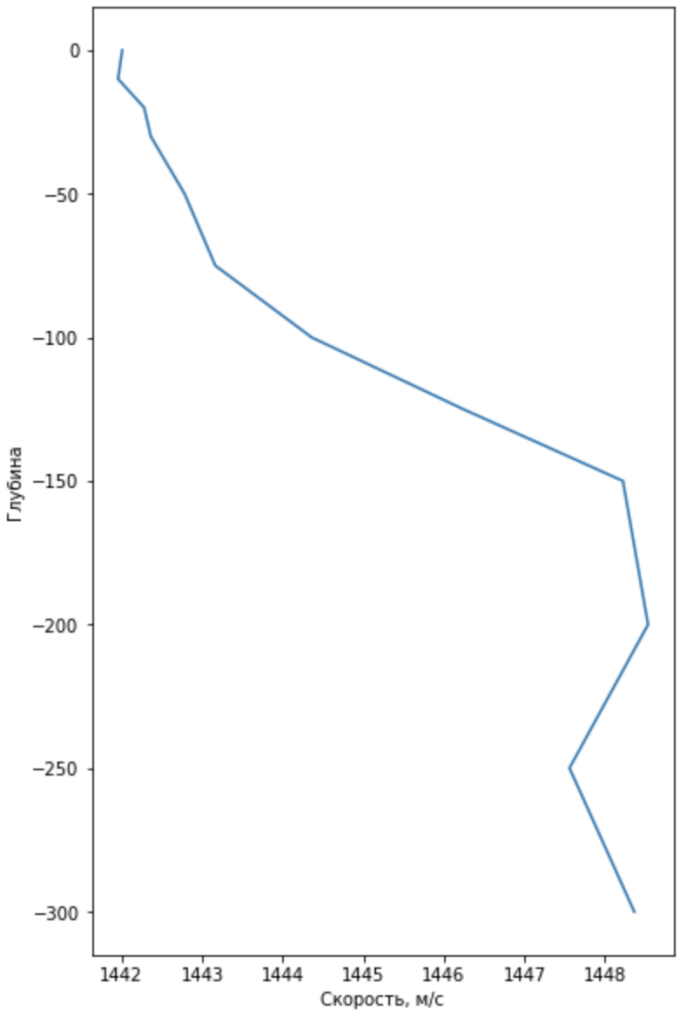
Использование методов машинного обучения для хранения гидроакустической информации

Захаров В.О.

Московский Авиационный институт

13 июня 2019 г.

Обзор объекта исследования



Кривая зависимости скорости звука от глубины называется вертикальным распределением (профилем) скорости звука (ВРСЗ). Исследуется выборка ВРСЗ $x_i, x_i \in \mathbb{R}^n, i = \overline{1, N}$ Баренцева моря.

Цель и задачи работы

Цель работы: изучение методов аппроксимации ВРСЗ с целью снижения размерности профиля, а также с целью сохранения информации о сезоне.

Задачи работы:

1. Написание программы для получения из базы обучающей и тестовой выборки ВРСЗ в важных районах мирового океана.
2. Применение методов снижения размерности, с целью уменьшения пространства параметров, описывающих профили ВРСЗ.
3. Применение алгоритмов классификации с целью выявления наилучшего алгоритма сжатия с сохранением информации о сезоне.

Постановка задачи

Описать исходный профиль ВРСЗ $x_i \in \mathbb{R}^n, i = \overline{1, N}$, вектором $c_i \in \mathbb{R}^k, k \leq n$, т.е найти такое отображение $f(x_i) = c_i$ и обратное отображение $\hat{x} = g(c_i)$ из условия:

$$\min_{f,g} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} ||x_i - g(f(x_i))||.$$

Исследовать качество отображения c_i на сохранеие информации о сезоне и месяце из условия точности классификации (accuracy):

$$\max_{f,A} \frac{P}{N},$$

где P - число правильно классифицированных отображений c_i алгоритмом A.

Исследуемые методы: **PCA, K-Means, K-SVD, Autoencoder.**

Алгоритм сжатия PCA

Описание алгоритма:

1. $X^0 = \frac{X - \overline{X}}{\sigma}$, где $X \in \mathbb{R}^{N \times n}$ - матрица составленная из профилей ВРСЗ, $\overline{X}$-усредненный по всей обучающей выборки профиль ВРСЗ, а σ-стандартное отклонение
2. $K = X^0 X^{0T}$ - ковариационная матрица выборки ВРСЗ.
3. Найдем СВ и СЗ матрицы K : $(K - \lambda E)v = 0$, λ - СЗ, v - СВ.
4. Составим матрицу $V = [v_1, ..., v_k] \in \mathbb{R}^{n \times k}$ из СВ соответсвующим k наибольшим собственным значениям λ.
5. Набор сжатых профилей ВРСЗ будет вычисляться, как $C = XV, C \in \mathbb{R}^{N \times k}$, а исходный набор профилей легко восстанавливается из сжатых: $\hat{X} = CV^T$

Набор собственных векторов ковариационной матрицы K называется главными компонентами разложения.

Алгоритм сжатия K-Means

Данный алгоритм разбивает выборку X профилей ВРСЗ на k кластеров S_i, d_i - центр масс кластера $S_i, i = \overline{1,k}$.

1. Выбираются случайные k профилей ВРСЗ $d_i^0, i = \overline{1,k}$ - начальные центры кластеров.
2. На t шаге алгоритма: распределение векторов ВРСЗ по кластерам $x_i \in S_j, j = \arg\min_k ||x_i - d_k^{t-1}||$.
3. Пересчитываются центры кластеров $d_i^t = \frac{1}{|S_i|} \sum_{x \in S_i} x$
4. Проверка условия останова: $d_i^{t-1} = d_i^t, \forall i = \overline{1,k}$.

Алгоритм K-Means аппроксимирует профиль ВРСЗ профилем, являющимся центром ближайшего кластера.

Алгоритм сжатия K-SVD

K-SVD - еще один способ получить разреженное кодирование профиля ВРСЗ.
Решается следующая задача оптимизации:

$\min_{D,C} ||X - CD||_F$, при условии $||c_i||_0 \leq T_0, i = \overline{1, N}$, где $X \in \mathbb{R}^{N \times n}$ - обучающий набор профилей ВРСЗ, $D \in \mathbb{R}^{k \times n}$ - базисные профили ВРСЗ, $C \in \mathbb{R}^{N \times k}$ - набор сжатых профилей ВРСЗ. F - норма Фробениуса $(\sqrt{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{n} x_{i,j}^2})$, $||.||_0 - l_0$ норма (количество ненулевых элементов в векторе), T_0 - максимальное количество ненулевых элементов в сжатом профиле c_i.

Данная задача решается итеративным поиском при помощи *SVD* разложения.

Алгоритм сжатия Autoencoder

Используем нейронную сеть, чтобы найти функцию кодирования f и функцию декодирования g для выборки ВРСЗ.

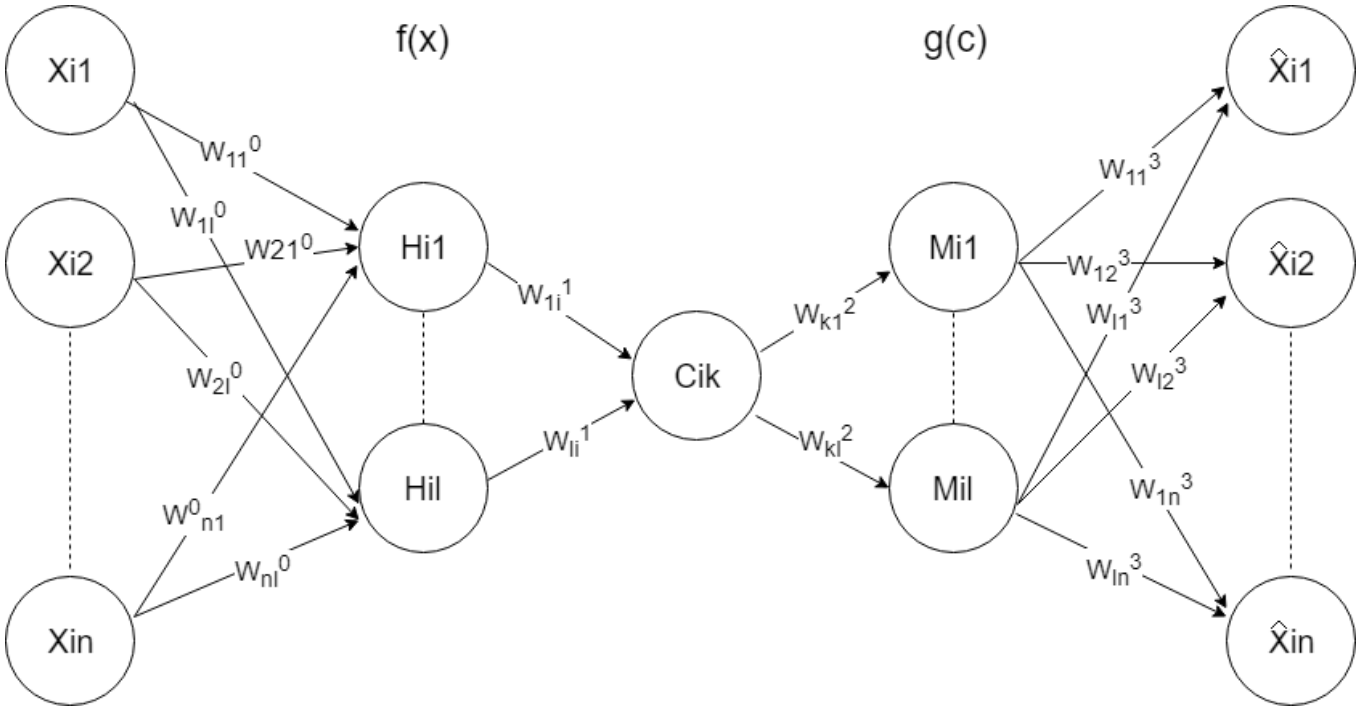


Рис.: Архитектура нейронной сети - autoencoder.

Для обучения нейронной сети, решается следующая задача оптимизации: $\min_W \sum_{i=1}^{N} ||x_i - g(f(x_i))||$.

Численный эксперимент, сжатие ВРСЗ

$N = 112$ для обучения и $N = 38$ для тестирования, $n = 12$

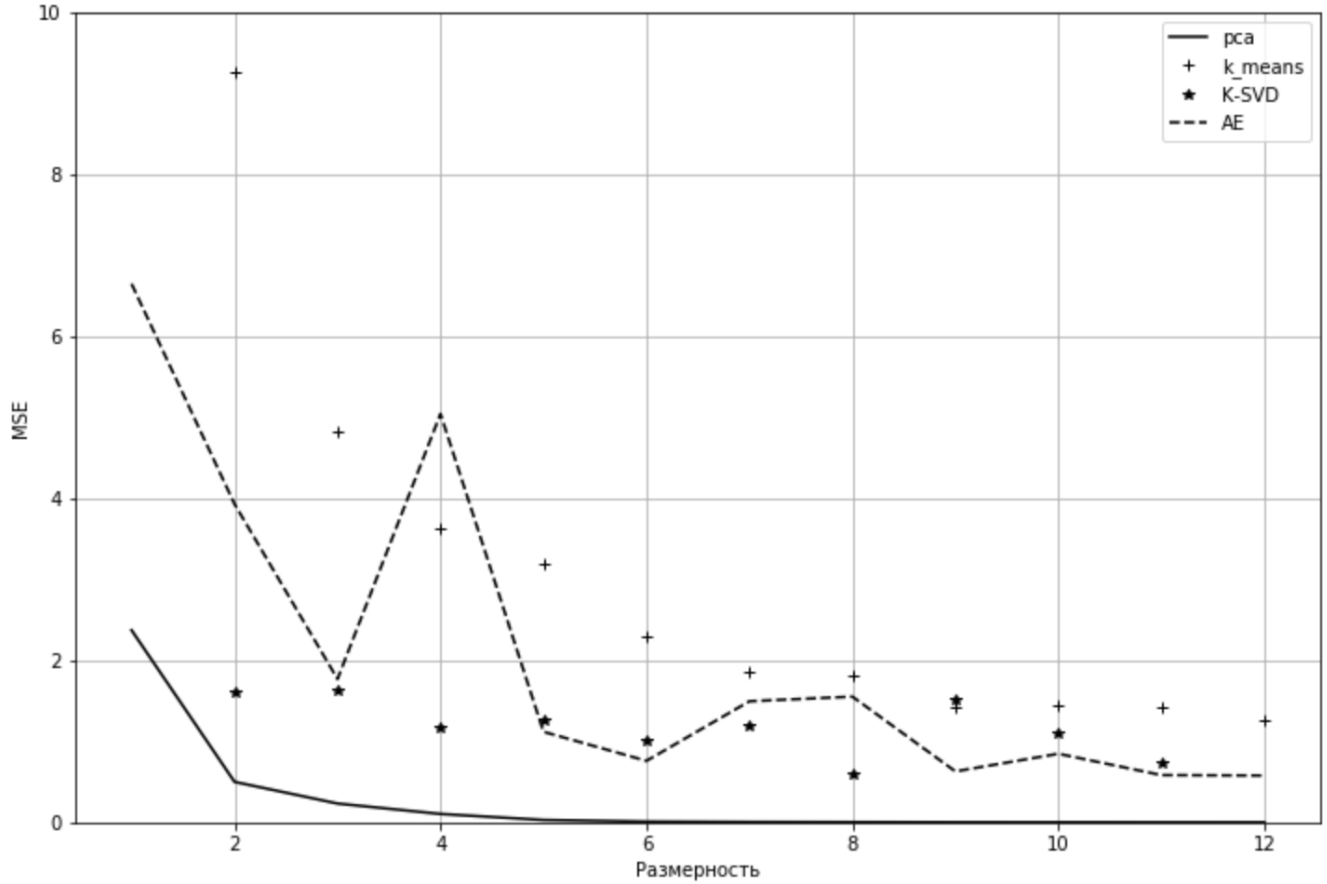


Рис.: Сравнение алгоритмов сжатия на отложенной выборке.

$$MSE = \frac{1}{Nn} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{n} (x_{i,j} - g_j(c_i))^2.$$

Численный эксперимент, сжатие ВРСЗ

Сравним исходный профиль и его аппроксимацию методом PCA на отложенной выборке:

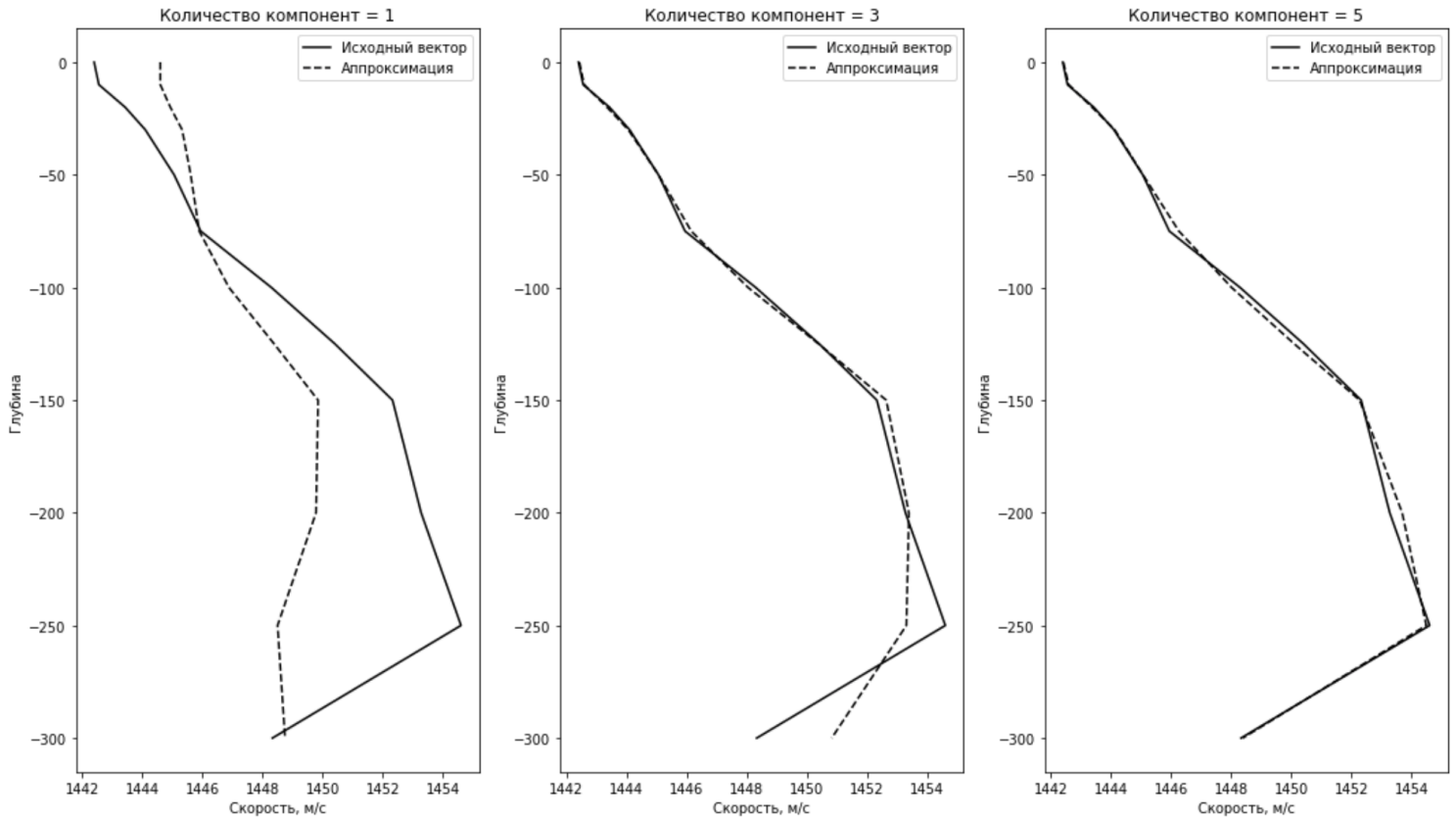


Рис.: Сравнение исходного профиля и аппроксимации методом PCA.

Численный эксперимент, классификация ВРСЗ

Сравнение качества классификации сжатых профилей ВРСЗ на зимний/летний сезон. Классификация методом градиентного бустинга над решающими деревьями (XGBoost):

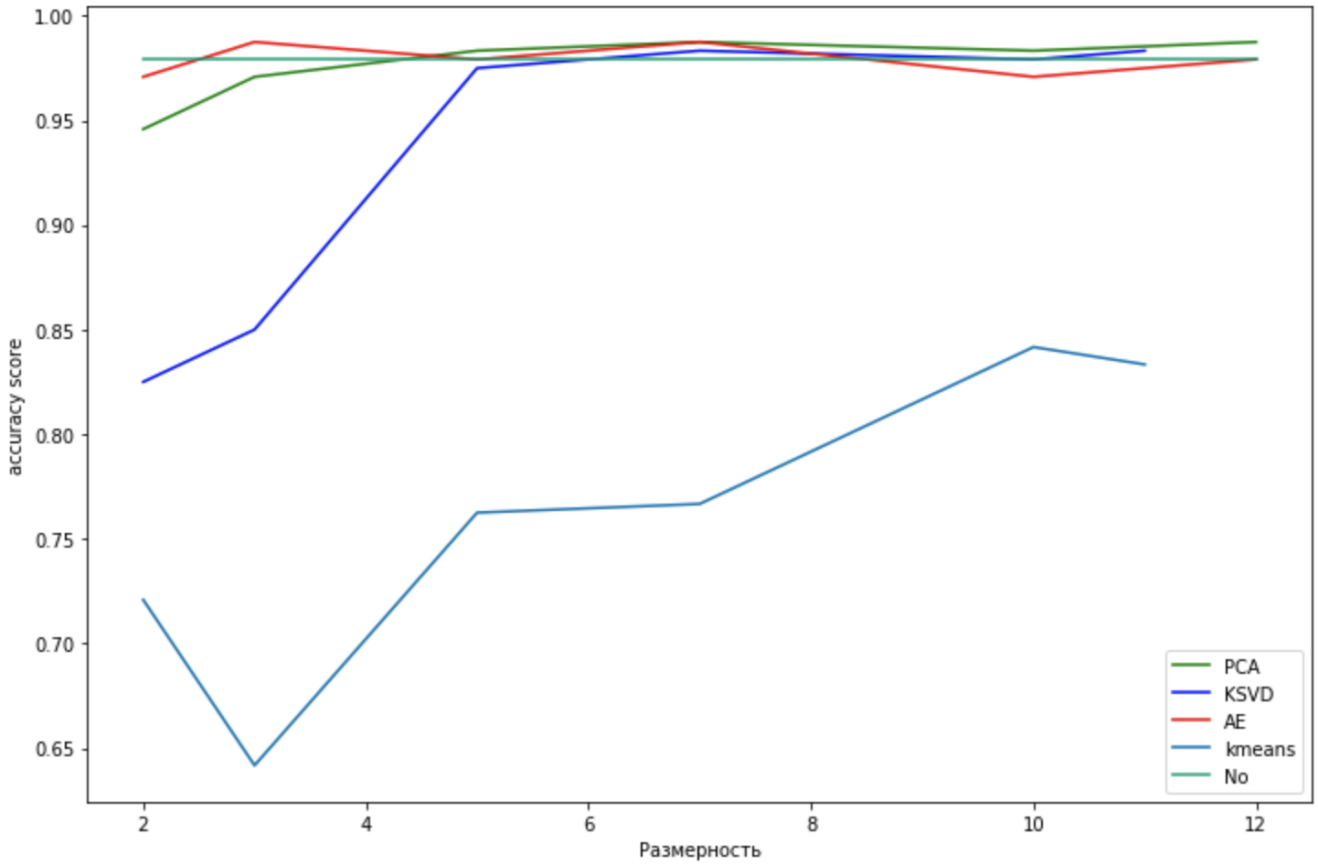


Рис.: График сравнения точности классификации ВРСЗ на зимний/летний сезон на отложенной выборке.

Численный эксперимент, классификация BPC3

Сравнение качества многоклассовой классификации по месяцам сжатых профилей BPC3 :

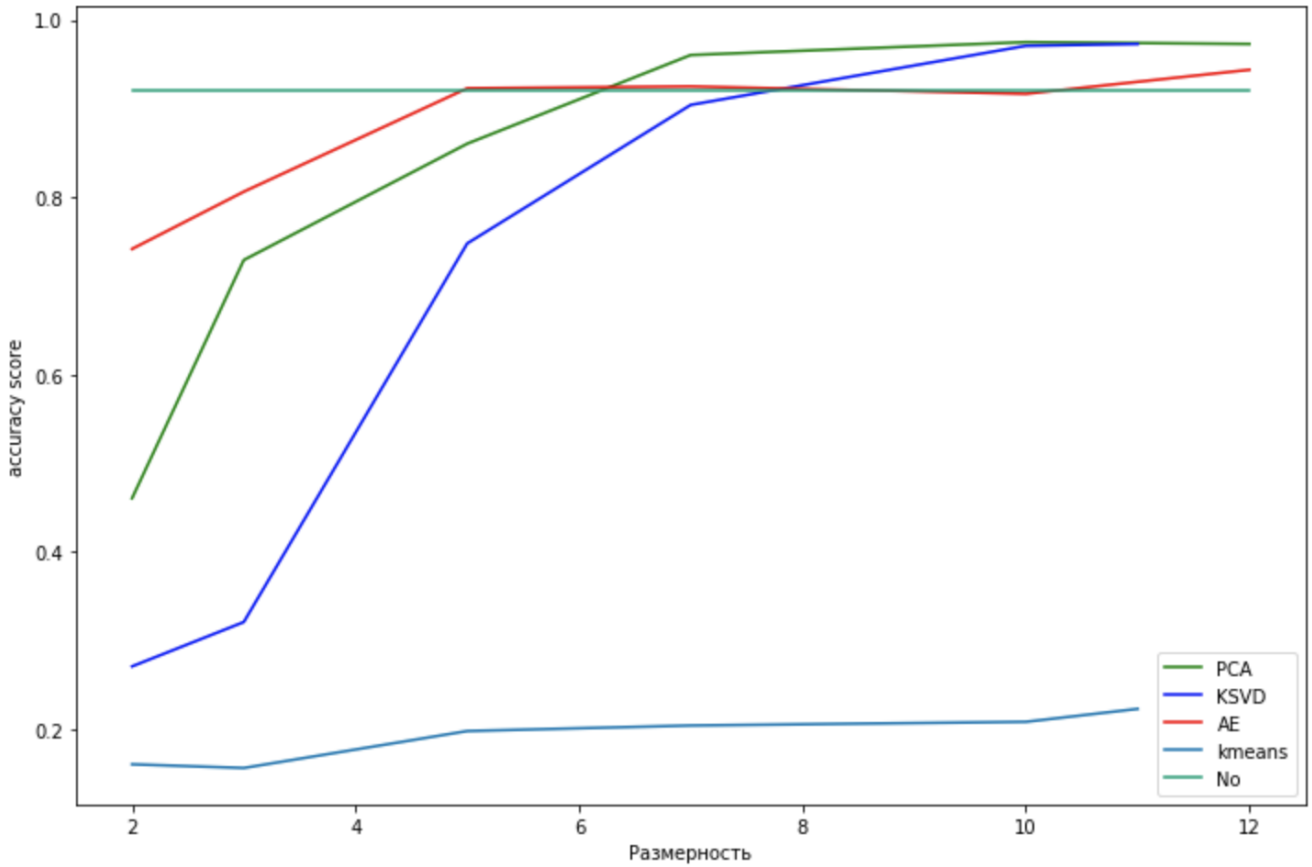


Рис.: График сравнения точности многоклассовой классификации BPC3 по месяцам на отложенной выборке.

Интерпретация результатов классификации

Оценим важность каждой координаты профиля ВРСЗ для классификатора. Для этого расчитаем вектор Шепли (shap values):

$\varphi_i(p) = \sum_{S \subset n/\{i\}} \frac{|S|!(n-|S|-1)!}{n!}(p(S \cup \{i\}) - p(S))$, где:
$\varphi_i(p)$ - значение Шепли i-ой координаты.
$p(S \cup \{i\})$ - предсказание с использованием i-ой координаты.
$p(S)$ - предсказание модели без i-ой координаты.
S - произвольный набор координат без i-ой координаты.

Значение Шепли для i-ой координаты расчитывается для каждого профиля ВРСЗ на всех возможных комбинациях координат и суммируются по модулю для итогового значения важности координаты.

Shap values для координат BPC3

Важность координат BPC3 для классификации:

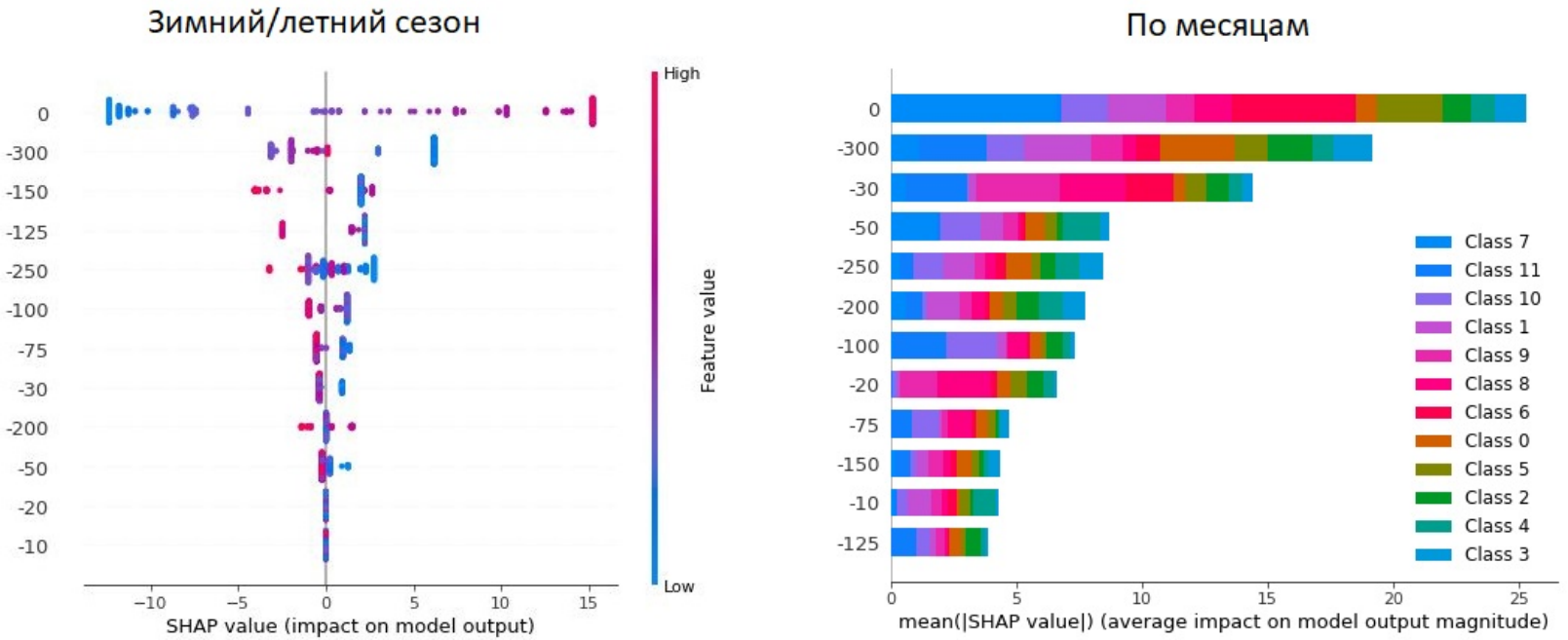


Рис.: Shap values для координат BPC3.

Shap values базисных компонент разложения ВРС3

Важность базисных компонент разложения:

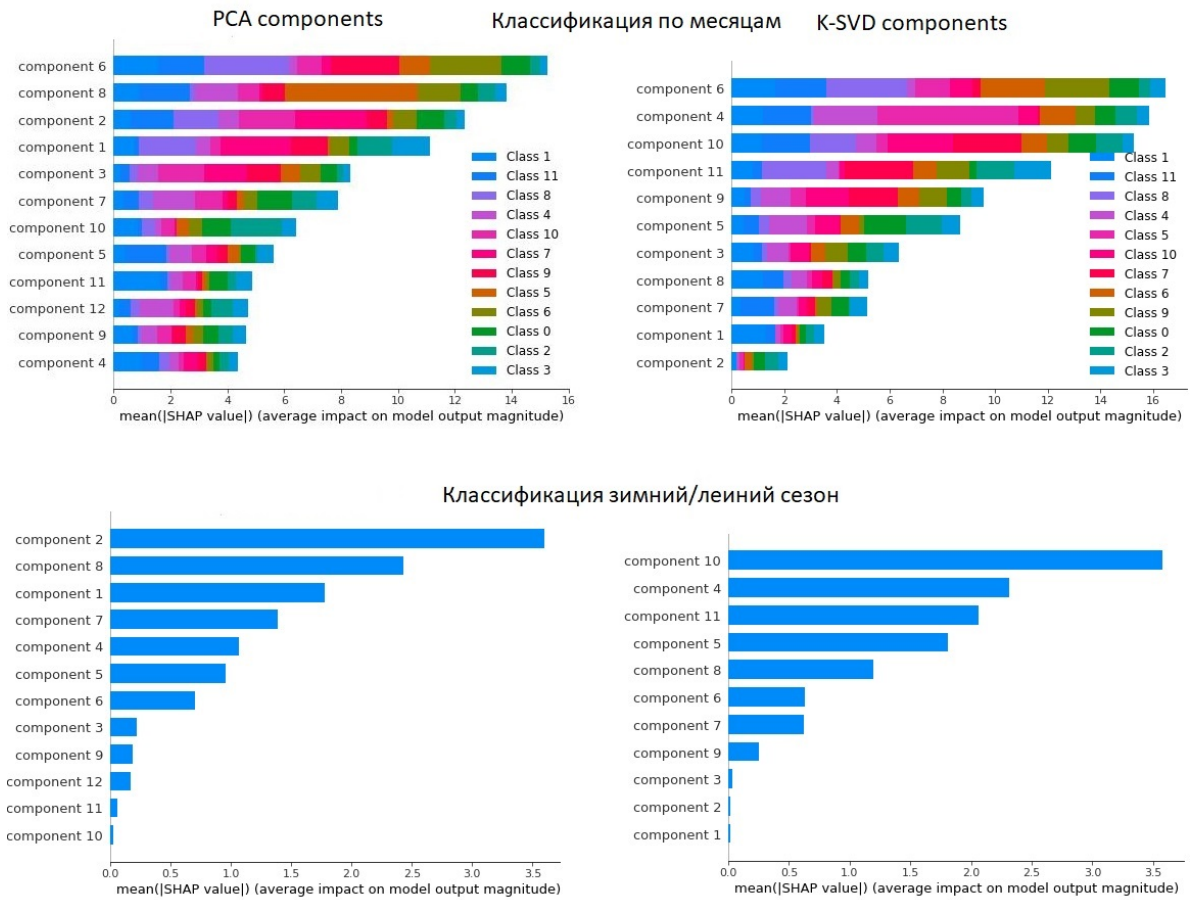


Рис.: Shap values для для базисных профилей разложения ВРС3.

Базисные компоненты разложения

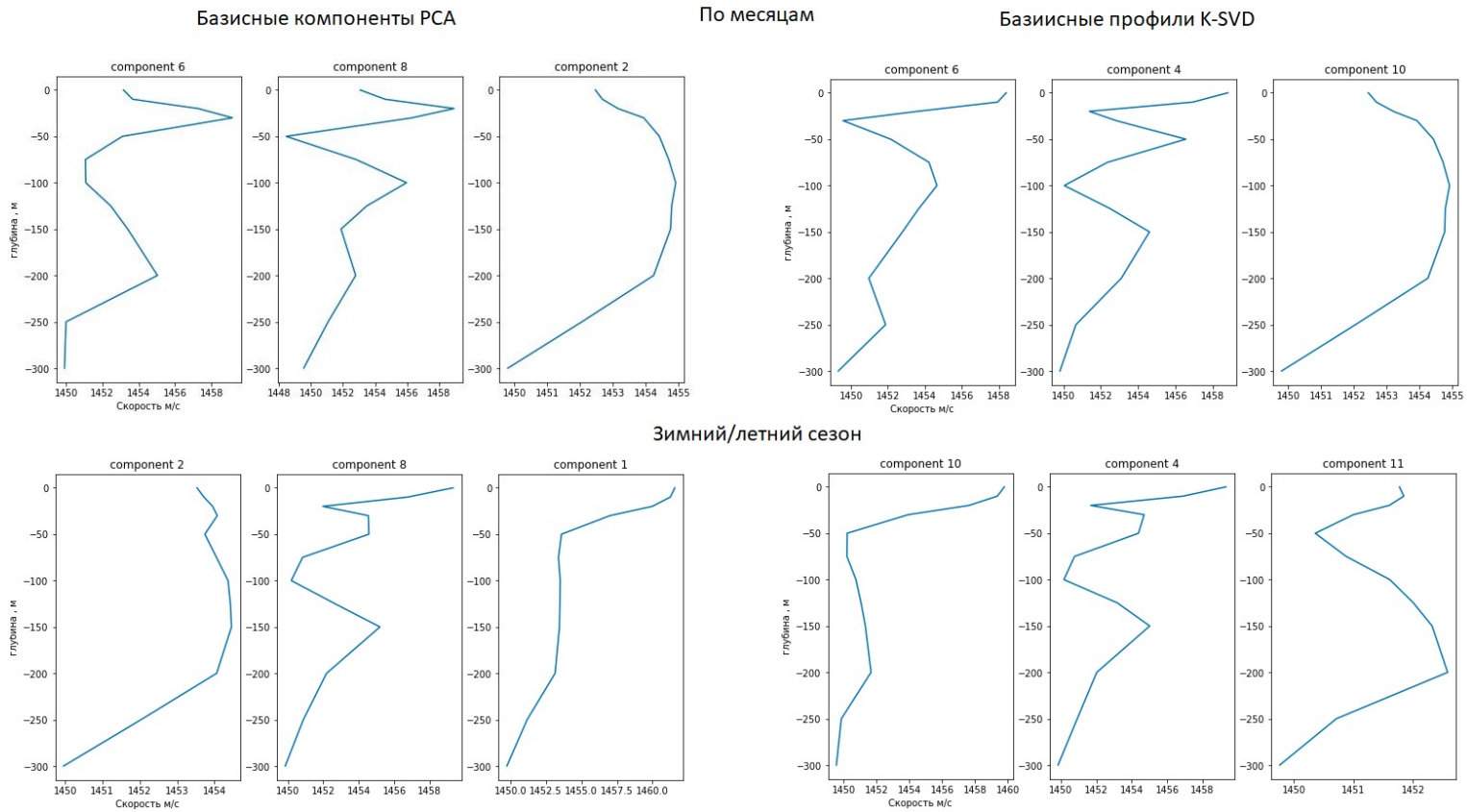


Рис.: Наиболее важные базисные компоненты для классификации.

Список публикаций

1. Аппроксимация вертикального распределения скорости звука в морских волноводах // Гагаринские чтения – 2018. Сборник тезисов докладов том 2.
2. Некоторые методы снижения размерности для вертикального разреза скорости звука в океане // Моделирование и анализ данных 2019.
3. Применение методов машинного обучения для хранения и анализа гидрологической информации // Сборник материалов конференции ВМСППС' 2019.

СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ