Time series classification in parameters space using NeuralODE

Kirill Semkin[1*] and Vadim Strijov[2*]

*Corresponding author(s). E-mail(s): semkin.ki32@gmail.com; strijov@forecsys.ru;

Keywords: time series; NeuralODE; classification; inertial measurement unit

The task of time series classification is to assign class label to given time series. The number of classes is fixed. It is assumed that each class corresponds to some dynamical system. Each system generates phase trajectories within some probabilistic model. These trajectories are then mapped into empirical observations. The paper investigates how to restore dynamical systems out of experimental data using NeuralODE. We consider fixed and bayesian approaches to defining dynamical systems' parameters. Two classification principles are introduced: bayesian testing and transition to dynamical system's parameters space. Taken's theorem is used to approximate true phase trajectories. At last, time series from inertial measurement unit are classified using given technics and compared with other machine learning models.

1 Introduction

Current theory is not well established yet. Here are basic ideas and schemes of the probabilistic frameworks used in the work.

I Байесовское порождение данных:

1) сэмплируем activity ~ U[jog, stand, ...]
2) сэмплируем параметры модели $w \sim N(\bar{\mu}, \sigma^2 I)$
3) сэмплируем зашумлённые данные из Neural ODE

$t = 1, 2, \dots, N$

возможно, что-то другое?

· если знаем $\bar{\mu}, \sigma^2$ + априори activity ~ U =>

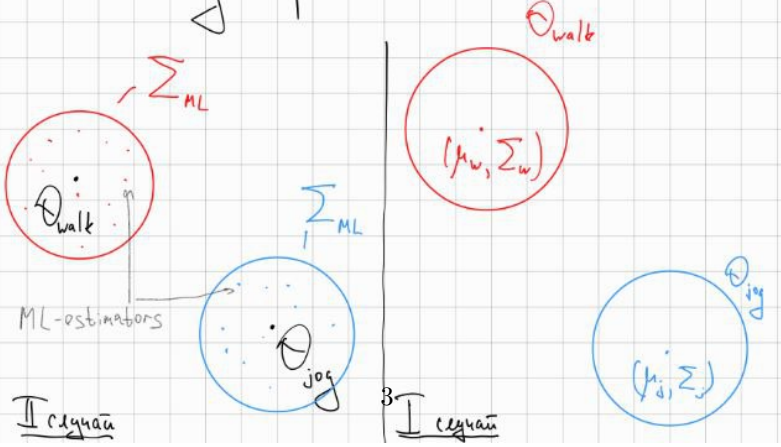
=> по max Evidence можно классифицировать новые траектории.

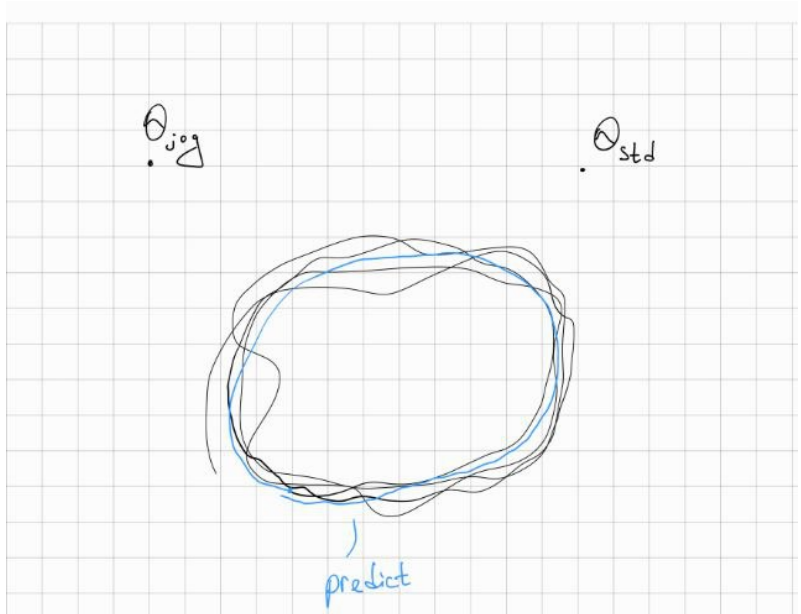
оценим сэмплированием

· $\bar{\mu}, \sigma^2$ оценим через оптимизацию ELBO для каждого activity

II Небайесовское порождение данных: на шаге

2) $\Theta_{activity}$ фиксированное.




θ_{jog}
θ_{std}
predict

· NODE умеем только предсказывать по x_0 и $t_0, \dots, t_n$ траекторию. Поэтому классифик. действительно возможна либо на пар-ах модели, либо через формализм гипотез (имея обученные модели)

· нужен бейзлайн классификации: RNN.

· нужен бейзлайн через формализм гипотез: отделить train/test 80 на 20; выучить сильные модели. Далее, проклассифицировать по бейесовским гипотезам: а) все равновероятно б) пропорционально кол-ву activity_tags

I

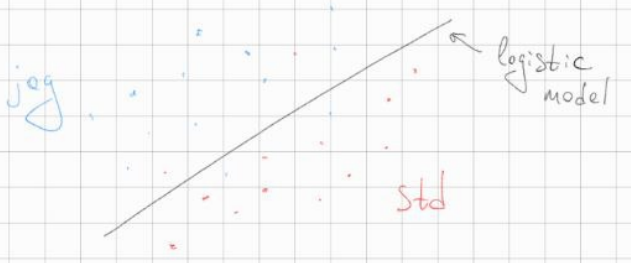
· классификация через обучение модели по одной траектории. Чтобы не допустить переобучения, используем модели попроще. В любом случае, в вероятностном смысле мы выучиваем ML-estim. Далее, возможны несколько мировоззрений:

II

а) Для всех людей $\exists Q_{jog}, Q_{std}$, порождающие наблюдаемые траектории. Т.к. ML-est. асимпт. несмещ., нормальные $\Rightarrow$ оценим μ, Σ через выборочные для нужных activity. Проверим на

нормальность. Нужны какие-то характеристики разброса для MultivariateNormal(λ_i ? Π λ_i ?). Посчитаем KL. Посчитаем $\|\mu_i - \mu_j\|$. Классифицируем test по max LH для полученных $N(\mu, \Sigma)$.

б) Считаем, что идеально выучили $\vec{\theta}_i$ для каждой траектории. Можем ввести $\forall$ вероятностную модель в пр-ве параметров. Например: kNN, logistic и т.д. Можно выучить эту модель и наконец выполнить классификацию.



- третий путь: байес. Предполагаем распределения на $\vec{\theta}$ при условии конкретного класса (обратно дискриминативной модели II.б.). III