

## Ocena osobniczych cech ruchu poszczególnych stawów z wykorzystaniem transformaty dynamicznego marszczenia czasu

Adam Świtoński<sup>1,2</sup>, Henryk Josiński<sup>1,2</sup>, Agnieszka Michalczuk<sup>1,2</sup>, Konrad Wojciechowski<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Polsko-Japońska Wyższa Szkoła Technik Komputerowych, Wydział Zamiejscowy  
w Bytomiu, Aleja Legionów 2, 41-902 Bytom

<sup>2</sup>Politechnika Śląska w Gliwicach, ul. Akademicka 16, 44-100 Gliwice

### WSTĘP

Metody klasyfikacji danych ruchu można podzielić na trzy główne kategorie: ekstrakcja i selekcja cech poprzedzająca dalszą klasyfikację prowadzoną w przestrzeniach wektorowych [1], [2] oraz klasyfikacja bazująca na transformacie marszczenia czasu [3] i ukrytych modelach Markowa klas ruchu [4]. Szczególny przypadek klasyfikacji danych ruchu stanowi identyfikacja osobnicza chodu prowadzona na podstawie danych z wyróżnionym modelem szkieletowym. W takim przypadku istotne zagadnienie stanowi ocena ruchu poszczególnych stawów pod kątem cech osobniczych. Pozwoli ona na redukcję modelu szkieletowego, co w konsekwencji może przyczynić się do poprawy skuteczności identyfikacji oraz ułatwi szacowanie tak uproszczonego modelu szkieletowego na podstawie danych nagrań wideo.

### MATERIAŁ I METODA

Transformata dynamicznego marszczenia czasu (ang. *Dynamic Time Warping; DTW*), dokonuje synchronizacji dwóch serii czasowych. W efekcie uzyskujemy takie dopasowanie pól obydwu przejść, dalej nazwane ścieżką DTW, dla których suma niepodobieństw jest minimalna. Przekształcenie takie jest monotoniczne, tzn. możliwe jest jedynie przyspieszanie lub zwalnianie jednego przejścia względem drugiego w kolejnych chwilach czasu, natomiast niedozwolone jest przesuwanie się wstecz. Do wyznaczenia ścieżki DTW stosuje się techniki programowania dynamicznego. Kluczowym elementem, który ma wpływ na uzyskane rezultaty DTW, jest dobór odpowiedniej metryki oceny podobieństwa pojedynczych pól. W podejściu klasycznym, gdzie kolejne rotacje łańcucha kinematycznego reprezentowane są poprzez kąty Eulera, możliwe jest zastosowanie domyślnych metryk przestrzeni wektorowych. W przypadku, gdy do reprezentacji obrotów wykorzystujemy jednostkowe kwaterniony, stosujemy metryki kwaternionowe na poziomie pojedynczych stawów, jak dla przykładu kąt lub jego cosinus pomiędzy kwaternionami na sferze  $S^3$  lub odległość w przestrzeni stycznej.

W celu przeprowadzenia eksperymentu wykorzystano bazę 353 przejść wykonywanych przez 25 różnych aktorów, dla której akwizycję przeprowadzono w laboratorium pomiaru ruchu Polsko-Japońskiej Wyższej Szkoły Technik Komputerowych. Szczegóły nt bazy przejść można znaleźć w [1], [2] i [3].

### WYNIKI

Do oceny cech indywidualnych przeprowadzono klasyfikację oddzielnie dla każdego ze stawów. Skuteczność takiej klasyfikacji w rozumieniu procentu poprawnie zidentyfikowanych przejść zbioru testowego pozwoliła na skonstruowanie rankingu stawów, jak pokazano w tabeli 1. W klasyfikacji wykorzystano schemat najbliższego sąsiada, przy czym do określenia sąsiedztwa wykorzystano koszt ścieżki DTW liczony na bazie kwaternionowej reprezentacji obrotów.

### DYSKUSJA

Uzyskane wyniki klasyfikacji chodu można uznać za zadowalające. Śledzenie ruchu pojedynczego stawu pozwala na identyfikację z niemalże 80% precyzją. Osobnicze cechy poszczególnych stawów silnie zależą od ich aktywności ruchowej podczas chodu. Najwyżej

w rankingu plasują się stawy biodrowe (LeftUpLeg, RightUpLeg) i stawy skokowe (LeftFoot, RightFoot). Niemalże 50% skuteczność pozwalają uzyskać obydwie stawy kolanowe. Dość wysoką pozycję atrybutów związanych z kręgosłupem (Spine) oraz globalną rotacją szkieletu (Root) można tłumaczyć wadami postawy.

|              |                    |                     |                 |                     |                      |                     |                    |
|--------------|--------------------|---------------------|-----------------|---------------------|----------------------|---------------------|--------------------|
| <b>Staw</b>  | <b>RightUpLeg</b>  | <b>LeftUpLeg</b>    | <b>LeftFoot</b> | <b>RightFoot</b>    | <b>Root</b>          | <b>Spine</b>        | <b>LeftArm</b>     |
| <b>Skut.</b> | 76,11%             | 75,56%              | 62,22%          | 56,11%              | 53,89%               | 51,11%              | 50,56%             |
| <b>Staw</b>  | <b>RightArm</b>    | <b>LeftLeg</b>      | <b>RightLeg</b> | <b>Spine1</b>       | <b>RightShoulder</b> | <b>LeftShoulder</b> | <b>LeftHand</b>    |
| <b>Skut.</b> | 50,00%             | 48,33%              | 47,78%          | 47,78%              | 36,67%               | 36,11%              | 33,33%             |
| <b>Staw</b>  | <b>LeftToeBase</b> | <b>RightToeBase</b> | <b>Neck</b>     | <b>RightForeArm</b> | <b>Head</b>          | <b>RightHand</b>    | <b>LeftForeArm</b> |
| <b>Skut.</b> | 33,33%             | 33,33%              | 28,89%          | 27,22%              | 26,11%               | 26,11%              | 24,44%             |

Tab.1 Uzyskana skuteczność identyfikacji dla poszczególnych stawów.

#### PODZIĘKOWANIE

Projekt został sfinansowany ze środków Narodowego Centrum Nauki przyznanych na podstawie decyzji numer DEC-2011/01/B/ST6/06988.

#### LITERATURA

1. Świtoński, A., Mucha, R., Danowski, D., Mucha, M., Cieślar, G., Wojciechowski, K., Sieroń: A., Human identification based on a kinematical data of a gait. Electrical Review, 2011.
2. Świtoński, A., Polański, A., Wojciechowski, K.: Human identification based on gait paths. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, LNCS 6915, 2011.
3. Świtoński, A., Polański, A., Wojciechowski, K.: Human identification based on the reduced kinematic data of the gait. IEEE 7th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, 2011.
4. M. Cheng, M. Ho, C.Huang: 'Gait Analysis For Human Identification Through Manifold Learning and HMM. Pattern Recognition, Vol. 41, No. 8, 2008.