

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ С ЧАСТИЧНЫМ ПРИВЛЕЧЕНИЕМ УЧИТЕЛЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ СПОРТСМЕНА

Левцкий Г. В.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Камлач П. В. – к.т.н., доцент

Одними из важнейших задач в спортивной медицине является определение функционального состояния спортсмена, оценка его работоспособности и степень усталости. Такие знания позволяют построить наиболее оптимальный, с точки зрения результата, тренировочный процесс. Однако проблема заключается в том, что многие простые пробы хоть дают недостоверный результат, а более сложные пробы уже требуют специализированное оборудование, обученный персонал и время на получение конечной оценки. В данном исследовании было предложено использовать методы машинного обучения для выявления функционального состояния спортсменов с помощью данных, полученных из носимых устройств.

Благодаря развитию машинного обучения, а также глубокого и вариационного обучения, стало возможно определение состояния спортсмена с помощью более сложных алгоритмов, дающих более точные результаты.

Требования к алгоритму, который будет осуществлять обработку данных достаточно велики:

- 1) необходимо, чтобы алгоритм мог обучаться на малом количестве размеченных данных, но учитывал неразмеченные, которых может быть гораздо больше;
- 2) необходимо, чтобы алгоритм мог достаточно быстро построить решающую функцию: по паре примерам или даже без них;
- 3) необходимо, чтобы алгоритм имел хорошую обобщающую способность;
- 4) возможность обучения в реальном режиме времени;
- 4) быстрота обучения и предсказания.

Всем этим требованиям удовлетворяет алгоритм вариационного автоэнкодера с частичным привлечением учителя [1]. В отличие от обычного вариационного автоэнкодера, данный алгоритм разбивает шифровщик на две части: одна для неразмеченных данных, другая для размеченных. Схема такого алгоритма показана на рисунке 1.

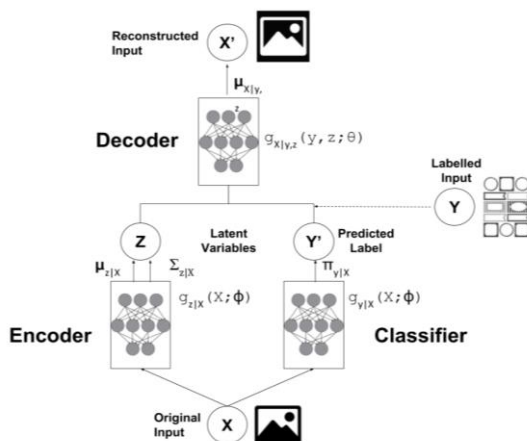


Рисунок 1 - Схема вариационного автоэнкодера с частичным привлечением учителя

Данные с носимого устройства поступают либо на энкодер (если лейблы отсутствуют), либо на классификатор (если лейблы присутствуют). Функционал оптимизации приведен ниже

$$\mathfrak{J} = \sum_{x \in D_{unlabelled}} \left[\sum_y q_{\varphi}(y|x) (\mathcal{L}(x, y)) - \mathfrak{H}(q_{\varphi}(y|x)) \right] + \sum_{(x, y) \in D_{labelled}} [\mathcal{L}(x, y) - \alpha \log q_{\varphi}(y|x)]$$

Для увеличения объема выборки используется аугментация, основанная на погрешности измерений носимых устройств.

Список использованных источников:

1. Kingma, D. P. Semi-supervised learning with deep generative models / Kingma, D. P., Mohamed, S., Rezende, D. J., and Welling, M. // Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). - 2014. - Vol. 27. - P. 3581-3589.