

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ МИКРОСКОПИЧЕСКИХ БИОЛОГИЧЕСКИХ НАНО- И МИКРООБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ И НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

¹Е. А. Корчевская, ²В. М. Мироненко

¹*Витебский государственный университет имени П. М. Машерова*

²*Витебская ордена «Знак Почета»*

государственная академия ветеринарной медицины

Витебск, Беларусь

E-mail: korchevskaya.elena@tut.by, vitmironenko@rambler.ru

Для автоматизации производства активно ведутся разработки систем технического зрения. Для повышения эффективности функционирования таких систем необходимо постоянно пополнять арсенал методов и средств построения классификаторов, сочетающих требуемые показатели по быстродействию и достоверности идентификации. Предложен эффективный способ, позволяющий надежно идентифицировать микро- и нанообъекты, основанный на статистических методах и нейросетевом моделировании.

Ключевые слова: нейронные сети, признаковое пространство, статистические методы, микроскопические биологические объекты.

Методы идентификации объектов для решения ряда актуальных задач не обладают высоким уровнем точности распознавания. Наличие большой вариабельности оптических свойств внутри одного класса объектов природного происхождения является основной проблемой идентификации. В результате анализа существующих методов идентификации выбран статистический метод и нейронные искусственные сети, как одни из наиболее перспективных подходов для решения ряда задач с микроскопическими биологическими объектами.

Алгоритм распознавания изображений состоит из трех компонент: 1) преобразование исходного изображения (предобработка и/или математическое преобразование); 2) выделение ключевых характеристик (анализ главных компонент, генетический алгоритм и др.); 3) механизм классификации: статистические методы, метод дискриминационных функций, нейронная сеть и т. п.

В работах [1–3] представлены методики предобработки цветных изображений микроскопических биологических объектов, а также разработаны признаки для их распознавания. Были определены следующие признаки: «отношение ширины объекта к длине», «произведение отношений длины объекта к ширине и наибольшего к наименьшему радиусу кривизны полюсов объектов», «компактность», «отношение действительных и мнимых частей коэффициентов ряда Фурье», «некруглость формы», «энергия изгиба», «отношение главных моментов», «отношение вписанного прямоугольника к описанному» другие. Разработанные коэффициенты инвариантны относительно сдвига, поворота, масштабирования, сдвига начальной точки. На примере тренировочной коллекции получены числовые значения для каждой группы объектов. В данной работе предлагается использовать статистический метод распознавания объектов по контуру, используя разработанные инварианты.

Говоря о статистических методах распознавания, мы предполагаем установление связи между отнесением объекта к тому или иному классу (образу) и вероятностью ошибки при решении этой задачи. В ряде случаев это сводится к определению апостериорной вероятности принадлежности объекта образу s_i при условии, что признаки этого объекта приняли значения x_1, x_2, \dots, x_N .

По формуле Байеса:

$$p(s_i/x_1, \dots, x_N) = \frac{P_0(s_i)p(x_1, \dots, x_N/s_i)}{\sum_{j=1}^M P_0(s_j)p(x_1, \dots, x_N/s_j)}. \quad (1)$$

Здесь $P_0(s_i)$ – априорная вероятность предъявления к распознаванию объекта i -го образа:

$$P_0(s_i) > 0, \quad \sum_{i=1}^M P_0(s_i) = 1.$$

Необходимо построить решающее правило так, чтобы обеспечить минимум математического ожидания потерь. Такое правило называется байесовским.

При статистически независимых признаках упрощается решение задач распознавания. В частности, при оценивании распределений $p(\bar{x}/s_i)$ вместо многомерных плотностей вероятности достаточно оценить N одномерных плотностей $p(x_j/s_i), j = 1, 2, \dots, N$. При этом

$$p(\bar{x}/s_i) = \prod_{j=1}^N p(x_j/s_i) \quad (2)$$

и формула Байеса, используемая для вычисления апостериорной вероятности принадлежности объекта с признаками \bar{x}^* образу s_i , принимает вид

$$P(s_i/\bar{x}^*) = \frac{P_0(s_i) \prod_{j=1}^N p(x_j^*/s_i)}{\sum_{k=1}^M P_0(s_k) \prod_{j=1}^N p(x_j^*/s_k)}. \quad (3)$$

Считаем, что элементы каждой группы объектов имеют свое распределение в n -мерном пространстве. Будем принимать решение по правилу Байеса, но для этого необходимо знать функции распределения каждой категории. Далее возможны три варианта: функции распределения нам известны; нам известен тип распределения, но не параметры; нам ничего неизвестно о функциях распределения. В первом случае просто используется правило Байеса. Во втором используются точечные оценки для параметров распределения. В третьем строим функцию распределения.

Чтобы построить функцию распределения, необходимо воспользоваться тренировочной коллекцией.

Для распознавания микроскопических биологических объектов в данной работе использовались два способа получения распределений:

1. Предполагалось, что тип распределения удовлетворяет нормальному закону, параметры которого вычисляются с помощью метода максимума правдоподобия. Статистическое оценивание применяют в исследованиях, когда получаемых данных недостаточно для установления вида функции распределения случайных величин. В этом случае предполагают, что реализуется один из законов распределения, а матрицу наблюдений используют для оценки параметров этого закона.

2. С помощью метода гистограмм строится функция распределения.

Разобьем все n -мерное пространство на клетки. Каждой клетке определим плотность распределения, как долю всех значений, попавших в клетку.

Для всех групп объектов по всем разработанным инвариантам были построены функции распределения, что в совокупности дает индивидуальную характеристику для каждого типа объектов.

На основании построенных функций распределения, применяя правило Байеса, принимаем решения о принадлежности объекта к определенному классу.

Для получения высокоточного результата распознавания была использована нейронная сеть «когнитрон»[4]. Математическая модель когнитрона, адаптированная для данной задачи, представляет собой четырехслойный когнитрон. Первый (входной) слой когнитрона имеет размер 40×40 нейронов, что соответствует размерам картинки, поступающей на вход. Второй слой когнитрона имеет размер 13×13 нейронов, с областью конкуренции 5×5 нейронов и областью связи 4×4 нейронов (область связи располагается на предыдущем слое). Третий слой когнитрона имеет размер 4×4 нейрона с областью конкуренции 3×3 нейрона и областью связи 4×4 нейрона. Четвертый слой когнитрона имеет размер 4×4 нейрона с таким же размером области связи и конкуренции, связи данного слоя с предыдущим задаются изначально случайными значениями, а не нулями, что позволяет нейронам четвертого слоя реагировать на все входное поле при наличии ограниченного количества слоев.

В результате работы создана интеллектуальная система, позволяющая надежно идентифицировать микро- и нанобъекты, основанная на статистических методах и методах искусственного интеллекта.

Библиографические ссылки

1. Корчевская Е. А., Мироненко В. М. Анализатор изображения биологических микрообъектов // Уч зап УО «Витебская ордена “Знак Почета” государственная академия ветеринарной медицины». 2011. Т. 47. Вып. 2. Ч. 1. С. 47–53.
2. Мироненко В. М., Корчевская Е. А. Видовая идентификация эймерий на основе четырехфакторного математического анализа строения ооцист // Сельское хозяйство: проблемы и перспективы. 2009. Т. 2. С. 54–60.
3. Корчевская Е. А., Мироненко В. М. Идентификация вида эймерий на основе двухмерного математического анализа строения ооцист // Уч зап УО «Витебская ордена “Знак Почета” государственная академия ветеринарной медицины». 2009. Т. 45. Вып. 2. Ч. 1. С. 123–126.
4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир, 1992.