
Непрерывное время при построении нейроинтерфейса BCI.

A Preprint

Соболевский Федор
Кафедра интеллектуальных систем
ФПМИ МФТИ
sobolevskii.fa@phystech.edu

Консультант: Самохина Алина
Кафедра интеллектуальных систем
ФПМИ МФТИ
alina.samokhina@phystech.edu

Эксперт: д.ф.-м.н. Стрижов Вадим
Вычислительный центр им. А. А. Дородницына
ФИЦ ИУ РАН
strijov@phystech.edu

7 марта 2024 г.

Abstract

В задачах декодирования сигналов входные данные представляют собой одномерные или многомерные временные ряды. Применение методов, основанных на нейронных обыкновенных дифференциальных уравнениях, позволяет работать с временными рядами как с непрерывными по времени. Недавние исследования показывают, что подобные методы могут давать заметно более точные по метрикам качества результаты в задачах классификации сигналов, чем методы, работающие с дискретным представлением временных рядов. В данной работе рассматриваются различные методы, основанные на непрерывном представлении временных рядов, в приложении к задаче классификации электроэнцефалограмм (ЭЭГ) и аппроксимации исходного сигнала. В предложенном подходе к построению модели машинного обучения предполагается работа с функциональным пространством сигнала вместо его дискретного представления и использование пространства параметров аппроксимируемой функции в качестве признакового. Основным результатом работы – построение обратимого потока и подбор оптимальных размерностей на каждом слое нейросети.

Keywords EEG · continuous time series · neural ODE · neural CDE

1 Введение

Данная работа посвящена декодированию сигналов — одномерных или многомерных временных рядов. Примерами актуальных задач декодирования сигналов являются задачи расшифровки сигналов акселерометров, пульсометров, электроэнцефалограмм (ЭЭГ) и электрокортикограмм (ЭКГ). Многие сигналы, с которыми приходится работать в практических задачах, по природе своей непрерывны по времени, ² однако наиболее распространенный подход к расшифровке сигнала — работа с дискретизированной версией сигнала, то есть работа с ним, как с дискретным временным рядом. Основной проблемой при применении такого подхода является нерегулярность данных: данные могут иметь неравные отсчеты по времени или пропуски, ⁴ что несколько усложняет их обработку.

В ряде⁵ недавних работ по обработке временных рядов были предложены новые методы, позволяющие работать⁶ с временными рядами как с непрерывными по времени. Таковыми являются, например, методы, основанные на применении нейронных обыкновенных дифференциальных уравнениях (НОДУ) в качестве скрытого слоя рекуррентной нейронной сети. В работе <...>⁷ был предложен подход, основанный на применении нейронных управляемых дифференциальных уравнений, позволяющий устранить однозначную зависимость решения дифференциального уравнения от начальных данных, с целью обеспечить возможность корректировки предсказания нейросети на основе данных, поступающих после исходного предсказания. Другие методы, работающие с непрерывным⁸ представлением сигналов⁹, включают в себя нейронные стохастические дифференциальные уравнения, алгоритмы S4, S5, D4 и другие.

Подходы, работающие с непрерывными по времени данными, предположительно могут устранить проблемы, связанные с нерегулярностью данных, так как любая нерегулярность может быть устранена интерполяцией. В некоторых задачах декодирования сигналов методы, основанные на НОДУ, и другие методы, работающие с непрерывным представлением сигнала, показали большую точность, чем методы декодирования дискретных последовательностей. В данной работе фокусом являются задачи регрессии — восстановления непрерывной по времени последовательности по непрерывному сигналу.

В качестве основной задачи декодирования сигнала в данной работе рассматривается классификация ЭКоГ. В последнее время большое количество работ посвящено методам считывания мозговой активности и декодирования информации.¹⁰ Основным приложением данных методов являются нейрокомпьютерные интерфейсы (НКИ) — технология, позволяющая человеку взаимодействовать с компьютером с помощью анализа данных о мозговой активности. Подобные интерфейсы могут использоваться как в медицинских целях, так и в рекреационных. Вполне естественно,¹¹ что для введения устройств, считывающих и расшифровывающих мозговую активность, в эксплуатацию необходимо, во-первых, достичь высокой точности декодирования сигнала, и, во-вторых, достичь оптимальной сложности модели по количеству параметров.

Целью данной работы является исследование алгоритмов, основанных на НОДУ, в задаче декодирования ЭКоГ для последующего восстановления непрерывной зависимости движения конечности, и сравнение точности по стандартной метрике MSE с результатами, полученными методами, работающими с дискретным представлением времени. Для этого указанные модели, наряду с современными моделями, работающими с дискретным представлением времени, применяются на выборке Epidural-ECoG Food-Tracking. Данная выборка содержит данные 8 экспериментов с обезьяной, в которых синхронно считывались сигналы с ЭКоГ и положение 6 точек руки обезьяны.

Применение методов, основанных на НОДУ, позволяет работать с ЭКоГ как с непрерывными по времени, что предоставляет возможности дальнейшего исследования непрерывных сигналов, например, в контексте построения фазовых пространств для непрерывного времени и/или пространства. Применимость вышеуказанных методов для решения актуальных задач декодирования сигналов может послужить мотивацией для развития теории моделей машинного обучения, работающих с непрерывными объектными пространствами.

2 Постановка задачи

В данной работе мы имеем дело с сигналами в их непрерывном представлении. Пусть имеется непрерывный процесс (например, активность мозга, движение конечности):

$$V(t), t \in \mathbb{R} \quad 13$$

Тогда данные выборки, регистрируемый сигнал — реализация процесса $V(t)$:

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_t\}_{t \in T}, \mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^E, T = \{t_i\}_{i=1}^N, t_i \in \mathbb{R}$$

$$\mathbf{x}_{t_i} \approx V(t_i).$$

Для непрерывного и дискретного по времени сигналов решается задачи регрессии. Пусть в выборке присутствует M наблюдений. Тогда исходный и целевой сигналы определяются следующим образом:

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_i\}_{i=1}^M,$$

$$\mathbf{X}_i = \{\mathbf{x}_t\}_{t \in T}, \mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^E, T = \{t_i\}_{i=1}^N, t_i \in \mathbb{R} \quad 14$$

$$\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_i\}_{i=1}^M,$$

$$\mathbf{Y}_i = \{\mathbf{y}_t\}_{t \in T}, \mathbf{y}_t \in \mathbb{R}^F.$$

Для таких данных постановка задачи регрессии следующая: требуется получить целевую функцию

$$g_\theta : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}.$$

В непрерывном представлении целевой сигнал принимает вид, подобный исходному:

$$U(t), t \in \mathbb{R}, \mathbf{y}_{t_i} \approx U(t_i).$$

Тогда целевая функция есть отображение между двумя пространствами вектор-функций \mathbb{V} и \mathbb{U} :

$$g_\theta : \mathbb{V} \rightarrow \mathbb{U}. \quad \text{15}$$

В обоих случаях критерием качества является отклонение предсказаний модели от известных значений на тестовых данных по стандартной метрике MSE:

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^M ((g_\theta(\mathbf{X}))_{t_i} - \mathbf{y}_{t_i})^2. \quad \text{16}$$

Решается оптимизационная задача:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} L(\theta, \mathbf{X}). \quad \text{17}$$

Список литературы

1. нужна ссылка на фундаментальную работу
2. нужна ссылка на работы с непр. временем
3. "наиболее" - оценочное суждение. Либо снабдить ссылкой на мета-анализ, где подтверждается, что это действительно наиболее популярный подход, либо убрать
4. ссылка на работу
5. ссылка на работы (нужно несколько, раз ряд работ)
6. ссылка на несколько работ
7. ???
8. ссылка на работы
9. ссылка на каждый из методов
10. ссылка на работы
11. ссылка на работы. Проверить согласованность предложения (посвящено -> было посвящено?)
12. Вполне естественно - оценочное, лучше убрать
13. Пояснить к какому множеству принадлежит $V(T)$? Если это многомерная величина, то сделать жирным
14. Запятая или точка в конце. Между $T=...$ и $t_i \in ...$ должен быть пробел или даже \quad
15. Про θ ничего не сказано. Какое это множество? Что это вообще такое, пояснить.
16. Скобка потерялась
17. По какому множеству идет максимизация, подписать