



Ссылка на статью:

// Ученые записки УлГУ. Сер. Математика и информационные технологии. 2023, № 2, с. 86-91.

Поступила: 22.11.2023

Окончательный вариант: 22.11.2023

© УлГУ

УДК 004.032.26

Применение комбинированного подхода с использованием автоэнкодера и фильтра Калмана для обработки изображений: вычислительный эксперимент

Осипенко И.Н.

i.osipenko@ritg.ru

УлГУ, Ульяновск, Россия

В работе исследуется проблема прогнозирования состояния движущихся объектов в условиях переменной среды и воздействия шумов. Для улучшения точности и устойчивости прогнозов предлагается комбинированный метод, объединяющий фильтр Калмана и автоэнкодеры. Фильтр Калмана обеспечивает оценку состояния объекта и фильтрацию данных, в то время как автоэнкодеры извлекают ключевые признаки из изображений объектов. Предлагаемый метод позволяет повысить точность и устойчивость прогнозов, особенно в условиях переменной среды и воздействия шумов.

Ключевые слова: фильтр Калмана, автоэнкодеры, прогнозирование состояния объектов, обработка изображений, нейронные сети.

Введение

В современном мире обработка изображений играет важную роль во многих областях, включая компьютерное зрение, медицинскую диагностику, автономные системы и многие другие [1]. Однако обработка изображений может быть сложной задачей из-за влияния переменной среды и шумов. В ранее проведенном исследовании [2] предложен комбинированный подход, объединяющий фильтр Калмана и автоэнкодеры для повышения точности и устойчивости прогнозирования состояния движущихся объектов.

В данной работе проведем вычислительный эксперимент, чтобы исследовать эффективность предложенного подхода на практике.

1. Методика

В исследовании используем подход, включающий совместное применение автоэнкодера и фильтра Калмана для обработки изображений. Приведем основные шаги метода:

1. Подготовка данных.

Используется набор изображений размером $64 \times 64 \times 3$, сгенерированный случайным образом с использованием функции `np.random.rand()` из библиотеки NumPy. Данные разделены на обучающую и тестовую выборки, что позволяет обучить модель на одном наборе данных и проверить ее производительность на другом.

2. Применение фильтра Калмана.

Фильтр Калмана применяется к каждому изображению в обучающей и тестовой выборках для минимизации влияния шума и улучшения качества изображений. Параметры фильтра заданы вручную: $R = 1$, $Q = 0.01$, $P = 1$, $K = 0.5$. Значения в дальнейшем могут быть оптимизированы в зависимости от требуемой точности и характеристик шума в данных.

3. Обучение автоэнкодера.

Используем автоэнкодер с двумя сверточными слоями в энкодере и двумя сверточными слоями в декодере. В качестве функции активации используется ReLU (Rectified Linear Unit), в качестве функции потерь – среднеквадратичная ошибка (MSE), а в качестве оптимизатора – Adam (Adaptive Moment Estimation). Для создания автоэнкодера, определения функции потерь и оптимизатора, а также для вычисления метрик во время обучения, используется библиотека TensorFlow [3].

Автоэнкодер обучается на обучающей выборке в течение 100 эпох с размером партии 16. В процессе обучения проводится валидация на тестовой выборке.

4. Оценка производительности.

После обучения сравниваем производительность автоэнкодера на исходных данных и данных, обработанных фильтром Калмана. В качестве метрик используются точность и потери (MSE).

5. Визуализация результатов.

Строим графики изменения точности и потерь в процессе обучения для обеих моделей, что позволяет наглядно сравнить их производительность и увидеть, как влияет применение фильтра Калмана.

Блок-схема разработанного алгоритма представлена на рис. 1.

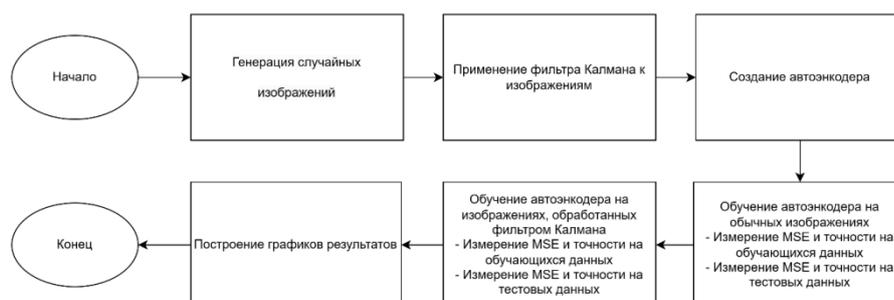


Рис. 1. Блок-схема алгоритма

2. Результаты

Измерены точность и потери (MSE) на обучающей и тестовой выборках для обеих моделей.

Среднеквадратичная ошибка (MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2,$$

где n – количество примеров, Y_i – истинное значение, \hat{Y}_i – предсказанное значение.

Точность:

$$A_n = \frac{N}{T},$$

где N – количество правильно классифицированных примеров, T – общее количество примеров.

Точность отражает, насколько успешно модель восстанавливает исходные изображения, а потери показывают степень отклонения восстановленных изображений от исходных. Графики изменения точности и потерь в процессе обучения для обеих моделей представлены на рис. 2.

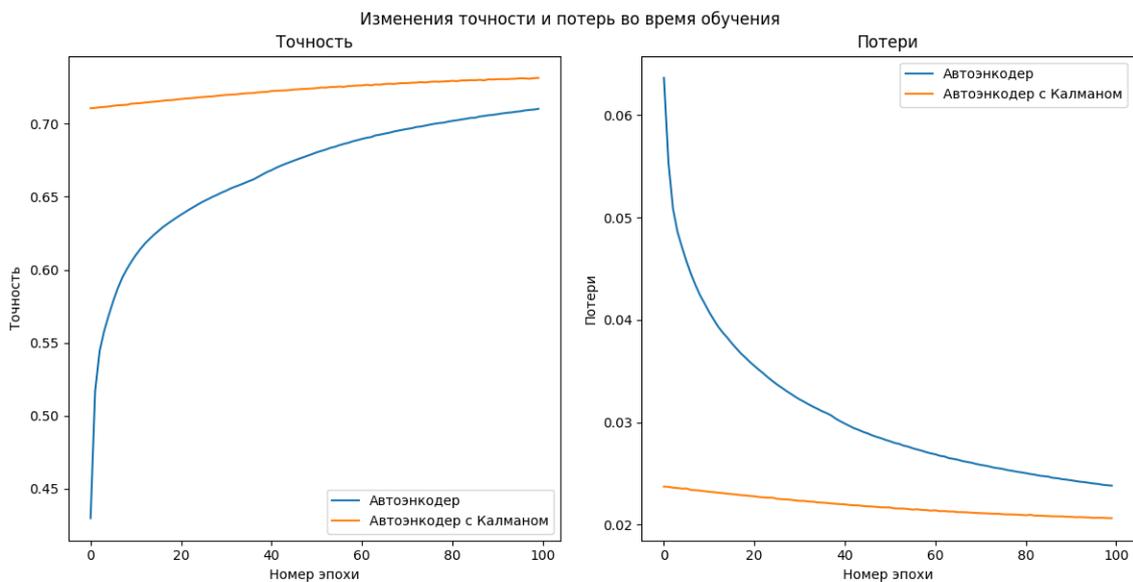


Рис. 2. Графики точности и потерь.

Также сопоставлено время обучения для обеих моделей (рис. 3), что позволяет оценить эффективность каждого подхода с точки зрения вычислительных затрат [4].

Далее проанализированы средние потери во время обучения для обеих моделей (рис. 4), что дает представление о стабильности процесса обучения и его способности минимизировать ошибки [3].

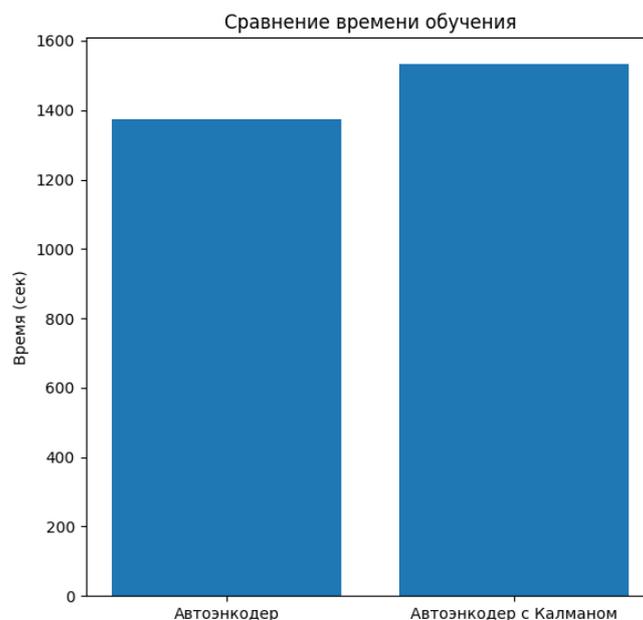


Рис. 3. Гистограмма времени обучения.

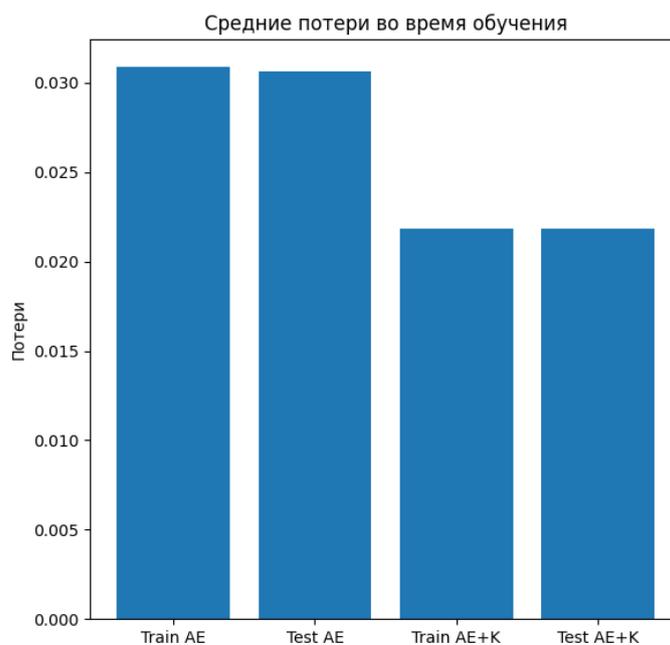


Рис. 4. Гистограмма средних потерь во время обучения.

3. Преимущества и недостатки

Комбинированный подход имеет ряд преимуществ перед простым автоэнкодером:

1. Позволяет улучшить качество изображений и уменьшить влияние шума с помощью фильтра Калмана [5].
2. Позволяет повысить точность и детализацию восстановления изображений с помощью автоэнкодера, обученного на данных с фильтром Калмана.

3. Позволяет адаптироваться к переменной среде и динамике объектов с помощью рекурсивного алгоритма фильтра Калмана.

Однако такой подход также имеет некоторые недостатки:

1. Подход требует больше вычислительных ресурсов и времени, чем простой автоэнкодер [6].

2. Зависит от выбора параметров фильтра Калмана, которые могут варьироваться в зависимости от данных и задачи.

3. Подход может быть неэффективным для изображений с высоким разрешением и сложной структурой.

Заключение

Комбинированный подход, включающий автоэнкодер и фильтр Калмана, демонстрирует превосходство над обычным автоэнкодером, обеспечивая повышенную точность и сниженные потери на обучающих и тестовых выборках, что указывает на эффективность фильтра Калмана в улучшении качества изображений и снижении шума. Более того, данный подход способствует более детальному и четкому восстановлению изображений, позволяя автоэнкодеру воспроизводить более сложные и тонкие детали.

Результаты исследования имеют практическую значимость для обработки изображений в реальных условиях и предлагают возможности для расширения и улучшения в других задачах, связанных с обработкой данных. Дальнейшие исследования могут включать анализ влияния параметров фильтра Калмана и архитектуры автоэнкодера на производительность модели, использование различных типов фильтров и нейронных сетей, а также применение комбинированного подхода к изображениям высокого разрешения и сложной структуры.

Список литературы

1. Heaton J., Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Massachusetts: Genetic Programming and Evolvable Machines, 2016. 307 P. ISBN 0262035618.
2. Осипенко И.Н. Повышение точности и устойчивости прогнозирования состояния движущихся объектов за счет интеграции фильтра Калмана и автоэнкодеров // *Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики : сборник трудов Международной научной конференции*. Воронеж, 04-06 декабря 2023 г. Воронеж, 2023.
3. Hagan M.T., Demuth H.B., Beale M.H., Jesus O.D. *Neural Network Design*. Martin Hagan, 2014. 800 P. ISBN 9780971732117.
4. Aggarwal C.C. *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. Springer International Publishing, 2023. 27 P. ISBN 978-3-031-29642-0.
5. Grewal M., Andrews A. *Kalman Filtering: Theory and Practice Using MATLAB*. New York: John Wiley and Sons, 2001.

6. Hinton G.E., Salakhutdinov R.R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks // *Science AAAS*. 2006. V. 313, p. 504-507.

Implementation of a combined approach using autoencoder and Kalman filter for image processing: a numerical experiment

Osipenko, I.N.

i.osipenko@ritg.ru

Ulyanovsk State University, Russia

In the paper, the problem of predicting the state of moving objects under the conditions of variable environment and exposure to noise is investigated. A combined method based on the Kalman filter and autoencoders is proposed to improve the accuracy and stability of the predictions. The Kalman filter provides object state estimation and data filtering, while autoencoders extract key features from object images. The proposed method improves the accuracy and robustness of the predictions, especially under variable environment and exposure to noise.

Keywords: Kalman filter, autoencoders, object state prediction, image processing, neural networks