

Применение многочастичного фильтра Калмана
и модели растительности PROSAIL
к обработке данных гиперспектрального
дистанционного зондирования

Б.М.Балтер¹, В.В.Егоров¹, А.П.Калинин², И.П.Родионова³, ¹М.В.Стальная

¹Институт космических исследований РАН

²Институт проблем механики РАН

³Институт химической физики РАН им. Н.Н.Семенова

Цель работы: разработать методику совместного использования радиолокатора с синтезированной апертурой (РСА) и гиперспектрометра (ГС) при дистанционном определении параметров состояния сельскохозяйственных культур. Взаимодействие наблюдений ГС и РСА должно происходить через модель зондируемого объекта.

Задачи данного этапа:

- тестирование модели растительности PROSAIL на качество подгонки к экспериментальным гиперспектральным данным;
- оценка индекса площади листьев и влажности почвы по гиперспектральным данным с помощью фильтра Калмана и сравнение с аналогичной оценкой по радарным данным;

Используемые материалы

Изображения полигона Barton Bendish (Англия), материалы авиационной РЛ и ГС - съемки с высоты 2-3 км, данные наблюдений *in situ*, полученные в ходе эксперимента SHAS в 2000 г.

Характеристики РСА и гиперспектрометра

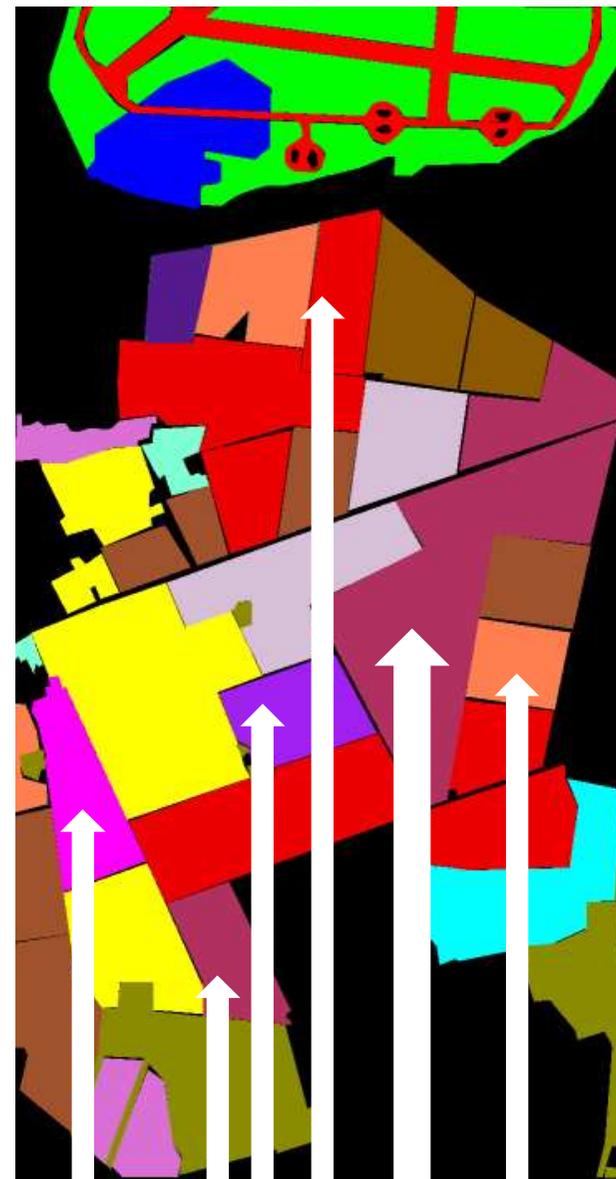
1.РСА E-SAR (Германия): разрешение –2м, диапазон углов визирования $20^{\circ} - 70^{\circ}$, с/ш > 100. Диапазоны L,C,X, 2-3 поляризации.

2.Гиперспектрометр Нутар (Австралия): разрешение – 4.4 м x 4.4 м. 126 спектральных каналов диапазона 0.4 – 2.5 мкм

Полигон Barton Bendish 52° 37 N, 0° 32 E, 9 км², 2000 г.

В «естественных» цветах

Карта использованных классов



Основной объект – озимая пшеница

Данные ГС Нумар: 126 каналов, 0.4-2.5 мкм, $\Delta=4.4$ м

ГС в «естественных» цветах

Карта классов



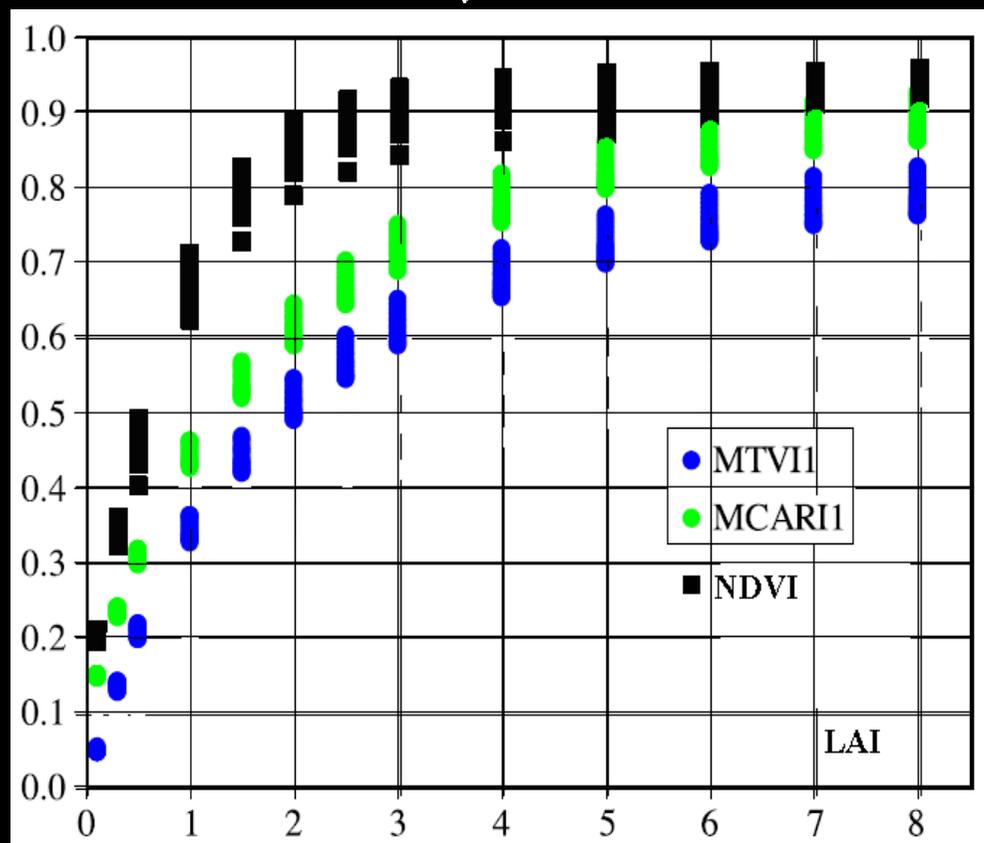
Landsat, та же
дата - июнь 2000



Простейшая оценка LAI: вегетационные индексы

$$\text{NDVI} = (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670})$$

$$\text{MTVI2} = \frac{1.5 [1.2(R_{800} - R_{550}) - 2.5(R_{670} - R_{550})]}{\sqrt{(2R_{800} + 1)^2 - (6R_{800} - 5\sqrt{R_{670}}) - 0.5}}$$



LAI=0.23 exp (3.66 MTVI2)

Классические индексы (как NDVI) при LAI > 3 малочувствительны из-за насыщения. Мы используем современные индексы: MSAVI, MTVI, MCARI. Но и они связаны с LAI нелинейно.

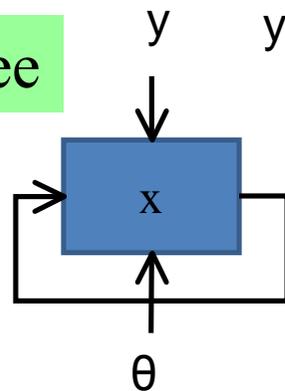
Логика работы фильтра Калмана

Простой фильтр состояния

Простой фильтр параметров

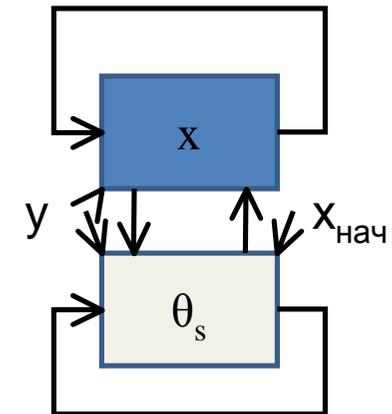
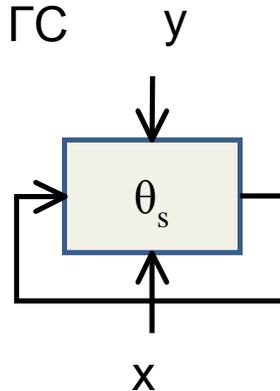
Дуальный фильтр

Настоящее



y : наблюдение ГС

Подгонка



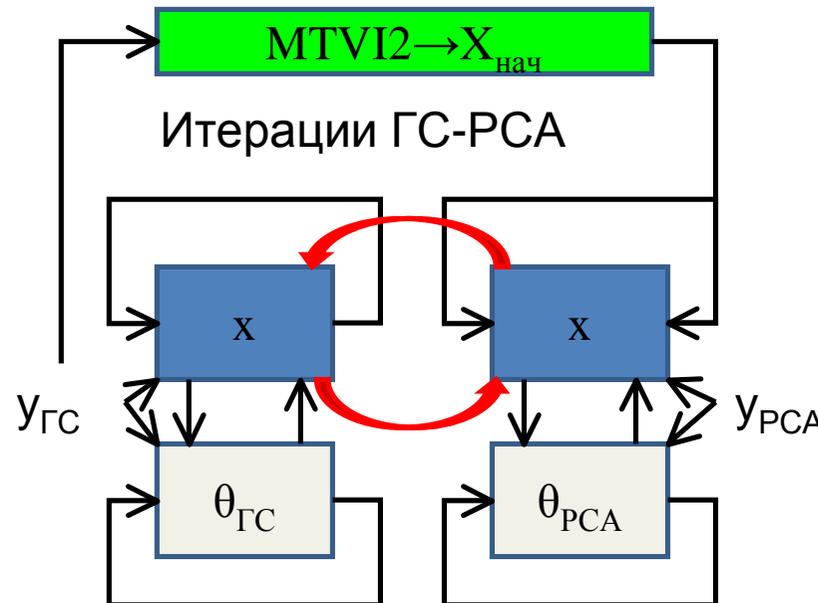
Θ : параметры модели спектра
(не меняются по пространству)

X : переменные модели спектра
(меняются по пространству)

Поочередно
подгоняются
 X и Θ

Будущее

Дуальный
фильтр
для 2
приборов



Поочередно оценка
одного прибора
служит начальным
приближением и
временной ground
truth для другого
прибора

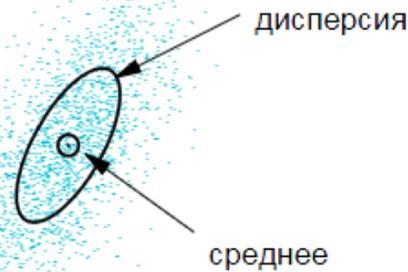
Специфика многочастичного фильтра Калмана

Исходные данные

Линейный фильтр

Фильтр частиц

До
нелинейного
преобразования



Нелинейная
модель
(например, $y_i = g(x_i)$
LAI → КСЯ)

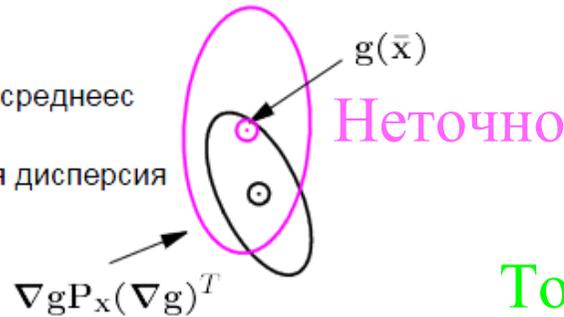
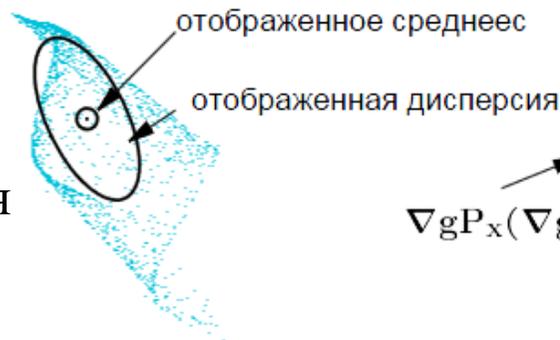
$$\bar{y} = g(\bar{x})$$

$$P_y = \nabla g P_x (\nabla g)^T$$

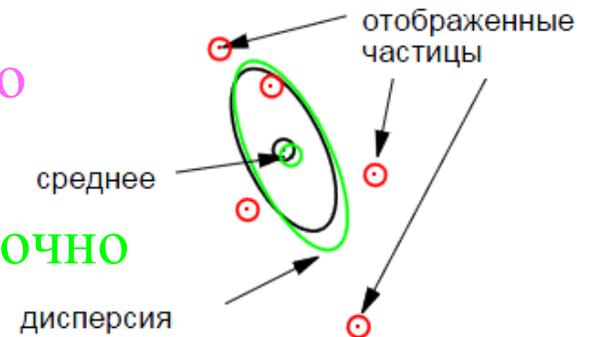
$$y_j = g(x_j)$$

взвешенная по
частицам оценка

После
нелинейного
преобразования

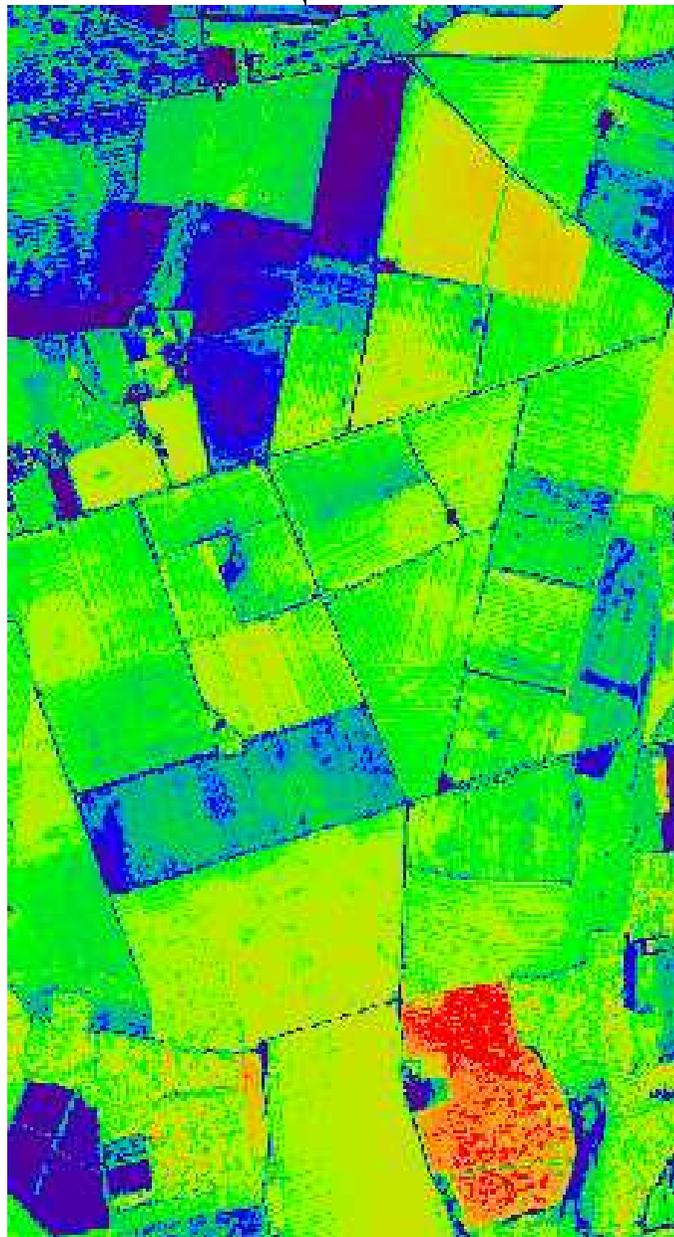


Точно



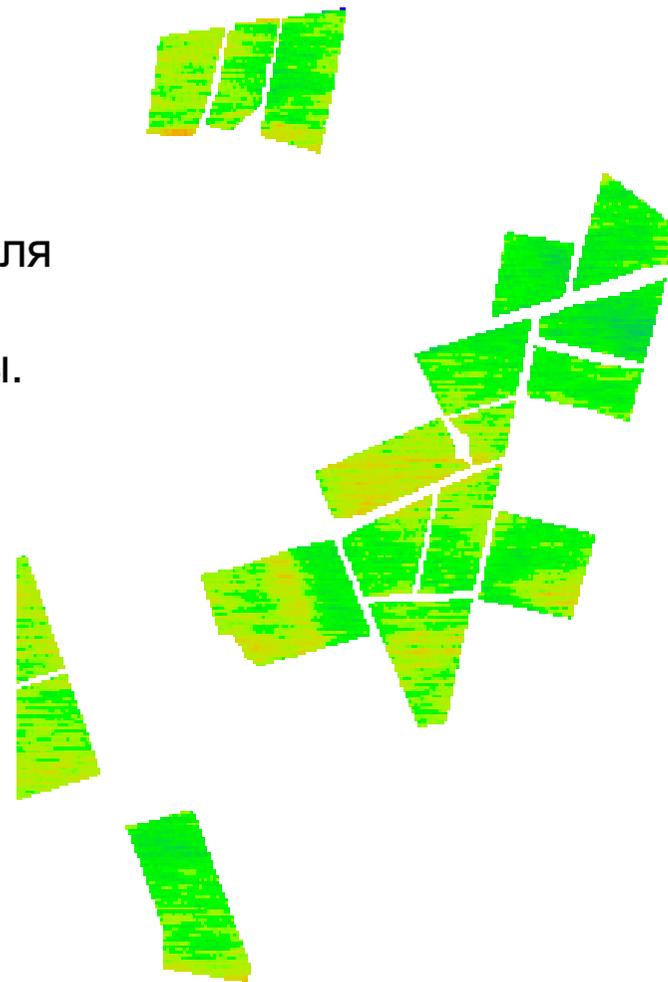
Вывод: многочастичный фильтр лучше в нелинейных моделях

1 этап: оценка LAI по РСА. 2 этап: оценка LAI по ГС



Начальное приближение для 1 этапа:
оценка LAI по вегетационному индексу ГС

Только поля
озимой
пшеницы.



Начальное приближение для 2 этапа:
оценка LAI по РСА фильтром Калмана

Отображение параметров модели PROSAIL в параметры фильтра Калмана

Параметры модели
листа PROSPECT

Параметры модели
полога SAIL

Параметры
почвы

N-число слоев структуры
Cab-содержание хлорофилла
Cс-содержание целлюлозы
Cp-содержание белка
Cw-содержание воды

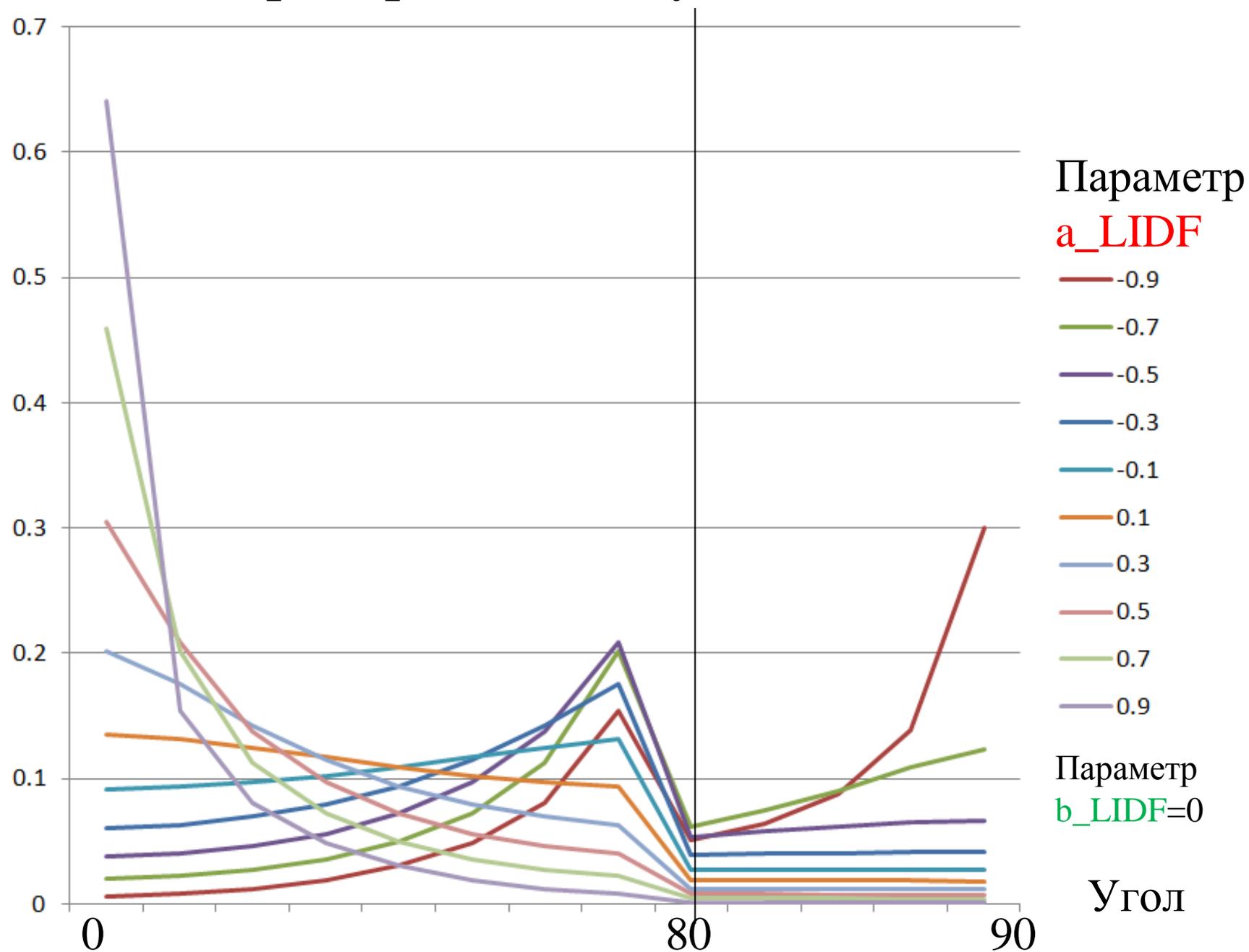
θ_s -зенитный угол солнца
 θ_v -зенитный угол визирования
 Φ -угол солнце-объект-сенсор
Спектр прямого освещения
Спектр диффузного освещения
Q-параметр hot-spot
aLIDF-угол наклона листа
bLIDF-двугорбость наклона
LAI-индекс площади листьев

Тип почвы
Ws- влажность

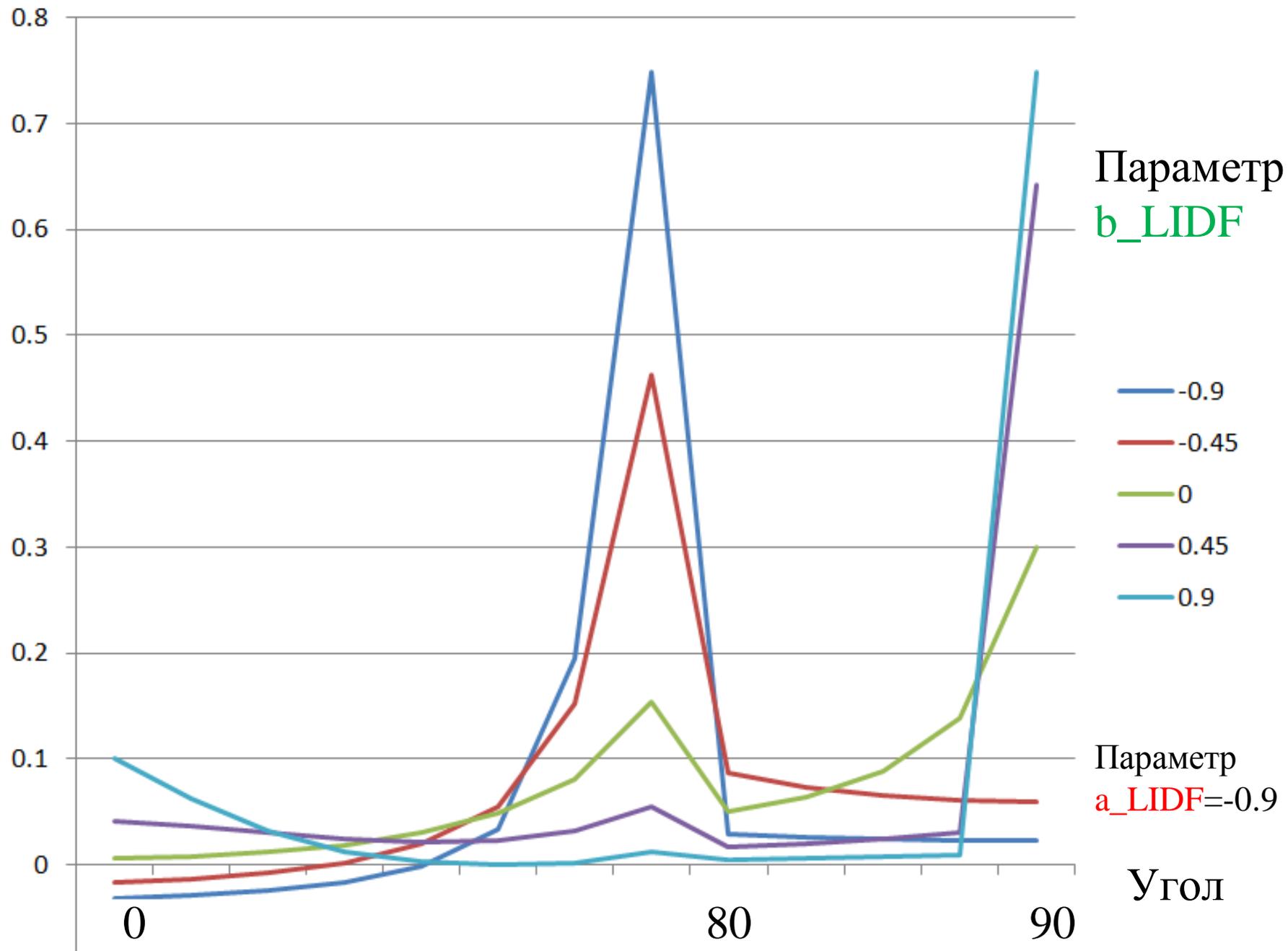
Параметры фильтрации

Переменные фильтрации

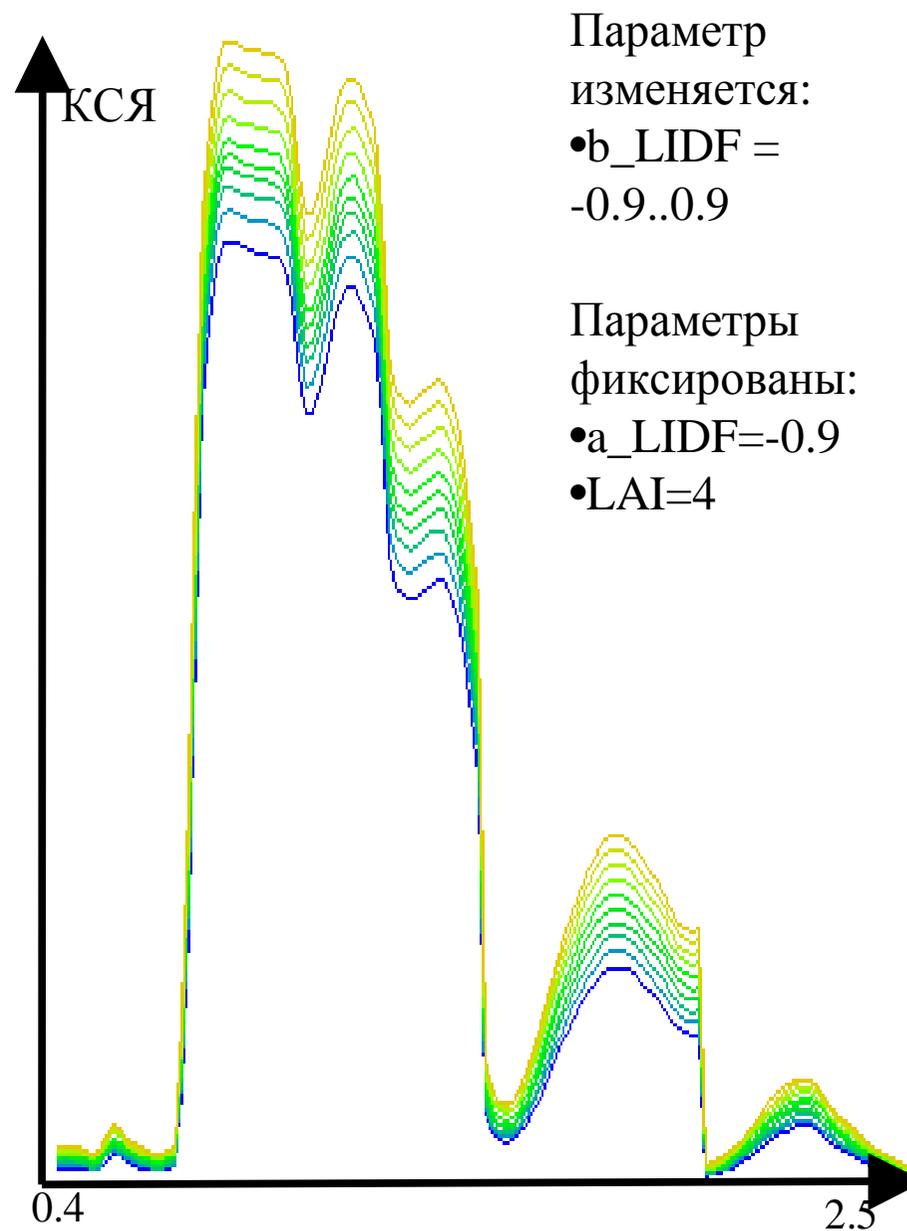
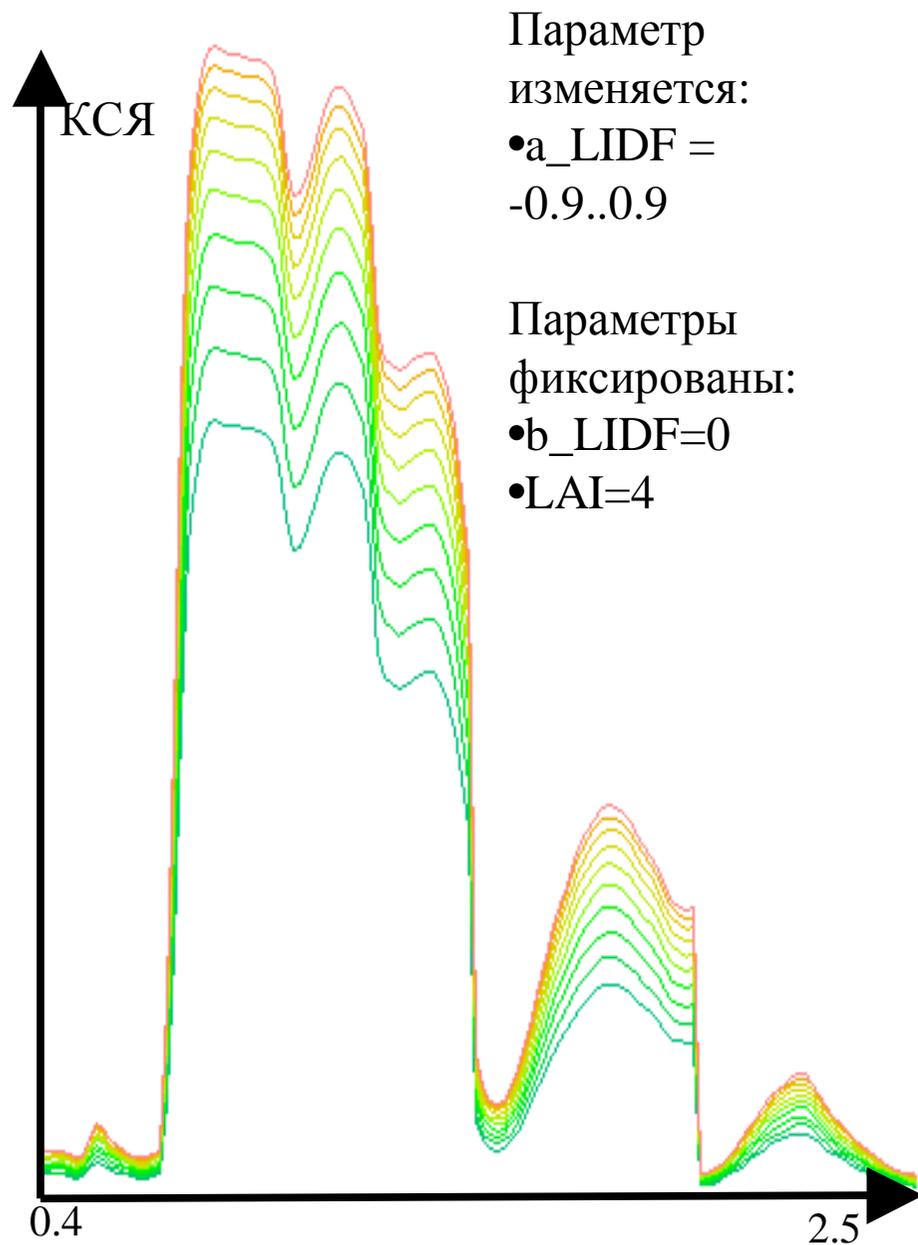
Плотность распределения угла наклона листьев



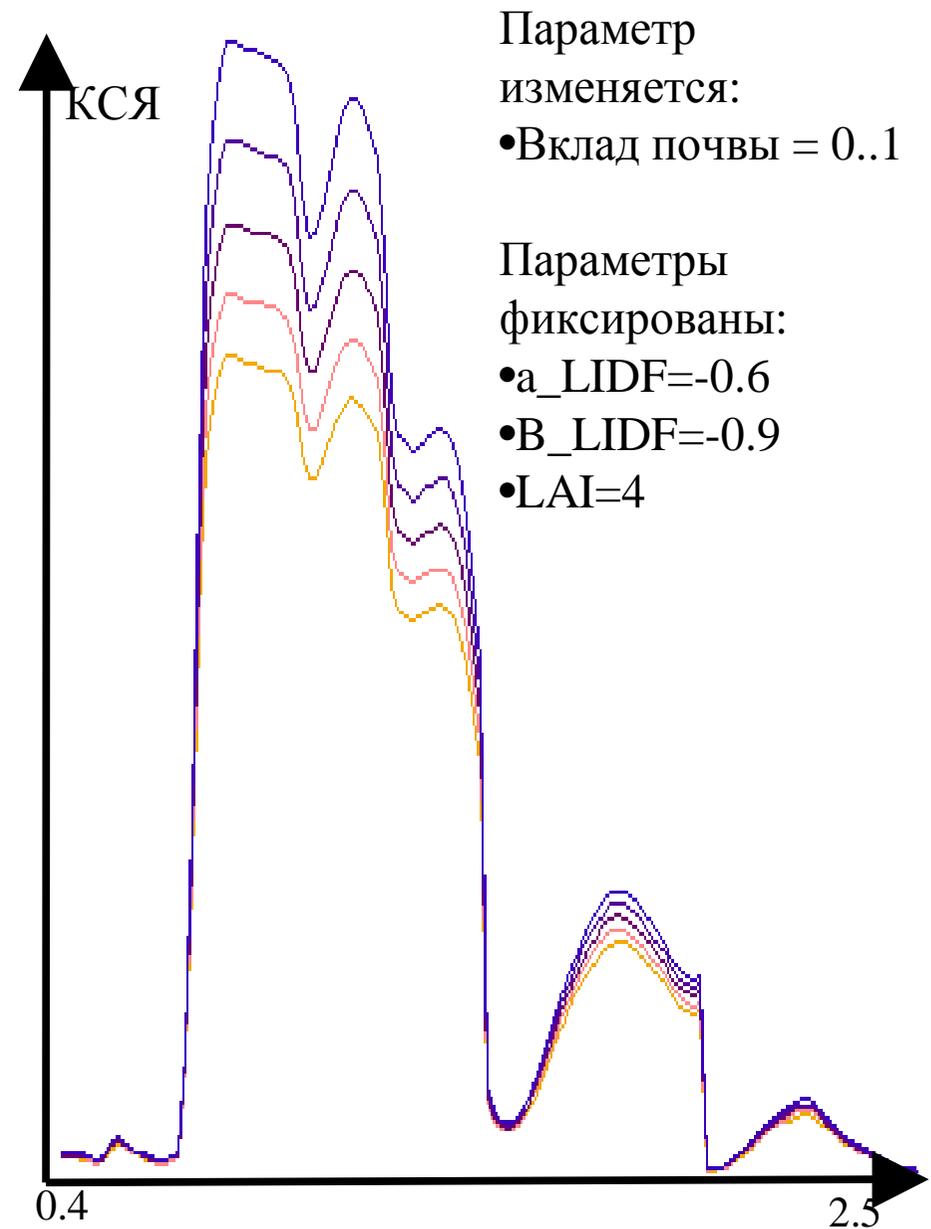
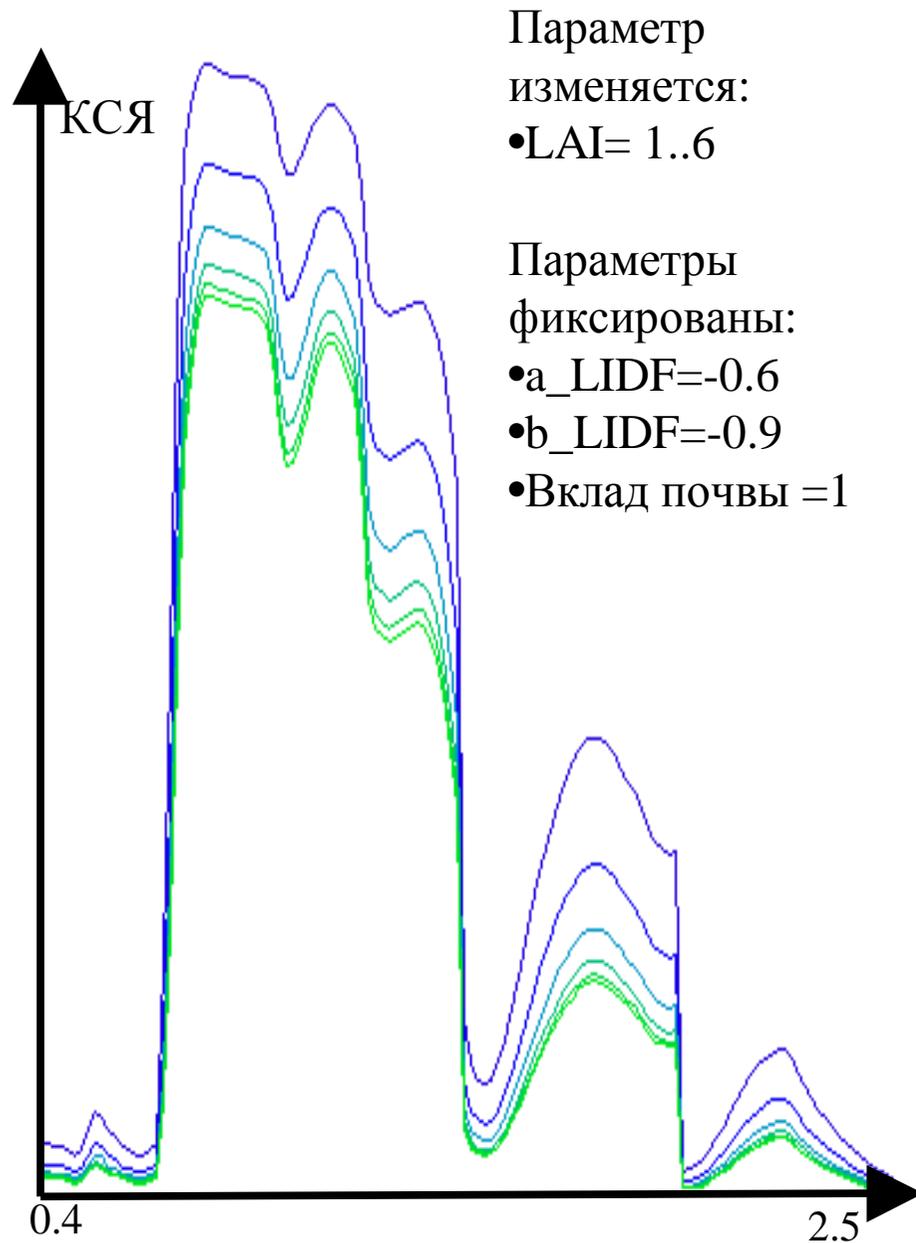
Плотность распределения угла наклона листьев



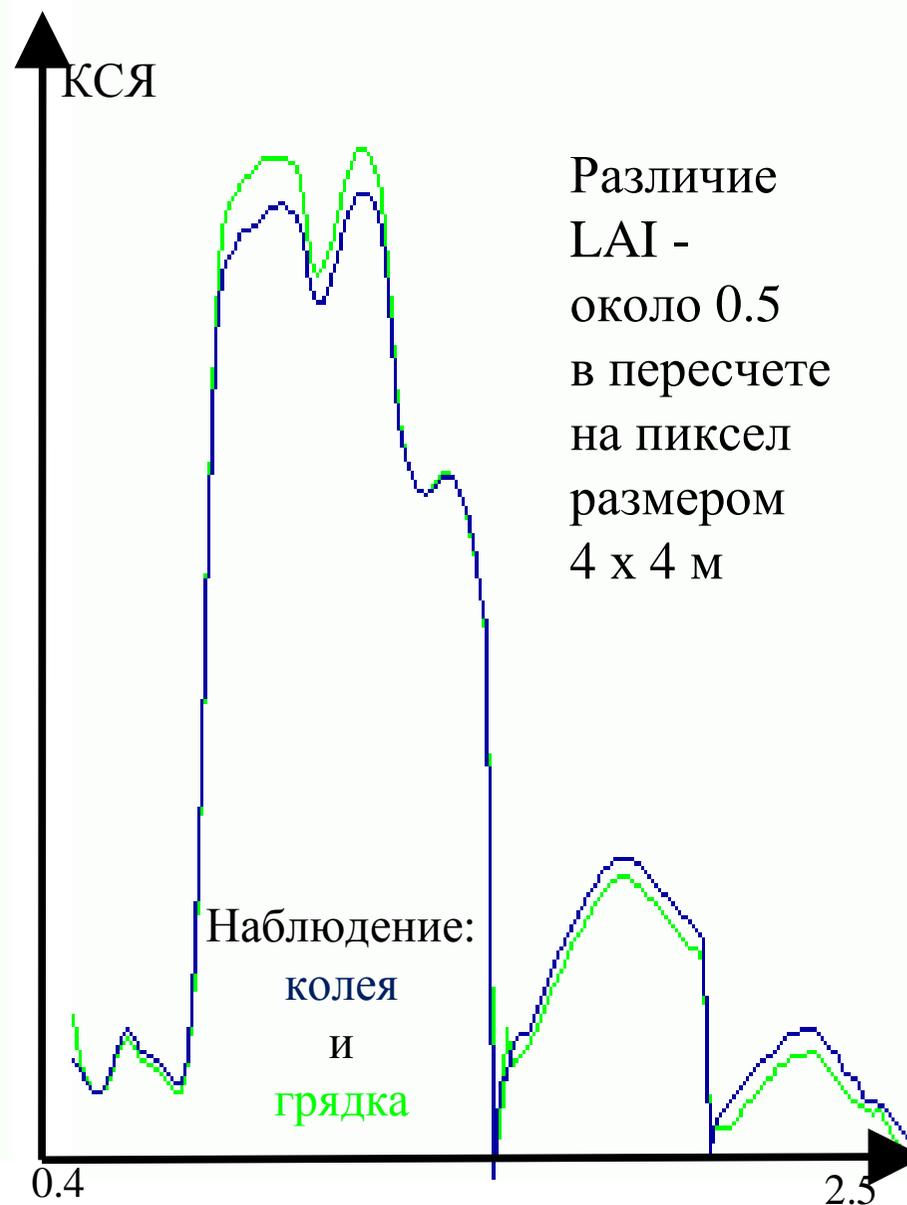
Влияние параметров распределения угла наклона листьев



Влияние параметров растительного полога



Достижимое и необходимое качество подгонки спектра



Для точности LAI 0.5 нужна точность подгонки спектра лучше 0.02

Оценка LAI: сравнение с полевыми измерениями

LAI=3.0

LAI=5.5

Невязка оценки LAI

с полевыми

измерениями

в среднем по полям

= 0.2

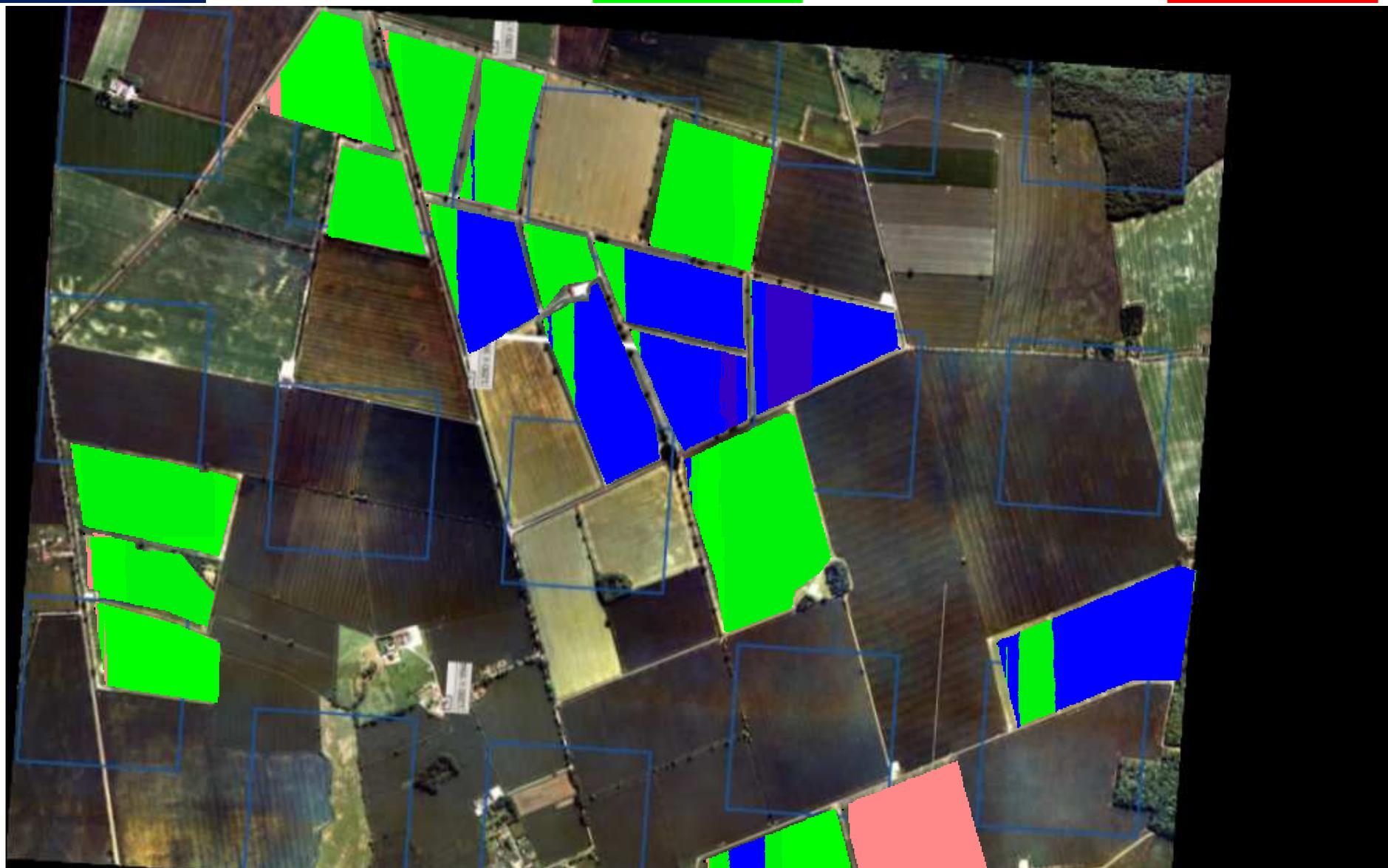


Среднеквадратичное отклонение аппроксимации спектра по PROSAIL (усредненное по сканам)

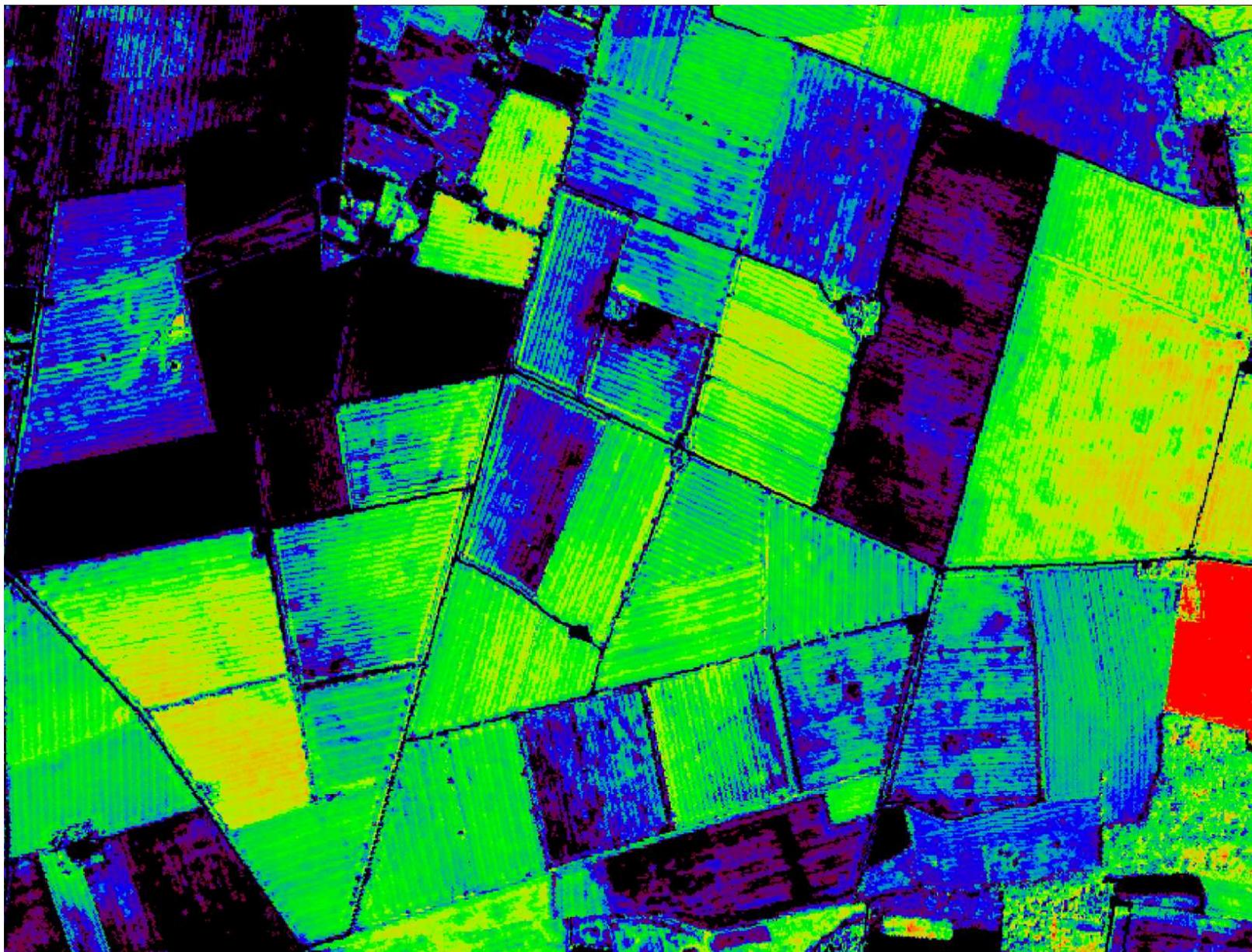
0.011

0.014

0.016



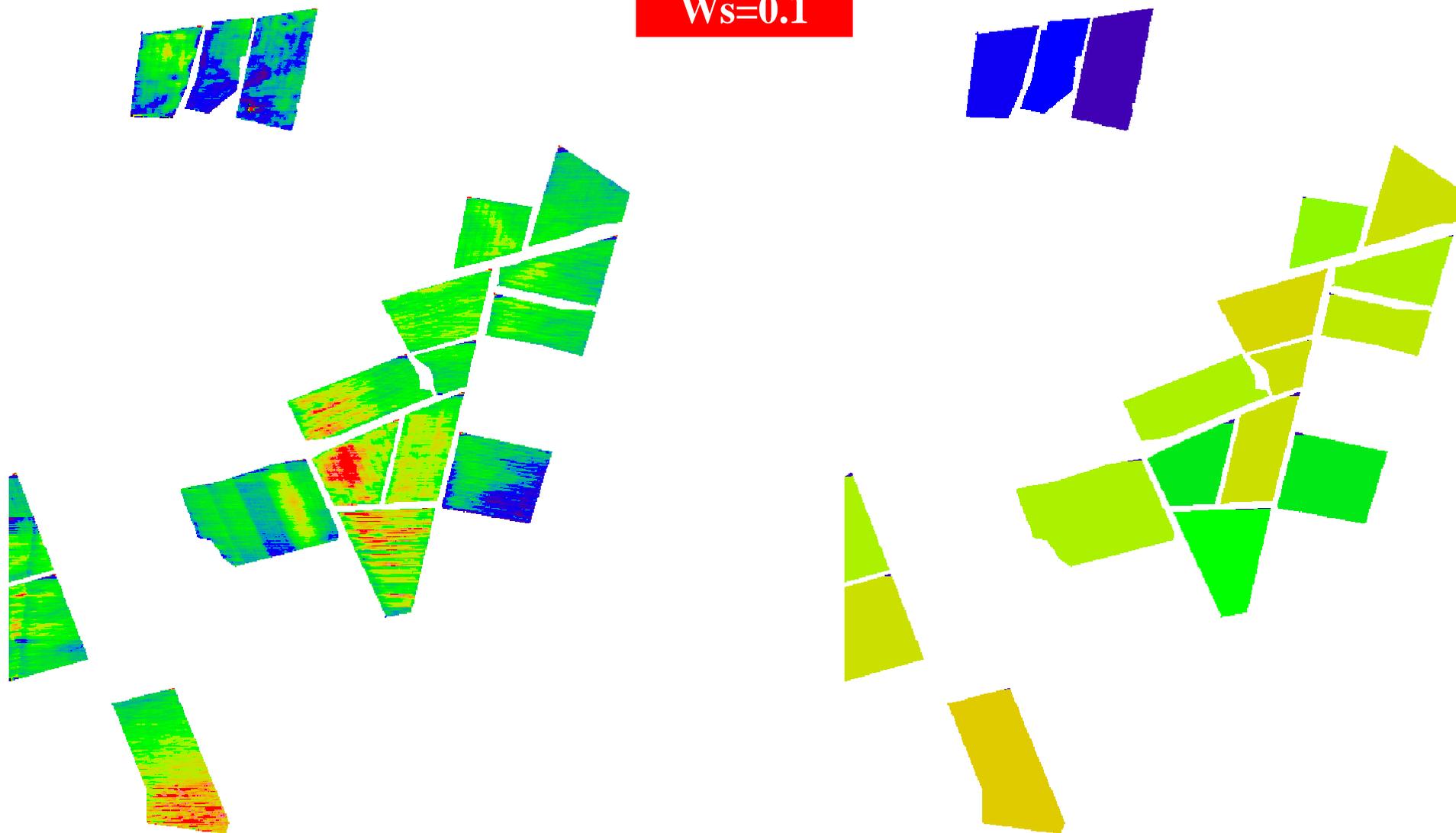
Сравнение оценки LAI по PROSAIL и спектральным индексам



Шкала PROSAIL: 3.0-5.5 Шкала спектрального индекса: 3.0-6.5

Оценка влажности почвы: PROSAIL и глубина линии воды

$W_s=0.1$



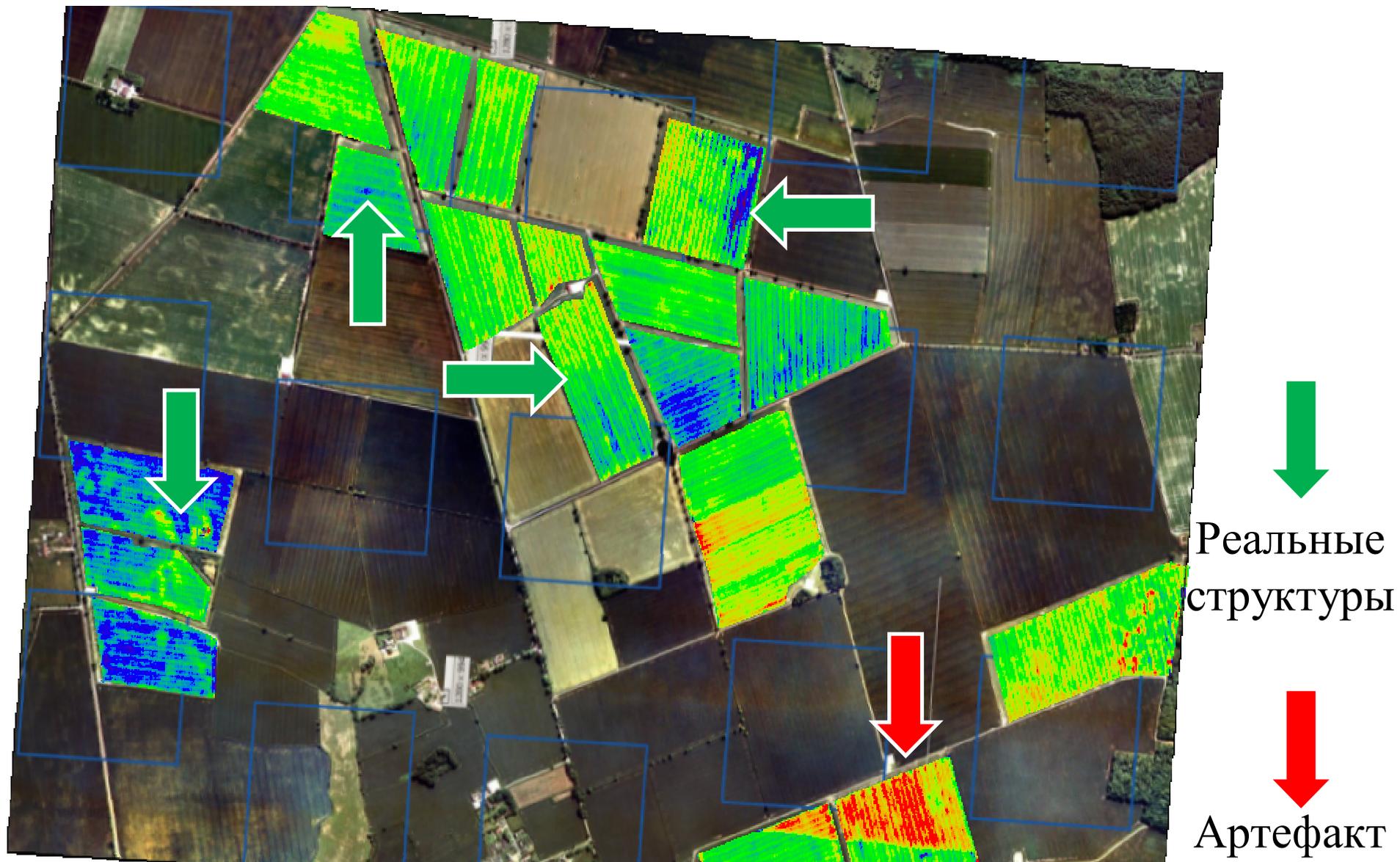
Оценка W_s по PROSAIL

Оценка W_s по глубине линии воды

Устойчивые структуры внутри полей



Сравнение пространственных структур LAI с фотоснимком того же года



ВЫВОДЫ

1. Комбинация PROSAIL + фильтр Калмана дает достаточно хорошее совпадение с данными наземных измерений по LAI (0.2).
2. Восстанавливаемые пространственные структуры LAI качественно примерно те же, что получаются по вегетационному индексу, но точнее количественно. Они реалистичны.
3. Восстанавливается разумная картина влажности почвы (5-10%). Структуры более качественные, чем получаются по линии воды.
4. Работа метода требует ручной настройки фильтра Калмана.
5. Следующий этап – «диалоговые итерации»: использование полученных по РСА результатов для обучения модели ГС и наоборот.
6. Следующий этап – использование фильтра Калмана для подгонки к *временным рядам* гиперспектральных наблюдений.
7. Подход с использованием фильтра Калмана позволяет обучиться по данным наблюдений тем коэффициентам модели, априорная информация о которых недостаточно точна (LIDF).