

# ВЫЯВЛЕНИЕ ЗАБОЛЕВАНИЙ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ПОХОДКИ

Дин Аоди, Недзведь А. М.

Кафедра информационных систем управления

Белорусский государственный университет

Минск, Республика Беларусь

E-mail: aodiding541@gmail.com, nedzveda@tut.by

*Болезнь Паркинсона – распространенное заболевание пожилых людей, и стоимость использования профессионального оборудования и медицинского персонала для выявления нарушений походки всегда высока. В этой статье Alpharose используется для анализа видеозаписи походки пациента в переднем и боковом ракурсах, чтобы извлечь двумерную последовательность координат костей и суставов, а данные о походке предварительно обрабатываются для извлечения характеристик походки. Для получения характеристик используются фильтры нижних частот, частота походки и другие методы, и различные классификационные модели KNN, Random-Forest и MLP используются для сравнения результатов различных классификационных моделей, и для прогнозирования заболевания выбирается модель с наибольшей точностью.*

## ВВЕДЕНИЕ

Болезнь Паркинсона – дегенеративное заболевание. Ручной анализ данных о ходьбе требует участия хорошо подготовленных специалистов, и результаты оценки необязательно объективны. Наша цель предложить недорогой автоматический инструмент для раннего прогнозирования, эффективного лечения и мониторинга заболеваний мышц. Современный усовершенствованный метод заключается в использовании визуальной модели для анализа структуры кости, получении прогноза последовательности походки с помощью структуры кости и использовании модели классификации обучения последовательности походки для прогнозирования выявленных заболеваний. В этом эксперименте используются различные классификационные модели для выбора оптимальных результатов в качестве основной модели данного эксперимента.

### I. ПОДГОТОВКА ДАННЫХ

На этот раз в качестве экспериментальных данных использовались база данных походки CASIA-B и данные о походке пациентов с болезнью Паркинсона[1]. Данные о походке были получены из 11 просмотров. Три изменения угла обзора, одежды и условий ношения рассматривались отдельно. Определите 26 важных узлов костей человека и выберите из базы данных передние и боковые углы каждой из данных о походке, чтобы проанализировать движение походки.

### II. МОДЕЛЬ YOLO-ALPHAROSE

YOLO-AlphaPose – это комбинация YOLO в качестве детектора. AlphaPose делает прогноз ориентации на основе результатов YOLO. Если мы сталкиваемся с несложной сценой с небольшим количеством людей в кадре, YOLO-AlphaPose достаточно хорош в своей работе. AlphaPose состоит из нескольких остаточных модулей и по-

нижающей дискретизации/модули повышающей дискретизации. В модуле мы создаем структуру путем рекурсивного объединения остаточных модулей. Остаточный модуль включает в себя слой нормализации, слой пакетной нормализации и функцию активации, которые используются для извлечения объектов и сохранения подробной информации. Модули понижающей и повышающей дискретизации используются для понижающей и повышающей дискретизации объектов для извлечения признаков и прогнозирования в различных масштабах[2]. Теперь давайте представим функцию расстояния: смотрите формулу 1.

### III. ПОЛУЧИТЕ ХАРАКТЕРИСТИКАХ

ratioR это соотношение между измеренным расстоянием шага и расстоянием от носа до ягод, рассчитанным на основе последовательности движений стопы в суставах[3].

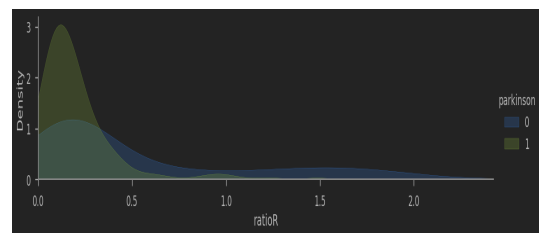


Рис. 1 – особенности ratioR

Из значений карты признаков ratioR мы можем ясно видеть, что среднее значение для пациентов с болезнью Паркинсона составляет около 0,2, а для нормальных людей – около 0,5. Следовательно, характерные данные соотношения могут быть использованы для прогнозирования пациентов с болезнью Паркинсона. Данные о характеристиках Turning duration рассчитывают длину бедра и плеча для всех кадров, затем вычисляют разницу между максимальным и минимальным циклами походки и равномерно распределяют ре-

зультаты расчета разницы по значению кадра[4]. Значение кадра в этом эксперименте равно 30.

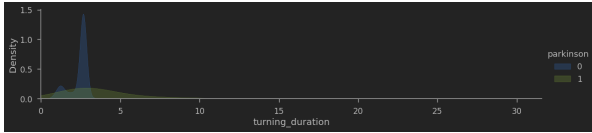


Рис. 2 – особенности Turning duration

Из рисунка мы можем видеть, что собственные значения продолжительности поворота сильно различаются у пациентов с болезнью Паркинсона и без нее, и можно четко различить две различные ситуации.

#### IV. СРАВНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Для прогнозирования течения болезни пациентов с болезнью Паркинсона используются три классификационные модели. Мы получили нижеприведенную форму.

Таблица 1 – Точность прогнозирования модели

модель	KNN	Random-Forest	MLP
Точность	0.8143	0.8857	0.8571

Из трех моделей классификации можно видеть, что модель классификации random Forest достигла хорошего результата прогнозирования в 88.57% в этом эксперименте. Этот результат выше, чем у моделей MLP и KNN, поэтому лучше всего использовать модель randomForest для прогнозирования обнаружения и классификации походки.

В соответствии с моделью randomForest, различные оценочные показатели, полученные с использованием модели матрицы путаницы

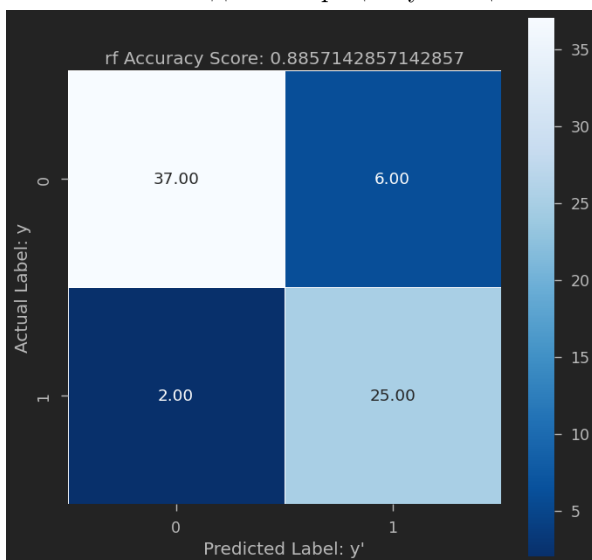


Рис. 3 – Оценка результатов пациентов

Из результатов, приведенных на рисунке выше, можно сделать вывод, что показатель точности прогнозирования пациентов с болезнью Паркинсона достиг 88.57%. Значение отзыва для нормальных людей составляет 0,8605, а значение отзыва для пациентов с болезнью Паркинсона - 0,9259. randomForest может выполнить эту задачу и достичь очень высоких результатов. хорошие результаты предсказания получаются при экспериментальном сравнении.

#### V. ВЫВОД

В этом эксперименте данные о последовательности походки были получены с помощью YOLO-alphaPose для оценки ключевого положения костей в данных о походке. Математические методы были использованы для расчета 6 характеристик походки на основе данных о последовательности походки, и, наконец, для прогнозирования результатов сравнения была использована модель классификации randomForest. Тестирование метода проводилось с использованием набора данных о походке CASIA-B, и результат предсказания классификации randomForest составил 88.57%, а показатель точности превзошел модели KNN и MLP. В этом эксперименте характеристики походки, костей и суставов были использованы для успешного выполнения задачи прогнозирования выявления заболеваний.

#### VI. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Mahlknecht, P. Prevalence and burden of gait disorders in elderly men and women aged 60–97 years: a population-based study / P. Mahlknecht, S. Kiechl, B. R. Bloem // PLoS. One. –2013. –Vol. 112, –P. 703–709.
2. Fang, H., RMPE: Regional Multi-Person Pose Estimation. Computer Science.. / H.. Fang, Tai., Y., lu, C.. // PLoS. One. –2016. –Vol. 54, –P. 12–16.
3. Aich, S. A machine learning approach to distinguish parkinson's disease patient's with shuffling gait from older adults based on gait signals using 3d motion analysis. / Pradhan, P.M., Park, J., Kim, H.C. Int. J. Eng. Technol // 7(3.29), 153–156 (2018)
4. Ramachandran. Deep learning an overview. International Journal of Applied Engineering Research / Ramachandran, R., Rajeev, D., Krishnan, S., Subathra // –2015. –Vol. 12, –P. 54–56.

$$d(P_i, P_j | \Lambda) = K_{\text{Sim}}(P_i, P_j | \sigma_1) + \lambda H_{\text{Sim}}(P_i, P_j | \sigma_2) \quad (1)$$