Модели согласования скрытого пространства в задаче корреляционного анализа

Роберт Сафиуллин

Научный руководитель: д.ф.-м.н. В. В. Стрижов

Московский физико-технический институт Факультет управления и прикладной математики Кафедра «Интеллектуальные системы»

Москва, 2023

Задача декодирования временного ряда

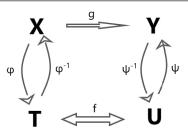
Цель

Рассматривается система, описываемая аттракторами в нескольких фазовых пространствах. Требуется исследовать зависимости объектов в различных фазовых пространствах динамической системы и построить устойчивую модель декодирования временных рядов между ними

Задача

Строятся частные модели, аппроксимирующие измерения состояния системы в каждом пространстве. Строится согласующая мультимодель. Уточняются параметры частных моделей. Для учёта зависимостей в пространствах объектов и ответов предлагается снизить размерность исходного пространства

Схема



$$\mathbf{X}=\{x_i\}_{i=1}^N$$
- заданные временные ряды, $\mathbf{Y}=\{y_i\}_{i=1}^N$ - целевые временные ряды $\mathbf{g}=\psi\circ\mathbf{f}\circ\phi$

Частные модели

 $\phi: \mathbf{R}^N \to \mathbf{R}^m$

 $\psi: \mathbf{R}^m o \mathbf{R}^N$

Модель согласования

 $f: \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}^m$

Модели согласования

Многослойный перцептрон

$$\mathbf{f}(x)^{[N]} = \mathbf{a}^{[N]} (W^{[N]} (\mathbf{a}^{[N-1]} (W^{[N-1]} (\dots \mathbf{a}^{[1]} (W^{[1]} x + b^{[1]}) \dots) + b^{[N-1]}) + b^{[N]})$$

$$\mathbf{a} = \max(0, x)$$

Для каждого слоя N, пара $(W^{[N]}, b^{[N]})$ является параметрами этого слоя, а $\mathbf{a}^{[N]}$ - функцией активации.

Метод частных наименьших квадратов (PLS)

$$\begin{split} & \mathbf{X}_{m \times n} = \mathbf{T}_{m \times l} \cdot \mathbf{P}^{\mathrm{T}}_{l \times n} + \mathbf{F}_{m \times n} = \sum_{k=1}^{l} \mathbf{t}_{k} \cdot \mathbf{p}_{k}^{\mathrm{T}} + \mathbf{F}_{m \times n}, \\ & \mathbf{Y}_{m \times r} = \mathbf{U}_{m \times l} \cdot \mathbf{Q}^{\mathrm{T}}_{l \times r} + \mathbf{E}_{m \times r} = \sum_{k=1}^{l} \mathbf{u}_{k} \cdot \mathbf{q}_{k}^{\mathrm{T}} + \mathbf{E}_{m \times r}. \end{split}$$

Частные модели

Кодировщик имеет функцию активации ϕ и матрицу весов $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{m \times n}$. Тогда сжатое представление можно выразить следующим образом:

$$\mathbf{\hat{h}} = \phi(\mathbf{W}h + b)$$

Декодировщик с функцией активации ψ и матрицей весов $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, восстановленный вектор признаков $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^n$ может быть определен следующим образом:

$$\mathbf{\hat{x}} = \psi(\mathbf{V}\mathbf{x} + c)$$

где $\mathbf{b}, \mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$ - вектор смещения.

Функцией потерь является среднеквадратичная ошибка (MSE):

$$MSE(x, \hat{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \hat{x}_i)^2.$$

Пространство СПО матриц

Симметрично положительно определенные (СПО) матрицы формируют дифференцируемое многообразие \mathbf{M} . Касательное пространство к этому многообразию в точке C обозначим τCM . Риманово расстояние между двумя СПО матрицами:

$$\delta_R({f C_1},{f C_2}) = \| {
m logm}({f C_1}^{-1}{f C_2}) \|_F = \left(\sum_{i=1}^n {
m log}^2 \, \lambda_i \right)^{1/2}$$
, где $\lambda_1,...,\lambda_n$ - положительные собственные значения матрицы $C_1^{-1}C_2$.

Для набора ковариационных матриц фрагментов временных рядов $\{C_i\}_{i=1}^N, C_i = \frac{\mathbf{X_i}\mathbf{X_i^T}}{size(\mathbf{X_i})}$ рассчитывается риманово среднее \mathbf{C} Операция проецирования матрицы $\mathbf{C_i}$ на τCM : $\mathbf{S_i} = \mathrm{Log}_C(\mathbf{C_i}) = \mathbf{C}^{1/2}\mathrm{logm}(\mathbf{C}^{-1/2}\mathbf{C_i}\mathbf{C}^{-1/2})\mathbf{C}^{1/2}$. $\mathbf{C} = \arg\min_{\mathbf{C}} \sum_i \delta_R(\mathbf{C}, \mathbf{C_i})^2$

Новые признаки

$$vec(\mathbf{S}) = [\mathbf{S}_{1.1}; \sqrt{\mathbf{S}}_{1.2}; \mathbf{S}_{2.2}; \sqrt{2}\mathbf{S}_{1.3}; \sqrt{2}\mathbf{S}_{1.3}; \mathbf{S}_{3.3}]$$

Методы снижения размерности

QPFS

Метод выбора признаков, основанный на поиске вектора значимостей признаков ${\bf z}$

$$\underbrace{\mathbf{z}^T\mathbf{Q}\mathbf{z}}_{\mathsf{Sim}} - \alpha \cdot \underbrace{\mathbf{b}^T\mathbf{z}}_{\mathsf{Rel}} \rightarrow \min_{\substack{\mathbf{z} \in R_+^N \\ \|\mathbf{z}\|_1 = 1}}$$

$$\mathbf{b} = \left[\sum_{k=1}^{r} |\mathsf{corr}(\chi_i, \nu_k)|\right]_{i=1}^{N}.$$

где $\mathbf{Q} \in R^{N \times N}$ - матрица коэффициентов попарного сходства между признаками, $\mathbf{b} \in R^N$ - вектор релевантности признака к целевой переменной

Теоретическое обоснование

Теорема 1

Имеем система, описываемую аттракторами в двух фазовых пространствах M_1 и M_2 . Пусть $\{x_i\}_{i=1}^n$ и $\{y_i\}_{i=1}^n$ обозначают измерения состояния системы в M_1 и M_2 соответственно. Пусть $\phi_{ heta}: \mathbb{R}^d o M_1$ и $\psi_{\omega}: \mathbb{R}^d o M_2$ являются двумя автокодировщиками, аппроксимирующими измерения в каждом пространстве. Пусть также $f_{\gamma}: \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^d$ является согласующей мультимоделью, строящей связь между скрытыми представлениями двух пространств, где γ обозначает ее параметры. Если параметры θ , ω и γ обновляются с использованием подходящего алгоритма оптимизации, то они будут сходиться к некоторым оптимальным значениям, при которых функции $\phi_{\theta},\,\psi_{\omega}$ и f_{γ} будут обратимыми и непрерывными, и они позволят восстановить изначальные временные ряды из одного фазового пространства в другом.

Теоретическое обоснование

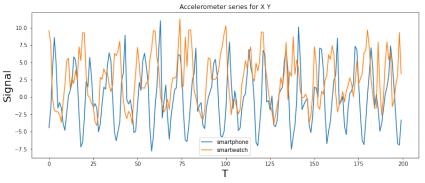
Теорема 2

Пусть \mathbf{M}_1 и \mathbf{M}_2 - два римановых многообразия, представляющие фазовые пространства динамической системы, и пусть $\epsilon>0$ - заданная точность аппроксимации. Мы предполагаем, что существует изометрическая функция перехода $\mathbf{T}:\mathbf{M}_1\to\mathbf{M}_2$, такая что функция сохраняет риманову метрику и может быть аппроксимирована нейронной сетью \mathbf{f} с точностью ϵ , достигая взаимно однозначного преобразования между фазовыми пространствами.



Датасет

Данные: Smartphone and Smartwatch Activity and Biometrics Dataset

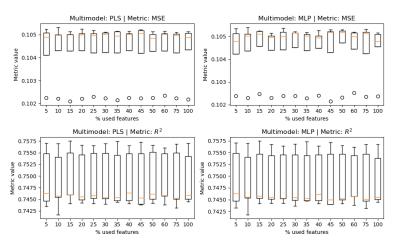


1

¹Gary M. Weiss, Kenichi Yoneda, and Thaier Hayajneh. Smartphone and Smartwatch-Based Biometrics Using Activities of Daily Living. IEEE Access, 7:133190-133202, Sept. 2019.

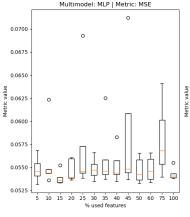
Вычислительный эксперимент

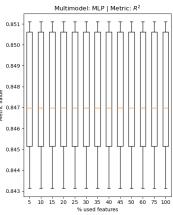
Скрытое представление автокодировщика



Вычислительный эксперимент

Проецирование на многообразие





Итоги

- Предложен и теоретически обоснован метод восстановления временных рядов
- Выполнен численный эксперимент для проверки качества метода
- Показано, что предложенный метод слабо зависит от числа использованных признаков