Выбор согласованных моделей для построения нейроинтерфейса

Кулаков Ярослав Михайлович

Московский физико-технический институт

Курс: Автоматизация научных исследований (практика, В.В. Стрижов)/Группа 813

Эксперт: В .Стрижов

Консультант: Р. Исаченко

2021

Цель исследования

Цель:

Предсказание координат кисти по сигналам с мозга и предыдущей позиции.

Проблема:

Высокая размерность пространства признаков, их скоррелированность.

Решение:

Отображение пространства признаков в латентное пространство меньшей размерности, уточнение предсказания второй, авторегрессионной моделью.

Прогнозирование координаты кисти по сигналам электрокортикограммы ECoG

(X,Y). $X\in\mathbb{R}^{T,K}$, где T — количество временных отметок, K — количество электродов, $Y\in\mathbb{R}^{C,T}$, где C — номер координаты в трехмерном пространстве.



Цель - минимизация метрик MSE, MAE.

Публикации

- Strijov V.V. Motrenko A.P. Multi-way feature selection for ecog-basedbrain-computer interface. Expert Systems with Applications, 114(30), pages402–413., 2018.
- Aksenova T. Eliseyev A. Stable and artifact-resistant decoding of 3d handtrajectories from ecog signals using the generalized additive model. Journal of neural engineering., 2014.
- ▶ Стрижов В.В. Яушев Ф.Ю., Исаченко Р.В. Модели согласования скрытого пространства в задаче прогнозирования. Системы и средства информатики, раде 31(1), 2021.

PLS-алгоритм

X — пространство сигналов активностей мозга. Y — пространство координаты руки.

$$X = TP^T + E$$

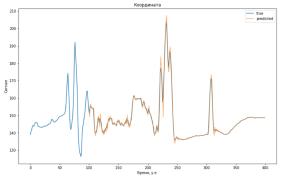
 $Y = UQ^T + F$
 E, F — error
matrices.

$$\begin{array}{ccc}
\mathbf{X} & \xrightarrow{f} & \mathbf{Y} \\
\varphi_1 \left(\begin{array}{ccc} \varphi_2 & & \psi_2 \\
\mathbf{T} & \xrightarrow{g} & \mathbf{U} \\
& & & \downarrow \\
\end{array} \right) \psi_1$$

Размерность латентного пространства пространства подбирается по сетке.

Авторегрессия

Имеется ряд $\{y_t\}$, требуется предсказать значение y_{t+1} . Ищется в виде $y_{t+1} = \sum_{i=t}^{i=t-k} a_i y_i$. Обучается линейная регрессия на всех точках ряда .

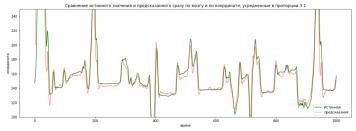


В первом приближении $y_{t+1} = y_t + (y_t - y_{t-1})$. Коэффициенты модели $2.00941817, -1.38354694, 0.35317815, \dots$

Совмещение моделей

Рассматривается блендинг моделей. То есть взвешенное усреднение прогнозов PLS, AR.

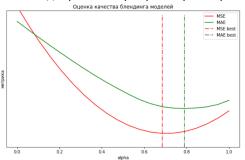
$$\hat{y_{t+1}} = \alpha \times \hat{y}_{t+1}^{PLS} + (1 - \alpha) \times \hat{y}_{t+1}^{AR}.$$



На неменяющихся участках PLS только портит предсказание, предлагается рассмотреть более умное комбинирование.

Анализ ошибки SARIMAX+PLS

Подберем гиперпараметр альфа по сетке.

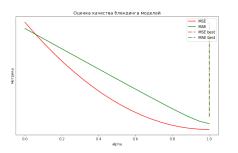


	MSE	MAE
Clear PLS	791.429	18.7611
Clear SARIMAX(5)	115.063	5.49812
Mix_pls_sarimax	87.8215	5.28448
Clear AR	5.49391	1.21899
Mix_pls_ar	5.49391	1.21899

Видно, что существует оптимальное альфа, около 0.75.

Анализ ошибки AR+PLS

Подберем гиперпараметр альфа по сетке.



	MSE	MAE
Clear PLS	791.429	18.7611
Clear SARIMAX(5)	115.063	5.49812
Mix_pls_sarimax	87.8215	5.28448
Clear AR	5.49391	1.21899
Mix_pls_ar	5.49391	1.21899

Видно, что блендинг только ухудшает предсказание.

Результаты

- Предложена комбинированая модель предсказания.
- Показано на эксперименте, что некоторые модели улучшаются при блендинге с PLS, а некоторые модели только ухудшаются.

Планы

- Отказаться от использования авторегрессии при использовании модели.
- ▶ Убрать блендинг на константых участках и предсказывать только AR.
- Предсказывать первую и вторую производные.
- ▶ Использовать одномерные свертки, рекурентные сети.