходными данными для данной задачи является последовательность кадров динамической протяженной видеотрассы лазерного луча, представленных в виде 8-битных "BMP"-файлов в цветовой модели RGB или Greyscale размерностью 128x128 точек, например, как показано на рис. 1.

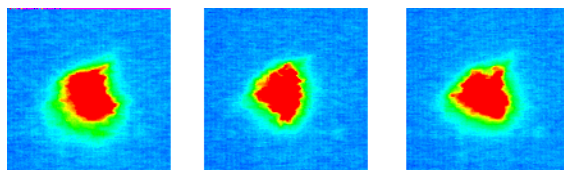


Рис. 1. Примеры исходных пятнообразных изображений

Перед тем как система начнет распознавать пятнообразное изображение, необходимо выполнить его предварительную обработку для того, чтобы облегчить распознавание. Предварительная обработка изображения для дальнейшего распознавания включает такие процедуры: выделение информативной части изображения ("Smart Crop"), топологический анализ полученной рабочей области (сегментация), усреднение цвета по каждой зоне сегментации [2].

Проанализировав большое количество пятнообразных изображений одномодовых лазерных трасс (14 трасс по 2044 изображения), области на изображении были классифицированы по влиянию на места расположения энергетического центра и общую оценку "правильности" пятна. Изображение разбивается на 5 колец интенсивности и соответственно на 30 зон (рис. 2). По отношению к радиусу выделенной информативной части изображения радиусы внутренних колец распределены следующим образом:

$$R_0 < 0.4R; \quad 0.4R \leq R_1 < 0.6R; \quad 0.6R \leq R_2 < 0.7R; \quad 0.4R \leq R_3 < 0.9R; \quad 0.9R \leq R_4 \leq R.$$

Центральная зона является наиболее важной и должна охватывать часть изображения с максимальной яркостью. Периферийные точки в реальных изображениях, которые в значительной мере подвержены флуктуациям (это справедливо и в отношении периферийных точек уровневых и разрядных срезов изображения), что влияет на форму спектральных линий [3]. Поэтому интенсивность цвета в краевой области будем усреднять по всему кольцу.

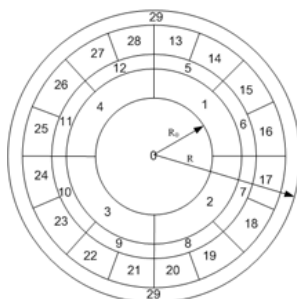


Рис. 2. Схема сегментации пятнообразного изображения лазерного пучка

По каждой зоне усредняется интенсивность цвета. В результате выполнения всех этапов предварительной обработки получаем изображение в «компактном» виде, приемлемом для подачи на входы нейросетевой структуры. Для описания пятнообразного изображения в данном случае необходимо 30 байт, так как его определяет 1-байтная действительная величина средней интенсивности каждой из 30 зон.

Имитационное моделирование нейросетевой системы распознавания пятнообразных изображений профиля лазерного луча

Имитационное моделирование было выполнено в пакете Statistica Neural Networks 4.0 (SNN) компании StatSoft, который предоставляет быстрые и эффективные методы нейросетевого моделирования и анализа [4].

В качестве исходных данных для нейросетевой модели были избраны усредненные значения интенсивности цвета по 30 зонам, полученные в результате предварительной обработки пятнообразных изображений. Исходные переменные – это дробные положительные числа с точностью до 7 знаков после запятой, которые могут принимать значения от 0 до 1. Фрагмент данных файла с исходными данными (net_10.sta) приведен на рис. 4. В нем VAR1-VAR30 – исходные переменные, GOOD и BAD – эталонные выходы НМ.

Из одной протяженной лазерной видеотрассы (2044 изображения) по результатам идентификации характерных форм пятен в зависимости от уровня искажения для обучения нейронной сети было отобрано 140 изображений (70 «хороших» и 70 «плохих»). Прежде всего необходимо определить критерий оптимальной сложности сети – эмпирический метод оценки погрешности обобщения.

	VAR24	VAR25	VAR26	VAR27	VAR28	VAR29	VAR30	GOOD	BAD
01	0.6261801	0.6327745	0.6205433	0.6343469	0.6291394	0.6143033	0.6043503	1	-1
02	0.6255991	0.6305769	0.6276668	0.6184522	0.6238199	0.6189827	0.6042149	1	-1
03	0.6243067	0.6213735	0.6221929	0.6173172	0.6187953	0.6191804	0.6027055	1	-1
04	0.6163222	0.6293095	0.6194144	0.6108118	0.621392	0.6185113	0.6018373	1	-1
05	0.6205264	0.6192547	0.6151587	0.6131391	0.6142378	0.612155	0.6020831	1	-1
06	0.6163399	0.6152316	0.612952	0.6072558	0.614488	0.6128824	0.6012374	1	-1
07	0.6123275	0.610988	0.6121784	0.6056077	0.6100399	0.6136592	0.6008488	1	-1
08	0.6173384	0.6112532	0.611297	0.6079947	0.6113834	0.6135455	0.6002996	1	-1
09	0.6111994	0.611616	0.606788	0.6079348	0.6056527	0.6135861	0.5987792	1	-1
10	0.612489	0.6129728	0.611923	0.606652	0.6114997	0.6094601	0.5988715	1	-1
11	0.6097156	0.6053341	0.6066649	0.6093091	0.6077901	0.6051668	0.5985909	1	-1
12	0.6139615	0.6093777	0.607987	0.6066117	0.6131445	0.6066875	0.5989118	1	-1
13	0.6109659	0.6081273	0.6062961	0.6064223	0.6111837	0.6098323	0.5976054	1	-1
14	0.6072602	0.6063935	0.6055043	0.6068719	0.6074015	0.6088096	0.5988631	1	-1
15	0.6147147	0.6090512	0.6114833	0.6053693	0.6074368	0.609107	0.6009606	1	-1
16	0.6100399	0.6043762	0.6079151	0.6070853	0.6154503	0.6115753	0.60041	1	-1
17	0.6105301	0.6119352	0.6081489	0.6056645	0.607008	0.602046	0.599249	1	-1
18	0.6081518	0.6055129	0.6004677	0.5999053	0.6011256	0.6039216	0.5975992	1	-1
19	0.6116376	0.6092451	0.6058824	0.6021597	0.6029956	0.6068201	0.5999097	1	-1
20	0.6068264	0.6062328	0.6040115	0.6023302	0.599655	0.6017998	0.5985507	1	-1

Рис. 3. Фрагмент массива исходных данных

Поскольку погрешность обобщения определена для данных, которые не принадлежат к учебному множеству, очевидным решением проблемы является разделение данных на 3 множества [5]:

1) учебная выборка (80 наборов переменных), которая обеспечивает настройку весов в процессе обучения;

2) контрольная выборка (30 наборов переменных), которая обеспечивает контроль процесса обучения и помогает предотвратить переобучению сети [11];

3) тестовая выборка (30 наборов переменных), которая предназначена для оценки свойств классификации уже обученной сети.

Во время исследований было построено и отобрано всего 30 нейронных сетей (НС) на основе критерия минимизации ошибки в учебной и контрольной выборках. В предыдущих исследованиях рассматривались лишь многослойные персептроны, как базовый и простой для дальнейшей программной реализации тип НС. Другой парадигмой НС, которая эффективна при

распознавании изображений является НС на радиально-базисных функциях (RBF). В данном исследовании было отобрано 10 лучших RBF НС (рис. 5). В этих сетях нейроны скрытого слоя реализуют функции, которые радиально изменяются вокруг выбранного центра и принимают ненулевые значения только в окрестности этого центра. Схематическое изображение модели нейрона RBF-сети изображений на рис. 4 [6].

Нейрон такой сети имеет n -мерный вход и n -мерный вектор весов. То есть выходом нейрона является значение функции радиального вида от аргумента равного расстоянию между исходным вектором и вектором весов. В контексте нейросетей под функцией радиального вида будем подразумевать простой Гауссиан. Выход нейрона определяется формулой $\varphi(\|\bar{x}\bar{v}\|)$, где $\varphi(x) = \exp(-bx^2)$ и $0 < \varphi(x) \leq 1, \forall x \in R$. Значения на выходе нейрона тем больше, чем ближе исходный вектор к вектору весов. Если расстояние нулевое, то выход нейрона принимает максимальное значение (единицу) [6].

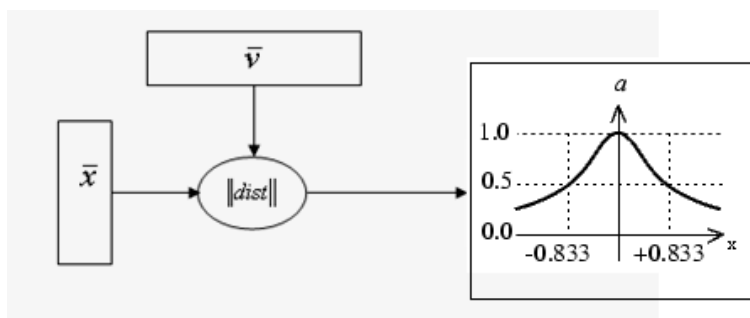


Рис. 4. Модель RBF-нейрона

Среди свойств RBF-сетей стоит отметить следующие [7]:

1. Простота структуры и интерпретируемость значений весовых коэффициентов.
2. Возможность до обучения (создание новых кластеров, модификация значений весов ассоциативных связей).
3. Двухнаправленность (многонаправленность для случая, когда число базисов больше двух).
4. Масштабируемость структуры сети позволяет корректно совмещать разнородную информацию об объекте (процесс) исследования.
5. Заранее должно быть известно количество эталонов и эвристика для выбора функции активации скрытого слоя.

№	Type	Error	Inputs	Hidden
01	RBF	0.5119262	30	15
02	RBF	0.5109597	30	32
03	RBF	0.5053227	30	22
04	RBF	0.5042991	30	24
05	RBF	0.4970584	30	21
06	RBF	0.3823719	30	21
07	RBF	0.3080733	30	21
08	RBF	0.2598564	30	21
09	RBF	0.2360677	30	9
10	RBF	0.5030726	30	23

Рис. 5. Список лучших вариантов структурной организации НС на основе RBF

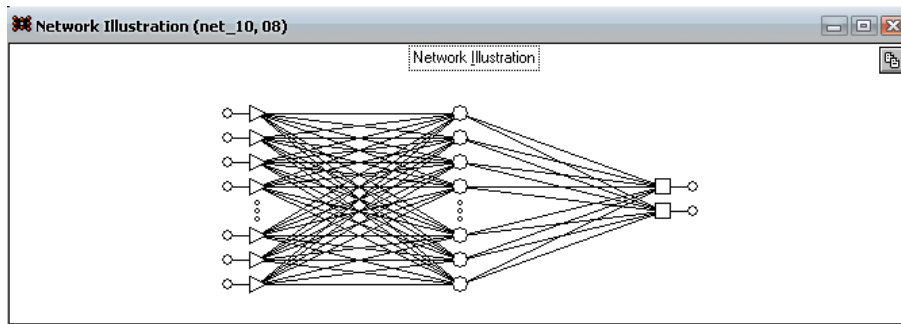


Рис. 6. Структурная организация НМ выбранной для моделирования

Таблица 1

Общая таблица результатов распознавания промоделированных RBF НС

Тип множества	Распознано правильно	Распознано правильно, %	Распознано неправильно
Учебное	80	100	0
Контрольное	23	92	2
Тестовое	24	96	1

Полученные результаты моделирования нейросетевой системы распознавания на основе MLP представлены на рис. 7.

Type	Error	Inputs	Hidden
01	0.3937271	30	16
02	0.3766348	30	25
03 *	0.2848685	30	8
04	0.4297492	30	12
05	0.4292595	30	18
06	0.4941036	30	20
07	0.3947747	30	26
08	0.2905746	30	10
09	0.3980806	30	16
10	0.4173006	30	16

Рис. 7. Список лучших вариантов структурной организации НС на основе MLP

Значения ошибки лучшей RBF-сети 0,2360667 и соответственно 0,2848685 у MLP. При этом скрытый слой RBF-сети состоит из 21 нейрона, а MLP – из 8 нейронов. Количественные результаты распознавания выборки пятнообразных изображений сетями MLP и RBF представлены в таблице 2. Промоделированной RBF-сетью корректно распознано на несколько процентов больше пятнообразных изображений, чем MLP-сетью.

Таблица 2

Сравнительная таблица результатов распознавания промоделированными НС

Тип множества	MLP, распознано правильно, %	RBF, распознано правильно, %
Учебное	96,7	100
Контрольное	90	92
Тестовое	94,7	96

Во время исследования было определено, что в отличие от многослойного персептрона, RBF-сети выигрывают в быстродействии и показывают лучшие результаты распознавания, хотя

при этом и состоят из большего количества нейронов. В рамках поставленной задачи динамической обработки пятнообразных изображений профиля лазерного луча скорость работы нейросетевой системы является одним из основных требований, потому большее количество нейронов в скрытом слое, а именно 21, является нормальным с использованием ресурсов современных компьютеров.

Выводы

Обоснована актуальность разработки метода распознавания пятнообразных изображений в задачах профилирования лазерных лучей и предложен способ решения поставленной задачи. Выполнено имитационное моделирование нейросетевой системы распознавания на базе RBF-парадигмы.

В ходе распознавания выборки из 140 пятнообразных изображений нейронной сетью смоделированы в SNN получены результаты: в 100% – правильно распознанных изображений из учебной, 92% – из контрольной и 96% – из тестовой выборки, поэтому дальнейшая программная реализация интеллектуальной системы распознавания разноцветных пятнообразных изображений на основе RBF-сети целесообразна [8].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Carlos B. Roundy Current Technology of Laser Beam Profile Measurements. / С. В. Roundy – Spigicon. Inc., 2000.
2. Аналіз методики нейромережевого розпізнавання кольорових зображень в контексті її універсальності / Яровий А.А., Власюк Р.С. : Збірник наукових праць "Вісник Національного університету "Львівська політехніка" ["Інформаційні системи та мережі"]. – 2009. – №653. – С. 255 – 267.
3. Розробка методів і засобів для високоточного вимірювання та прогнозування координат енергетичних центрів зображень протяжних лазерних трас / В. П. Кожем'яко, Л. І. Тимченко, А. А. Яровий, Д. П. Зарезенко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2007. – №1 (13). – С. 5 – 12.
4. StatSoft Russia. STATISTICA Neural Networks. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.statsoft.ru>.
5. Любунь З. М. Основи теорії нейромереж / Любунь З. М. – Львів: Видавничий центр ЛНУ. ім. І. Франка, 2006 – 160 с.
6. Вежневек А., Вежневек В., Нестандартные нейросетевые архитектуры, [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/62>
7. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / Оссовский С. – М. – Финансы и статистика, – 2004. – 344 с.
8. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 29085. Комп'ютерна програма нейромережевого розпізнавання та класифікації плямових зображень для попередньої обробки характеристик профілю лазерного променя („Laser Beam: NN Preprocessing”) / Яровий А. А., Власюк Р. С. Дата реєстрації Державним Департаментом інтелектуальної власності України 04.06.2009.

Яровий Андрей Анатолієвич – к. т. н., доцент, доцент кафедри інтелектуальних систем.

Власюк Раїса Сергіївна – магістрантка факультета комп'ютерного інтелекту інститута інформаційних технологій і комп'ютерної інженерії.

Винницький національний технічний університет.