

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ФИЛЬТРАЦИИ ДЛЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ АРХИТЕКТУРНЫХ ПЛАНОВ

Н.А. Аксенова

Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины

COMPARATIVE ANALYSIS OF FILTRATION ALGORITHMS FOR IMAGES OF ARCHITECTURAL PLANS

N.A. Aksionova

Francisk Skorina Gomel State University

Аннотация. Рассматривается применение сглаживающих фильтров для предварительной обработки изображений архитектурных планов. Проводится сравнительный анализ фильтров Гаусса и Рудина – Ошера – Фатемиде (ROF) на базе модели Шамболя. Программные модули реализованы на языке программирования Python с использованием OpenCV. Результаты показали, что для предварительной обработки не сильно зашумленных изображений лучше применять фильтр Гаусса, а для изображений с высоким уровнем шума – фильтр ROF, предотвращающий потерю особых точек углов.

Ключевые слова: *предварительная обработка, фильтрация, шум, гауссово размытие, фильтр Гаусса, фильтр Рудина – Ошера – Фатемиде, модель Шамболя, Python, OpenCV.*

Для цитирования: Аксенова, Н.А. Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации для изображений архитектурных планов / Н.А. Аксенова // Проблемы физики, математики и техники. – 2024. – № 3 (60). – С. 86–91. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2024_3_60_86. – EDN: HTGWNV

Abstract. The use of smoothing filters for pre-processing images of architectural plans is considered. A comparative analysis of Gaussian and Rudin – Osher – Fatemi (ROF) filters based on the Chambolle model is carried out. The software modules are implemented in the Python programming language using OpenCV. The results showed that for pre-processing not very noisy images it is better to use a Gaussian filter, and for images with a high noise level it is better to use the ROF filter, which prevents the loss of special corner points.

Keywords: *preprocessing, filtering, noise, Gaussian blur, Gaussian filter, Rudin – Osher – Fatemi filter, Chambolle model, Python, OpenCV.*

For citation: Aksionova, N.A. Comparative analysis of filtration algorithms for images of architectural plans / N.A. Aksionova // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2024. – № 3 (60). – P. 86–91. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2024_3_60_86 (in Russian). – EDN: HTGWNV

Введение

Одной из известных задач обработки изображений является задача шумоподавления, т. е. устранения или ослабления шума с целью повышения качества изображений или для предварительной обработки.

Существуют множество методов, таких как адаптивная медианная фильтрация [1], адаптивный фильтр Винера [2], методы, основанные на модели ROF (англ. Rudin – Osher – Fatemi) [3]–[5] и другие методы, основанные на уравнениях частных производных и т. д.

В данной статье проводится сравнительный анализ фильтра Гаусса и фильтра ROF на базе модели Шамболя с целью выявить преимущества, недостатки и области эффективного применения. Оба метода широко применяются в алгоритмах обработки изображений, но каждый из них имеет свои уникальные характеристики.

Эффективность фильтра Гаусса в контексте удаления шума исследуется во множестве работ [7]–[11], поскольку он является одним из наиболее распространенных.

Фильтр Гаусса основан на математической концепции распределения Гаусса и применяется для сглаживания изображений путем уменьшения различий между значениями пикселей. Он работает путем замены каждого пикселя изображения средним значением его соседних пикселей, взвешенным по расстоянию. Этот метод позволяет сгладить фрагменты изображения, устраняя тем самым небольшие дефекты и шумы.

Основная идея фильтра ROF заключается в нахождении оптимальных значений для яркости пикселей в изображении, при которых будет достигаться минимальное значение общей вариации. Для этого алгоритм начинает с оценки значений пикселей и последовательно улучшает их путем минимизации ошибки оценки. Процесс повторяется

до тех пор, пока не будет достигнуто устойчивое состояние, когда ошибка оценки станет минимальной.

Фильтр ROF использует функционал, который минимизирует разность между исходным и очищенным изображением, при этом учитывает естественное разрежение градиента. Этот метод позволяет сохранить края и детали изображения, и одновременно удаляет шумы.

Целью работы является исследование алгоритмов фильтрации для предварительной обработки изображений архитектурных планов и их подготовка для процесса трехмерного моделирования.

1 Общая постановка задачи

Существует множество методов предварительной очистки изображений, и выбранный алгоритм шумоподавления зависит от типа шума, специфики входного изображения и направления процесса его использования. Изображения архитектурных планов содержат наборы различных контуров и углов, максимально контрастных по отношению к фону. В качестве входных изображений используются цифровые планы в форматах jpg, png или bmp, которые могут искажаться под действием фотосъемки или при сканировании. Для сокращения цветового диапазона входное изображение переводится в градации серого.

Поскольку входная информация представляет собой план-схемы квартир, домов, зданий и т. п., то в качестве ключевых особенностей были выбраны изолированные точки, представляющие углы строений. Ключевая точка – это некоторый участок изображения, который является отличительным [12].

В статьях [13], [14] описана разработка библиотеки детекторов углов на Python с использованием OpenCV и был представлен математический аппарат выбранных алгоритмов, проводился сравнительный анализ и апробация разработанных программных модулей.

После предварительной обработки изображение архитектурного плана импортируется в графический редактор Blender, где с помощью дополнительного программного модуля на нем определяются особые точки углов. Далее по этим ключевым точкам происходит процесс трехмерного конструирования. Предложенный способ конструирования позволяет облегчить процесс моделирования объектов зданий, помещений, квартир, домов и т. п., и создать цифровую модель по ее архитектурному плану за достаточно короткий промежуток времени.

Методика сравнительного анализа в данной работе включает следующие аспекты процесса исследования:

1. Эффективность алгоритма фильтрации.
2. Вычислительная сложность.
3. Точность сохранения особых точек углов и структуры границ.

2 Математические основы

Алгоритм фильтра Гаусса. Фильтр Гаусса основан на математической функции Гаусса (2.1), которая создает визуально мягкие переходы между пикселями изображения.

$$G_{\sigma, \mu_x, \mu_y}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x-\mu_x)^2 + (y-\mu_y)^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-\mu_x)^2}{2\sigma^2}} \cdot e^{-\frac{(y-\mu_y)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.1)$$

где (μ_x, μ_y) – математические ожидания по осям x и y , σ – стандартное отклонение (σ^2 – дисперсия), которое также называют радиусом этой функции или масштабом. Формула показывает, что двумерный фильтр Гаусса можно реализовать с помощью последовательного применения двух одномерных фильтров, в горизонтальном и в вертикальном направлении.

Нормальным распределением является распределение вероятностей, которое задается функцией плотности вероятности, для одномерного случая совпадающей с функцией Гаусса. Параметр μ – это среднее значение математического ожидания распределения, его медиана и мода, а σ – среднеквадратическое отклонение распределения (σ^2 – дисперсия). В природе нормальное распределение встречается часто, как и в различных приложениях. Широкое распространение нормального распределения основано на его бесконечной непрерывной делимости с конечной дисперсией. В теории вероятностей бесконечно делимым распределением называется такое распределение случайной величины, когда она может быть представлена в виде произвольного числа независимых, распределенных одинаково слагаемых.

Если гауссова функция центрирована, т. е. средние $\mu_x = \mu_y = 0$, то формула (2.1) упрощается до вида (2.2).

Функция Гаусса широко используется в обработке изображений и лежит в основе многих фильтров. В обработке изображений используется функция Гаусса со значениями параметров $\mu_x = \mu_y = 0$:

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{\pi\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma^2} + \frac{y^2}{\sigma^2}\right)}. \quad (2.2)$$

Локальная свертка для входного изображения I при $\sigma > 0$ определяется по формуле (2.3):

$$L(x, y, \sigma) = [I * G_{\sigma}](x, y). \quad (2.3)$$

Помимо эффективного способа хранения и представление изображений в виде свертки, фильтр Гаусса дает еще одно преимущество. Классическое представление цифровых изображений

в виде матрицы дискретных значений функции яркости не позволяет напрямую определить дифференциальные операторы, действующие на изображение. В то время как, благодаря свойству свертки, действие дифференциального оператора на изображение можно определить через производные функции Гаусса (гауссовы производные).

Гауссовы производные играют большую роль в обработке изображений. Они используются для обнаружения границ объектов и других особенностей на изображениях.

Алгоритм ROF на базе модели Шамболя.

При обработке изображений полное вариационное шумоподавление, также известное как полная вариационная регуляризация (суммарная вариационная фильтрация), представляет собой процесс удаления шума. Он основан на том принципе, что сигналы с чрезмерной и ложной детализацией имеют высокую общую вариацию, то есть интеграл величины градиента изображения высок. В соответствии с этим принципом уменьшение общего отклонения сигнала удаляет нежелательные детали, сохраняя при этом важные детали, такие как края и углы. Данное свойство является весомым аргументом для использования модели ROF, учитывая специфику входных изображений проектно-сметной документации, основу которых составляют контуры архитектурных планов.

Идея устранения шума на растровых изображениях сформирована на основе свойства полной вариации функции яркости: полная вариация функции яркости изображения стремится к минимуму для гладких изображений и становится значительной для негладких (зашумлённых), у которых функция яркости испытывает резкие колебания значений.

В данной статье приводится описание математической модели ROF на базе алгоритма Шамболя.

Полной вариацией полутонового изображения I называется сумма норм градиентов, которая в непрерывном представлении имеет вид:

$$J(I) = \int |\nabla I| dx. \quad (2.4)$$

В дискретной форме формула примет вид:

$$J(I) = \sum_x |\nabla I|, \quad (2.5)$$

где суммирование производится по всем точкам изображения $X = [x, y]$. Вариант модели ROF, предложенный Шамболем, находит очищенное от шума изображение U , для которого достигается минимум функции

$$\min_U \|I - U\|^2 + 2\lambda J(U), \quad (2.6)$$

где норма $\|I - U\|$ измеряет разницу между исходным U и входным изображением I . Это означает, что данная модель ищет «плоское» изображение, но не допускающее «перескоков» на границах между областями.

Свойства регуляризации. Параметр регуляризации λ играет решающую роль в процессе шумоподавления. Когда $\lambda = 0$, сглаживание отсутствует, и результат такой же, как при минимизации суммы квадратов. Как $\lambda \rightarrow \infty$, однако член общей вариации играет все более сильную роль, что приводит к тому, что результат имеет меньшую общую вариацию за счет того, что он меньше похож на входной (зашумленный) сигнал. Таким образом, выбор параметра регуляризации имеет решающее значение для достижения нужного уровня удаления шума.

3 Методология эксперимента

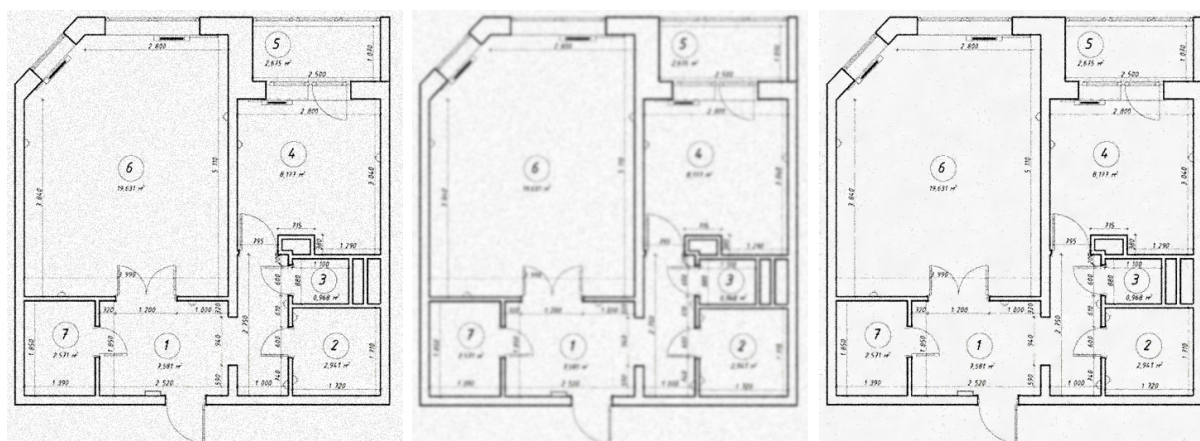
Для экспериментально исследования был создан набор данных ArhiPlans, содержащий 468 изображений проектно-сметной документации. Для репрезентативности данного набора в выборку были добавлены синтетические изображения: сгенерированные нейросетями, зашумленные, содержащие размытие и высвеченные области.

Три набора данных «VectorArh», «PhotoArh» и «ScanArh» содержат реальные изображения архитектурных планов: в векторе, полученные с помощью фотосъемки и при сканировании. Четыре набора данных «GenerArh», «NoiseArh», «BlurArh» и «LightArh» содержат синтетические изображения: сгенерированные нейросетями, зашумленные, размытые и высвеченные соответственно.

Методика сравнительного анализа проводилась по скорости обработки и оценки сглаживания особых точек углов. В эксперименте использовались входные изображения размерами 480×640, 1440×1920 и 1920×2560 пикселей, маски фильтров размером 3×3 и 5×5 и дисперсии 0.5; 1.5; 3. Программные модули предварительной обработки изображений реализованы на языке Python с использованием библиотеки OpenCV.

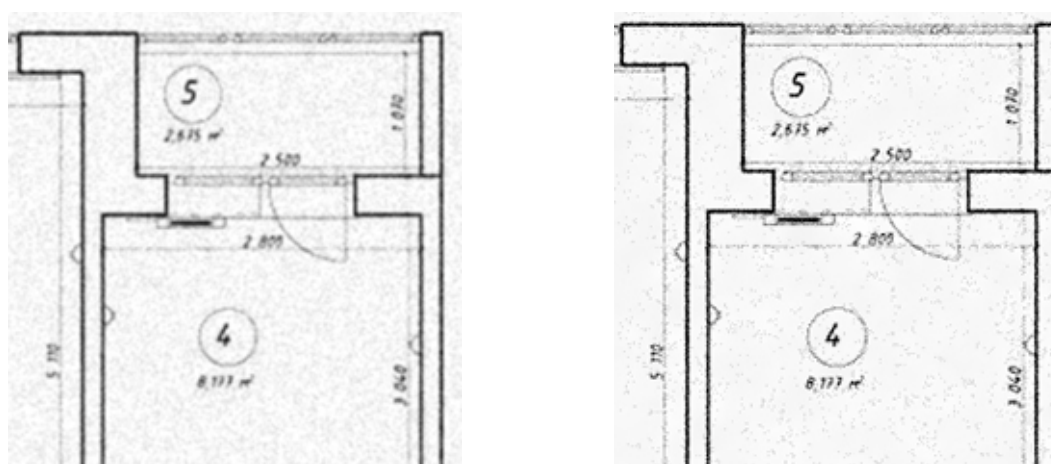
Пример зашумленного входного изображения и его вид после предварительной обработки показаны на рисунке 3.1. Апробация алгоритма ROF показала, что детализация основных контуров и особых точек углов остаётся четкой, в то время как дополнительная информация (надписи, тонкие линии и т. д.) становятся размытыми, что уменьшает объем хранения и обработки информации.

На рисунке 3.2 показаны увеличенные фрагменты изображений, на которых распознавались особые точки углов. Увеличение радиуса для фильтра Гаусса на зашумленных изображениях приводит к сглаживанию углов, которые не будут определены.



а) входное изображение б) изображение после фильтрации Гаусса ($\sigma = 1,5$) в) изображение после фильтрации ROF

Рисунок 3.1 – Результаты предварительной обработки изображения



а) отображение особых точек углов после фильтрации Гаусса б) отображение особых точек углов после фильтрации ROF

Рисунок 3.2 – Оценка сглаживания углов после предварительной обработки

4 Сравнение методов фильтрации

Для сравнительного анализа программных модулей использовалась выборка из 468 изображений архитектурных планов, 234 из которых были плохого качества.

В таблицах 4.1 и 4.2 приведено среднее время работы программных модулей в зависимости от выбранного метода, разрешения изображения и параметров фильтра.

Основные аспекты сравнительного анализа.

Сглаживание. Фильтр Гаусса применяет размытие, которое удаляет высокочастотные компоненты и создает плавные переходы между пикселями, однако может привести к потере деталей. Это особенно заметно при удалении шума на изображениях с высоким разрешением или на изображениях с тонкими деталями. Фильтр ROF применяет дополнительные операции, например, регуляризацию, которая позволяет лучше сохранять информацию о форме, контурах и углах объектов на изображении.

Устранение шума. Оба фильтра могут использоваться для удаления шума, но с разной эффективностью. Фильтр Гаусса обычно хорошо справляется с удалением гауссовского шума или небольшого количества шума, но может не давать хороших результатов при более сложных типах шума. Фильтр ROF, благодаря дополнительным операциям регуляризации, может обеспечить лучшие результаты при удалении шума.

Сохранение границ и углов. Фильтр Гаусса может привести к размытым границам, сглаженным углам и потере деталей. ROF фильтр сохраняет границы и текстуры, он может быть более предпочтителен для задач, где важно сохранить детали и контуры объектов на изображении.

Реализация и вычислительная сложность. Фильтр Гаусса относительно прост в реализации и вычислительно эффективен. ROF фильтр включает дополнительные операции, такие как оптимизация энергии или вариационный метод, и может быть более вычислительно требовательным.

Таблица 4.1 – Апробация программного модуля фильтра Гаусса

Размер изображения	Фильтрация Гаусса			
	Параметры фильтра	Время, с	Параметры фильтра	Время, с
480×640	core [3,3], $\sigma = 1,5$	0,0089380	core [5,5], $\sigma = 3$	0,0061209
1440×1920	core [3,3], $\sigma = 1,5$	0,0049850	core [5,5], $\sigma = 3$	0,0070235
1920×2560	core [3,3], $\sigma = 1,5$	0,0104804	core [5,5], $\sigma = 3$	0,0073249

Таблица 4.2 – Апробация программного модуля фильтра ROF на базе модели Шамболя

Размер изображения	Фильтрация ROF			
	Параметры фильтра	Время, с	Параметры фильтра	Время, с
480×640	$\lambda = 0,2$; $\sigma = 0,5$; <i>iterations</i> = 10	0,2639312	$\lambda = 0,5$; $\sigma = 0,5$; <i>iterations</i> = 15	0,3676090
1440×1920	$\lambda = 0,2$; $\sigma = 0,5$; <i>iterations</i> = 10	0,3917226	$\lambda = 0,5$; $\sigma = 0,5$; <i>iterations</i> = 15	0,5546364
1920×2560	$\lambda = 0,2$; $\sigma = 0,5$; <i>iterations</i> = 10	2,1988928	$\lambda = 0,5$; $\sigma = 0,5$; <i>iterations</i> = 15	3,2480199

При сравнительном анализе на выборке изображений с различными уровнями шума и разрешением было установлено, что оба фильтра эффективно удаляют шум. Однако, процесс предварительной обработки с помощью фильтра Гаусса показал более быстрые результаты по времени выполнения, особенно на изображениях с большим разрешением. Фильтр ROF демонстрировал более глубокое сглаживание изображений, но его вычислительная сложность может ограничить его применение на практике, и необходимо проводить дополнительные исследования и эксперименты для настройки и выбора оптимальных параметров алгоритма для конкретных задач и изображений.

Заключение

Представлено исследование по фильтрации изображений проектно-сметной документации архитектурных планов застройщика по предварительной обработке для трехмерного моделирования на основе особых точек углов. Данный эксперимент проводился для выборки реальных и синтетических изображений, сгенерированных нейросетями, зашумленных, размытых, высвеченных. Обнаружено, что фильтр Гаусса работает быстрее и лучше для не зашумленных изображений, в то время как фильтр ROF лучше справляется с задачей для сильно зашумленных изображений и предотвращает потерю особых точек углов, что имеет большое значение для последующего процесса моделирования. Данный эксперимент показал, что несмотря на чуть более долгое время предварительной обработки изображений, фильтр ROF позволяет более точно сохранять границы и углы объектов и является более эффективным для изображений с высоким уровнем шума.

ЛИТЕРАТУРА

1. Wang, C. An improved adaptive median filter for Image denoising / C. Wang, L. Tian // ICSEE. – 2012. – Vol. 53, № 2. – P. 64.

2. Abe, C. Iterative Edge-Preserving adaptive Wiener filter for image denoising / C. Abe // ICSEE. – 2012. – Vol. 4, № 4. – P. 503–506.

3. Rudin, L.I. Nonlinear total variation based noise removal algorithms / L.I. Rudin, S. Osher, E. Fatemi // Physica D. – 1992. – Vol. 60. – P. 259–268. – DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-F](http://dx.doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-F)

4. An introduction to total variation for image analysis / A. Chambolle [et al.] // Theoretical foundations and numerical methods for sparse recovery. – 2009. – Vol. 9. – P. 263–340.

5. Chan, T.F. Image Processing and Analysis: Variational, PDE, wavelet, and Stochastic Methods / T.F. Chan, J. Shen. – SIAM, 2005.

6. Rudin-Osher-Fatemi total variation denoising using split Bregman. IPOL, 2012. [Electronic recourse]. – Mode of access: <http://www.ipol.im/pub/art/2012/g-tvd/>. – Date of access: 26.06.2024.

7. Hwang, J.J. Gaussian Forensic Detection using Blur Quantity of Forgery Image / J.J. Hwang, K.H. Rhee // 2019 International Conference on Green and Human Information Technology (ICGHIT). IEEE. – 2019. – P. 86–88.

8. Moradifar, M. Performance Improvement of Gaussian Filter using SIMD Technology / M. Moradifar, A. Shahbahrami // 2020 International Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP). – 2020. – P. 1–6.

9. Achin, J. Learning and control using Gaussian processes / J. Achin, X.N. Truong, M. Morari // ACM / IEEE 9th International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPS). IEEE. – 2018. – P. 140–149.

10. Cao, G. Gaussian process model predictive control of unknown non-linear systems / G. Cao G., E.M.K. Lai, F. Alam // IET Control Theory & Applications. – 2017. – Vol. 11, № 5. – P. 703–713.

11. Robust filtering and smoothing with Gaussian processes / M.P. Deisenroth, R.D. Turner, M.F. Huber [et al.] // IEEE Transactions on Automatic Control. – 2012. – Vol 57. – № 7. – P. 1865–1871.

12. Аксёнова, Н.А. Разработка SDK для мобильного приложения с применением технологии дополненной реальности / Н.А. Аксёнова, А.И. Кучеров // Известия Гомельского государственного университета имени Ф. Скорины. – 2021. – № 126 (3). – С. 81–84.

13. Demidenko, O.M. Development of a Machine Vision System for Image Recognition of Design Estimates / O.M. Demidenko, N.A. Aksionova // Nonlinear Phenomena in Complex Systems. – 2022. – Vol. 25, № 2. – P. 159–167. – DOI: <https://doi.org/10.33581/1561-4085-2022-25-2-159-167>.

14. Aksionova, N.A. Method of construction of three-dimensional structures based on key corner points / N.A. Aksionova, D.S. Sych, A.V. Varuyeu // *Izvestia of F. Skorina Gomel State University*. – 2021. – № 6 (141). – P. 69–75.

15. Demidenko, O.M. 3D-modeling of Augmented Reality objects using Shi-Tomasi corner

detection algorithms / O.M. Demidenko, N.A. Aksionova, A.V. Varuyeu // *J. Phys. CS*. 2091. – 2021. – P. 012058. – DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2091/1/012058>.

16. *Modification of the Canny Edge Detector for Recognition of Image Markers of Architectural Plans* / N.A. Aksionova, O.M. Demidenko, A.V. Varuyeu, D.S. Sych // 2023 7th International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT). Astrakhan, Russian Federation. – 2023. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCT58878.2023.10347056>.

Поступила в редакцию 17.05.2024.

Информация об авторах

Аксёнова Наталья Андреевна – аспирантка