

Выбор согласованных моделей для построения нейроинтерфейса

Кулаков Ярослав

February 2021

1 Abstract

В работе исследуется задача построения нейро-компьютерного интерфейса (BCI). Рассматривается задача моделирования сигнала, снимаемого с конечностей при активности мозга. Предлагается применить методы снижения размерности исходного пространства, так как значения сигнала сильно скоррелированы.

Проводится анализ прогноза и латентного пространства, получаемых парой гетерогенных моделей.

Экспериментальные результаты подтверждают, что предлагаемый метод улучшает качество предсказаний модели.

2 Introduction

В настоящее время все больше задач перекладывается на плечи машин, машинного обучения. В то же время человеческий мозг остается неизученным и трудно прогнозируемым объектом. В работе предлагается исследовать разные модели машинного обучения: линейные и нелинейные нейросети.

Оценивается качество, устойчивость и сложность рассматриваемых моделей. Для получения нескоррелированных, но информативных признаков, решается задача снижения размерности исходного пространства. В статье (Катруца, Стрижов, 2017) даны обширные сравнения алгоритмов снижения размерности: QPFS с LARS, Lasso, Stepwise, Ridge и отбор признаков с генетическим алгоритмом. Quadratic Programming Feature Selection (QPFS) превосходит конкурентов и этот метод можно адаптировать для нашей задачи. Так же проводится сравнение с методами PLS, PCA, других нелинейных моделей. При решении задачи выбора признаков, одновременно оптимизируются две задачи: минимизируется корреляция между признаками и максимизируется информативность признаков по отношению к таргету. Задача осложняется тем, что признаки и таргеты имеют разную природу.

В результате получен устойчивый пайплайн модулирования сигнала в конечности от карты активности мозга, состоящий из этапов:

- Построение латентного пространства меньшей размерности, с минимальной корреляцией признаков и максимальной информативностью.
- Построение прогностической модели в полученном пространстве.
- Восстановление обратной зависимости для предсказания активности мозга.

3 Problem statement

Рассматривается датасет (X, Y) . Данные содержат записи о траектории движения руки в 3х-мерном пространстве и ECoG сигнала. Датасет состоит из 20-ти записей двух обезьян, которые пытались достать кусочек еды правой рукой. ECoG сигнал снимался с 64х электродов, частотой 1кГц. Чтобы сформировать тензор признаков, каждая эпоха ECoG была сопоставлена

с временно-частотно-пространственным пространством с помощью непрерывного волнового преобразования (CWT).

Снижение размерности. Задача состоит в поиске функций $\phi : X^{n \times m} \rightarrow X^{n \times k}$ для объектов и функции $\psi : Y^{n \times p} \rightarrow X^{n \times q}$ для кодирования целевых переменных. Причем $k < m, q < p$. Полученные матрицы являются матрицами представлений в латентном пространстве.

Рассматриваются линейные и нелинейные модели. Линейные модели менее подвержены проклятию размерности и слабее переобучаются, а нелинейные методы способны уловить сложные закономерности. Чтобы объединить преимущества обоих методов рассматриваются generalized linear models, additive models и их комбинация — GAM.

Линейная модель задается в виде $\hat{y} = X^T \theta + \theta_0$, где X — матрица признаков, а θ — вектор параметров модели. Предполагается, что истинная зависимость так же является линейной, с шумом, распределенным нормально.

GLM — обобщение линейной регрессии, в котором мы можем применять разные функции к y , а так же предполагать разные его распределения.

АМ — еще один способ по внедрению нелинейности в модель. $\hat{y} = \theta_0 + \sum \theta_i f_i(x_i)$.

Используемые метрики и критерии качества: $MSE(\|y - \hat{y}\|_2^2)$, $MAE(\|y - \hat{y}\|_1)$, $MAPE(\frac{1}{n} \sum \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i})$.

Соответственно задача ставится как минимизация этих Loss-function: $L(X, Y, \Theta) \rightarrow \min$.

4 Literature

- * Яушев Ф.Ю., Исаченко Р.В., Стрижов В.В. Модели согласования скрытого пространства в задаче прогнозирования Системы и средства ин-

форматики, 2021, 31(1). PDF.

- * Исаченко Р.В. Выбор модели декодирования сигналов в пространствах высокой размерности. Рукопись, 2021.PDF
- * Исаченко Р.В. Выбор модели декодирования сигналов в пространствах высокой размерности. PDF.
- * Isachenko R.V., Strijov V.V. Quadratic Programming Optimization with Feature Selection for Non-linear Models // Lobachevskii Journal of Mathematics, 2018, 39(9) : 1179-1187. PDF.
- * Motrenko A.P., Strijov V.V. Multi-way feature selection for ECoG-based brain-computer interface // Expert Systems with Applications, 2018, 114(30) : 402-413. PDF.
- * Eliseyev A., Aksenova T. Stable and artifact-resistant decoding of 3D hand trajectories from ECoG signals using the generalized additive model. Journal of neural engineering. – 2014.