

# Анализ свойств ансамбля локально аппроксимирующих моделей

Р. И. Исламов<sup>1</sup>, А. В. Грабовой<sup>1</sup>, В. В. Стрижов<sup>1</sup>

islamov.ri@phystech.edu; grabovoy.av@phystech.edu; strijov@ccas.ru

<sup>1</sup>Московский физико-технический институт

Данная работа посвящена построению универсальной модели в виде ансамбля локальных моделей. Для решения задачи регрессии предлагается использовать ансамблевый подход. Множество объектов выборки разбивается на несколько подмножеств. Каждому подмножеству ставится в соответствие одна локальная модель, оптимально аппроксимирующая данное подмножество. Для аппроксимации выборки строится универсальный аппроксиматор. Он представлен в виде ансамбля локальных моделей. В качестве коэффициентов шлюзовой функции используется выпуклая комбинация локальных моделей. Ее значение зависит от объекта, для которого производится предсказание. Ансамблевый подход описывает те выборки, которые затруднительно описать одной моделью. Для анализа свойств ансамбля проводится вычислительный эксперимент. В качестве данных используются синтетические и реальные выборки. Исследуется расстояние между локальными моделями при оптимальном выборе параметров ансамбля.

**Ключевые слова:** восстановление регрессии; локальная модель; линейные модели; ансамбль моделей; универсальная модель.

## 1 Введение

Исследуются прикладные задачи, в которых данные порождены несколькими источниками. В таких случаях качество прогноза повышается с помощью использования нескольких моделей. Если моделей больше, чем нужно для получения требуемой аппроксимации, то веса избыточных моделей будут малы и их вклад в прогноз будет несущественен. Преимуществом ансамбля является его способность описывать те выборки, которые затруднительно описывать одной моделью.

В данной работе исследуется проблема построения ансамбля локальных моделей. *Локальная модель* — модель, которая аппроксимирует объекты, признаковые описания которых находятся в односвязной области пространства признаков. В качестве ансамблевой функции используется выпуклая комбинация локальных моделей. При этом веса локальных моделей зависят от положения объекта в пространстве признаков.

В данной работе предполагается, что вклад каждой локальной модели в целевую переменную зависит от рассматриваемого объекта. Ансамбль локальных моделей использует шлюзовую функцию, которая определяет значимость предсказания каждой локальной модели, входящей в ансамбль. В данной работе каждая локальная модель является линейной.

В качестве функции ошибки используется логарифм правдоподобия модели. Оптимальные параметры ансамбля и локальных моделей находятся при решении двухуровневой задачи оптимизации. На первом уровне оптимизируются параметры локальных моделей при фиксированных параметрах шлюзовой функции. На втором уровне оптимизируются параметры шлюзовой при найденных фиксированных параметрах локальных моделей.

В данной работе исследуется расстояние между локальными моделями при различных параметрах шума. Расстоянием между локальными моделями является выборочный

коэффициент корреляции Пирсона. Предполагается, что локальные модели тем дальше находятся друг от друга в пространстве локальных моделей, чем ближе коэффициент корреляции к нулю.

Оптимальный алгоритм тестировался на синтетических и реальных данных. Эксперименты показали преимущество использования ансамбля локальных моделей по сравнению с использованием одной модели. Эксперимент также показал, что при увеличении параметра шума локальные модели отдаляются друг от друга, становятся независимыми.

Ансамблевый подход стал предметом многих исследований. Ансамбль моделей использовался в работах [1–3]. В работе [4] представлен обзор методов и моделей в задачах ансамбля моделей. В данной работе представлены виды шлюзовых функций. Приведен анализ разных моделей, которые могут выступать в качестве локальной модели.

Ансамблевый подход имеет множество приложений в прикладных задачах. В работе [5] предложен метод распознавания рукописных цифр. Метод распознавания текстов при помощи ансамбля локальных моделей исследуется в работах [6], а для распознавания речи — в [7, 8]. В работе [9] исследуется ансамбль локальных моделей для задачи распознавания трехмерных движений человека.

Были предложены различные типы локальных моделей, такие как SVM [10], Гауссовский процесс [11] и нейронные сети [12]. Другие работы были сосредоточены на различных конфигурациях, таких как иерархическая структура [13], бесконечное число экспертов [14] и последовательное добавление локальных моделей [15]. Работа [16] предлагает модель ансамбля локальных моделей для машинного перевода.

## 2 Постановка задачи построения ансамбля локальных моделей

Задано множество объектов  $\Omega$ , признаки которых описываются матрицей

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times n}, \quad (2.1)$$

где  $N$  — число объектов во множестве, а  $n$  — размерность признакового пространства. Каждому объекту  $\omega_i$  из  $\Omega$  соответствует признаковое описание  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$ , которое является  $i$ -ой строкой матрицы  $\mathbf{X}$ , и значение целевой переменной  $y_i \in \mathbb{R}$ . Введем выборку данных  $\mathcal{D}$ :

$$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid i \in \overline{1, N}\}. \quad (2.2)$$

В данной работе предполагается, что выборка  $\mathcal{D}$  порождена  $K$  источниками. Это предположение индуцирует разбиение множества индексов  $\mathcal{I} = \{1, 2, \dots, N\}$  на  $K$  непересекающихся подмножеств  $\mathcal{I}_k$ :

$$\mathcal{I} = \bigsqcup_{k=1}^K \mathcal{I}_k. \quad (2.3)$$

Разбиение индексного множества  $\mathcal{I}$  индуцирует разбиение множества объектов  $\Omega$  на подмножества  $\Omega_k$

$$\Omega = \bigsqcup_{k=1}^K \Omega_k, \quad \Omega_k = \{\omega_i \in \Omega \mid i \in \mathcal{I}_k\} \quad (2.4)$$

и выборку  $\mathcal{D}$  на подвыборки  $\mathcal{D}_k$

$$\mathfrak{D} = \bigcup_{k=1}^K \mathfrak{D}_k, \quad \mathfrak{D}_k = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathfrak{D} \mid i \in \mathcal{I}_k\}. \quad (2.5)$$

Для каждого подмножества объектов  $\Omega_k$  используется своя локальная модель.

**Определение 1.** Модель  $g_k$  называется локальной, если она аппроксимирует аппроксимирует подвыборку  $\mathfrak{D}_k = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathfrak{D} \mid i \in \mathcal{I}_k\}$ .

В данной работе локальные модели объединены в ансамбль локальных моделей.

**Определение 2.** Ансамбль локальных моделей — мультимодель, определяющая правдоподобие веса  $\pi_k$  каждой локальной модели  $g_k$  на признаковом описании объекта  $\mathbf{x}$ .

$$\mathbf{f} = \sum_{k=1}^K \pi_k g_k(\mathbf{x}, \mathbf{w}_k), \quad \pi_k(\mathbf{x}, \mathbf{V}) : \mathbb{R}^{n \times |\mathbf{V}|} \rightarrow [0, 1], \quad \sum_{k=1}^K \pi_k(\mathbf{x}, \mathbf{V}) = 1, \quad (2.6)$$

где  $\mathbf{f}$  — ансамбль локальных моделей,  $g_k$  — локальная модель,  $\pi_k$  — шлюзовая функция,  $\mathbf{V}$  — параметры шлюзовой функции.

В работе в качестве локальной модели  $g_k$  используется линейная модель, а в качестве шлюзовой функции  $\pi$  используется двухслойная нейросеть:

$$g_k(\mathbf{x}, \mathbf{w}_k) = \mathbf{w}_k^T \mathbf{x}, \quad \pi(\mathbf{x}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\mathbf{V}_1^T \sigma(\mathbf{V}_2^T \mathbf{x})\right), \quad (2.7)$$

где  $\mathbf{V} = \{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2\}$  — параметры шлюзовой функции,  $\sigma(x)$  — сигмоидная функция. Вводится понятие расстояние между двумя объектами.

**Определение 3.** Расстоянием между двумя объектами  $\omega_1$  и  $\omega_2$  из  $\Omega$  называется число, равное расстоянию между векторами  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$  признаковых описаний этих объектов:

$$\rho(\omega_1, \omega_2) = \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|_2. \quad (2.8)$$

В пространстве локальных моделей вводится расстояние между локальными моделями, равное выборочному коэффициенту корреляции Пирсона.

**Определение 4.** Расстояние между двумя локальными моделями  $g_i$  и  $g_j$  на выборке  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times n}$  вычисляется по формуле

$$\rho(g_i, g_j) = \frac{\sum_{l=1}^N (X_{il} - \bar{X}_i)(X_{jl} - \bar{X}_j)}{\sqrt{\sum_{l=1}^N (X_{il} - \bar{X}_i)^2 \sum_{l=1}^N (X_{jl} - \bar{X}_j)^2}}, \quad (2.9)$$

где  $X_{il} = (\mathbf{X}\mathbf{w}_i)_l$ ,  $X_{jl} = (\mathbf{X}\mathbf{w}_j)_l$ ,  $\bar{X}_i = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N X_{il}$ ,  $\bar{X}_j = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N X_{jl}$ ,  $\mathbf{w}_i$  — параметры локальной модели  $g_i$ ,  $\mathbf{w}_j$  — параметры локальной модели  $g_j$ .

Данное определение можно интерпретировать следующим образом: чем ближе расстояние между моделями к нулю, тем дальше находятся локальные модели друг от друга в пространстве моделей, и наоборот.

Для нахождения оптимальных параметров мультимодели используется функция ошибки следующего вида:

$$\mathcal{L}(\mathbf{V}, \mathbf{W}) = \sum_{(\mathbf{x}, y) \in \mathcal{D}} \sum_{k=1}^K \pi_k(\mathbf{x}, \mathbf{V}) (y - \mathbf{w}_k^T \mathbf{x})^2 + R(\mathbf{V}, \mathbf{W}), \quad (2.10)$$

где  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_k]$  — параметры локальных моделей,  $R(\mathbf{V}, \mathbf{W})$  — регуляризация параметров. Оптимальные параметры определяются из выражения

$$\hat{\mathbf{V}}, \hat{\mathbf{W}} = \arg \min_{\mathbf{V}, \mathbf{W}} \mathcal{L}(\mathbf{V}, \mathbf{W}). \quad (2.11)$$

В качестве базового алгоритма используется ЕМ-алгоритм. Алгоритм подробно описан в [17]. Формулы, по которым происходит оптимизация функции ошибки (2.11), приведены в работе [18].

## 3 Вычислительный эксперимент

### 3.1 Цель эксперимента

Данный эксперимент ставится для того, чтобы показать, что одна линейная модель плохо аппроксимирует выборку, объекты которой порождены несколькими источниками.

В качестве данных используются синтетическая выборка. Рассмотрим две подвыборки объектов, имеющих по одному признаку  $x_m$ , описываемых линейной моделью с нормальным шумом:

$$y_m = \alpha_m x_m + \varepsilon, \quad x_m, y_m \in \mathbb{R}, \quad m \in \{1, 2\}, \quad \varepsilon \in \mathcal{N}(0, 1). \quad (3.1)$$

В качестве общей выборки рассматривается конкатенация двух подвыборок, описываемая вектором целевой переменной  $\mathbf{y}$  и матрицей признаков  $\mathbf{X}$ :

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 & 0 \\ 0 & x_2 \end{pmatrix}. \quad (3.2)$$

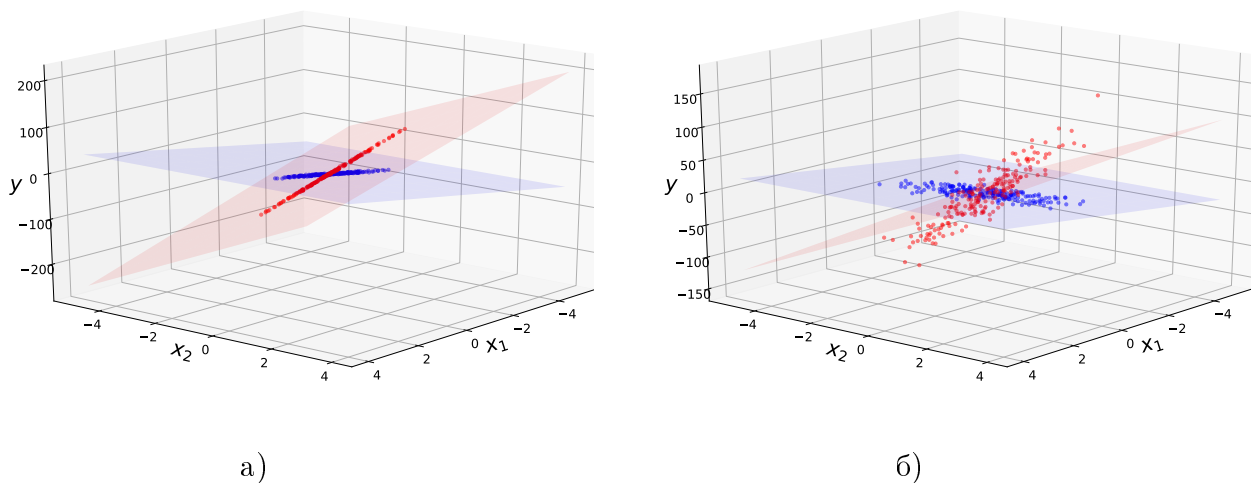
На общей выборке  $\mathbf{X}$  обучается линейная модель. Линейная модель хорошо аппроксимирует данную выборку (см. рис. 1а).

Во втором эксперименте две подвыборки сливаются в одну общую выборку, описываемая целевой переменной  $\mathbf{y}$  и матрицей признаков  $\hat{\mathbf{X}}$ :

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}, \quad \hat{\mathbf{X}} = \begin{pmatrix} x_1 & \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 & x_2 \end{pmatrix}, \quad (3.3)$$

где  $\varepsilon_1, \varepsilon_2 \in \mathcal{N}(0, 1)$ . На построенной модели также обучается линейная модель. В этом случае линейная модель плохо аппроксимирует данную выборку (см. рис. 1б).

Данный эксперимент показывает, что для аппроксимации выборки, порожденной несколькими источниками, одна модель не подходит. Таким образом, при построении модели для обучения нужно учитывать гипотезу порождения данных. Нередко оказывается,



**Рис. 1** а) Признаки, соответствующие другому подмножеству, заполнялись нулями, б) признаки, соответствующие другому подмножеству, заполнялись случайными числами. Точки соответствуют правильным ответам, плоскости задают предсказание линейной модели для каждого из подмножеств.

124 что данные порождены несколькими источниками. В этом случае для лучшей аппрокси-  
125 мации можно использовать ансамбль локальных моделей, где каждая локальная модель  
126 обрабатывает свою область признакового пространства (в одной области объекты имеют  
127 схожие признаки, объекты из разных областей имеют разные признаковые описания).

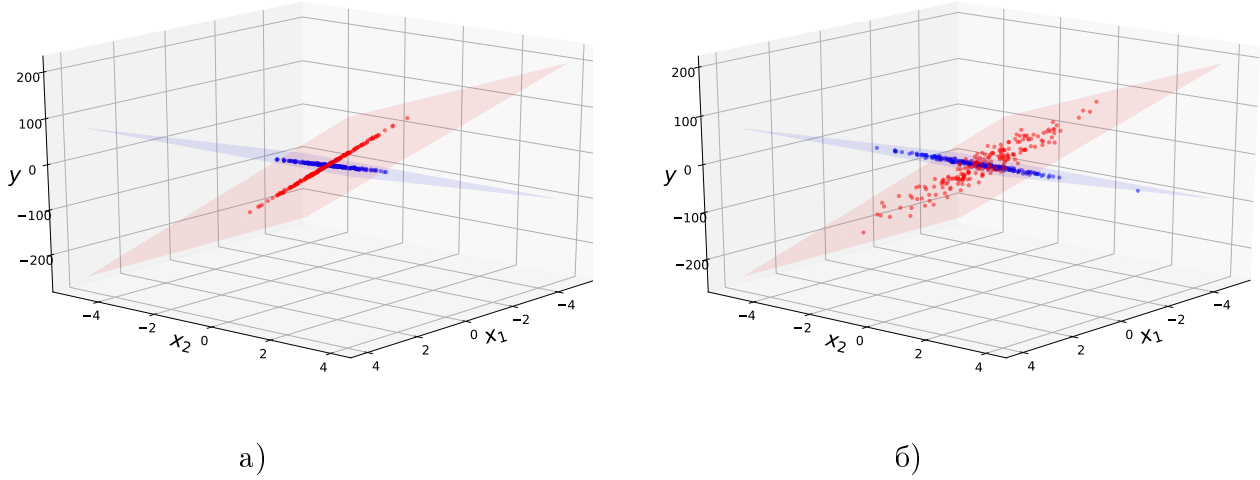
### 128 3.2 Решение проблемы при помощи ансамбля локальных моделей

129 Данный эксперимент ставится для того, чтобы показать, что ансамбль локальных мо-  
130 делей хорошо аппроксимирует выборку, порожденную несколькими источниками.

131 В данном эксперименте для аппроксимации используется ансамбль двух линейных ло-  
132 кальных моделей.

133 В первом эксперименте ансамбль обучается на выборке  $(y, X)$ , а во втором — на вы-  
134 борке  $(y, \hat{X})$ . Ансамбль двух линейных локальных моделей хорошо аппроксимирует обе  
135 выборки (см. рис. 2 а, б).

136 Данный эксперимент показывает, что ансамбль из двух локальных моделей хорошо  
137 аппроксимирует выборку, порожденную несколькими источниками. Качество аппрокси-  
138 мации ансамбля моделей выше, чем при использовании лишь одной модели.



**Рис. 2** а) Признаки, соответствующие другому подмножеству, заполнялись нулями, б) признаки, соответствующие другому подмножеству, заполнялись случайными числами. Точки соответствуют правильным ответам, плоскости задают предсказание мультимодели для каждого из подмножеств.

### 3.3 Анализ ансамбля моделей в зависимости от уровня шума

**Синтетические данные.** В качестве данных используются синтетические данные. Используется две подвыборки, каждая из которых описывается линейной моделью с нормальным шумом:

$$y_m = \alpha_m x_m + \varepsilon, \quad x_m, y_m \in \mathbb{R}, \quad m \in \{1, 2\}, \quad \varepsilon \in \mathcal{N}(0, 1). \quad (3.4)$$

В качестве общей выборки рассматривается конкатенация двух подвыборок, описываемая вектором целевой переменной  $\mathbf{y}$  и матрицей признаков  $\hat{\mathbf{X}}$ :

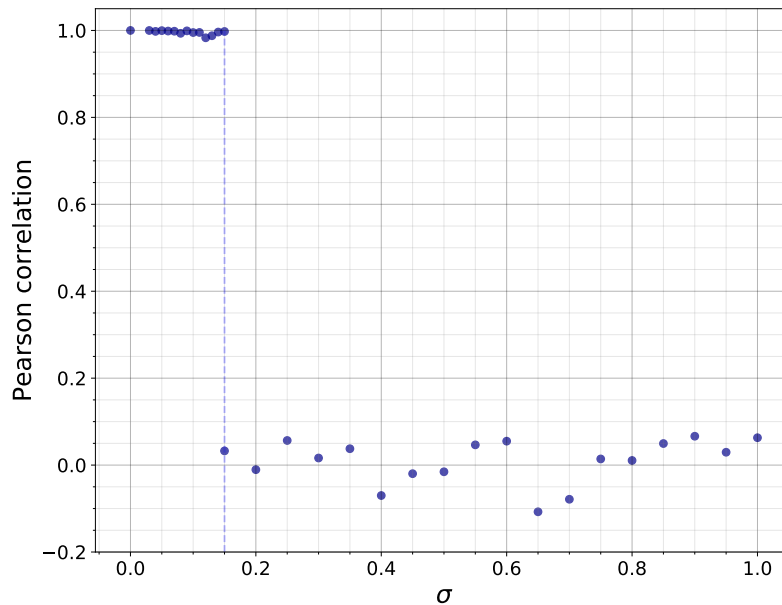
$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}, \quad \hat{\mathbf{X}} = \begin{pmatrix} x_1 & \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 & x_2 \end{pmatrix}, \quad (3.5)$$

где  $\varepsilon_1, \varepsilon_2 \in \mathcal{N}(0, \sigma)$ . На общей выборке обучается ансамбль из двух локальных моделей, каждая из которых является линейной. Исследуется зависимость введенного расстояния (2.9) от параметра шума  $\sigma$ . График представлен на рисунке 3.

На графике видно, что при малом параметре шума  $\sigma$  (меньшем, чем пороговое значение) локальные модели близки, корреляция между ними приблизительно равна единице. Это означает, что при малом параметре  $\sigma$  шум практически не влияет на данные, для аппроксимации выборки достаточно одной линейной модели, поэтому параметры двух локальных моделей становятся приблизительно одинаковыми.

На графике также видно, что при параметре шума  $\sigma$  большем, чем пороговое значение, локальные модели становятся независимыми друг от друга, корреляция между ними приблизительно равна нулю. Это означает, что шумовые признаки сказываются на данных и для аппроксимации выборки необходимы две модели.

**Данные на основе выборок Boston housing и Servo.** Выборки Boston housing и Servo описываются матрицами признаков  $\mathbf{X}_b \in \mathbb{R}^{506 \times 13}$  и  $\mathbf{X}_s \in \mathbb{R}^{167 \times 4}$ , а также векторами



**Рис. 3** График зависимости расстояния между локальными моделями от параметра шума  $\sigma$  для синтетических данных.

161 целевой переменной  $\mathbf{y}_b \in \mathbb{R}^{506}$  и  $\mathbf{y}_s \in \mathbb{R}^{167}$ . В качестве общей выборки рассматривается  
 162 конкатенация выборок Boston housing и Servo, описываемая вектором целевой переменной  
 163  $\tilde{\mathbf{y}}$  и  $\tilde{\mathbf{X}}$ :

$$164 \quad \tilde{\mathbf{y}} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_b \\ \mathbf{y}_s \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{673}, \quad \tilde{\mathbf{X}} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}_b \\ \mathbf{X}_s \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{673 \times 13}, \quad (3.6)$$

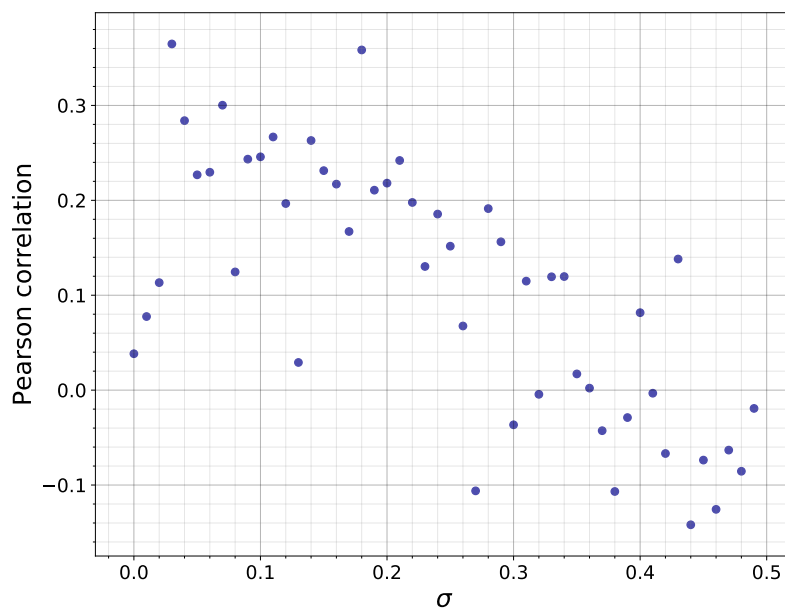
165 где  $\mathcal{E}$  — матрица размера  $167 \times 9$ , каждый элемент которой из  $\mathcal{N}(0, \sigma)$ . На общей выборке  
 166 обучается ансамбль из двух локальных моделей, каждая из которой является линейной.  
 167 Исследуется зависимость расстояния между локальными моделями от параметра шума  $\sigma$ .  
 168 График представлен на рисунке 4:

169 На графике видно, что при увеличении параметра шума  $\sigma$  есть тенденция к умень-  
 170 шению скалярного произведения между моделями. Это означает, с увеличением шума  
 171 локальные модели отдаляются друг от друга.

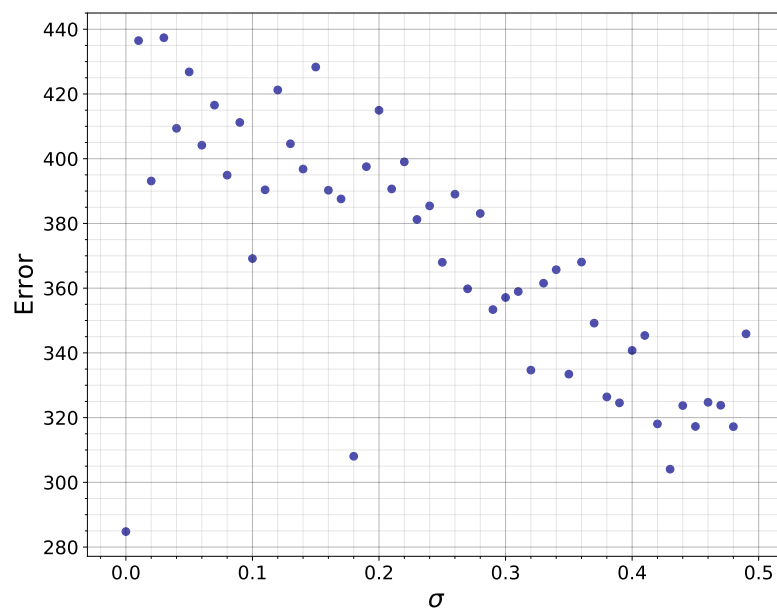
172 Исследуем качество аппроксимации при использовании ансамбля двух линейных ло-  
 173 кальных моделей. Ошибка аппроксимации вычисляется по формуле

$$174 \quad \text{error} = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \pi_k(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}^k) (y_i^{\text{pred}_k} - y_i^{\text{real}})^2, \quad (3.7)$$

175 где  $N = 673$  — количество объектов в общей выборке,  $y_i^{\text{pred}_k}$  — предсказанное значение для  
 176  $i$ -го объекта  $k$ -ой моделью, а  $y_i^{\text{real}}$  — значение целевой переменной  $i$ -го объекта. График  
 177 зависимости ошибки аппроксимации от параметра шума представлен на рисунке 5:



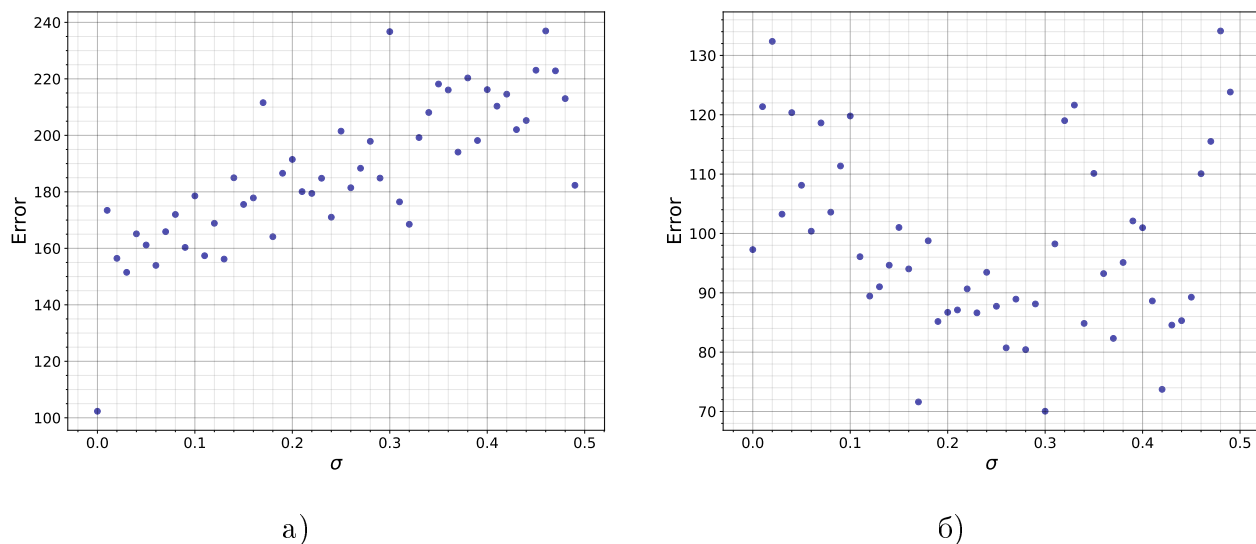
**Рис. 4** График зависимости расстояние между локальными моделями от параметра шума  $\sigma$  для выборок Boston housing и Servo.



**Рис. 5** График зависимости ошибки аппроксимации от параметра шума  $\sigma$  для выборок Boston housing и Servo.



178 На графике видно, что с ростом параметра шума  $\sigma$  ошибка падает, тем самым каче-  
179 ство аппроксимации при использовании ансамбля двух локальных моделей увеличивается.  
180 Однако ошибки локальных моделей отдельно не уменьшается:



**Рис. 6** а) График зависимости ошибки аппроксимации от параметра шума  $\sigma$  для выборки Boston housing и Servo для а) первой модели ансамбля; б) второй модели ансамбля .

181 Код для повторения эксперимента можно найти по ссылке на репозиторий github, в  
182 котором расположены все материалы работы.

## 183 4 Заключение

184 В данной работе был исследован ансамбль локальных моделей на различных данных,  
185 порожденных несколькими источниками. В качестве данных использовались синтетиче-  
186 ские выборки, а также датасеты Boston housing и Servo. В данной работе в качестве ло-  
187 кальной модели использовалась линейная модель, в качестве шлюзовой функции исполь-  
188 зовалась двухслойная нейросеть.

189 Как показано в эксперименте, в случае, когда синтетические данные порождены двумя  
190 источниками, ансамбль локальных моделей является более точной, так как лучше аппрок-  
191 симирует плоскости точек для каждого из источников.

192 Также был проведен эксперимент по исследованию качества аппроксимации при ис-  
193 пользовании ансамбля локальных моделей. Было введено расстояние между локальными  
194 моделями, чтобы исследовать поведение локальных моделей между собой. В эксперимен-  
195 те показано, что с ростом параметра шума ошибка аппроксимации отдельной локальной  
196 модели не уменьшается, однако ошибка всего ансамбля локальных моделей падает. При  
197 этом модели становятся более независимыми, так как расстояние между стремится к нулю  
198 при увеличении параметра шума.

199 В дальнейшем планируется исследовать оптимальное количество локальных моделей  
200 в ансамбле. Планируется использовать функцию расстояния в качестве регуляризатора,  
201 чтобы улучшить качество аппроксимации и сделать локальные модели в ансамбле более  
202 независимыми.

## Литература

- [1] M. Serdar Yumlu, Fikret S. Gurgun, and Nesrin Okay. Financial time series prediction using mixture of experts. In *Computer and Information Sciences - ISCIS 2003*, pages 553–560. Springer Berlin Heidelberg, 2003.
- [2] Yiu-ming Cheung, Wai Leung, and Lei Xu. Application of mixture of experts model to financial time series forecasting. October 1995.
- [3] Andreas S. Weigend and Shanming Shi. Predicting daily probability distributions of s&p500 returns. *Journal of Forecasting*, 19(4):375–392, 2000.
- [4] S. E. Yuksel, J. N. Wilson, and P. D. Gader. Twenty years of mixture of experts. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 23(8):1177–1193, aug 2012.
- [5] Reza Ebrahimpour, Mohammad Moradian, Alireza Esmkhani, and Farzad Jafarlou. Recognition of persian handwritten digits using characterization loci and mixture of experts. *JDCTA*, 3:42–46, January 2009.
- [6] Andrew Estabrooks and Nathalie Japkowicz. A mixture-of-experts framework for text classification. In *Proceedings of the 2001 workshop on Computational Natural Language Learning*. Association for Computational Linguistics, 2001.
- [7] S. Iman Mossavat, Oliver Amft, Bert de Vries, Petko N. Petkov, and W. Bastiaan Kleijn. A bayesian hierarchical mixture of experts approach to estimate speech quality. In *2010 Second International Workshop on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*. IEEE, jun 2010.
- [8] Fengchun Peng, Robert A. Jacobs, and Martin A. Tanner. Bayesian inference in mixtures-of-experts and hierarchical mixtures-of-experts models with an application to speech recognition. *Journal of the American Statistical Association*, 91(435):953–960, sep 1996.
- [9] Cristian Sminchisescu, Atul Kanaujia, and Dimitris N. Metaxas.  $BM^3e$ : Discriminative density propagation for visual tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(11):2030–2044, nov 2007.
- [10] Ronan Collobert, Samy Bengio, and Yoshua Bengio. A parallel mixture of SVMs for very large scale problems. *Neural Computation*, 14(5):1105–1114, may 2002.
- [11] Volker Tresp. Mixtures of gaussian processes. In *Advances in Neural Information Processing Systems 13*, pages 654–660. MIT Press, 2001.
- [12] Noam Shazeer, Azalia Mirhoseini, Krzysztof Maziarczyk, Andy Davis, Quoc Le, Geoffrey Hinton, and Jeff Dean. Outrageously large neural networks: The sparsely-gated mixture-of-experts layer.
- [13] Michael I. Jordan and Robert A. Jacobs. Hierarchies of adaptive experts. In J. E. Moody, S. J. Hanson, and R. P. Lippmann, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 4*, pages 985–992. Morgan-Kaufmann, 1992.
- [14] Carl Edward Rasmussen and Zoubin Ghahramani. Infinite mixtures of gaussian process experts. In *Advances in Neural Information Processing Systems 14*, pages 881–888. MIT Press, 2001.
- [15] Rahaf Aljundi, Punarjay Chakravarty, and Tinne Tuytelaars. Lifelong learning with a network of experts.
- [16] Ekaterina Garmash and Christof Monz. Ensemble learning for multi-source neural machine translation. In *Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers*, pages 1409–1418, Osaka, Japan, December 2016. The COLING 2016 Organizing Committee.
- [17] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. SPRINGER NATURE, 2011.
- [18] V. V. Strijov A. V. Grabovoy. Prior distribution choices for a mixture of experts. *Machine learning and data analysis*, 2020.

Поступила в редакцию