

Список цитированных источников

1. Савельев, К. В. Механика и молекулярная физика / К. В. Савельев. – М., 1977. – Т. 1. – С. 101–106.
2. Giancoli, D. C. Physics for scientists and engineers with modern physics / D. C. Giancoli. – USA, 1989. – P. 197–201.
3. Лабораторная работа «Изучение проявления релятивистского закона сохранения энергии-импульса при взаимодействии элементарных частиц»: сб. науч.-метод. статей по физике / С. М. Михальчук [и др.]. – М., 1984. – Вып. 2. – С. 103–106.

УДК 004.89

Хацкевич А. С.

Научный руководитель: ст. преподаватель Хацкевич М. В.

ИНДЕКСАЦИЯ КРУПНОМАСШТАБНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НЕЙРОСЕТЕВЫМ МЕТОДОМ ХЭШИРОВАНИЯ

Целью настоящей работы является разработка системы эффективного поиска изображений в пространстве хэш-функций с использованием глубокого обучения нейронных сетей.

Объект исследования – процесс поиска изображений в больших наборах данных.

Предмет исследования – алгоритмы хэширования, архитектуры глубоких нейронных сетей.

Системы поиска изображений, использующие контекст, широко применяются в настоящее время. Они работают на основе запросов по изображению или семантике. Такие системы применяются при управлении личными фотоколлекциями, для веб-поиска, в медицине и других областях. Автоматический анализ больших наборов изображений без маркировки невозможен без существования эффективных алгоритмов поиска. Также поиск изображений является важной проблемой в области компьютерного зрения из-за увеличения требований к количеству данных для обучения и роста объема самих обрабатываемых фотографий и видео. Данная проблема связана с двусмысленностью образов и разрывом между восприятием человека и техническими характеристиками. Для решения этой проблемы предлагается использовать технологии хэширования данных, что позволяет компактно представлять и быстрее идентифицировать информацию. Предлагается использовать сверточные нейронные сети и автоэнкодер для эффективного поиска изображений с помощью хэш-функций.

Существующие методы обучения на основе хэш-функций для поиска изображений можно разделить на три категории: независимые от данных, зависящие от данных и основанные на обучении. Подходы в первой категории не требуют размеченных данных и могут рассматриваться как методы «обучение без учителя». Во второй категории используется информация о попарных метках для обучения хэш-функций. Третья категория включает методы, которые используют размеченные данные для создания процедуры сопоставления. Глубокое обучение направлено на изучение иерархических особенностей изображений путем создания высокоуровневых признаков. Хотя глубокое обучение дало отличные результаты в задачах компьютерного зрения, его применение в широкомасштабном визуальном поиске на основе хэширования остается вызовом.

Семантическое хэширование – первый подход, где применялись глубокие методы обучения для создания компактных двоичных кодов. Однако сложность модели и высокие требования к вычислительной мощности ограничивают ее использование на практике. Несмотря на обширные исследования, до сих пор не разработан надежный и простой в использовании метод сопоставления изображения и его хэш-значения для использования в системах поиска изображений.

Для сравнения «схожести» объектов внутри одного класса предлагается использовать бинарное хэширование и глубокое обучение. В отличие от существующих методов обучения бинарных кодов, здесь используется глубокая нейронная сеть, которая связывает входное изображение с бинарным вектором через нелинейные преобразования. При разработке и обучении модели учитываются следующие ограничения: минимизация потери информации при сопоставлении исходного вектора признаков с вычисленным бинарным кодом, равномерное распределение битов в итоговом двоичном коде и почти нулевая корреляция у дифференциальных битов двоичного кода.

Цель функции обучения заключается в максимизации различий между классами и минимизации различий внутри классов при вычислении двоичных кодов. В сверточной нейронной сети используется локальная корреляция, где каждый фильтр реплицируется по всему визуальному полю. Эти реплицированные единицы образуют карту признаков. Структура сети для вычисления хэш-кода изображения включает предварительно обученные сверточные слои VGG-19, дескриптор, энкодер и декодер. Декодер восстанавливает информацию с входа энкодера, чтобы хэш-код был невозможно точно скопировать. Процедура поиска изображений на основе контента может быть ускорена с использованием хеш-таблицы. Также для получения надежных результатов поиска изображений необходима правильная функция потерь. Таким образом, основной целью обучения является определение функции, которая проецирует дескриптор изображения в двоичное хэш-пространство и сохраняет семантическую согласованность между похожими изображениями. Для улучшения результатов на вход нейронной сети также поступают данные с верхних слоев и хэш-код изображения-запроса.

В отличие от данной модели, некоторые современные методы используют представление хеш-функции как линейную проекцию изображения. Одна из важных проблем заключается в том, что q -мерные двоичные метки способны представлять только 2^q различных точек данных, тогда как общее число точек данных превысит это значение, что приведет к тому, что некоторые точки будут отображаться на одну и ту же двоичную метку.

Для изучения оптимальных параметров модели необходимо минимизировать функцию потерь. В случае многоклассовой классификации часто применяется отрицательное логарифмическое правдоподобие в качестве функции потерь. В данном случае нейронная сеть обучалась с помощью многокомпонентной логистической регрессии, мини-пакетного градиентного спуска с импульсом (на основе обратного распространения). Размер пакета составлял 256, импульс был равен 0,8.

Эксперименты проводились с использованием стандартной сверточной нейронной сети VGG19, состоящей из 19 слоев, включающих каскады свертки и подвыборки. Сеть начинается с двух каскадов свертки-свертки-подвыборки,

затем следуют три каскада свертки-свертки-свертка-подвыборка. Размер узла свертки во всех слоях равен 3×3 . При подвыборке используется метод Max Pooling. Этот метод был сравнен с несколькими другими подходами на наборе данных CIFAR100, содержащим 100 категорий объектов, каждая из которых состоит из 6000 изображений. Всего в наборе 600000 изображений, из которых 50000 использовались для обучения и 10000 для тестирования. Результаты тестирования представлены в таблице 1 для набора хэш-функций длиной 32, 48, 64 и 128 бит.

Таблица 1 – Сравнение с известными методами (в %)

Длина хэш-функции (бит)	32	48	64	128
Предложенный метод	43,26	47,15	51,25	62,85
КМН [1]	32,05	33,20	35,72	60,04
Spherical [2]	23,95	30,65	34,03	49,55
SH [3]	26,86	24,65	23,26	56,85
РСАН [4]	28,46	24,85	21,46	56,25
LSH [5]	20,61	25,66	31,61	37,56
ДН [6]	43,52	44,56	46,59	66,95

Результаты экспериментов показывают, что предлагаемый метод способен извлекать только семантическую информацию, что эффективно для небольших изменений в цветовой и текстурной информации. На небольших наборах данных метод не различает изображения с разной цветовой информацией, но схожим семантическим описанием. Извлечение функций сверточной нейронной сетью на ПК с графическим процессором Geforce GTX 1050 и 8 Гб ОЗУ занимает примерно 60 миллисекунд. Поиск осуществляется на CPU с реализацией на C/C++.

Вычисление Евклидовой метрики между двумя 4096-мерными векторами занимает 109,767 миллисекунд. Вычисление расстояния Хэмминга между двумя 128-битными двоичными кодами занимает 0,113 миллисекунды. Таким образом, предложенный подход к поиску изображений, основанный на хэшировании, в тысячу раз быстрее, чем традиционный поиск с 4096-мерными функциями.

В данной статье описывается подход к отображению изображений с использованием хэш-функций для поиска изображений по семантической информации. Разработана система поиска изображений, которая комбинирует сверточные нейронные сети и автоэнкодеры. Проведенные эксперименты показали, что модификация глубоких сверточных нейронных сетей может значительно повысить точность поиска изображений.

Список цитированных источников

1. Wang, J. Learning hash codes with listwise supervision / J. Wang [et al.] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. – 2013. – P. 3032–3039.
2. Learning hash functions using column generation [Electronic resource]. / X. Li [et al.]. – Access mode: <https://arxiv.org/pdf/1303.0339.pdf>. – Date of access: 01.06.2024.
3. Li, J. Fast image search with deep convolutional neural networks and efficient hashing codes / J.Y. Li, J.H. Li // 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD). – 2015. – Zhangjiajie: IEEE, 2015. – P. 1285–1290.
4. Liong, V. E. Deep hashing for compact binary codes learning / V. E. Liong [et al.] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2015. – P. 2475–2483.

5. Lv, Y. Asymmetric cyclical hashing for large scale image retrieval / Y. Lv [et al.] // IEEE Transactions on Multimedia. – 2015. – Vol. 17, No. 8. – P. 1225–1235.

6. Zheng, L. Packing and padding: Coupled multi-index for accurate image retrieval / L. Zheng [et al.] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2014. – P. 1939–1946.

УДК 631.331

Чиж М. А.

Научный руководитель: ст. преподаватель Николаюк-Ртищева М. В.

РАЗРАБОТКА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ЗЕРНОВОЙ СЕЯЛКИ

Интеграция цифровых технологий в процессы автоматизации сельскохозяйственного оборудования представляет собой одно из значимых направлений повышения эффективности аграрного сектора. Такое внедрение позволяет усовершенствовать традиционные методы ведения современного сельского хозяйства. Цифровые технологии помогают повысить производительность, качество, эффективность и безопасность сельскохозяйственной продукции, а также снизить экологическую нагрузку и затраты. Цифровые технологии также способствуют развитию сельских территорий, созданию новых рабочих мест, повышению доходов и благосостояния сельских жителей.

Самым распространённым видом сельскохозяйственной техники является сеялка – агрегат, присоединяемый к трактору, который используется для посева зерновых культур и выполняющий роль дозирующего отбора семян и различных удобрений при посеве. Пример зерновой сеялки представлен на рисунке 1. За процессом высева следит оператор. Он выставляет и контролирует норму высева, отслеживает всю информацию, которая поступает с оборудования. Все эти действия отнимают много времени и не дают оператору сосредоточиться на непосредственном управлении машиной. Поэтому возникла потребность в разработке модуля, который будет настраивать норму высева, корректировать ее во время движения, собирать данные, отслеживать географическое положение и позволит оператору избежать необходимости постоянного внимания к процессу.

Таким образом, разработка системы мониторинга и управления зерновой сеялкой является актуальной задачей и приведет к повышению производительности, оптимизации ресурсов и улучшению методов ведения сельского хозяйства.



Рисунок 1 – Зерновая сеялка в разложенном состоянии