

ОЦЕНКА ФЛУКТУАЦИОННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА

А. М. Синица^[0000-0001-9869-4909]

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

amsinitca@etu.ru

Аннотация

Предложен метод оценки флуктуационных характеристик распределённых объектов на основе флуктуационного анализа в предположении, что оценка оптического потока является аналогом приращений случайного блуждания. Достоверность и применимость метода проверены в двух вычислительных экспериментах. Первый эксперимент посвящён анализу броуновского движения компактного объекта. Во втором подтверждена адекватность метода для оценки динамических характеристик пространственно-распределённого флуктуирующего объекта. В рамках обоих экспериментов контроль показателя Херста осуществлен методом флуктуационного анализа с исключением тренда. Полученные результаты указывают на потенциальную применимость метода и необходимость его дальнейшей оптимизации с целью повышения робастности.

Ключевые слова: флуктуационный анализ, компьютерное зрение, распределенные объекты.

ВВЕДЕНИЕ

Классический флуктуационный анализ является результатом объединения наработок в области аномальной диффузии [1–3] и R/S анализа [4]. Будучи изначально широко известным в статистической физике, этот подход к анализу временных рядов начиная с конца XX века нашёл свое применение в анализе последовательностей ДНК нуклеотидов [5], подвижности клеток [6, 7], климатических систем [8], движений модельных организмов [9–12].

Так, например, недавно была предложена автоматизированная методология идентификации и параметризации модели и разработан алгоритм, основанный на анализе флуктуаций с исключённым трендом (DFA) [5] и частичных кросс-корреляций с исключённым трендом (DPCCA) [13] для оценки свойств подвижности рыб *D. rerio* в тесте в аквариуме [14], а также крыс *R. Norvegicus* [15] и мышей *M. musculus* [16] в экспериментах в открытом поле соответственно. Результаты этих работ показали, что полный набор обычно оцениваемых параметров движения может быть успешно воспроизведён с помощью упрощённой модели случайного блуждания с единственным переменным параметром, при этом их оценка на основе модельно-параметрического подхода уменьшает внутригрупповые дисперсии по сравнению с прямыми измерениями с использованием зашумлённых видеозаписей в более чем половине рассмотренных случаев, что в целом приводит к повышению точности диагностики [14].

Кроме того, существенным ограничением традиционных методов флуктуационного анализа является требование наличия траекторной информации, что в случае безмаркерного дистанционного наблюдения за объектами, например, с использованием видеозаписи является вычислительно сложной задачей, к тому же не всегда реализуемой в силу различных причин (например, перекрытия объектов на изображениях). Кроме того, такие временные ряды не всегда представляется возможным восстановить, например, в задачах дистанционного зондирования водоемов, лесных массивов и других флуктуирующих объектов наблюдения, где интерес представляют не столько траектория движения, сколько характер относительных флуктуаций. Это также не всегда возможно в задачах, где отслеживание траекторий отдельных объектов затруднено, например, в плотных клеточных популяциях или при анализе крупных людских скоплений.

В задачах анализа последовательностей изображений используется ряд специализированных инструментов, таких как варианты алгоритма обнаружения и отслеживания краев Shi-Tomasi-Kanade (STK), хорошо известного из контекста видеоаналитики [17]. Представляя собой комбинацию двух классических методов компьютерного зрения, извлечения признаков Shi-Tomasi [18] и оптического потока Lucas-Kanade [19], алгоритм STK обеспечивает в значительной степени универсальный и мощный инструмент отслеживания различных объектов, применимый даже к необработанным сериям изображений, хотя это обычно приводит

к появлению ложных треков. Однако плотный оптический поток в каждой точке сам по себе аналогичен случайному блужданию, что потенциально позволяет избегать промежуточного шага со сложными и не всегда робастными методами отслеживания траекторий и напрямую применять методы флуктуационного анализа, что позволит анализировать не только компактные, но и пространственно-распределённые объекты.

Исходя из вышесказанного, в работе предложен оригинальный подход к анализу динамических характеристик распределённых объектов на основе флуктуационного анализа оптического потока.

Статья организована следующим образом: во введении изложены предпосылки к работе, в разделе «Методы» приведены исходные методы, а также предложенный подход к анализу оптического потока; в следующем разделе «Результаты» представлены результаты применения метода в контролируемых условиях имитационного моделирования, наконец, в разделе «Заключение» подведены итоги и обобщены результаты проведенного исследования.

МЕТОДЫ

Флуктуационный анализ временных последовательностей

Как уже было сказано, классический подход к флуктуационному анализу является результатом объединения наработок в области аномальной диффузии [1–3] и R/S анализа [4] и представляет собой подход, когда наблюдаемую траекторию X разбивают на фрагменты, каждый из которых рассматривают как самостоятельную реализацию задачи случайного блуждания, а именно используют следующую последовательность шагов.

1. Последовательность X разделяют на K_S окон X_{vS} с заданными шагом и размером S , где S — масштаб флуктуационной функции.

2. Для каждого окна с номером v и размером S вычисляют квадраты отклонений между значениями первого и последнего отсчётов окна, оценивая таким образом квадратичное смещение (SD) за время S :

$$F_v^2(S) = (X_{vS}[0] - X_{vS}[-1])^2,$$

где $X_{vS}[0]$ и $X_{vS}[-1]$ — первый и последний отсчёты в окне X_{vS} соответственно.

3. Оценивают флуктуационную функцию как квадратный корень из среднего смещения на заданном масштабе времени:

$$F(S) = \sqrt{1/K_S \sum_{v=1}^{K_S} F_v^2(S)}.$$

Стоит отметить, что, будучи аналогичным R/S-анализу, этот подход является базовым и, как следствие, обладает большим количеством недостатков. Так, метод чувствителен к длине выборки, обладает невысокой точностью и не работает на нестационарных сигналах (с показателем Херста больше 1).

Но, несмотря на то что предложенный далее метод анализа оптического потока является расширением метода, описанного выше, в качестве референса при оценке показателя Хёрста для второго вычислительного эксперимента используем анализ флуктуаций с исключённым трендом (DFA) [5] на базе следующей процедуры.

1. На первом шаге последовательность X разделим на K_S окон X_{vS} с заданными шагом и размером S , где S — масштаб флуктуационной функции.

2. В каждом окне с номером v и размером S проведём аппроксимацию полиномиальной функцией P_{vS} (мы используем второй порядок, как и рекомендовано в оригинальной работе) и оценим остатки последовательности относительно аппроксимации: $Y_{vS} = X_{vS} - P_{vS}$.

3. Для каждого окна оценим дисперсию флуктуаций:

$$F_v^2(S) = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^S |Y_{vS}|^2.$$

4. Оценим флуктуационную функцию как квадратный корень из средней дисперсии флуктуаций на заданном масштабе времени:

$$F_D(S) = \sqrt{1/K \sum_{v=1}^{K_S} F_v^2(S)}.$$

Нетрудно заметить, что DFA со степенью полиномиальной функции 0 сводится к предыдущему алгоритму. Кроме того, отметим, что классический подход включает в себя кумулятивную сумму на первом шаге (интегрирование), который опущен в силу того, что в работе анализируются траектории, а не приращения.

Флуктуационный анализ оптического потока

Анализ оптического потока является мощным набором методов, способных извлекать и количественно оценивать динамические характеристики для заданных областей изображения, что позволяет использовать более продвинутые приложения, включая отслеживание не только компактных, но и распределённых объектов. В последние годы появились сложные алгоритмы анализа оптического потока, такие как Farnebäck [20], TVL-1 [21] и некоторые другие, отличающиеся достаточными показателями качества.

На базе классического подхода к флуктуационному анализу мы предлагаем методику, основанную на оценке маскированного оптического потока. В пределах на маскированной области производим вычисление плотного оптического потока, например, с использованием метода, предложенного G. Farnebäck [20], при этом для упрощения вычислений горизонтальную и вертикальную составляющие оптического потока комбинируем в комплексное число, формируя таким образом трёхмерный массив комплексных чисел $X(x, y, t)$, где две оси — пространственные и одна — временная. Таким образом, имеем $w \times h$ временных рядов $\{x_i^{1,1}\}, \{x_i^{1,2}\}, \dots, \{x_i^{1,h}\}, \dots, \{x_i^{w,h}\}$, где $i = 1, 2, 3, \dots, N$. Каждый временной ряд принимаем за приращения случайного блуждания. На этом основании путём интегрирования (суммирования) оцениваем блуждание на масштабе времени S в точке w, h в момент времени k :

$$P_k^{w,h}(S) = \sum_{i=k}^{k+S} x_i^{w,h}.$$

Далее, для каждого рассматриваемого S оцениваем флуктуационную характеристику $F(s)$ как среднее квадратичное отклонение (root-mean-square displacement, RMSD) блуждания во временном окне:

$$F(S) = \sqrt{\frac{\sum_{i,j} |P_k^{i,j}(S) - \overline{P_k^{i,j}(S)}|^2}{N}}.$$

Стоит отметить, что в некоторых контекстах упомянутая ранее функция используется без извлечения корня, то есть вместо среднего квадратичного отклонения используется момент второго порядка (mean-square displacement MSD).

РЕЗУЛЬТАТЫ

Поскольку предложенный метод основан на классическом подходе к флуктуационному анализу, но применяется к анализу распределённых объектов, ожидается, что его недостатки будут сопоставимы с недостатками базового метода, а также могут проявляться недостатки, связанные с дополнительной процедурой взятия оптического потока. Поэтому мы провели два эксперимента для проверки полезности предложенного метода.

Эксперимент 1. Броуновское движение

Для подтверждения эквивалентности оценки флуктуационных характеристик на основе оптического потока и траекторий был поставлен следующий эксперимент: реализована агентная модель броуновского движения, на основе которой получены видеозаписи движения частиц и соответствующие траектории (рис. 1).

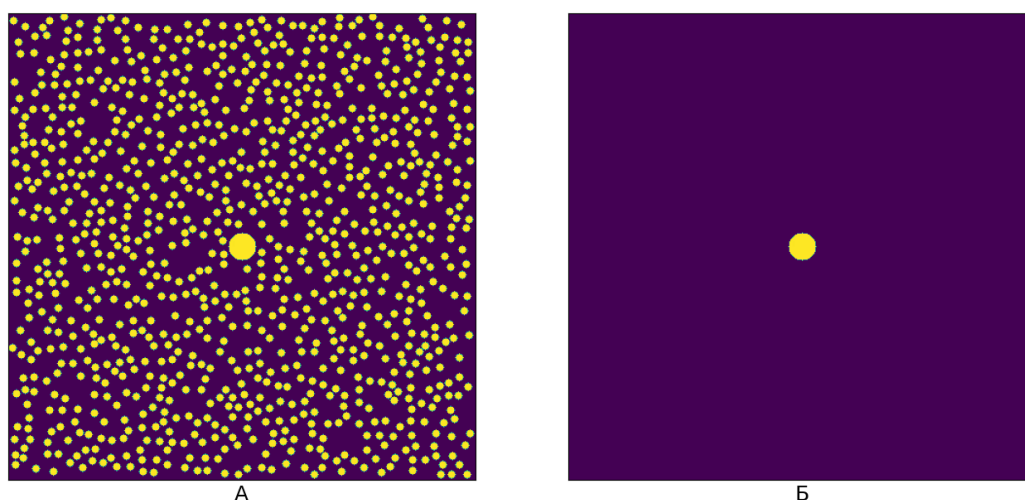


Рис. 1. Визуализация кадров в вычислительном эксперименте 1 «Броуновское движение». (А) Исходный кадр из модели, (Б) маскированный кадр для анализа поведения целевого объекта

Размеры поля, больших (r_l), малых (r_s) частиц и их плотность (ρ) в рамках эксперимента приняты безразмерными и равными 1×1 , 0.1 , 0.01 и 1 соответственно. Масса частиц определялась, исходя из сферической формы, по формуле $4/3 \pi r^3 \times \rho$. Столкновения частиц полагались абсолютно упругими. Начальные условия эксперимента: большая частица расположена в центре поля (координаты $[0.5, 0.5]$) и имеет нулевую скорость, малые частицы располагаются случайно и

имеют случайные нормальное распределение амплитуды скорости и равномерное распределение начального угла. Результатом моделирования являются последовательность кадров, соответствующих временным отсчётам, и истинные траектории объектов.

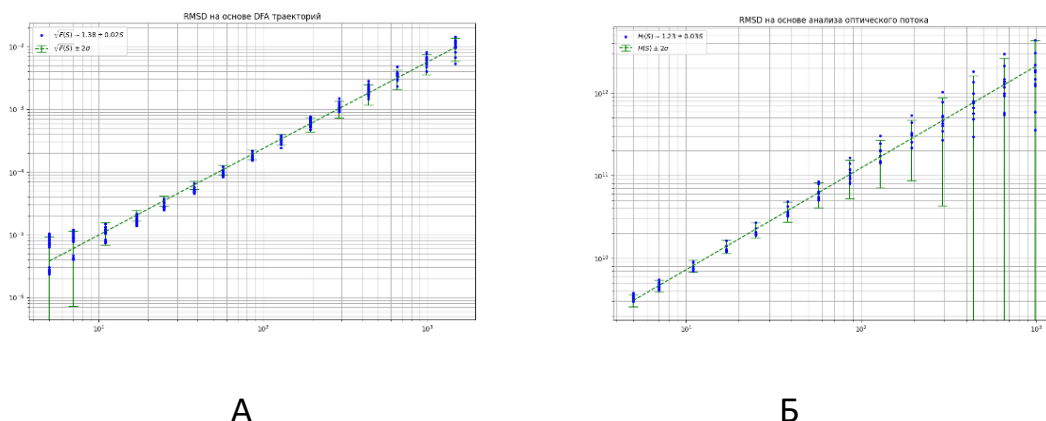


Рис. 2. Результаты оценки флуктуационной функции в эксперименте 1 «Броуновское движение». (А) методом DFA, (Б) по оптическому потоку

Так как имитационная модель описывает броуновское движение, типичным процессом диффузии, описанным Эйнштейном и Смолуховским [2, 3], где MSD является линейным во времени, а именно $MSD(S) = 2dDS$, где d — число измерений, а D — коэффициент диффузии.

Для более стабильной оценки показателей флуктуационных характеристик эксперимент по моделированию броуновского движения был повторен 10 раз. Полученные траектории были проанализированы методом флуктуационного анализа с исключением тренда (DFA), как описано ранее, и предложенным методом на основе оптического потока.

Так как в данном эксперименте объектом анализа является подвижный объект, а не поле, для селекции оптического потока только интересующей частицы исходные кадры видео были маскированы, как показано на рис. 1Б, обеспечивая таким образом нулевой оптический поток в пикселях, не принадлежащих объекту.

Поскольку движения по осям рассматривались как независимые, для траекторного анализа получено 20 реализаций броуновского движения. Результаты вычислительного анализа траекторий приведены на рис. 2А, показатель Хёрста,

оценённый DFA, равен 1.24. В силу того, что оптический поток рассматривался совместно с направлением, для анализа было доступно 10 последовательностей оптического потока. Результаты анализа с использованием предложенного алгоритма представлены на рис. 2Б. Видно, что показатель Хёрста примерно равен 1.23, что сопоставимо со значениями, полученными с помощью DFA.

Эксперимент 2. Флуктуации распределённых объектов

В рамках второго эксперимента была оценена применимость предложенного метода для анализа флуктуаций распределённых объектов. Примеры таких объектов встречаются повсеместно в биомедицинских изображениях, например клеточные колонии в микромире и различные водные объекты или лесные массивы в ДЗЗ. Стоит отметить, что прямая оценка флуктуационных характеристик таких объектов нередко затруднена, так как для этого при классическом подходе их флуктуации необходимо параметризовать, что не всегда реализуемо.

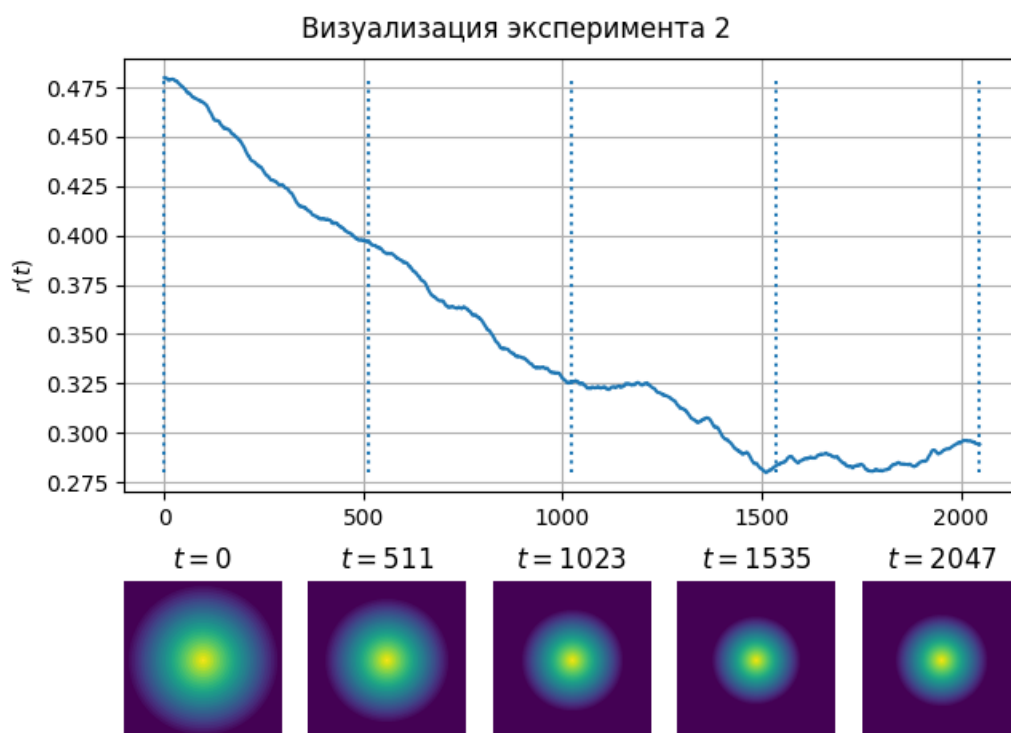


Рис. 3. Визуализация эксперимента 2. Вверху — реализация случайной зависимости радиуса от времени при $h = 0.9$, внизу — визуализация кадра в моменты времени t_i

В качестве объекта флуктуаций для эксперимента был выбран круг с градиентной окраской, имитирующий «озеро», а флуктуирующей переменной является радиус (r), имеющий функциональную зависимость от уровня «воды» (глубины) и являющийся реализацией случайной величины с заданным показателем Хёрста (h). На рис. 3 показаны пример такой реализации случайной величины с $h = 0.9$ и кадры из соответствующего ей ряда изображений.

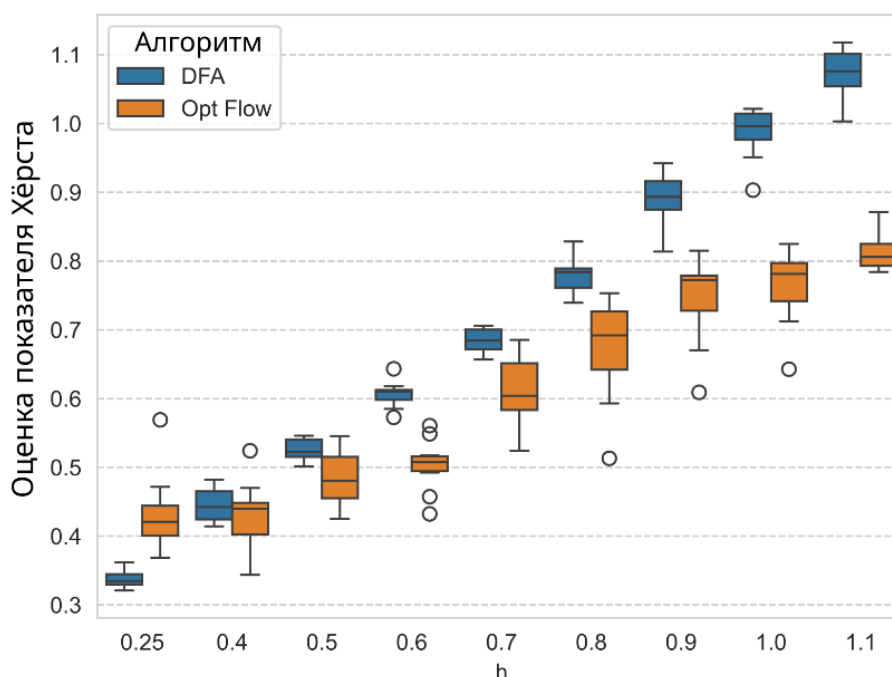


Рис. 3. Боксовые диаграммы, полученные при статистическом анализе результатов оценки показателей Хёрста с помощью алгоритма DFA по данным истинной траектории флуктуации и предложенным методом на основе оптического потока (Opt Flow)

Эксперимент был организован следующим образом. Для каждого из рассматриваемых показателей Хёрста $h = [0.25, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.1]$ 10 раз выполнялась следующая последовательность шагов.

Шаг 1. Синтезируется реализация $R_{h,i}$ случайной величины длины $T = 2048$ и показателем Хёрста h с помощью метода, предложенного N. Kasdin [23], а именно с использованием фильтрации сигнала с нормальным распределением

с помощью авторегрессионного фильтра с коэффициентами, определёнными следующим образом:

$$a_1 = 1$$
$$a_k = (k - 1 - \frac{2h - 1}{2}) \frac{a_{k-1}}{k}$$

где $a_k, k = [1, 2, \dots, T]$ — коэффициенты авторегрессионного фильтра, T — максимальная длина фильтра.

Шаг 2. По заданной реализации $R_{h,i}$ синтезируется видеоряд с пульсирующим кругом с градиентной заливкой, где радиус круга на шаге t определяется как $r_{h,i}(t) = R_{h,i}(t)$.

Шаг 3. Для контроля показателя Хёрста производится контроль путем оценки ФФ $F_{h,i}^{DFA}(S)$ методом DFA.

Шаг 4. Для синтезированного видеоряда оценивается ФФ ($F_{h,i}^{OF}(S)$), как описано ранее, на масштабах $S = [5, 7, 11, 17, 25, 38, 57, 86, 129, 194, 291]$ и оценкой оптического потока с использованием метода, предложенного G. Farnebäck [20].

На рис. 4 показаны боксовые диаграммы, полученные при статистическом анализе результатов оценки показателей Хёрста с помощью алгоритма DFA по данным истинной траектории флуктуации и предложенным методом на основе оптического потока (Opt Flow). Видно, что оценка показателя Хёрста имеет несколько большую дисперсию, чем более устойчивый метод DFA, а также имеет тенденцию к занижению показателя. Однако на всём диапазоне оценённых показателей Хёрста метод на основе оптического потока монотонно возрастает, сохраняя пропорциональность по отношению к результатам, полученным с помощью DFA, что говорит о том, что оценка показателя Хёрста на основе оптического потока возможна.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложен метод анализа динамики распределённых объектов на основе флуктуационного анализа оптического потока. Экспериментально показана зависимость оцененного показателя Хёрста от заданного при синтезе и определяемого альтернативными методами, что демонстрирует возможность использования такого подхода для оценки динамических характеристик и идентификации

параметров модели движения объектов. Однако выявлены недостатки, в частности высокая чувствительность к длине видеоряда, значительная дисперсия оценки по сравнению с более продвинутым базовым методом. Результаты, полученные для распределенного объекта, согласуются по крайней мере для случая стационарного ряда с положительно коррелированными отсчётами, что соответствует ограничениям на оцениваемый показатель Херста $0.5 < H < 1.0$. Также к недостаткам наивной реализации алгоритма можно отнести высокое потребление памяти.

Выявленные недостатки метода, по всей видимости, объясняются его чувствительностью к качеству оптического потока, что потенциально потребует больших как пространственного, так и временного разрешений изображений исследуемых объектов, а также недостатками классического подхода к флуктуационному анализу, взятого за прототип, который имеет ограничения на оценку показателей Хёрста >1.0 .

Несмотря на существенные недостатки предложенного метода, это направление работы является перспективным, так как потенциально открывает возможность анализа динамики распределённых объектов методами, устойчивыми к нестационарности. В частности, на следующих этапах работы целесообразно адаптировать для анализа оптического потока упомянутый в работе метод DFA или другие продвинутые версии алгоритмов флуктуационного анализа, что потенциально способно устранить большинство недостатков базового метода.

БЛАГОДАРНОСТИ

Выражаю благодарность Богачеву Михаилу Игоревичу за проявленный интерес к исследованию, значимые замечания и советы при оформлении статьи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Fick A. Ueber Diffusion // Ann Phys. John Wiley & Sons, Ltd, 1855. Vol. 170, No. 1. P. 59–86.*
2. *Einstein A. Über die von der molekularkinetischen Theorie der Wärme geforderte Bewegung von in ruhenden Flüssigkeiten suspendierten Teilchen // Ann Phys. 1905. Vol. 4, t. 17.*

3. von Smoluchowski M. Zur kinetischen Theorie der Brownschen Molekularbewegung und der Suspensionen // Ann Phys. John Wiley & Sons, Ltd, 1906. Vol. 326, No. 14. P. 756–780.
4. Hurst H.E. Long-Term Storage Capacity of Reservoirs // Transactions of the American Society of Civil Engineers. American Society of Civil Engineers, 1951. Vol. 116, No. 1. P. 770–799.
5. Peng C.K. et al. Mosaic organization of DNA nucleotides // Phys. Rev. E. American Physical Society, 1994. Vol. 49, No. 2. P. 1685.
6. Selmeczi D. et al. Cell motility as persistent random motion: Theories from experiments // Biophys J. Biophysical Society, 2005. Vol. 89, No. 2. P. 912–931.
7. Huda S. et al. Lévy-like movement patterns of metastatic cancer cells revealed in microfabricated systems and implicated in vivo // Nature Communications 2018 9:1. Nature Publishing Group, 2018. Vol. 9, No. 1. P. 1–11.
8. Bogachev M.I., Eichner J.F., Bunde A. Effect of nonlinear correlations on the statistics of return intervals in multifractal data sets // Phys. Rev. Lett. American Physical Society, 2007. Vol. 99, No. 24. P. 240601.
9. Reynolds A.M. Scale-free animal movement patterns: Lévy walks outperform fractional Brownian motions and fractional Lévy motions in random search scenarios // J. Phys. A Math. Theor. IOP Publishing, 2009. Vol. 42, No. 43. P. 434006.
10. Bearup D. et al. Revisiting Brownian motion as a description of animal movement: a comparison to experimental movement data // Methods Ecol. Evol. John Wiley & Sons, Ltd, 2016. Vol. 7, No. 12. P. 1525–1537.
11. Torney C.J., Morales J.M., Husmeier D. A hierarchical machine learning framework for the analysis of large scale animal movement data // Mov. Ecol. BioMed Central Ltd, 2021. Vol. 9, No. 1. P. 1–11.
12. Hooten M.B., Johnson D.S. Basis Function Models for Animal Movement // J Am Stat Assoc. Taylor & Francis, 2017. Vol. 112, No. 518. P. 578–589.
13. Yuan N. et al. Detrended Partial-Cross-Correlation Analysis: A New Method for Analyzing Correlations in Complex System // Scientific Reports. Nature Publishing Group, 2015. Vol. 5, No. 1. P. 1–7.

14. *Bogachev M.I. et al.* Understanding the complex interplay of persistent and antipersistent regimes in animal movement trajectories as a prominent characteristic of their behavioral pattern profiles: Towards an automated and robust model based quantification of anxiety test data // *Biomed Signal Process Control*. 2023. Vol. 81.
15. *Lyanova A.I. et al.* Animal Movement Pattern Model Identification based on Detrended Fluctuation Analysis // 2022 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences, SIBIRCON 2022.
16. *Bogachev M. et al.* Video-based marker-free tracking and multi-scale analysis of mouse locomotor activity and behavioral aspects in an open field arena: A perspective approach to the quantification of complex gait disturbances associated with Alzheimer's disease // *Front Neuroinform*. 2023. Vol. 17.
17. *Gonzalez J.J. et al.* Robust tracking and segmentation of human motion in an image sequence // *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing – Proceedings*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2003. Vol. 3. P. 29–32.
18. *Shi J., Tomasi C.* Good features to track // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Publ. by IEEE, 1994. P. 593–600.
19. *Lucas B.D., Kanade T.* An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. 1981. Vol. 2. P. 674–679.
20. *Farnebäck G.* Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion // *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2003. Vol. 2749. P. 363–370.
21. *Guan S., Li H., Zheng W.S.* Unsupervised learning for optical flow estimation using pyramid convolution LSTM // *Proc (IEEE Int Conf Multimed Expo)*. IEEE Computer Society, 2019. Vol. 2019-July. P. 181–186.
22. *Hurst H.E.* A Suggested Statistical Model of some Time Series which occur in Nature // *Nature* 1957 180:4584. Nature Publishing Group, 1957. Vol. 180, No. 4584. P. 494–494.

23. Kasdin N.J. Discrete Simulation of Colored Noise and Stochastic Processes and $1/f\alpha$ Power Law Noise Generation // Proceedings of the IEEE. 1995. Vol. 83, No. 5. P. 802–827.

FLUCTUATIONAL ANALYSIS OF DISTRIBUTED OBJECTS BASED ON OPTICAL FLOW

A. M. Sinitca^[0000-0001-9869-4909]

Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI", Department of Radio Engineering Systems.

amsinitca@etu.ru

Abstract

The paper proposes a method for estimating the fluctuation characteristics of distributed objects based on the fluctuation analysis and the assumption that the optical flow estimate is equivalent to random-walk increments. The reliability and applicability of the proposed method are evaluated in two computational experiments. The first experiment analyses the Brownian motion of a compact object. The second evaluates the adequacy of the method for estimating the dynamic characteristics of a spatially distributed fluctuating object. In both experiments, the Hurst exponent has been validated using detrended fluctuation analysis (DFA). The results obtained indicate the applicability of the method and the need to improve its robustness.

Keywords: *fluctuation analysis, computer vision, distributed objects.*

REFERENCES

1. Fick A. Ueber Diffusion // Ann Phys. John Wiley & Sons, Ltd, 1855. Vol. 170, No. 1. P. 59–86.
2. Einstein A. Über die von der molekularkinetischen Theorie der Wärme geforderte Bewegung von in ruhenden Flüssigkeiten suspendierten Teilchen // Ann Phys. 1905. Vol. 4, t. 17.
3. von Smoluchowski M. Zur kinetischen Theorie der Brownschen Molekularbewegung und der Suspensionen // Ann Phys. John Wiley & Sons, Ltd, 1906. Vol. 326, No. 14. P. 756–780.

4. *Hurst H.E.* Long-Term Storage Capacity of Reservoirs // Transactions of the American Society of Civil Engineers. American Society of Civil Engineers, 1951. Vol. 116, No. 1. P. 770–799.
5. *Peng C.K. et al.* Mosaic organization of DNA nucleotides // Phys. Rev. E. American Physical Society, 1994. Vol. 49, No. 2. P. 1685.
6. *Selmeczi D. et al.* Cell motility as persistent random motion: Theories from experiments // Biophys J. Biophysical Society, 2005. Vol. 89, No. 2. P. 912–931.
7. *Huda S. et al.* Lévy-like movement patterns of metastatic cancer cells revealed in microfabricated systems and implicated in vivo // Nature Communications 2018 9:1. Nature Publishing Group, 2018. Vol. 9, No. 1. P. 1–11.
8. *Bogachev M.I., Eichner J.F., Bunde A.* Effect of nonlinear correlations on the statistics of return intervals in multifractal data sets // Phys. Rev. Lett. American Physical Society, 2007. Vol. 99, No. 24. P. 240601.
9. *Reynolds A.M.* Scale-free animal movement patterns: Lévy walks outperform fractional Brownian motions and fractional Lévy motions in random search scenarios // J. Phys. A Math. Theor. IOP Publishing, 2009. Vol. 42, No. 43. P. 434006.
10. *Bearup D. et al.* Revisiting Brownian motion as a description of animal movement: a comparison to experimental movement data // Methods Ecol. Evol. John Wiley & Sons, Ltd, 2016. Vol. 7, No. 12. P. 1525–1537.
11. *Torney C.J., Morales J.M., Husmeier D.* A hierarchical machine learning framework for the analysis of large scale animal movement data // Mov. Ecol. BioMed Central Ltd, 2021. Vol. 9, No. 1. P. 1–11.
12. *Hooten M.B., Johnson D.S.* Basis Function Models for Animal Movement // J Am Stat Assoc. Taylor & Francis, 2017. Vol. 112, No. 518. P. 578–589.
13. *Yuan N. et al.* Detrended Partial-Cross-Correlation Analysis: A New Method for Analyzing Correlations in Complex System // Scientific Reports. Nature Publishing Group, 2015. Vol. 5, No. 1. P. 1–7.
14. *Bogachev M.I. et al.* Understanding the complex interplay of persistent and antipersistent regimes in animal movement trajectories as a prominent characteristic of their behavioral pattern profiles: Towards an automated and robust model based quantification of anxiety test data // Biomed Signal Process Control. 2023. Vol. 81.

15. *Lyanova A.I. et al.* Animal Movement Pattern Model Identification based on Detrended Fluctuation Analysis // 2022 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences, SIBIRCON 2022.
16. *Bogachev M. et al.* Video-based marker-free tracking and multi-scale analysis of mouse locomotor activity and behavioral aspects in an open field arena: A perspective approach to the quantification of complex gait disturbances associated with Alzheimer's disease // *Front Neuroinform.* 2023. Vol. 17.
17. *Gonzalez J.J. et al.* Robust tracking and segmentation of human motion in an image sequence // *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing – Proceedings.* Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2003. Vol. 3. P. 29–32.
18. *Shi J., Tomasi C.* Good features to track // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* Publ. by IEEE, 1994. P. 593–600.
19. *Lucas B.D., Kanade T.* An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. 1981. Vol. 2. P. 674–679.
20. *Farnebäck G.* Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion // *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics).* Springer, Berlin, Heidelberg, 2003. Vol. 2749. P. 363–370.
21. *Guan S., Li H., Zheng W.S.* Unsupervised learning for optical flow estimation using pyramid convolution LSTM // *Proc (IEEE Int Conf Multimed Expo).* IEEE Computer Society, 2019. Vol. 2019-July. P. 181–186.
22. *Hurst H.E.* A Suggested Statistical Model of some Time Series which occur in Nature // *Nature* 1957 180:4584. Nature Publishing Group, 1957. Vol. 180, No. 4584. P. 494–494.
23. *Kasdin N.J.* Discrete Simulation of Colored Noise and Stochastic Processes and $1/f\alpha$ Power Law Noise Generation // *Proceedings of the IEEE.* 1995. Vol. 83, No. 5. P. 802–827.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ



СИНИЦА Александр Михайлович – старший научный сотрудник СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

Aleksandr Michailovich SINITCA – senior researcher of Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI".

email: amsinitca@etu.ru

ORCID: 0000-0001-9869-4909

Материал поступил в редакцию 5 февраля 2025 года