

НОВЫЙ ПОДХОД К СОЗДАНИЮ ГЛОБАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ПОЛНОГО ЭЛЕКТРОННОГО СОДЕРЖАНИЯ ИОНОСФЕРЫ

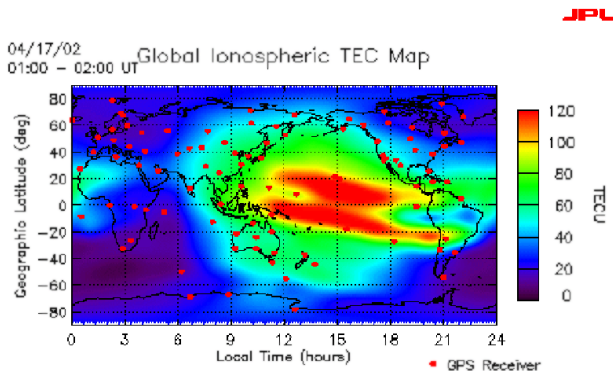
А.В. Жуков¹, Ю.В. Ясюкевич^{1,2}
zhukovaleksei@iszf.irk.ru

¹Институт солнечно-земной физики СО РАН (ИСЗФ СО РАН)

²Иркутский государственный университет (ИГУ)

БШФФ-2019
16-21 сентября 2019 г.

Введение



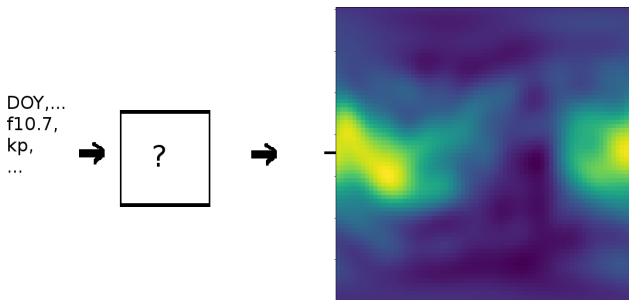
Задача моделирования полного электронного содержания ионосферы достаточно сложна, а ее актуальность определяется необходимостью учитывать влияние ионосферы на работу радарных, навигационных и связанных с ними систем.

Существующие модели

В последние годы все активнее развиваются средства мониторинга околоземного космического пространства. Большой объем экспериментальных данных предоставили глобальные навигационные спутниковые системы (ГНСС) [Afraimovich et al., 2013].

Подобные данные привели к существенному повышению качеству ионосферных моделей. Широко известная **модель Клобучара**, используемая в GPS [Klobuchar, 1987] позволяет устранять до 50% ошибки, то модель **BDGIM** [Yuan et al., 2019] до 70%. Кроме того, появились модели долгосрочного прогноза, требующие малое число входных параметров, такие как, например, **GEM TEC** [Ivanov et al., 2011], требующая на вход данные о индексе солнечной активности F10.7.

Использование методов машинного обучения



В качестве входных данных использовались карты GIM [Hernández-Pajares et al., 2009] с 1998 по 2017 год. С 1998-2015 применены для получения базиса компонент PCA, а также подбора гиперпараметров моделей машинного обучения. Итоговое тестирование проводилось на данных 2017 года.

Модель на основе машинного обучения GIMLi



Global Ionosphere Machine Learning based model (GIMLi) - глобальная модель ПЭС использующая data mining подход.

- Отдельная модель для каждого момента времени (ut).
- PCA - разложение карт на ортогональные компоненты;
- Random Forest - непараметрическая мат.модель для аппроксимации коэффициентов каждого компонента.

Разложение на компоненты PCA

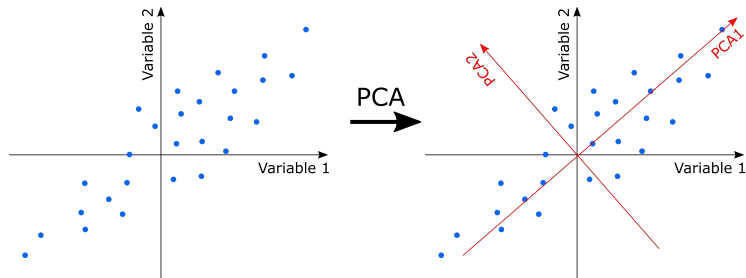


Рис.: Пример разложение на главные компоненты.

Разложение на компоненты

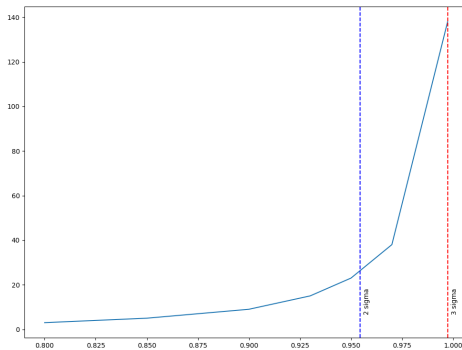
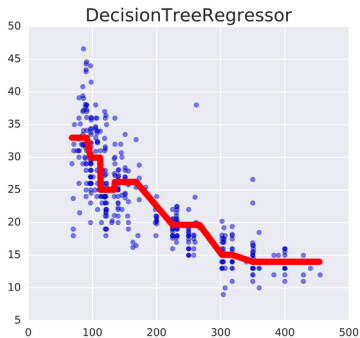
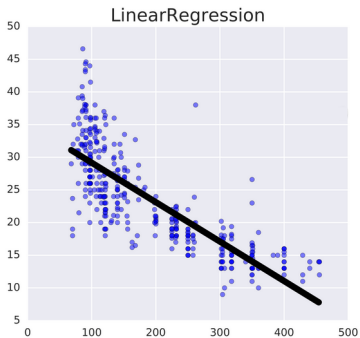


Рис.: Необходимое количество компонент (по вертикали) в зависимости от требуемого качества приближения (по горизонтали).

Использование методов машинного обучения

Случайный лес (Random Forest)

Построение композиции из рандомизированным решающих деревьев по различным подвыборкам обучающей выборки.

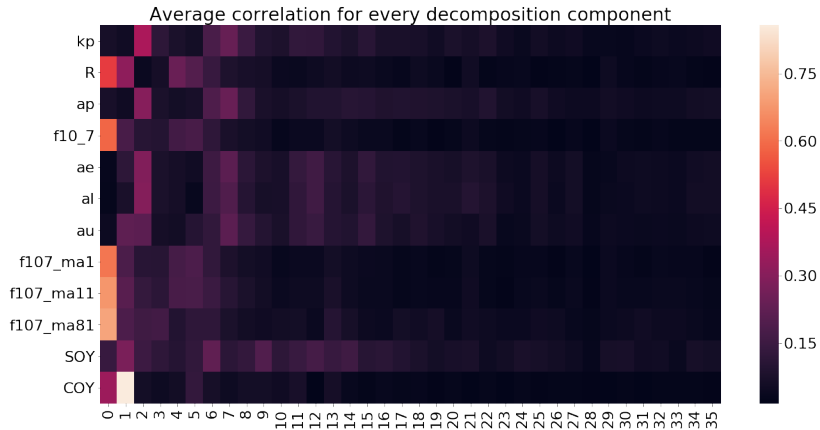


Индексы и иные признаки

Параметры используемые как признаки

Переменная	Описание
DOY	день года
COY, SOY	\cos, \sin дня года
Kp, ae, au, al	индексы геомагнитной активности
$F10.7$ и $F107_{ma}$	индекс солнечной активности, 10.7 см (2800 MHz) и его скользящие средние за 1, 11 и 81 дней
R	индекс солнечной активности, число солнечных пятен

Предварительный анализ признаков



Результаты работы модели

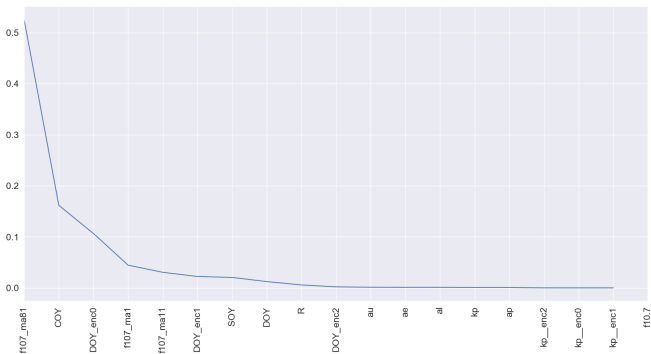


Рис.: Усреднённая информативность признаков полученная при тестировании модели.

Результаты работы модели

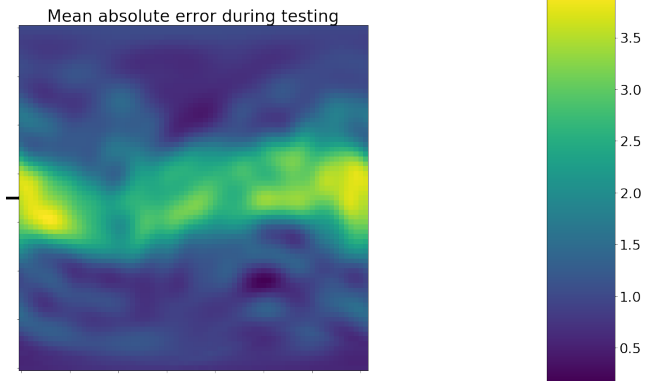


Рис.: Средняя абсолютная ошибка модели на тестовой выборке (данные за 2017 год).

Результаты работы модели

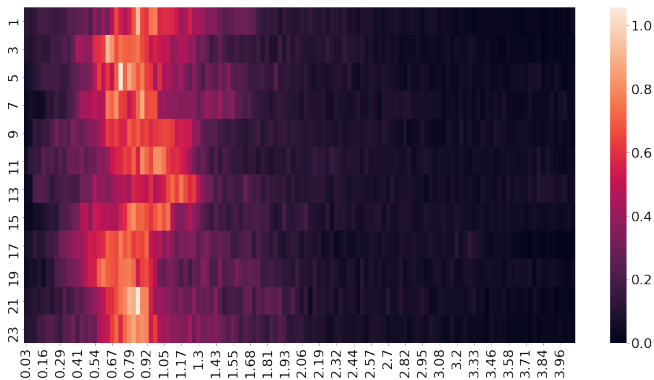


Рис.: распределение средней абсолютная ошибка модели для разного времени суток на тестовой выборке (данные за 2017 год).

Результаты работы модели

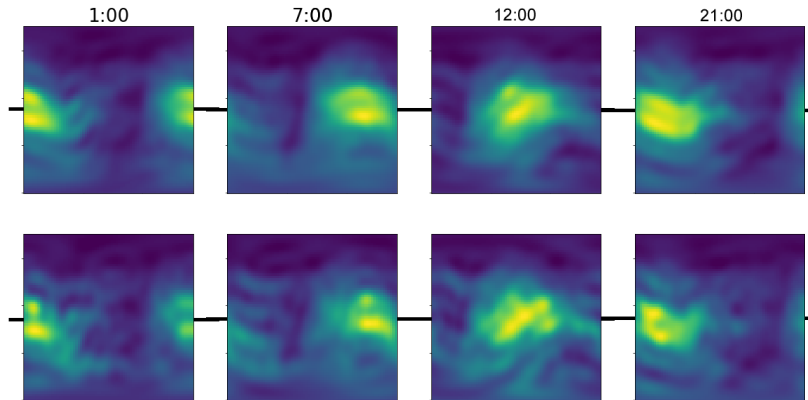


Рис.: Модельные данные GIMLi (сверху) и исходная GIM карта (снизу).

Результаты и будущие исследования

- Предложен новый подход моделирования в глобальном масштабе полного электронного содержания ионосферы на основе методов машинного обучения,
- моделью GIMLi достигнута СКО равная 2.895 TECU,
- использование этой модели на основе данных, доступных в режиме реального времени, в будущем дадут возможность оперативного получения карт ПЭС.



читайте в будущих работах

Спасибо за внимание!