

**Автоматическое распознавание используемых пахотных  
земель на основе временных серий синтезированных  
ежедневных изображений Landsat на территорию  
Приморского края**

---

Плотников Д.Е., Колбудаев П.А, Барталев С.А.

Институт космических исследований РАН

Москва

2016

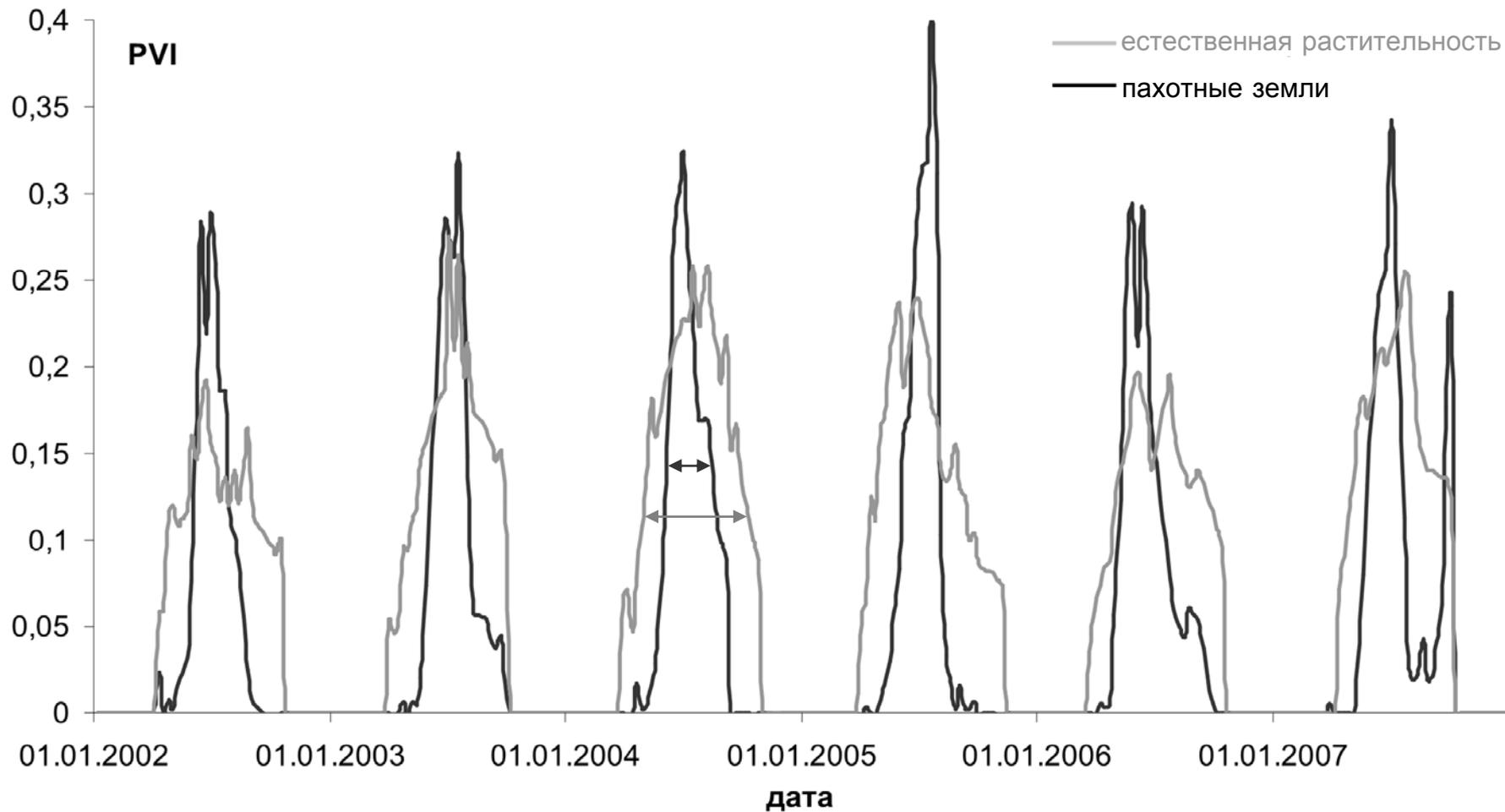


# Методы распознавания пашни

---

- TSAEC (Time-series Analysis and Ensemble Classification). Использует Timesat для извлечения сезонных фенологических характеристик – базовое и пиковое значение, начало и конец сезона, время максимума, интеграл под кривой, наклоны восходящей и нисходящей части кривой.
- NNE (Neural Network Ensemble). Использует агломерацию нейронных сетей для улучшения результатов классификации, управляемую многослойными перцептронами (MLP). Каждый перцептрон оценивает вероятность отнесения к классу; финальный результат определяется на основе средней вероятности отнесения по всем перцептронам.
- DT (Decision Tree). Использует сглаженный NDVI для извлечения фенологических характеристик, таких как пиковое значение, среднее значение, темпы роста и снижения. Из временных серий также извлекается количество сезонов вегетации как дополнительный индикатор используемости пашни.
- KBC2 (Knowledge-based Cropland Classification). Использует признаки, извлеченные из временных серий NDVI и красного каналов, такие как минимальное значение в красном канале, максимальное и минимальное значение NDVI, максимальные значения темпов роста и снижения NDVI.
- LSAM (Large-Scale Arable land Mapping). Использует спектрально-динамические признаки, извлеченные из многолетних рядов PVI, такие как минимальная длина вегетационного периода, минимальный интеграл PVI в весенний период и индекс сезонного снижения биомассы.

# Многолетние временные серии вегетационного индекса



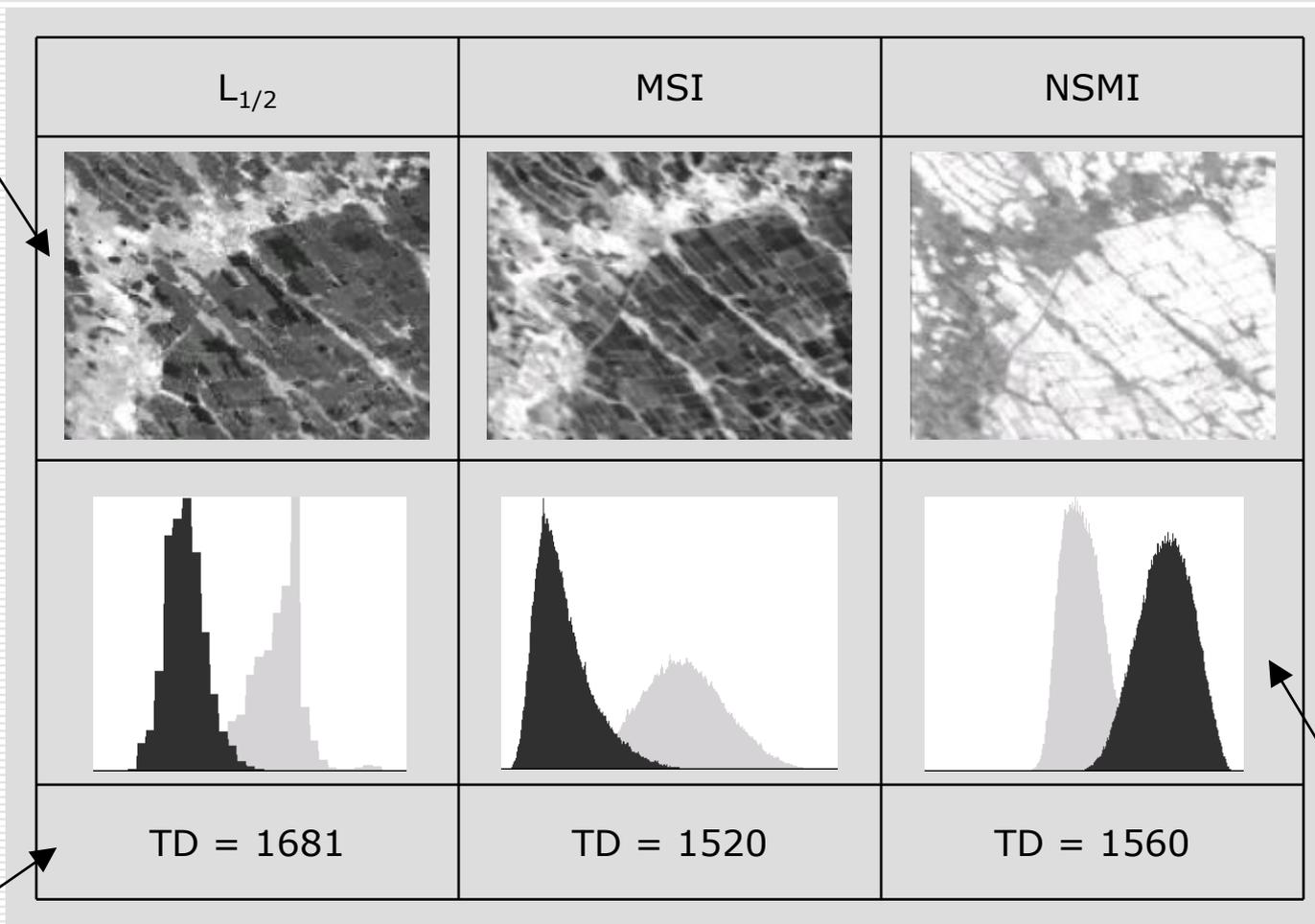
# Спектрально-динамические признаки распознавания

## Признаки распознавания участков используемой пашни

Название	Формула	Описание
Индекс кратчайшего сезона вегетации	$L_{1/2} = \min_{j=1..N} (t_L^j - t_F^j),$ $PVI(t_L) = PVI(t_F) = \frac{PVI_{max}}{2},$ $t_L > t_{max}, t_F < t_{max}$	Минимальный для ряда лет отрезок времени, когда в течение года значения PVI превышали половину его сезонного максимума
Индекс весеннего развития растительности	$MSI = \min_{j=1..N} \sum_{i \in spw} PVI_{ij}$	Многолетний минимум интеграла PVI в период 1 января - 15 июня каждого года наблюдений
Индекс сезонного снижения фитомассы	$NSMI = const - \frac{\sum_{j=1}^N PVI_j^{min \in sw}}{\sum_{j=1}^N \sum_{i \in sw} PVI_i}$	Нормированная сумма многолетних сезонных минимумов PVI в период 15 мая - 15 сентября каждого года наблюдений
Индекс межгодовых различий динамики растительности	$K = \min_{i, j=1..N} (Cor(PVI(Year_i), PVI(Year_j)))$	Минимум всех возможных значений межгодовых корреляций временных рядов PVI
Индекс межгодовой изменчивости фитомассы	$D = SD \left( \sum_{i=1..N} PVI_j \right)$	Стандартное отклонение сумм накопленных за различные годы значений PVI
Разностный индекс сезонного пика вегетации	$T = Med_{j=1..N} (PVI_{max}^{Year_j} - PVI_{mean}^{Year_j})$	Многолетняя медиана разности максимального и среднего значения PVI

# Информативность признаков распознавания

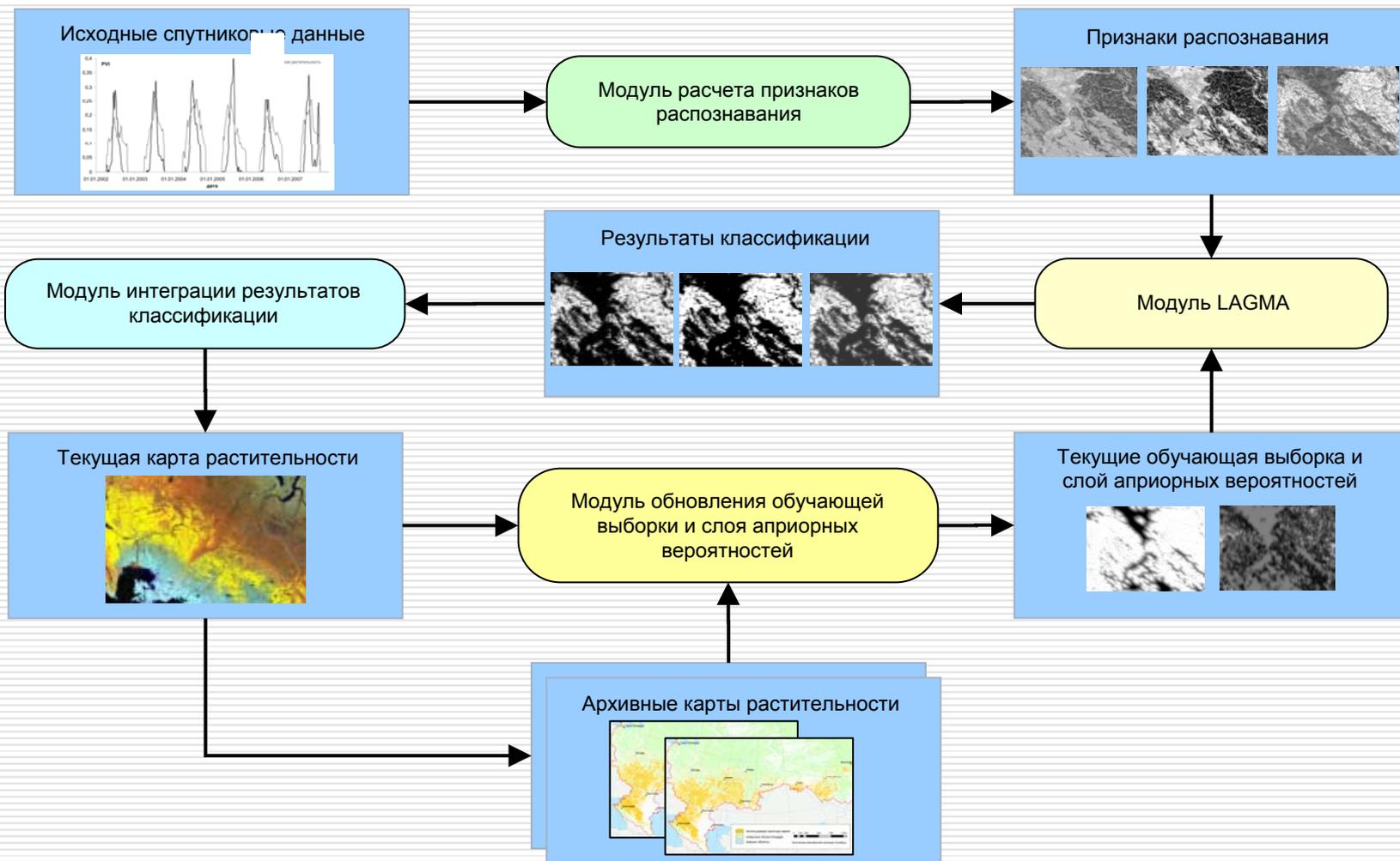
изображения признаков



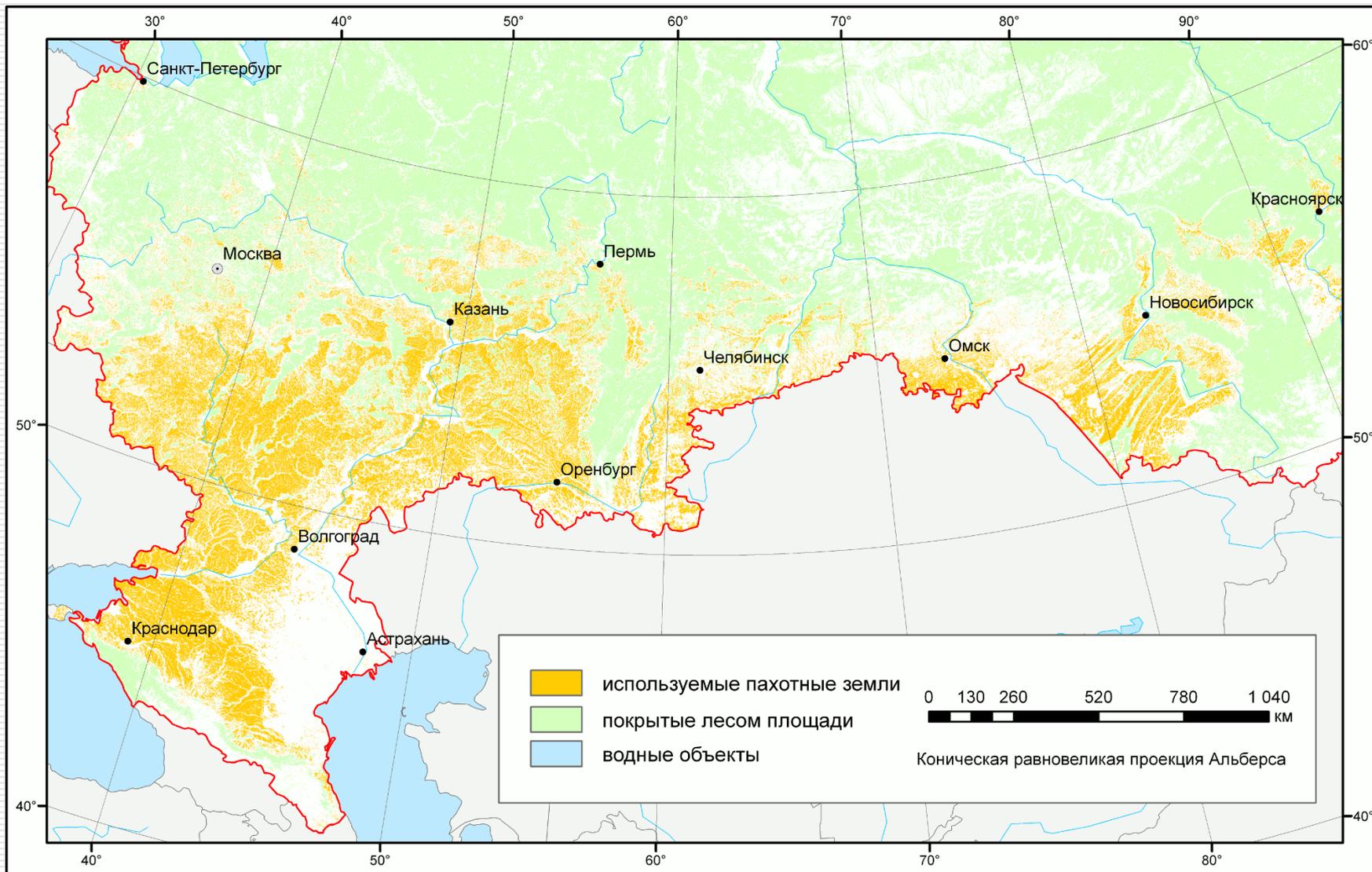
критерий разделимости

гистограммы классов

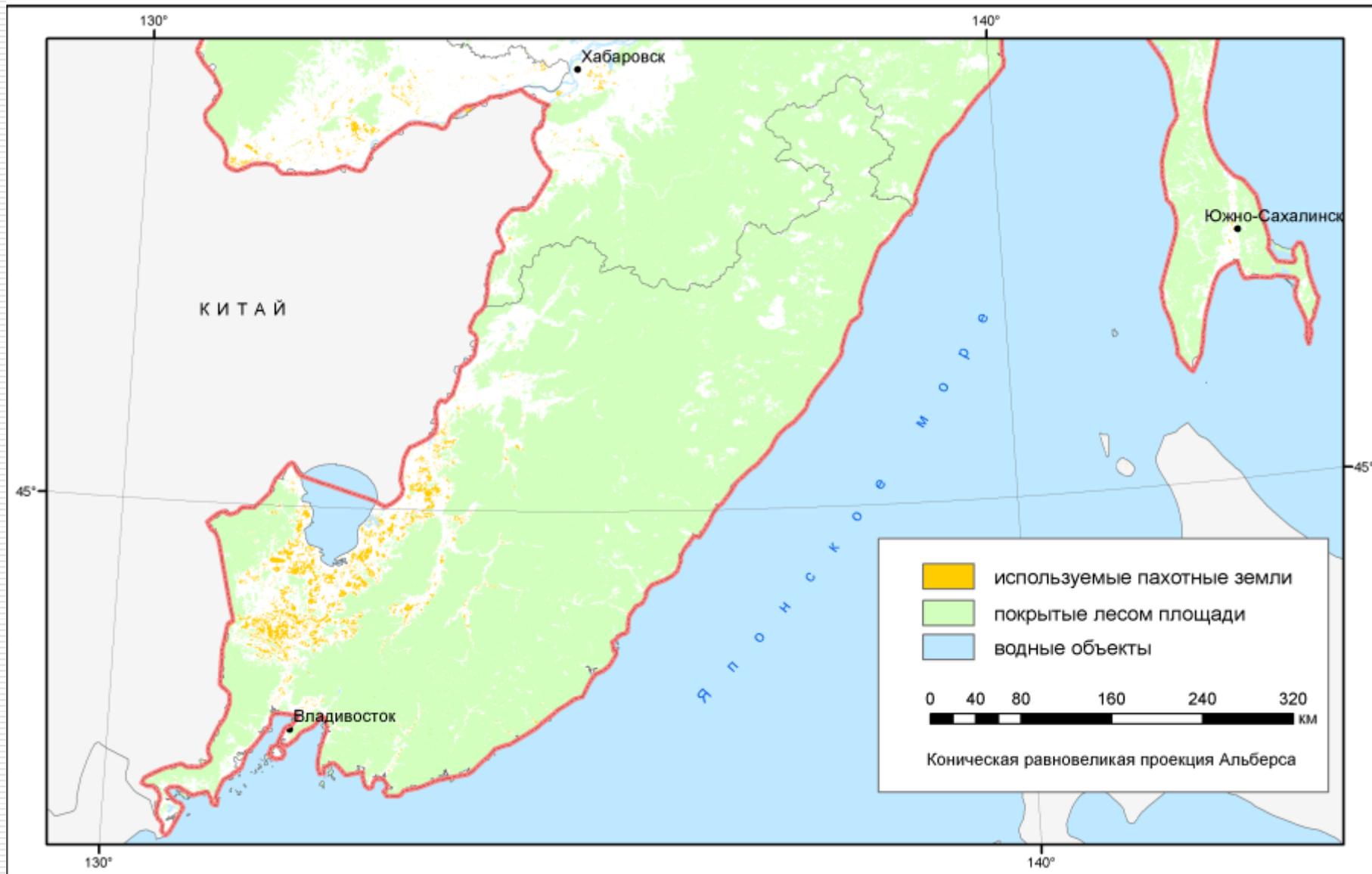
# Технология распознавания типов растительности на основе многолетних рядов спутниковых измерений



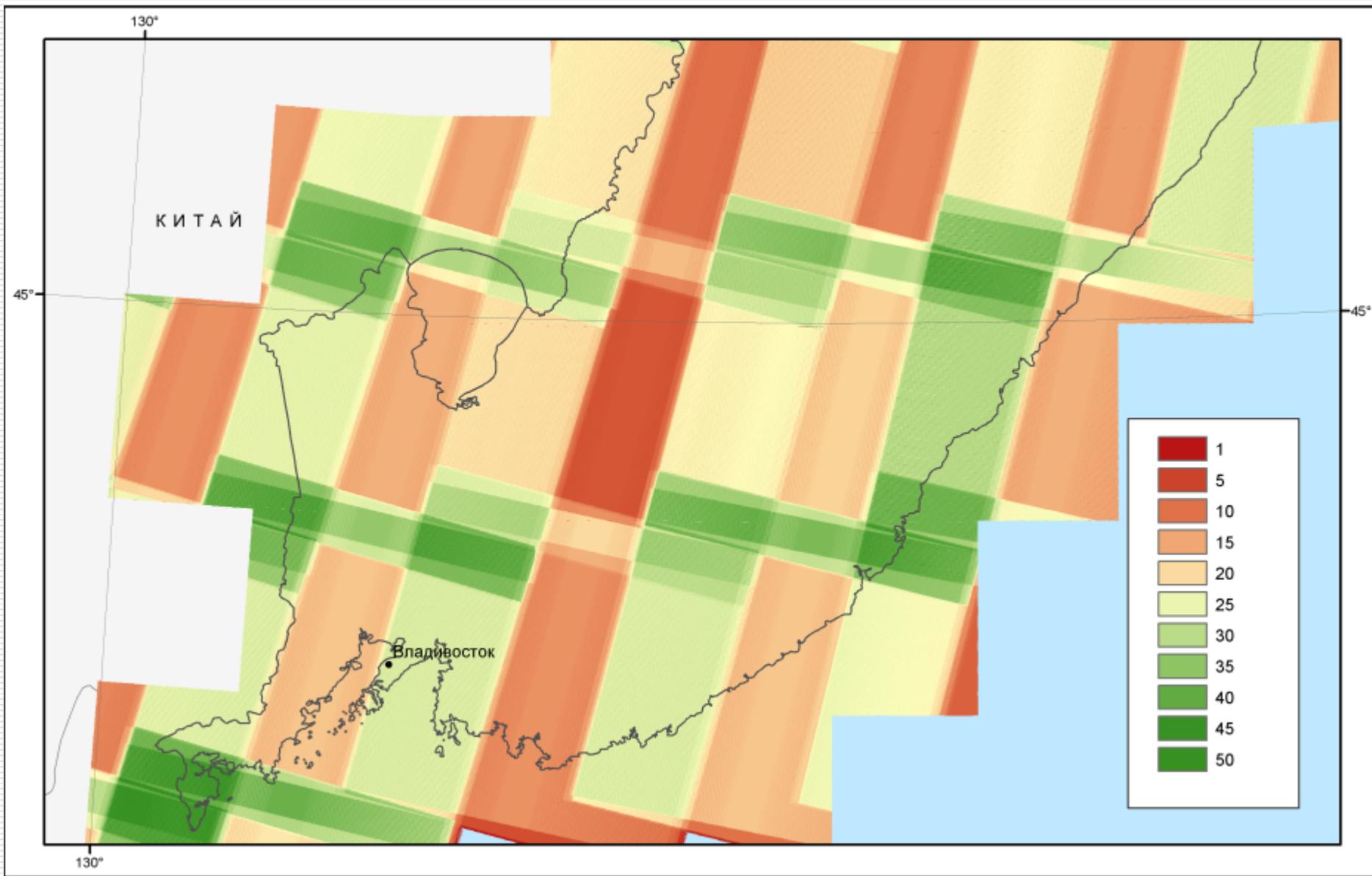
# Карта пашни по данным MODIS для территории России



# Фрагмент карты пашни по данным MODIS на Приморье



# Количество наблюдений Landsat-7,8 за один год (2015)



# Кросс-платформенные методы синтеза данных

---

- STARFM (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, *Gao et al., 2006*), ESTARFM
- STAARCH (Spatial Temporal Adaptive Algorithm for mapping Reflectance Change, *Hiker et al., 2009*)
- STDFA (Spatial and Temporal Data Fusion Approach, *Wu et al., 2012*), ISTDFA
- MODIS-Landsat data fusion (*Roy et al., 2008*)

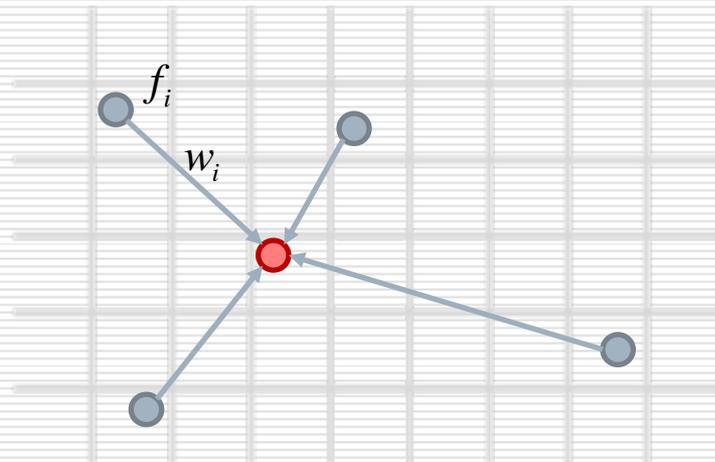
$$L(x, y, t_0) = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^h \sum_{k=1}^n W_{ijk} (M(x_i, y_i, t_0) + L(x_i, y_i, t_k) - M(x_i, y_j, t_k))$$

# Концепция метода синтеза данных *ARES*

*ARES* использует прообразы (эталоны) – объекты, близкие к искомому по своим спектрально-временным характеристикам

1. Эталонов должно быть много
2. Эталоны должны быть пространственно распределены
3. Выбранный эталон должен быть лучшим из доступных
4. Эталоны должны содержать незашумленные значения
5. Прогнозируемые ими значения искомого объекта должны быть согласованы

$$L = \frac{\sum_{i=1}^n w_i f_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$$



# Входные данные и используемые ARES метрики

---

## Данные

- Временная серия максимально очищенных от влияния мешающих факторов и атмосферно скорректированных изображений Landsat (*FMASK++*)
- Сегментация: основанный на метриках  $K$ ,  $D$  результат выделения спектрально-динамически связанных областей

## Метрики

- Основанные на сезонных и многолетних временных рядах КСЯ метрики: относительное расстояние  $D$  и линейный коэффициент корреляции  $K$
- Для взвешивания эталона используется производная метрика

$$P = \frac{D}{K + 2}, w = 1 - P$$

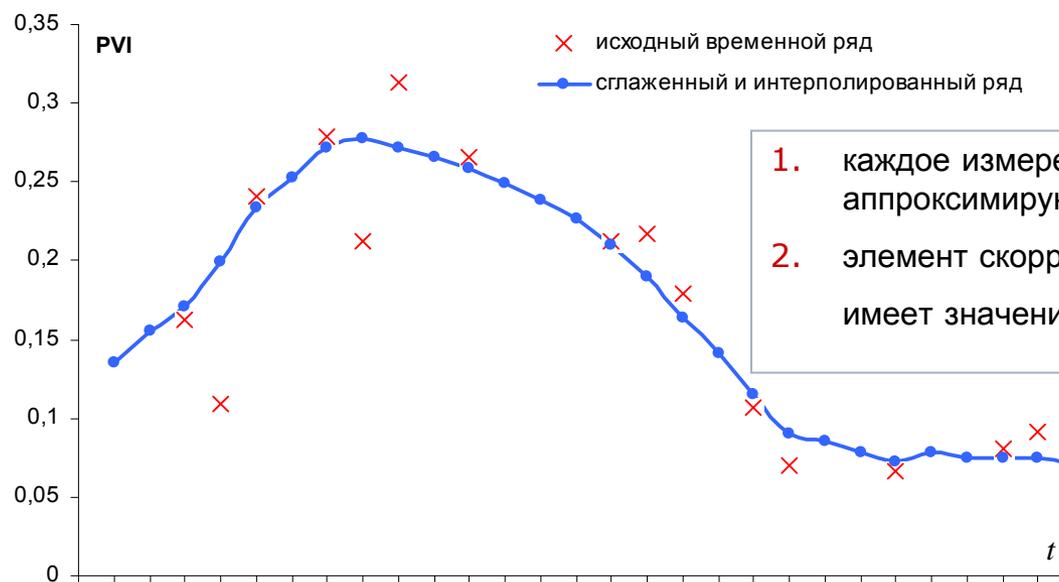
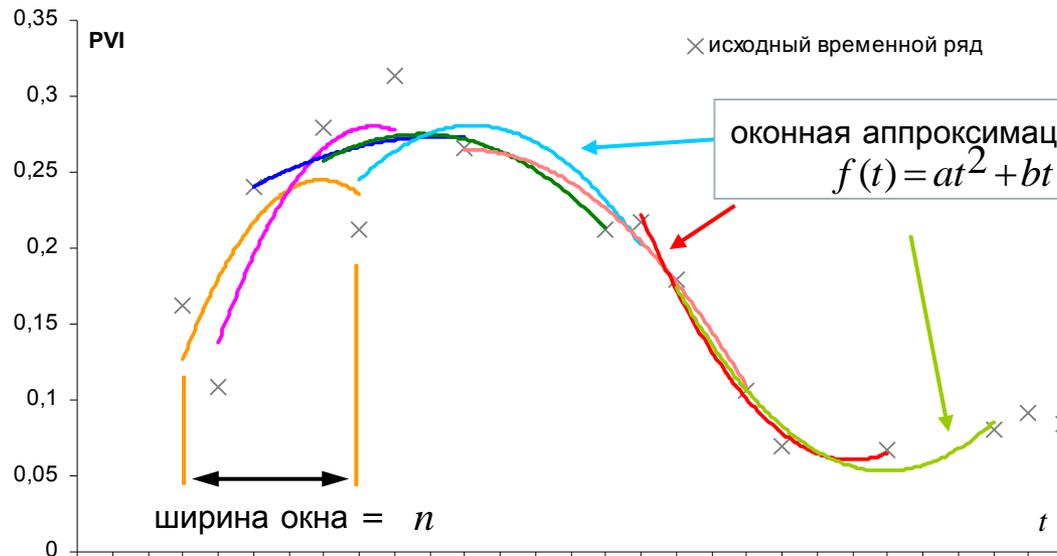
# Краткое описание алгоритма действий

---

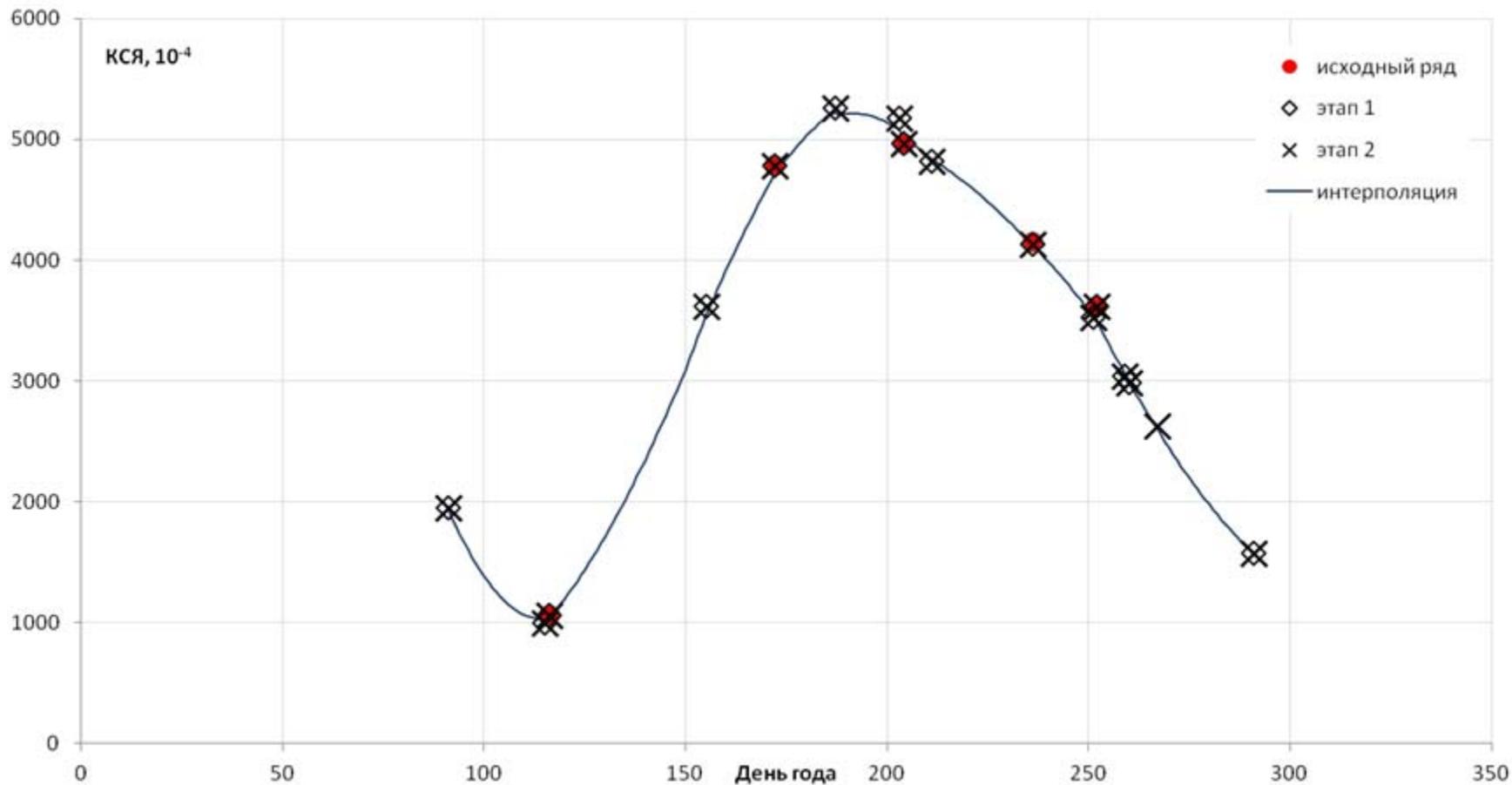
## Этап 1:

1. Разбиение изображения на  $N$  областей
2. Поиск спектрально-динамических связей между восстанавливаемым пикселем и объектами из каждой  $k$ -й области изображения
3. Каждая  $k$ -я область предоставляет не менее  $n$  «хороших» эталонов
4. Значение восстанавливаемого пиксела рассчитывается на основе взвешенных значений всех лучших объектов
5. Для недовосстановленных значений используется аналогичный, но **Этап 2** ценный процесс внутри сегмента, при условии что часть его оказалась восстановлена на 1 этапе либо была незашумлена
6. Интерполяция восстановленных разновременных значений скользящей параболой

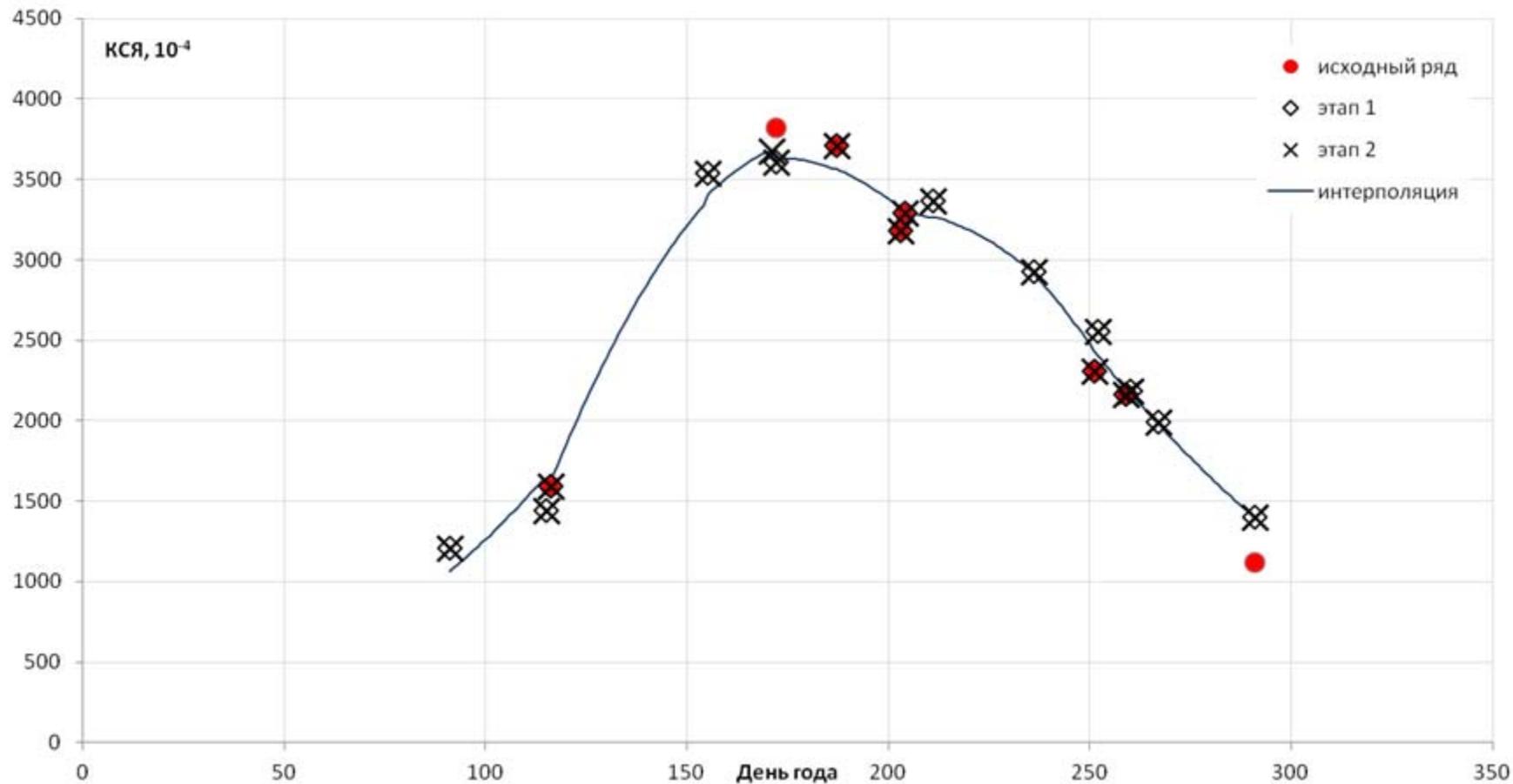
# Оконная интерполяция скользящей параболой (LOESS)



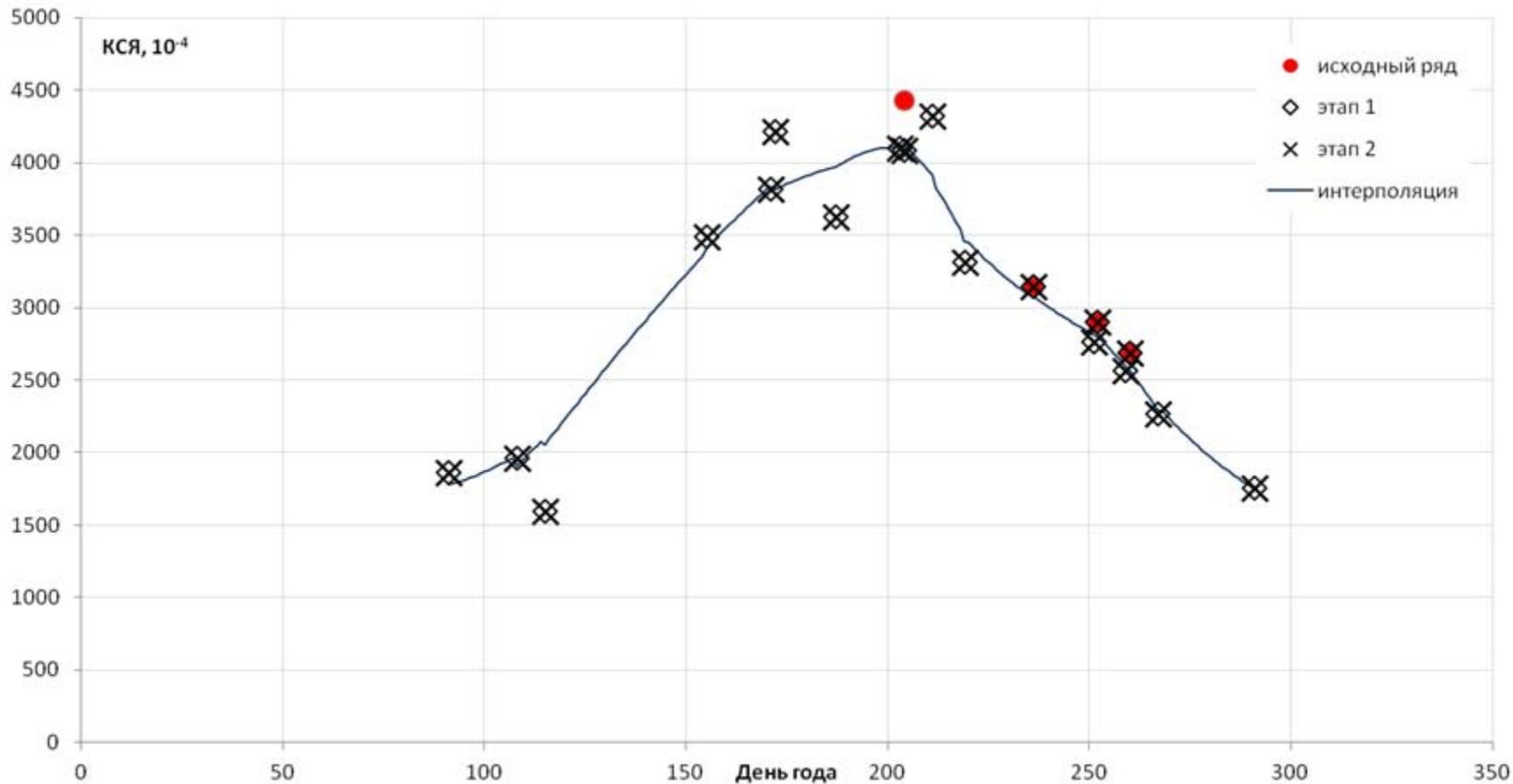
# Восстановление временных серий: с\х поле



# Восстановление временных серий: лес

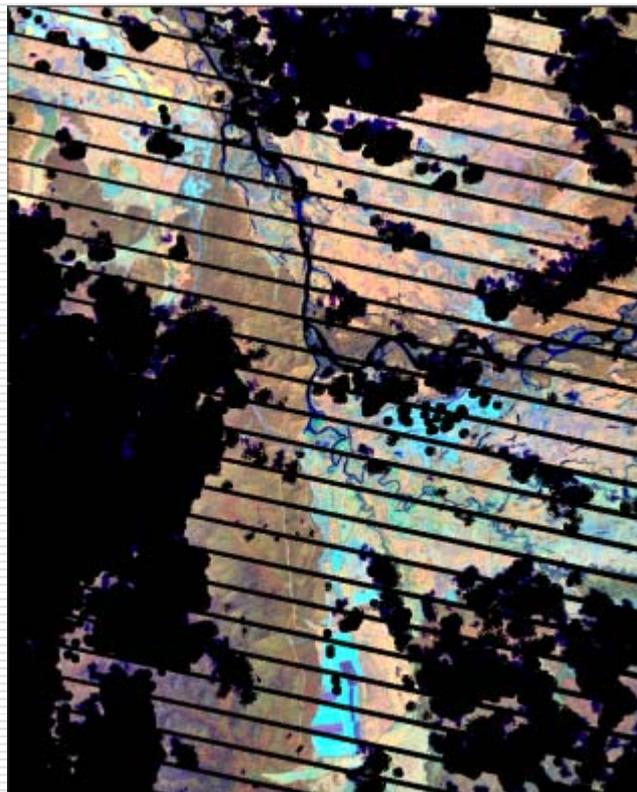


# Восстановление временных серий: луг

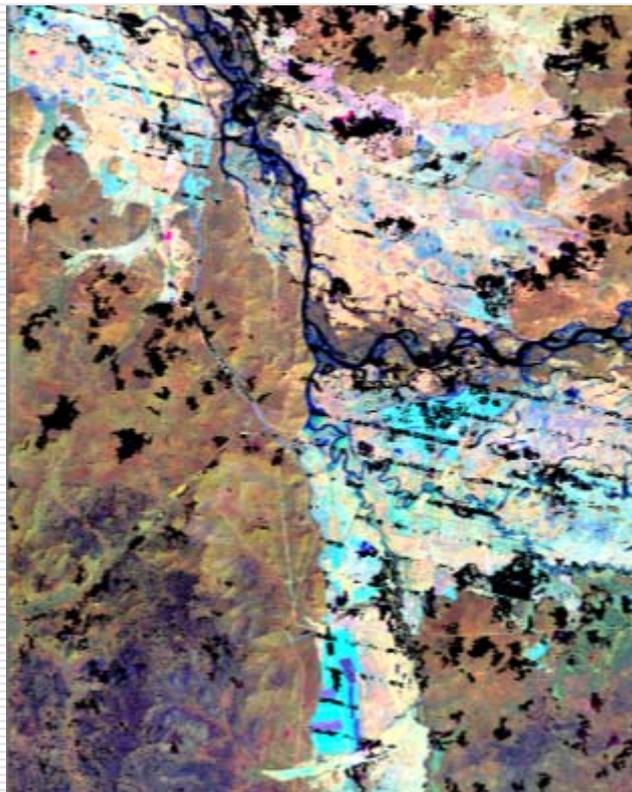


# Фрагменты детально

---



исходное



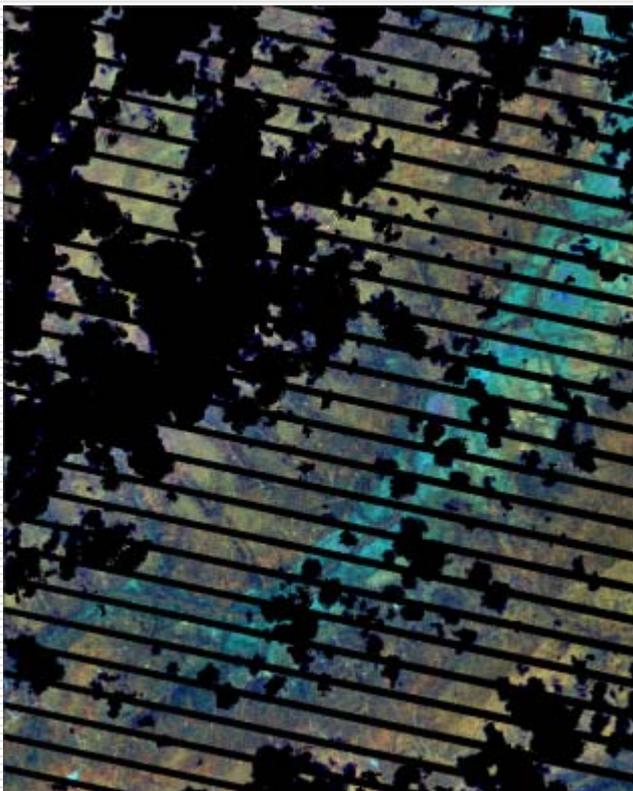
после 2-го этапа



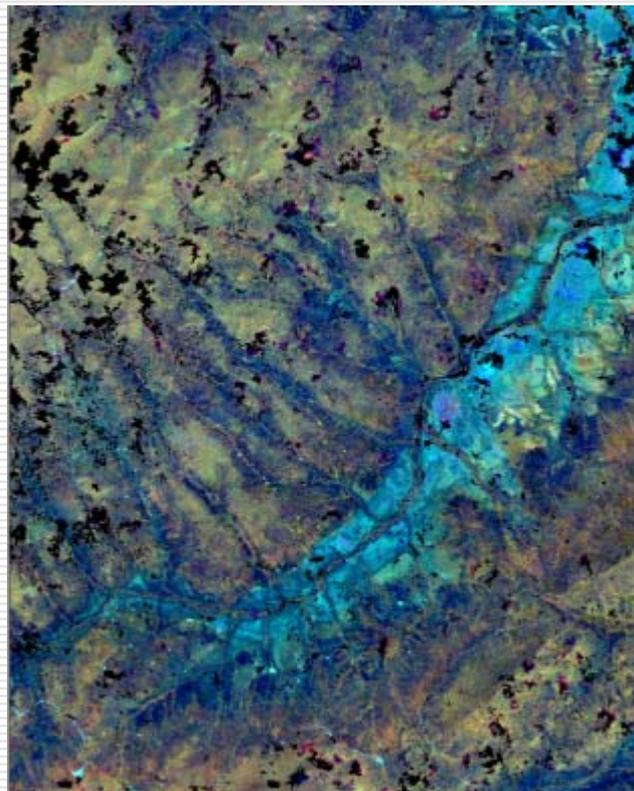
после интерполяции

# Фрагменты детально

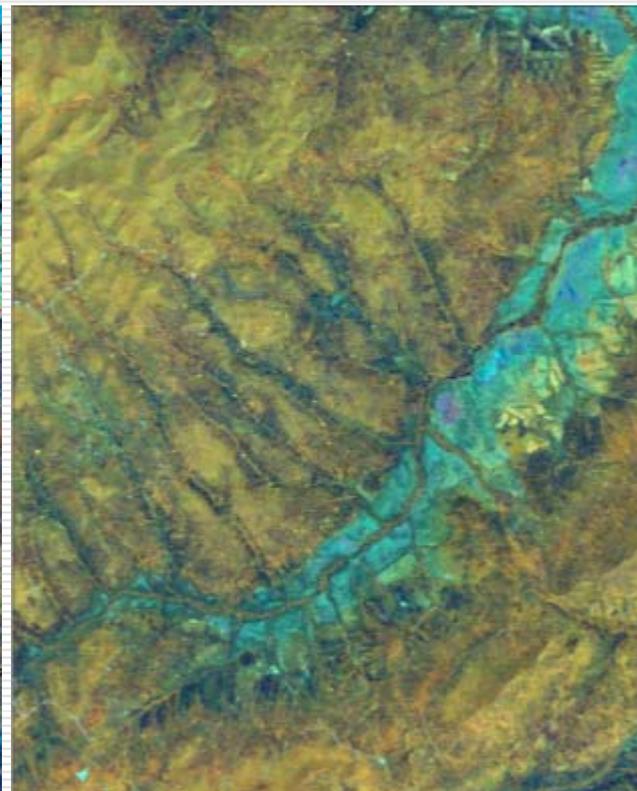
---



исходное



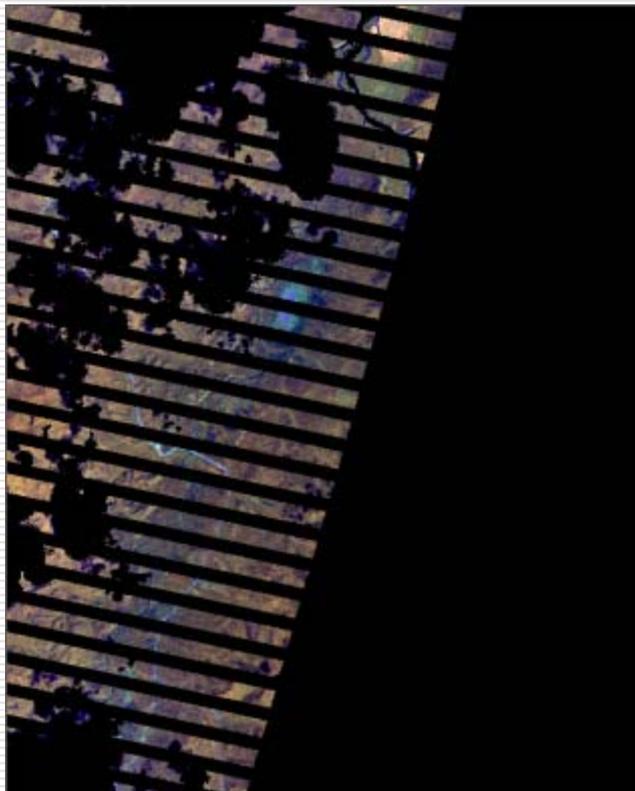
после 2-го этапа



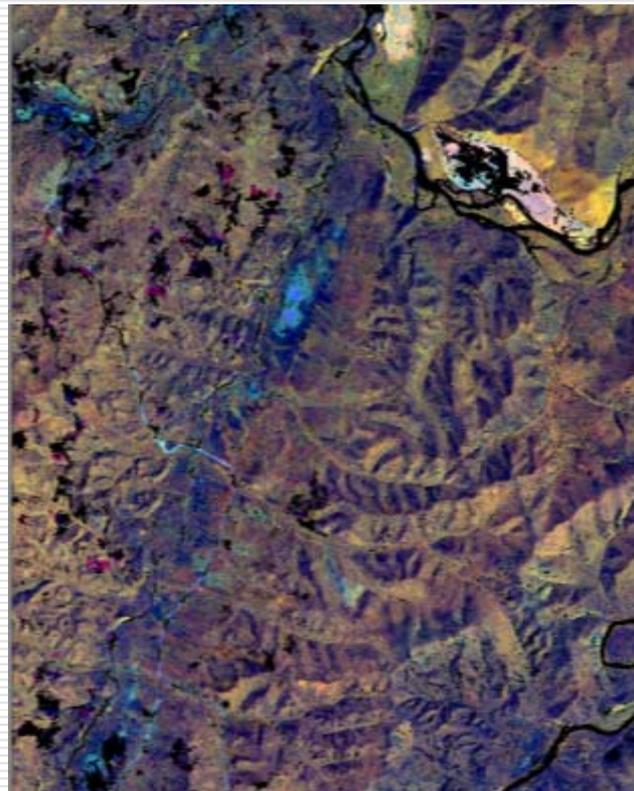
после интерполяции

# Фрагменты детально

---



исходное



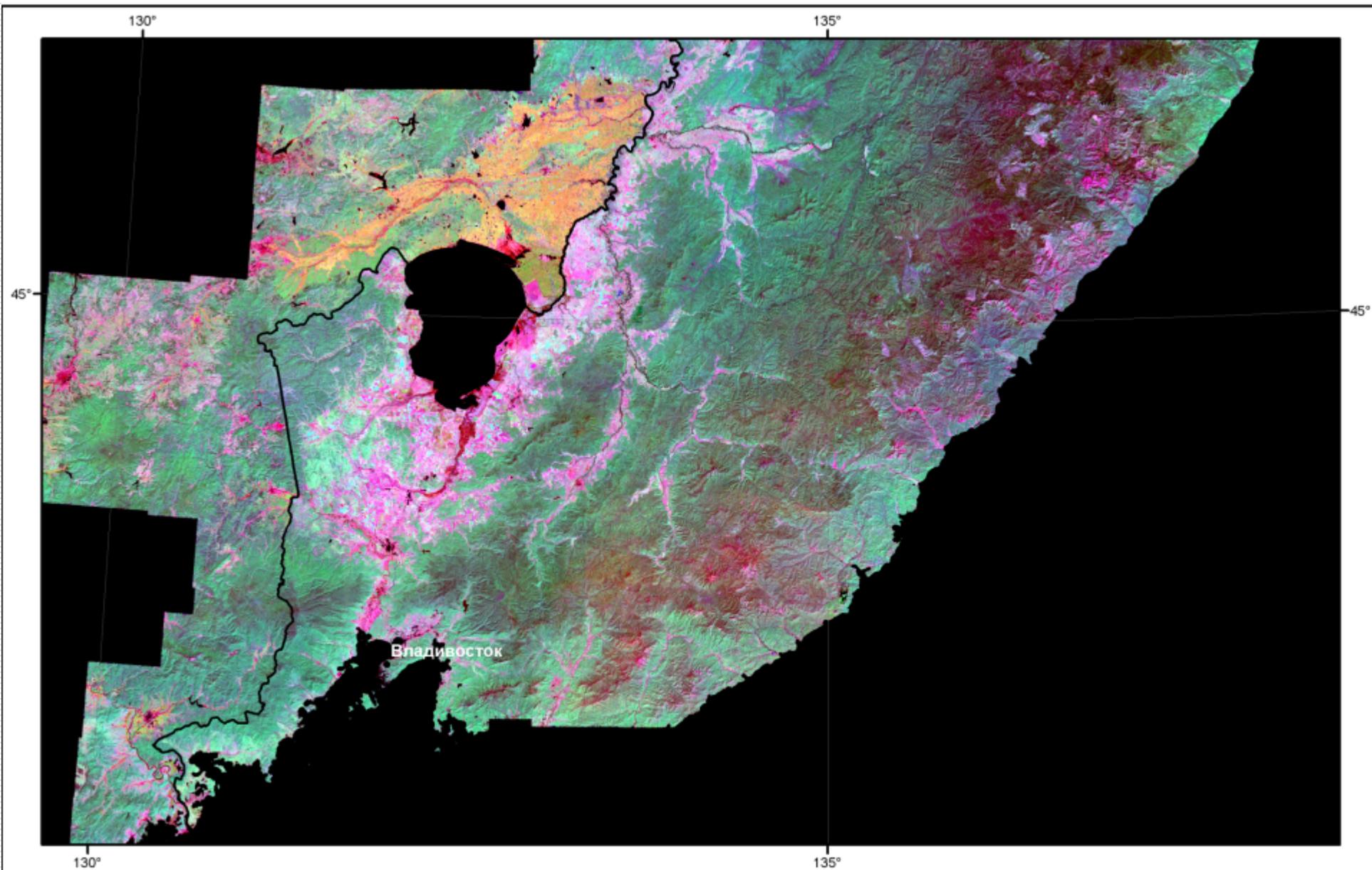
после 2-го этапа



после интерполяции

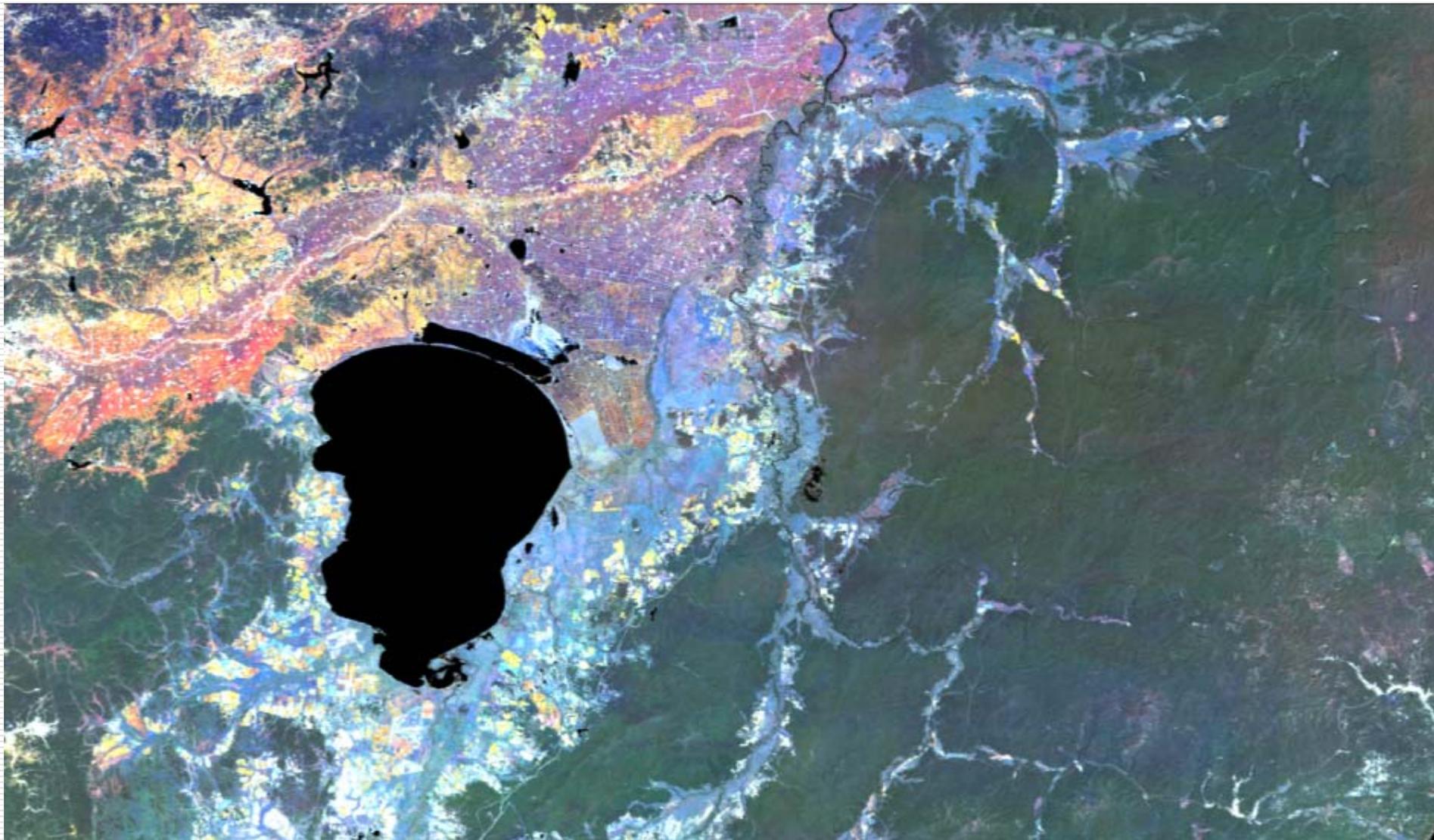
# Временная серия недельных композитных изображений

---



# Разновременной синтез на основе недельных изображений

---



Разновременной синтез: 7 июня(*Red*)-7 июля(*Green*)-7 августа(*Blue*)

# Расчет спектрально-динамических признаков

---



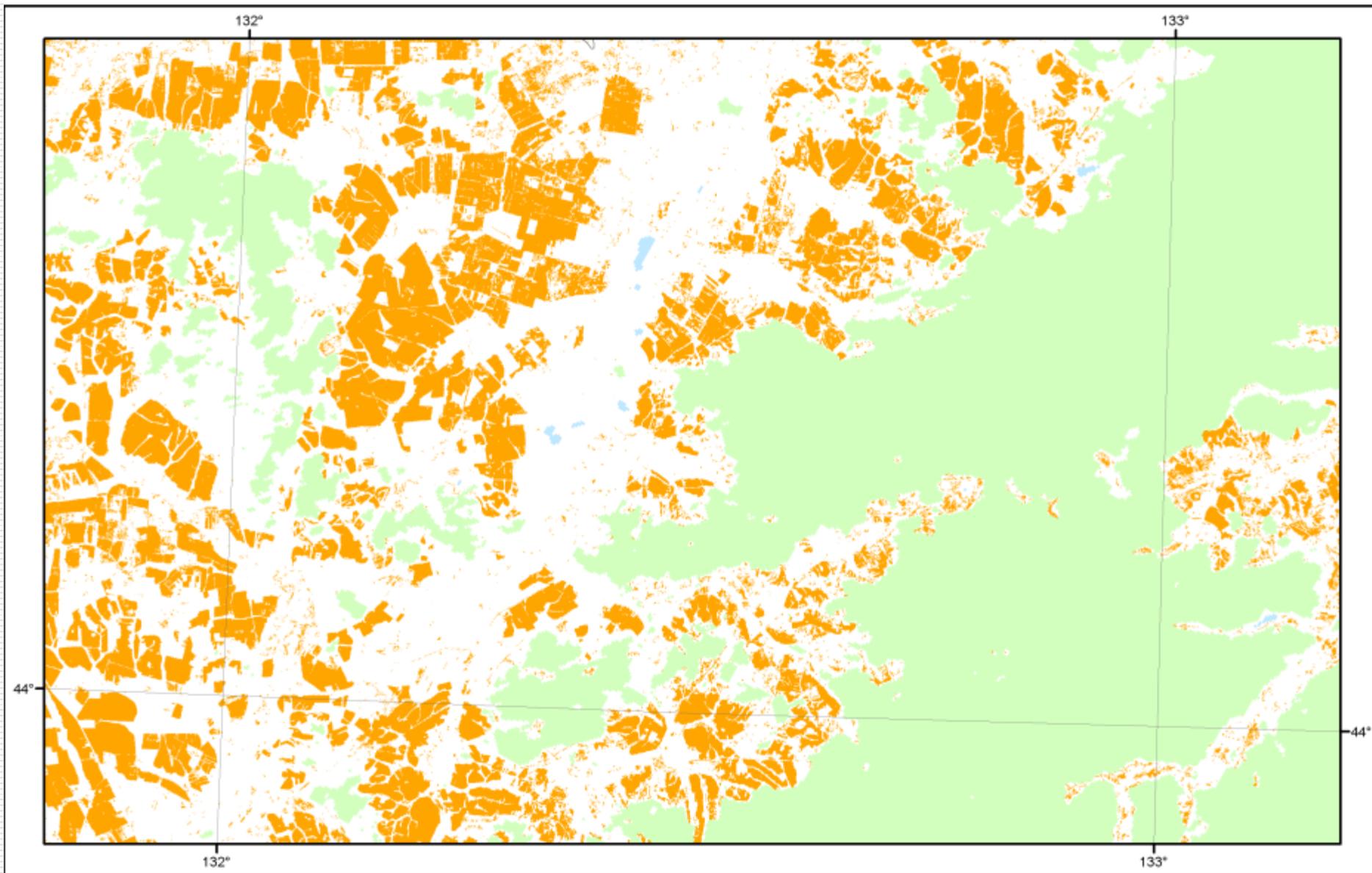
Фрагмент изображения признака весеннего развития растительности

## Построение карты пахотных земель

---

- Выборка была построена на основе карты пахотных земель по данным MODIS и итеративно улучшена с помощью повторных классификаций
- В качестве признаков были использованы недельные композитные изображения в красном и среднем ИК каналах, признак весеннего развития растительности и признак даты наступления максимума PVI
- Для классификации использовался локально-адаптивный подход, реализованный в LAGMA
- В качестве классификатора был выбран метод Random Forest ввиду неодномодальности значений признаков внутри классов

# Карта пахотных земель по данным Landsat



## Выводы

---

- Появление частых временных серий высокого разрешения позволяет решать задачи автоматического распознавания растительного покрова на новом уровне пространственной детализации
- Карты пахотных земель могут быть улучшены, причем на региональном уровне – значительно
- Использование дополнительной спектральной информации (SWIR) улучшает результаты распознавания пахотных земель
- ARES использует принципы поиска схожих объектов, которые могут быть положены в основу отдельного метода классификации