# Адаптация алгоритма динамической трансформации временной шкалы для задачи поиска расстояния между двумя временными рядами с периодами низкой изменчивости значений

M.А. Болдырев $^{l}$ , A.В. Зубков $^{l,2}$ 

<sup>1</sup>Волгоградский государственный технический университет, Волгоград <sup>2</sup>Волгоградский государственный медицинский университет, Волгоград

Аннотация: Алгоритм динамической трансформации временной шкалы (dynamic time warping algorithm – DTW) предназначен для сравнения двух временных рядов путем измерения расстояния между ними. DTW широко используется в медицине, распознавании речи, анализе финансового рынка и траекторий взгляда. Рассматривая классический вариант DTW, а также его различные модификации, было выявлено, что в задачах анализа расстояния между траекториями взгляда они не способны корректно учитывать продолжительности его фиксаций на визуальных стимулах. Проблема на данный момент не привлекала к себе особого внимания, хотя ее решение позволит результатов многих экспериментальных точность И интерпретацию исследований, так как оценка времени зрительного фокуса на объектах является важным фактором в визуальном анализе. Отсюда вытекает необходимость адаптировать DTW для такого рода задач. Целью данной работы является адаптация классического DTW для задачи поиска расстояния между двумя временными рядами с периодами низкой изменчивости значений. В ходе демонстрации работы разработанного алгоритма было доказано, что влияние на результат заданного минимального порога продолжительности фиксаций значимо. Предлагаемая адаптация DTW улучшит качество анализа визуальных данных и может быть применена для понимания механизмов восприятия и принятия решений человеком в различных областях деятельности, например, в психологии и маркетинге, а также для разработки эффективных методов тестирования интерфейсов. Ключевые слова: алгоритм динамической трансформации временной шкалы, айтрекинг, временной ряд, траектория взгляда, длительность фиксации взгляда.

#### Введение

Поиск расстояния между объектами является базовой задачей в области анализа данных. Объектами могут выступать изображения [1], временные ряды [2], тексты [3] и другие структуры данных. В рамках данного исследования рассматривается задача анализа расстояния между двумя временными рядами, представляющими собой траектории взгляда — последовательности фиксаций (стабилизации взгляда на областях интереса в течение определенного периода времени), связанных между собой с помощью саккад (быстрых перемещений глаз) [4]. Ее решение находит свое применение, например, в диагностике болезней и т.д. [5].

Длительность фиксаций зависит от многих условий, как, например, тип поставленной зрительной задачи [6,7]. Учет времени зрительного фокуса является важнейшим фактором при выборе меры для сравнения траекторий взгляда [5]. Одной из наиболее известных мер расстояния между двумя временными рядами является алгоритм динамической трансформации временной шкалы (dynamic time warping algorithm – *DTW*) [2].

DTW — это алгоритм, который позволяет сравнивать два временных ряда различной длины, не учитывая как глобальные, так и локальные временные сдвиги.

Рассмотрим два временных ряда — Q длины n и C длины m (1), (2):

$$Q = q_1, q_2, ..., q_i, ..., q_n,$$
 (1)

$$C = c_1, c_2, \dots, c_i, \dots c_m.$$
 (2)

Первоначально строится матрица расстояний d порядка n\*m, в которой элемент  $d_{ij}$  есть расстояние  $d(q_i, c_j)$  (3):

$$d(q_i, c_j) = (q_i - c_j)^2.$$
(3)

На рис.1 приведен пример матрицы расстояний.

	1	6	8	9
1	0	25	49	64
4	9	4	16	25
5	16	1	9	16
3	4	9	25	36

Рис. 1 – Пример матрицы расстояний

Затем строится матрица стоимости D, элемент которой определяется с помощью уравнения (4):

$$D_{ij} = d(q_i, c_j) + min \begin{cases} \Delta_{DTW}(i - 1, j - 1) & \text{if } i, j > 0 \\ \Delta_{DTW}(i, j - 1) & \text{.} \\ \Delta_{DTW}(i - 1, j) & \text{.} \end{cases}$$
(4)

На рис.2 представлен пример матрицы стоимости.

>	1	6	8	9
1	0	25	74	138
4	9	4	20	45
5	25	5	13	29
3	29	14	29	49

Рис. 2 – Пример матрицы стоимости

Тогда расстояние между двумя сериями DTW(Q,C) определяется как (5) [2]:

$$DTW(Q,C) = D_{nm}. (5)$$

В дальнейшем, происходит процесс нормализации полученного результата, так как два временных ряда Q и C могут быть различной длины (6) [8]:

$$DTW_{normalized} = \sqrt{\frac{DTW(Q,C)}{max(m,n)}}.$$
 (6)

Пространственная и временная сложность DTW - O(n \* m).

Цель исследования — улучшение точности и интерпретации результатов в области анализа визуального внимания за счет адаптации классического DTW для задачи поиска расстояния между двумя временными рядами с периодами низкой изменчивости значений.

# Анализ современных исследовательских работ в области DTW

Алгоритм динамической трансформации временной шкалы широко встречается в работах многих ученых, например, в оценке произношения [9], в психопатологии [10], в области отслеживания взгляда [11 – 13].

Были предложены различные улучшения и модификации DTW, для таких сфер, как, например, музыка [14], транспорт [15], медицина [16] и т.д. Однако, на данный момент времени, они, как и классический DTW, в задачах анализа расстояния между траекториями взгляда не способны корректно

учитывать продолжительность периодов с низкой изменчивостью его координат во времени на визуальных стимулах. Данная проблема постепенно начинается затрагиваться в современных исследованиях, как, например, в статье [13]. Решение данного вопроса позволит улучшить точность и интерпретацию результатов многих экспериментальных исследований. Отсюда вытекает необходимость адаптировать DTW для такого рода задач.

## Описание предлагаемой адаптации алгоритма DTW

Траектории взгляда представляют собой многомерные временные ряды, каждое значение которых описывает 3 характеристики: координаты х, у фиксаций на изображении и их продолжительность. В таком случае, уравнение (3) можно представить в виде (7) без учета продолжительности фиксаций и (8) с учетом продолжительности фиксаций [2]:

$$d(q_i,c_j) = \sum_{d=1}^{2} (q_i^d - c_j^d)^2,$$
 (7)

$$d(q_i,c_j) = \sum_{d=1}^{3} (q_i^d - c_j^d)^2,$$
 (8)

где d – размерность.

Продолжительность фиксаций отражает глубину когнитивных процессов человека [17], которую невозможно контролировать в (8). В данной работе для возможности сравнения траекторий взгляда с акцентом на значимых по длительности фиксациям предлагается ввести параметр duration threshold. Тогда уравнение (8) примет вид (9):

$$d(q_{i},c_{j}) = \begin{cases} \sum_{d=1}^{2} (q_{i}^{d} - c_{j}^{d})^{2} & \text{if } q_{i}^{d=3}, c_{j}^{d=3} < duration\_threshold \\ & \sum_{d=1}^{3} (q_{i}^{d} - c_{j}^{d})^{2} & \text{else} \end{cases}$$
(9)

Таким образом, данное решение позволит исследователям сравнивать траектории взгляда с заданным минимальным уровнем когнитивной обработки информации в зависимости от условий экспериментов.

### Эксперименты

Алгоритм динамической трансформации временной шкалы был реализован в вариациях (7), (8), (9) на языке программирования Python, с помощью которого, например, также возможна разработка алгоритма распознавания эмоций человека с использованием сверточной нейронной сети [18].

Последовательности точек взгляда с временем их регистраций были заимствованы из предыдущего исследования и описаны в статье [19]. Для выделения фиксаций из этих данных был реализован алгоритм определения порогового значения скорости [7]. Так как, в среднем продолжительность фиксаций составляет 250 мс [17], в адаптации *DTW* был задан duration threshold с аналогичным значением.

На вход данным вариациям будут подаваться одинаковые последовательности фиксаций длиной от 24 до 37 значений (13 сравнений на каждую вариацию). Будет исследовано на сколько процентов результаты работы предлагаемого алгоритма (9) будут ближе к итогам вариации (7) по сравнению с результатами (8).

## Результаты экспериментов

В результате экспериментов было выявлено, что результаты предлагаемой адаптации DTW (9) ближе к итогам вариации (7) по сравнению с результатами (8) на 1,79 – 2,3%. При этом наблюдался прирост по скорости работы DTW до 7%, количество потребляемой им памяти не увеличилось (замеры производились с помощью библиотек timeit и tracemalloc). Пространственная и временная сложность DTW не возросла.

Примеры количества потребляемой DTW памяти, скоростей его работы в вариациях (8), (9) и его результатов работы в вариациях (7), (8), (9) при одинаковых наборах входных данных представлены на рис.3 – 5.

```
Current memory usage: 0.001168 MB; Peak was: 0.018976 MB
Process finished with exit code 0
```

Рис. 3 — Пример количества потребляемой DTW памяти в вариациях (8), (9) при одинаковых наборах входных данных

```
DTW(8) average execution time over 1000 runs: 0.002516 seconds  
Process finished with exit code 0  
DTW(9) average execution time over 1000 runs: 0.002320 seconds  
Process finished with exit code 0
```

Рис. 4 — Пример скоростей работы DTW в вариациях (8), (9) при одинаковых наборах входных данных

```
DTW(7) distance - 468.34281219890613
DTW(8) distance - 600.5266368531493
DTW(9) distance - 589.7222261964986
DTW(9) distance is closer to DTW(7) distance compared to DTW(8) distance by 2.3%
Process finished with exit code 0
```

Рис. 5 — Пример результатов работы DTW в вариациях (7), (8), (9) при одинаковых наборах входных данных

#### Заключение

В данной работе была представлена адаптация DTW для задачи анализа расстояния между двумя траекториями взгляда с учётом продолжительности периодов с низкой изменчивостью его координат во времени на визуальных стимулах. Была успешно проведена демонстрация его работы.

Предлагаемое решение позволит улучшить качество анализа визуальных данных и может быть применена для понимания механизмов

восприятия и принятия решений человеком в различных областях деятельности, например, в психологии и маркетинге, а также для разработки эффективных методов тестирования интерфейсов.

## Литература

- 1. Zhou H., Ma A., Niu Y., Ma Z. Small-object detection for UAV-based images using a distance metric method // Drones. 2022. Vol. 6. №. 10. P. 308.
- 2. Shifaz A., Pelletier C., Petitjean F., Webb G. I. Elastic similarity and distance measures for multivariate time series // Knowledge and Information Systems. 2023. Vol. 65. №. 6. pp. 2665-2698.
- 3. Hajbi S., Amezian O., Moukhi N. El, Korchiyne R., Chihab Y. Moroccan Arabizi-to-Arabic conversion using rule-based transliteration and weighted Levenshtein algorithm // Scientific African. 2024. Vol. 23. P. e02073.
- 4. Sharafi Z., Shaffer T., Sharif B., Guéhéneuc YG. Eye-tracking metrics in software engineering // 2015 Asia-Pacific Software Engineering Conference (APSEC). 2015. pp. 96-103.
- 5. Fahimi R., Bruce N. D. B. On metrics for measuring scanpath similarity // Behavior Research Methods. 2021. Vol. 53. pp. 609-628.
- 6. Carter B. T., Luke S. G. Best practices in eye tracking research // International Journal of Psychophysiology. 2020. Vol. 155. pp. 49-62.
- 7. Karthik G., Amudha J., Jyotsna C. A custom implementation of the velocity threshold algorithm for fixation identification // 2019 International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT). 2019. pp. 488-492.
- 8. Tao Y., Both A., Silveira R. I., Buchin K., Sijben S., Purves R. S., Laube P., Peng D., Toohey K., Duckham M. A comparative analysis of trajectory similarity measures // GIScience & Remote Sensing. 2021. Vol. 58. №. 5. pp. 643-669.

- 9. Sheoran K., Bajgoti A., Gupta R., Jatana N., Dhand G., Gupta C., Dadheech P., Yahya U., Aneja N. Pronunciation scoring with goodness of pronunciation and dynamic time warping // IEEE Access. 2023. Vol. 11. pp. 15485-15495.
- 10. Booij M. M., van Noorden M. S., van Vliet I. M., Ottenheim N. R., van der Wee N. J. A., Van Hemert A. M., Giltay E. J. Dynamic time warp analysis of individual symptom trajectories in depressed patients treated with electroconvulsive therapy // Journal of Affective Disorders. 2021. Vol. 293. pp. 435-443.
- 11. Iacobelli E., Ponzi V., Russo S., Napoli C. Eye-tracking system with low-end hardware: development and evaluation // Information. 2023. Vol. 14. №. 12. P. 644.
- 12. Carr J. W., Pescuma V. N., Furlan M., Ktori M., Crepaldi D. Algorithms for the automated correction of vertical drift in eye-tracking data // Behavior Research Methods. 2022. Vol. 54. №. 1. pp. 287-310.
- 13. Zhou W., Yang M., Tang J., Wang J., Hu B. Gaze Patterns in Children With Autism Spectrum Disorder to Emotional Faces: Scanpath and Similarity // IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2024. Vol. 32. pp. 865-874.
- 14. Kraprayoon J., Pham A., Tsai T. J. Improving the Robustness of DTW to Global Time Warping Conditions in Audio Synchronization // Applied Sciences. 2024. Vol. 14. №. 4. P. 1459.
- 15. Guo F., Zou F., Luo S., Liao L., Wu J., Yu X., Zhang C. The fast detection of abnormal ETC data based on an improved DTW algorithm // Electronics. 2022. Vol. 11. №. 13. P. 1981.
- 16. Jiang Y., Qi Y., Wang W. K., Bent B., Avram R., Olgin J., Dunn J. EventDTW: An improved dynamic time warping algorithm for aligning

biomedical signals of nonuniform sampling frequencies // Sensors. 2020. Vol. 20. №. 9. P. 2700.

- 17. Mahanama B., Jayawardana Y., Rengarajan S., Jayawardena G., Chukoskie L., Snider J., Jayarathna S. Eye movement and pupil measures: A review // Frontiers in Computer Science. 2022. Vol. 3. P. 733531.
- 18. Семенюк В.В., Складчиков М.В. Разработка алгоритма распознавания эмоций человека с использованием сверточной нейронной сети средствами Python // Инженерный вестник Дона. 2023. № 12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2023/8905.
- 19. Болдырев М.А., Зубков А.В., Донская А.Р, Скляров М.А, Попов В.А., Евлахова М.А., Степанов С.В. Исследование шаблона распределения внимания человека с помощью технологии айтрекинг // Инженерный вестник Дона. 2024. № 12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2024/9666.

#### References

- 1. Zhou H., Ma A., Niu Y., Ma Z. Drones. 2022. Vol. 6. №. 10. P. 308.
- 2. Shifaz A., Pelletier C., Petitjean F., Webb G. I. Knowledge and Information Systems. 2023. Vol. 65. №. 6. pp. 2665-2698.
- 3. Hajbi S., Amezian O., Moukhi N. El, Korchiyne R., Chihab Y. Scientific African. 2024. Vol. 23. P. e02073.
- 4. Sharafi Z., Shaffer T., Sharif B., Guéhéneuc YG. 2015 Asia-Pacific Software Engineering Conference (APSEC). 2015. pp. 96-103.
- 5. Fahimi R., Bruce N. D. B. Behavior Research Methods. 2021. Vol. 53. pp. 609-628.
- 6. Carter B. T., Luke S. G. International Journal of Psychophysiology. 2020. Vol. 155. pp. 49-62.
- 7. Karthik G., Amudha J., Jyotsna C. 2019 International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT). 2019. pp. 488-492.

- 8. Tao Y., Both A., Silveira R. I., Buchin K., Sijben S., Purves R. S., Laube P., Peng D., Toohey K., Duckham M. GIScience & Remote Sensing. 2021. Vol. 58. №. 5. pp. 643-669.
- 9. Sheoran K., Bajgoti A., Gupta R., Jatana N., Dhand G., Gupta C., Dadheech P., Yahya U., Aneja N. IEEE Access. 2023. Vol. 11. pp. 15485-15495.
- 10. Booij M. M., van Noorden M. S., van Vliet I. M., Ottenheim N. R., van der Wee N. J. A., Van Hemert A. M., Giltay E. J. Journal of Affective Disorders. 2021. Vol. 293. pp. 435-443.
- 11. Iacobelli E., Ponzi V., Russo S., Napoli C. Information. 2023. Vol. 14. №. 12. P. 644.
- 12. Carr J. W., Pescuma V. N., Furlan M., Ktori M., Crepaldi D. Behavior Research Methods. 2022. Vol. 54. №. 1. pp. 287-310.
- 13. Zhou W., Yang M., Tang J., Wang J., Hu B. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2024. Vol. 32. pp. 865-874.
- 14. Kraprayoon J., Pham A., Tsai T. J. Applied Sciences. 2024. Vol. 14. №. 4. P. 1459.
- 15. Guo F., Zou F., Luo S., Liao L., Wu J., Yu X., Zhang C. Electronics. 2022. Vol. 11. №. 13. P. 1981.
- 16. Jiang Y., Qi Y., Wang W. K., Bent B., Avram R., Olgin J., Dunn J. Sensors. 2020. Vol. 20. № 9. P. 2700.
- 17. Mahanama B., Jayawardana Y., Rengarajan S., Jayawardena G., Chukoskie L., Snider J., Jayarathna S. Frontiers in Computer Science. 2022. Vol. 3. P. 733531.
- 18. Semenyuk V.V., Składchikov M.V. Inzhenernyj vestnik Dona. 2023. № 12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2023/8905.
- 19. Boldirev M.A., Zubkov A.V., Donsckaia A.R., Sklyarov M.A., Popov V.A., Eulahova M.A., Stepanov S.V. Inzhenernyj vestnik Dona. 2024. № 12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2024/9666.

Дата поступления: 25.01.2025 Дата публикации: 4.03.2025