

Бушманов Александр Вениаминович,
канд. техн. наук, доцент,
Институт компьютерных и инженерных наук,
Амурский государственный университет,
г. Благовещенск

Ван Синь, Магистрант,
Институт компьютерных и инженерных наук,
Амурский государственный университет,
г. Благовещенск

**АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ
В УСЛОВИЯХ НИЗКОЙ ОСВЕЩЕННОСТИ
НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ
AN ALGORITHM FOR DETECTING TECHNOLOGIES
IN LOW-LIGHT CONDITIONS BASED ON DEEP LEARNING**

Аннотация: На фоне развития национальной экономики и технологических преобразований вопрос о том, как интегрировать традиционные отрасли и сырьевые отрасли с высокотехнологичными отраслями для достижения технологической трансформации, стал в центре внимания всего общества. Производственный спрос позволяет взять на себя инициативу в промышленной трансформации.

Abstract: Against the backdrop of the development of the national economy and technological transformation, the question of how to integrate traditional industries and commodity industries with high-tech industries to achieve technological transformation has become the focus of attention of the whole society. Production demand allows you to take the lead in industrial transformation.

Ключевые слова: глубокое обучение; обнаружение спелых фруктов; улучшенное низкое освещение; изображение классификация

Keywords: deep learning; detection of ripe fruits; improved low lighting; image classification

Этот проект объединяет технологию улучшения изображения при низкой освещенности и технологию классификации изображений в сквозном режиме для объединения сетей, а при нормальном освещении область исследований в области технологии обнаружения спелости фруктов стала насыщенной. Поле, чтобы сделать практичность технологии и способность создавать ценность более выдающейся, что полностью отражает инновационный характер проекта.

Операции потери признаков между минимизированным восстановленным изображением $F(X, \Theta)$ и исходным реальным изображением Y для выполнения расчета нормы $L1$ для оптимизации. Норма $L2$ затем используется для шумоподавления улучшенного изображения. Функция потерь представлена в формуле

$$\text{Loss}(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \| F(X_i, \Theta) - Y_i \| \quad (4.1)$$



Схема сетевой структуры модели нейронной сети GLADNet показана на рисунке 1:

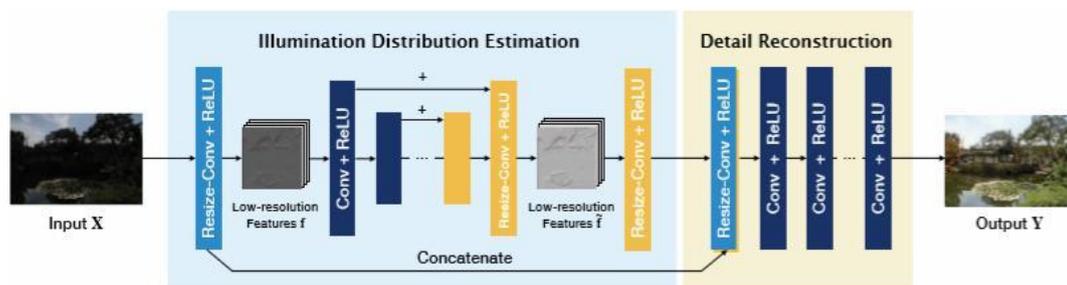


Рис. 1 – Схема структуры сети модели нейронной сети GLADNet.

ResNet, то есть глубокая остаточная сеть. Глубокая остаточная сеть, уложенная в 50-слойную сеть, представлена как ResNet50. Эта сеть была предложена в 2015 году и заняла первое место по показателям точности классификации в конкурсной задаче классификации ImageNet. Из-за этого метода структура проста, а эффект значителен, поэтому многие последующие методы глубокой модели построены на структуре модели нейронной сети ResNet50 или ResNet101. ResNet можно увидеть в задачах обнаружения, классификации или семантической сегментации изображений. Даже знаменитая система искусственного интеллекта Alpha Zero также использует модель нейронной сети ResNet, что полностью доказывает отличную производительность сети ResNet.

С постоянным развитием глубоких нейронных сетей модели начали развиваться в сторону глубины. Однако углубление глубины сети также привело к снижению производительности. Причина в том, что огромные параметры слишком глубокой нейронной сети трудно поддаются. Подгонка приводит к переобучению. Чтобы решить эту проблему, Хэ Кайминг и др., предложили модель глубокой остаточной сети, которая может еще больше углубить сетевую модель. Диаграмма структуры остаточной сети показана на рисунке 2.

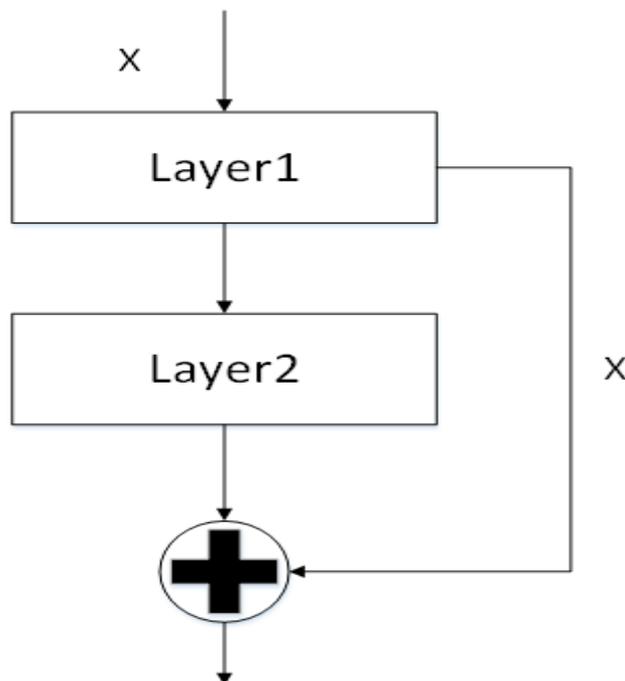


Рис. 2 – Диаграмма структуры остаточной сети



Чтобы зафиксировать входной размер выборки изображения на этапе оценки глобального освещения, входные данные субдискретизируются до фиксированного размера. Затем разработанная сеть кодера-декодера используется для выполнения операций сопоставления признаков входного изображения. Прогнозируйте глобальное освещение изображения с помощью глобальной информации, полученной узким слоем. После операции понижения разрешения изображение восстанавливается до исходного размера, чтобы получить полный прогноз освещения. После реализации операции прогнозирования освещенности необходимо восстановить детализацию изображения. В это время несколько сверхточных слоев используются для настройки деталей прогнозирования освещения особенностей входного изображения, и в то же время подробная информация о различных процессах выборки изображения подробно дополняется. Подробно объяснены операция прогнозирования глобального освещения и операция детальной реконструкции, структура этих двух шагов и функция потерь:

Операция прогнозирования глобального освещения в основном делится на следующие три этапа:

Входное исходное изображение масштабируется по разрешению посредством операции понижающей дискретизации, а размер изображения корректируется до $W_0 \times H_0$ с использованием интерполяции ближайшего соседа.

Специально разработанная сеть кодера-декодера используется для прогнозирования визуального глобального освещения на входном изображении: затем используется специально организованный модуль каскадной выборки для выполнения сопоставления признаков с предсказанными визуальными признаками. Количество блоков понижающей дискретизации тщательно рассчитывается в соответствии с W_0 и H_0 , чтобы узкий уровень сетевой модели кодера-декодера мог принимать все изображение для достижения полного охвата информации изображения. Вышеупомянутая структура может эффективно снизить потребность модели в пространстве для хранения, тем самым повышая эффективность вычислений модели нейронной сети. Наконец, операция симметричной повышающей дискретизации нескольких размеров используется для получения карты признаков прогнозирования освещенности размером $W_0 \times h_0$.

Поскольку разрешение элементов изображения, предсказанное с помощью глобального освещения, имеет проблему деформации размера, размер прогнозируемых элементов необходимо масштабировать, чтобы восстановить исходное разрешение изображения.

Список литературы:

1. Шань Ян. Текущее состояние и тенденции развития отрасли переработки фруктов в Китае. Журнал Пекинского университета технологий и бизнеса (издание Natural Science), 2012 г.
2. Лю Чжиган, Ван Лицзюань, Си Гуаннань, Пэн Чаохуа, Цзяо Юйцюань. Текущее состояние и развитие технологии определения зрелости плодов. Сельское хозяйство и технологии, 2020.
3. Фан Яньпин, Лю Июнь, Тан Хуэй, Цянь Линьюань. Обнаружение зрелости фруктов на основе анализа изображений. Диетическая наука, 2017.
4. Сюй Чжэнган. Исследование метода неразрушающего определения спелости цитрусовых на основе информации об изображении. Чжэцзянский университет, 2001 г.
5. Ван Иньтун, Чжэн Хао, Чан Хэю, Ли Шуо. Метод сквозного распознавания рукописного текста на основе сети остаточного внимания. Контроль и принятие решений, 2021.
6. Каймин Хэ, Сяньюй Чжан, Шаоцин Жэнь, Цянь Сунь. Глубокое остаточное обучение для распознавания изображений. ЦВПР, 2015.

