

– обеспечивает снижение удельных энергозатрат на 10-15% за счет поддержания наиболее рациональной плотности дымовоздушной среды, а также за счет снижения затрат на регулирование, благодаря введению оперативной коррекции программы, организует более стабильный процесс дымогенерации и экономию ресурсов с высокой точностью и надежностью управления.

ЛИТЕРАТУРА

1. Макеев С.В. Установка для копчения жидких пищевых сред / Макеев С.В. // В сборнике: Инновационные технологии в пищевой промышленности: наука, образование и производство Материалы IV Меж. заочной науч-технич. конференции. ВГУИТ. – 2017. – С. 822-825.

2. Антипов С.Т. Датчик оптической плотности для исследования дымовоздушной смеси в процессе копчения / С.Т. Антипов [и др.]. // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2011. – Т. 7. – № 8. – С. 53-55.

3. Китаев С.Ю. Исследование динамики процесса дымогенерации в универсальной коптильной установке / С.Ю. Китаев [и др.] // Вестник Воронежского государственного университета инженерных технологий. – 2011. – № 1 (47). – С. 82-84.

УДК 004.93

Маг. Д.М. Талапина; ассист. Н.А. Савчук;
доц. О.А. Новосельская
(БГТУ, г. Минск)

ОСОБЕННОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ВЕКТОРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Распознавание штрихов и векторных изображений является актуальной проблемой в области компьютерного зрения. Программные алгоритмы распознавания штрихов и векторных изображений можно разделить на две категории: традиционные алгоритмы машинного обучения и алгоритмы глубокого обучения.

Традиционные алгоритмы для описания изображения полагаются на созданные вручную функции. Затем эти функции используются в качестве входных данных для модели машинного обучения, которая обучается распознавать различные классы изображений.

Алгоритм SVM является наиболее популярным для распознавания штрихов и векторных изображений, поскольку он устойчив к наличию шума и может обрабатывать нелинейно разделяемые данные

[1]. Благодаря особенностям природы пространства признаков, в котором строятся границы решения, метод опорных векторов, решает задачи классификации и регрессии путем построения нелинейной плоскости, разделяющей решения, как показано на рис. 1.

Алгоритм KNN прост в реализации и может использоваться для задач классификации, но он чувствителен к наличию нерелевантных признаков. Работа метода основана на интуитивном предположении о том, что близкорасположенные объекты, скорее всего, принадлежат одной категории, модель реализации механизма представлена на рис. 2. Таким образом, прогнозы составляются на основе набора прототипных образцов, которые предсказывают новые значения [2].

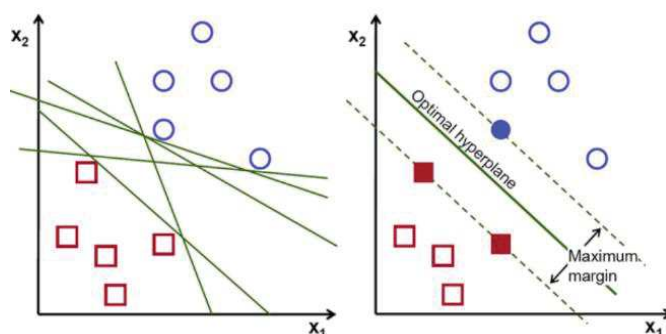


Рисунок 1 – Метод опорных векторов

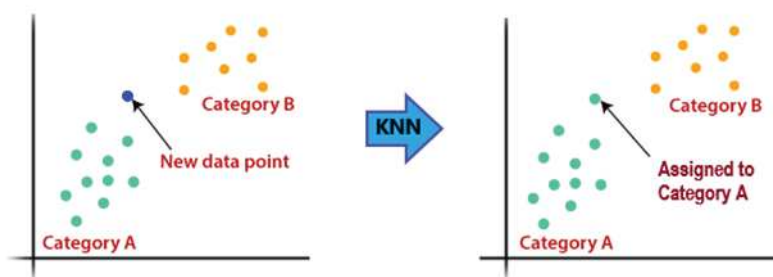


Рисунок 2 – Метод ближайших соседей

Алгоритм MLP представляет собой нейронную сеть с прямой связью, которую можно использовать для задач классификации и регрессии (повторной и многократной обработки уже существующего объема данных). Многослойные персептроны – это типы нейронных сетей, которые являются двунаправленными, поскольку они предусматривают распространение входных данных и обратное распространение весов [2]. Многослойный персептрон имеет входной слой и выходной слой с одним или несколькими скрытыми слоями (рис. 3). В MLP все нейроны одного слоя связаны со всеми нейронами следующего слоя. Здесь входной уровень принимает входные сигналы, а желаемая задача выполняется выходным слоем, скрытые слои отвечают за проводимые расчеты.

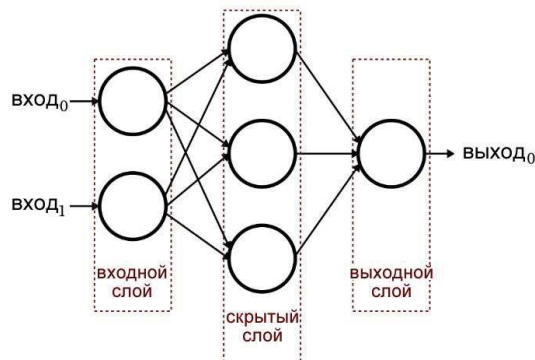


Рисунок 3 – Метод многослойного персептрона

Аппаратные решения для распознавания штрихов и векторных изображений включают графические и центральные процессоры (ЦП/ГП) и программируемые логические интегральные схемы (ПЛИС).

Графические процессоры – это специализированное оборудование, предназначенное для эффективной параллельной обработки больших объемов данных. В системах распознавания изображений ЦП обычно используются для выполнения таких задач, как предварительная и постобработка данных, а также для обеспечения общего контроля и управления системой.

ПЛИС – это программируемые аппаратные устройства, которые позволяют выполнять задачи распознавания изображений (а также видео и аудио сигнала) в режиме реального времени.

Исходя из проведенного анализа составлен алгоритм формирования графических кодов символов. Для этого определено два входных параметра:

- количество символов в используемом алфавите (N) – если использовать все символы таблицы ASCII, то $N = 256$;
- количество используемых линий (k), при этом под k_1, k_2, k_3, k_4 и т.д. отвечает за определённый код линии.

Реализовать формирование графических кодов символов удобно через построение дерева, в котором у узла может быть не более k потомков, в этом случае каждый символ кодируемой последовательности символов будет присутствовать на генерируемом изображении в виде последовательности линий. В результате работы составлен алфавит, включающий 9 комбинаций линий в модели RGB. На рис. 4 номера соответствуют типу линий. Через дробь указаны варьируемые расстояния основных штрихов и промежутков, для каждого штриха можно задать варьируемые параметры.



Рисунок 4 – Пример комбинаций линий

Пример алфавита и цифр в кодированном виде и наложении цвета представлен на рис. 5.

Таким образом распознавание штриховых и векторных изображений осуществляется с помощью совместного использования как программных, так и аппаратных средств, и играет решающую роль в современных информационных технологиях.



Рисунок 5 – Обозначение символов и вариантов их кодирования

Распознавание штриховых и векторных изображений позволит решить широкий круг задач, связанных с внедрением закодированной информации в графический элемент, внешне формирующий простое изображение. Более быстрое и точное распознавание может помочь повысить сложность изображений, защитить авторские права и интеллектуальную собственность, а также расширить возможности дополненной и виртуальной реальности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Владимир Вьюгин. Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования. – МЦМНО, 2013. – 390 с.
2. Trevor, Hastie The Elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction / Hastie Trevor, Friedman Jerome, Tibshirani Robert. – New York : Springer, 2001. – 737 с.