

2. Androutsopoulos, I., Ritchie, G. D., & Thanisch, P. (1995). Natural language interfaces to databases—an introduction. *Natural language engineering*, 1(1), 29-81

3. Feyerabend P. *Selected Works on the Methodology of Science*. Moscow: Progress, 1986. 542 p.

4. Z. Wang, E. P. Simoncelli, and A. C. Bovik, “Multiscale structural similarity for image quality assessment,” in *Conference Record of the Thirty Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, vol. 2. IEEE, pp. 1398–1402, 2003.

5. M. Flickner et. al., “Query by image and video content: the QBIC system,” *Computer*, Sept. pp. 23 – 32.

ОБРАБОТКА ДИНАМИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АЛГОРИТМОВ OPENCV

**Рожанов Рамзан, магистрант 1 курса
Казахского агротехнического исследовательского университета им.
С.Сейфуллина, г. Астана, Казахстан
e-mail: rrozapov@gmail.com**

В современном мире с каждым днем объем динамической информации, такой как видео и потоковые данные, становится все более значительным. Обработка этой информации становится ключевым аспектом для многих областей, включая компьютерное зрение, робототехнику, медицину, безопасность и многие другие. В данной статье мы рассмотрим методы обработки динамической информации с использованием алгоритмов OpenCV и выявим основные проблемы, с которыми сталкиваются исследователи и разработчики.

Обработка динамической информации требует эффективных алгоритмов, инструментов анализа данных и вычислительных ресурсов для

обработки больших объемов данных в реальном времени. Эта обработка играет важную роль в принятии решений, оптимизации процессов и создании инноваций в различных сферах деятельности. Данные вопросы занимают ученых такие как: Джеффри Хинтон, Ян Лекун, Эндрю Нг и многие другие.

Авторы Xin-Dai An, Xiang-Wen Xie, Di Wu и Ke-Feng Song представили метод SCD, основанный на технологиях обнаружения движения и распознавания изображений, который помогает инспекторам обнаруживать обрушение склона. В этом методе они используют алгоритм обнаружения движения на переднем плане для идентификации обрушения склона на сцене речной насыпной дамбы.

Поскольку движущиеся объекты на переднем плане могут быть не только обрушением склона, но и другими биологическими явлениями, они также применяют технологии извлечения признаков изображения и распознавания изображений для выделения области движения на переднем плане. Это помогает исключить влияние биологических факторов на результаты обнаружения.

Экспериментальные результаты на соответствующих данных показывают, что предложенный метод способен идентифицировать обрушение склона в реальном времени и эффективно устранять влияние движущихся биологических объектов, что придает ему высокую практическую ценность [1].

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN): Этот тип искусственных нейронных сетей обычно используется для анализа визуальных изображений. Они предназначены для автоматического и адаптивного изучения пространственной иерархии признаков изображений [2].

$$y^{(d)} = \sigma(Wy^{(d-1)} + b) \quad (1)$$

где $y^{(d)}$ - выходные данные на d-м слое;

σ - представляет функцию активации, которая применяется к линейной комбинации входных данных, весов и смещения;

W - обозначает матрицу весов между $(d-1)$ -м и d -м слоями;

$y^{(d-1)}$ - представляет собой выход предыдущего $(d-1)$ -го слоя;

b - это смещение, которое добавляется к произведению весов и выходных данных предыдущего слоя.

Глубокие машины Больцмана (Deep Boltzmann Machines, DBM): Это вероятностная модель, которая может быть использована для изучения сложных распределений данных. Они обычно применяются для задач, таких как уменьшение размерности, классификация, регрессия, совместное обучение, тематическое моделирование и даже генерация новых образцов [2].

$$P(v, h; \theta) = \frac{1}{Z(\theta)} \exp(-E(v, h; \theta)) \quad (2)$$

где $P(v, h; \theta)$ - обозначает вероятность совместного состояния видимых v и скрытых h переменных при заданных параметрах модели θ ;

θ - представляет собой параметры модели;

$E(v, h; \theta)$ - представляет энергию системы, которая зависит от состояний видимых и скрытых переменных, а также от параметров модели θ ;

$\exp(-E(v, h; \theta))$ - представляет экспоненциальное значение отрицательной энергии системы;

$\frac{1}{Z(\theta)}$ является нормализующим коэффициентом, где $Z(\theta)$ обеспечивает, чтобы сумма вероятностей всех возможных состояний v и h была равна 1.

Глубокие сети утверждений (Deep Belief Networks, DBN): Это вероятностная модель, состоящая из нескольких слоев скрытых переменных с связями между слоями, но не внутри слоев. Они эффективно обучаются и используются для генерации новых образцов [2].

Стопочные автоэнкодеры с шумоподавлением (Stacked Denoising Autoencoders): Это модель, которая обучается находить восстановленные входные данные, подвергнутые шуму. Они обычно применяются для изучения

полезных структур в данных и могут быть использованы для уменьшения размерности [2].

$$L = - \sum_i x_i \log f_i(r(x)) + (1 - x_i) \log (1 - f_i(r(x))) \quad (3)$$

L - обозначает функцию потерь.

X_i - это i -ый элемент входных данных x .

F_i - это i -ый элемент выхода модели $f(r(x))$, где $r(x)$ представляет собой выход модели (обычно применяется сигмоидальная функция к линейной комбинации входных данных).

$r(x)$ представляет собой выход модели, который может быть линейной комбинацией входных данных или результатом применения нелинейной функции активации.

Log - обозначает натуральный логарифм.

\sum - означает сумму по всем i элементам входных данных.

Первый член суммы $- x_i \log (f_i (r(x)))$ представляет собой член, который учитывает потери, когда правильный класс x_i является 1. Это уравнение выводится из функции потерь кросс-энтропии для бинарной классификации.

Второй член суммы $- (1-x_i) \log (1-f_i (r(x)))$ представляет собой член, который учитывает потери, когда правильный класс x_i является 0.

Алгоритмы обработки динамической информации с помощью OpenCV охватывают широкий спектр методов. Это включает в себя фильтрацию и предварительную обработку изображений, выделение объектов, отслеживание движущихся объектов, распознавание образов и многие другие техники. Среди популярных методов можно выделить алгоритмы фонового вычитания, оптический поток, детекторы объектов и машинное обучение для классификации и распознавания объектов [3].

Необходимо отметить, что обработка динамической информации сталкивается с рядом проблем. Среди них — недостаточная точность выделения объектов на сложных фонах, непостоянство освещения, размытие изображения, сложности при отслеживании объектов при их частичной

закрытости или изменении формы. Кроме того, большие объемы данных требуют эффективных алгоритмов обработки для обеспечения реального времени или приближенного к нему выполнения задач.

Для решения описанных проблем и повышения эффективности обработки динамической информации исследователи и разработчики активно работают над усовершенствованием алгоритмов и разработкой новых методов. Возможности машинного обучения и глубокого обучения открывают новые перспективы для автоматизации процессов обработки и улучшения качества результатов.

Обработка динамической информации с помощью алгоритмов OpenCV играет важную роль во многих областях. Несмотря на ряд существующих проблем, активные исследования и разработки в этой области обещают значительные улучшения в будущем. Совершенствование алгоритмов и использование новых технологий, таких как машинное обучение, позволят эффективнее обрабатывать и анализировать динамическую информацию, что приведет к новым возможностям и применениям в различных областях.

Список использованной литературы

1. An, X.-D., Xie, X.-W., Wu, D., & Song, K.-F. (2021). Slope Collapse Detection Based on Image Processing. *Scientific Programming*, 2021, Article ID 5565329. DOI: 10.1155/2021/5565329.
2. Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., & Protopapadakis, E. (2018). Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018, Article ID 7068349. DOI: 10.1155/2018/7068349.
3. Молодяков С.А. Применение функций OpenCV в компьютерном зрении. - Издательство Политехнического университета, 2022. - 295 с.