

УДК 004.89

## СИСТЕМА ОПРЕДЕЛЕНИЯ СОРТА РАСТЕНИЯ ПО ФОРМЕ ЛИСТА

**Постоялкин Д.С., Полейчук В.А.**

*Гомельский государственный университет имени П.О. Сухого, г. Гомель  
Научный руководитель: Курочка К.С., к.т.н., доцент*

Система определения сортов растений необходима для правильного ухода за тем или иным растением, а именно: подбор почвы, подбор количества и консистенции удобрений, системы полива и т.д. Также наличие этой системы позволяет убрать необходимость в специалисте в данной области.

Для идентификации растения предлагается использовать их листья, так как они всегда присутствуют. Использование плодов для определения сорта растения не является эффективным, так как плоды на различных растениях созревают в разное время и не всегда могут быть.

Для определения сорта растения можно использовать следующие признаки: геометрические характеристики (площадь, периметр, отношение площади к периметру), цветовые характеристики (цветовой тон, насыщенность и яркость), распределение пикселей изображений.

Для более точного определения объекта лучше использовать каскадный классификатор. Под каскадным классификатором понимается метод, при котором заданное множество последовательно делится на подчиненные подмножества, постепенно конкретизируя объект классификации. При этом основанием деления служит некоторый выбранный признак. Основными преимуществами каскадного классификатора являются большая информационная емкость, традиционность и привычность применения, возможность создания для объектов классификации мнемонических кодов, несущих смысловую нагрузку. Схема каскадного классификатора представлена на рисунке.



**Рисунок – Схема каскадного классификатора**

Изначально используется гистограммная обработка [1, с. 368] для того, чтобы убрать «шумы» на изображении. Она эффективна, когда сравнивается с другими методами сегментации изображений, потому что построение гистограмм требует только один проход по пикселям. Гистограмма вычисляется по всем пикселям изображения и её минимумы и максимумы используются, чтобы найти кластеры на изображении. Цвет или яркость могут быть использованы при сравнении. Рассмотренный метод сегментации изображений путем их пороговой обработки в чистом виде редко применяется, поскольку он эффективен только для сравнительно небольшого круга изображений, в которых объекты и фон четко различаются по яркостному признаку. В случае, если яркость фона заметно изменяется по изображению, используется вариант пороговой обработки с локальным порогом.

Для классификации растений необходимо найти лист на изображении. Для этого лучше использовать алгоритм разрастания областей [2, с. 192]. В качестве входных данных этот метод принимает изображения и набор семян. Семена отмечают объекты, которые нужно выделить. Области постепенно разрастаются, сравнивая все незанятые соседние пиксели с областью. Разность между яркостью пикселя и средней яркостью области используется как мера схожести. Пиксель с наименьшей такой напрасностью добавляется в соответствующую область. Процесс продолжается, пока все пиксели не будут добавлены в один из регионов. Значение яркостей пикселей, вокруг которых производится наращивание областей, могут быть заранее заданы, это так называемые «центры кристаллизации», или, например, в процессе сегментации значение яркости, с которым сравнивается каждый новый проверяемый пиксел, может каждый раз вычисляться как среднее значение яркости, уже выращенной к данному моменту области.

Когда лист найден, вычисляется его площадь и периметр. После чего находится их отношение по формуле.

$$D=S/P,$$

где  $S$  – площадь листа растения,  $P$  – периметр листа растения.

После каждого уровня классификатора осуществляется сравнение признаков эталона и обрабатываемого изображения. Если признаки схожи, то выполняется переход на следующий уровень, где осуществляется дальнейшее сравнение.

Эталоны, в качестве изображений, и их признаки хранятся в специально созданной базе данных. Эталонами являются заранее сфотографированные листья с точным определением сорта.

В результате апробации разработанного программного обеспечения было выявлено стопроцентная идентификация на эталонных изображениях и 70% на реальных изображениях объектов.

#### **Список цитированных источников**

1. Красильников, Н.Н. Цифровая обработка 2D- и 3D-изображений: учеб. пособие. – СПб: БХВ-Петербург, 2011. – 608 с.
2. Pratt, W.K. Digital Image Processing 4th Edition / John Wiley & Sons, Inc. – Los Altos, California, 2007.

УДК 004.8

## **АДАПТИВНОЕ ОБУЧЕНИЕ СИГМОИДАЛЬНЫХ НЕЙРОЭЛЕМЕНТОВ В АРХИТЕКТУРЕ МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

**Савицкий А.Ю., Савицкий Ю.В.**

*Брестский государственный технический университет, г. Брест*

В последнее время в мире активизировались исследования в области глубокого обучения многослойных нейронных сетей. Это связано с определенными успехами в данной области, достигнутыми рядом исследователей [1, 2], а также высокой практической значимостью сильно-многослойных нейронных сетей (СМНС). При этом перспективным считается подход к предобучению (pre-training) СМНС не только с помощью ограниченной машины Больцмана (RBM), но и с применением нейросетевых автоэнкодеров (AutoEncoder, AE). Каждый такой AE представляет собой трехслойный персептрон архитектуры  $N \rightarrow M \rightarrow N$ , где параметр  $N$  соответствует количеству входов текущего предобучаемого слоя,  $M$  – количеству нейронов указанного слоя СМНС. Последовательное (начиная с входного слоя СМНС) обучение совокупности таких AE позволяет получить наборы весовых коэффициентов для финальной настройки синаптических связей всей СМНС (fine-tuning). При этом, для обучения как AE, так и СМНС, как правило, применяется алгоритм обратного распространения ошибки (Back Propagation Error, BPE) [3]. Очевидно, что эффективность алгоритма BPE напрямую определяет эффективность (точность обучения, обобщающие свойства) результирующей модели СМНС в целом.