Слайд 1:

Здравствуйте! Темой моей диссертационной работы является снижение размерности пространства в задачах декодирования сигналов.

Слайд 2:

Рассматривается задача выбора оптимальной модели декодирования.

Сложность задачи заключается в том, что рассматривается случай векторной целевой переменной.

Пространства исходных сигналов и целевых сигналов обладают избыточной размерностью и являются гетерогенными.

**Методы снижения размерности, не учитывающие зависимости в целевом пространстве, являются не адекватными.**

Предлагается снизить размерность исходного и целевого пространств с помощью проецирования сигналов в скрытые пространствах существенно меньшей размерности.

Предлагаются линейные и нелинейные методы построения согласованных моделей.

Слайд 3:

Задача состоит в построении модели декодирования f, которая принимает на вход исходный сигнал x и прогнозирует целевой сигнал y.

На слайде приведён пример исходных и целевых временных рядов для задачи восстановления траектории движения руки по сигналам электрокортикограммы.

Исходный и целевой сигнал имеют различную природу и обладают высокой размерностью.

Точкой в пространстве x является сегмент исходного сигнала из пространства размерности n.

Точкой в целевом пространстве y является сегмент целевого сигнала из пространства размерности r.

Сложность задачи заключается в том, что в каждый момент времени t прогностическая модель декодирования должна предсказать вектор, состоящий из последовательных компонент целевого сигнала.

Для построения адекватной модели f предлагается процедура согласования зависимостей в скрытом пространстве.

Для этого исходный и целевой сигналы проецируются в скрытое пространство, которое имеет меньшую размерность по сравнению с размерностью исходного описания данных.

Операторы P и Q восстанавливают исходную и целевую переменные по проекциям скрытого пространства.

При этом предлагается согласовать проекции таким образом, чтобы ковариация между проекциями была максимальна.

Слайд 4:

Рассматривается случай линейной модели декодирования сигналов.

Исходные и целевые переменные образуют матрицы X и Y.

Параметры модели Тета представляют собой матрицу.

В качестве функции потерь такой модели декодирования рассматривается квадратичная ошибка между целевой переменной и прогнозом.

В случае наличия сильной мультикорреляции между столбцами матрицы признакового описания исходных сигналов модель декодирования оказывается неустойчивой.

Предлагается метод проекции в скрытое пространство.

Исходные матрицы X и Y проецируются в скрытые пространства.

Матрицы T и U являются образами исходных матриц.

На коммутативной диаграмме показан принцип работы метода.

Необходимо найти отображения W и C из пространств X и Y в скрытые пространства T и U,

А также обратные отображение P и Q.

Предлагается согласовывать проекции в скрытом пространстве.

При этом находится функция связи h в виде линейной модели согласования скрытых пространств.

Финальная модель декодирования является линейной, но имеет низкоразмерное скрытое представление.

Слайд 5:

Особенностью решаемой задачи является избыточность описания переменных.

Для нахождения оптимального низкоразмерного многообразия вводится понятие скрытого пространства.

Общая схема согласования зависимостей в задаче декодирования приведена на следующей коммутативной диаграмме.

В случае существования взаимно обратимых функций кодирования phi\_e, psi\_e и декодирования phi\_d и psi\_d, будем говорить, что для исходного и целевого пространств X и Y существуют скрытые пространства T и U.

При этом скрытые пространства являются согласованными, если существует функция связи h, отображающиеся объекты одного скрытого пространства в другое.

Для нахождения функций кодирования и декодирования, а также функции связи ставится задача согласования проекций как максимизация функции согласования g.

Слайд 6:

В работе предложена итеративная процедура нахождения проекций, обладающих максимальной ковариацией.

А также доказана теорема об оптимальных параметрах согласованной модели декодирования в случае использования в качестве функции согласования g ковариации между проекциями t и u.

Слайд 7:

Здесь на слайде приведен пример работы метода проекции в скрытое пространство в двумерном случае.

Синими и зелеными точками изображены исходные переменные x и целевые переменные y.

Исходные переменные сгенерированы из нормального распределения с некоторой матрицей ковариации Sigma.

Целевые переменные линейно зависят от второй главной компоненты и не зависят от первой компоненты.

Красным контуром показаны линии уровня матриц ковариаций распределений.

Черные стрелки соответствуют векторам матриц кодирования W и C.

При снижении размерности пространства исходных сигналов без учёта имеющихся зависимостей в целевом пространстве с помощью метода главных компонент, мы получаем неадекватное решение.

Используя согласованное скрытое пространство, модель способна найти оптимальное скрытое подпространство размерности 1, задающееся операторами W и С. При этом учитывается взаимозависимость между образами матриц.

Слайд 8:

Для построения процедуры выбора модели рассматривается случай аддитивной суперпозиции моделей декодирования.

Модель декодирования представляет собой суммы двух отдельных моделей.

Требуется получить алгоритм, отвечающий на вопрос о необходимости включения конкретной модели в общую суперпозицию.

Доказано утверждение о виде оптимальных параметров каждой из моделей в суперпозиции.

Также доказана теорема об оптимальности суперпозиции моделей над каждой частной моделью декодирования.

Предложена процедура выбора моделей в суперпозиции, основанная на анализе проекций подпространств, построенных на линейных оболочках исходных признаковых описаний.

Слайд 9:

Помимо линейных моделей декодирования рассматриваются нелинейные методы.

В данном случае функции кодирования и декодирования являются нелинейными нейросетями.

Каждая нейросеть является суперпозицией последовательных умножений на матрицы параметров и применения поэлементных функций активаций.

Процесс согласования заключается в максимизации функции согласования по параметрам нейросетей.

С использованием нейросетевых функций модель декодирования способна учитывать существенно нелинейные зависимости как в исходном пространстве, так и в целевом пространстве.

В случае использования корреляции в качестве функции согласования доказана теорема о виде градиента функции согласования.

Полученное выражение для градиента позволяет построить эффективный алгоритм для решения задачи с использованием градиентных методов оптимизации.

Слайд 10:

Для получения простой модели и анализа значимостей конкретных признаков (?) рассматривается задача выбора оптимального подмножества признаков.

Данная задача является частным случаем рассмотренной задачи снижения размерности пространства.

В задаче выбора признаков требуется найти бинарный вектор a, компоненты которого являются индикаторами выбранных признаков.

Вводится функция ошибки S для задачи выбора признаков.

Для замены дискретной области определения на непрерывную вводится релаксированная оптимизационная задача.

Слайд 11:

Сложность задачи заключается в учёте зависимостей в целевом пространстве.

Для анализа зависимостей рассматривается фильтрационный метод выбора признаков с помощью квадратичного программирования.

Данный алгоритм находит подмножество признаков с помощью квадратичный функции S, минимизируя попарные взаимодействия исходных признаков и максимизируя релевантность исходных признаков к целевой переменной.

Доказано, что при использовании в качестве полуопределенной релаксации сдвига спектра матрицы парных взаимодействий Q, квадратичная задача выбора признаков имеет единственный глобальный минимум.

Слайд 12:

Для обобщения используемого метода на случай векторной целевой переменной в качестве базовой стратегии используется метод агрегирования релевантностей по целевым векторам.

Таким образом вектор релевантностей b получается суммированием корреляций по всем целевым векторам.

Недостаток данного метода заключается в отсутствии учёта зависимостей в пространстве целевой матрицы.

Для учёта данных зависимостей предлагаются обобщения исходного метода.

Симметричный учёт значимостей штрафует коррелированные целевые вектора с помощью введения матрицы парных взаимодействий Q\_y для целевых векторов.

Таким образом кроме учёта взаимодействий исходных признаков, функция ошибки выбора признаков учитываем взаимодействия целевых векторов.

Слайд 13:

Симметричный учёт значимостей приводит к малым значениям значимостей для целевых векторов, которые слабо коррелируют с признаками, и большим значениям для целевых векторов, которые сильно коррелируют с признаками.

В случае, если в задаче есть целевые вектора, которые слабо коррелируют с исходными признаками, предлагается минимаксная задача выбора признаков.

Доказано, что в случае положительно определенных матриц парных взаимодействий мин макс и макс мин задачи имеют одинаковое решение.

Также доказано, что минимаксная задача эквивалентна задаче квадратичного программирования.

Для получения выпуклой задачи применяется полуопределенная релаксация.

Слайд 14:

В случае отсутствия сильно скоррелированных целевых векторов предлагается частный случай минимаксной задачи без учета парных взаимодействий в целевом пространстве.

Для учёта целевых векторов), слабо коррелирующих с исходными признаками, предлагается добавление штрафующего члена для целевых векторов, которые коррелируют с признаками.

Вклад признаков и целевых векторов становится асимметричным.

Слайд 15:

Предлагается 4 методов выбора признаков для учёта зависимостей в целевом пространстве.

Показано, что все предлагаемые стратегии являются обобщениями исходного метода для случая скалярной целевой переменной.

Слайд 16:

Для прикладного анализа предложенных методов вводятся внешние критерии качества. Нормированное среднеквадратичная ошибка говорит о качестве прогноза.

Коэффициент мультикорреляции отвечает за устойчивость финальной модели.

Байесовский информационный критерий является мерой сложности модели.

Слайд 17:

В качестве прикладной задачи рассматривается задача построения нейрокомпьютерного интерфейса.

Требуется построить прогностическую модель декодирования, восстанавливающую траекторию конечности по сигналам электрокортикограммы.

Как пространство исходных сигналов, так и пространство целевых сигналов обладают высокой размерностью, которая является избыточной.

Исходные сигналы электрокортикограммы формируют матрицу X.

Целевые сигналы траектории движения конечности формируют авторегрессионную матрицу Y. Компоненты целевой переменной сильно скоррелированы по временной оси.

Слайд 18:

Предложенные методы имеют меньшую ошибку, являются более устойчивыми и выбирают более простую модель по отношению к базовому алгоритму.

Слайд 19:

Приводится сравнение метода проекции в скрытое пространство с методами выбора признаков.

Предложенные методы достигают меньшей ошибки по сравнению с известными ранее методами.

Наилучший результат достигается комбинацией двух подходов.

Слайд 20:

На защиту выносятся методы декодирования сигналов, учитывающие зависимости как в исходном, так и в целевом пространстве, методы выбора согласованных моделей в случае избыточной размерности пространств.

Доказаны теоремы об оптимальности предлагаемых методов.

Предложены методы выбора признаков, которые доставляют устойчивые и адекватные решения в коррелированных пространствах высокой размерности.

Предложены нелинейные методы согласования скрытых пространств.

Предложенные модели позволяют построить эффективную систему прогнозирования гетерогенных наборов данных для задачи построения нейрокомпьютерного интерфейса.

Слайд 21:

По теме диссертации было опубликовано 7 работ, 6 в журналах из списка ВАК. Благодарю за внимание.