МЕТОДИКА И ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ СОВМЕСТНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОГО И РАДИОЛОКАЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ПОСЕВОВ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР

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 (PCA) и гиперспекттрометра (ГС) при дистанционном определении параметров состояния сельскохозяйственных культур. Взаимодействие наблюдений ГС и PCA должно происходить через модель зондируемого объекта.

Задачи исследования:

- выбор моделей УЭПР и КСЯ и их адаптация к экспериментальным данным:

- разработка алгоритмов инверсии и сглаживания точечных оценок параметров состояния растительности;

- создание методов оценки информативности радиолокационных и гиперспектральных данных. 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 в 2000 г.

Характеристики РСА и гиперспектрометра. 1. РСА E-SAR (Германия): разрешение – 2м, диапазон углов визирования 20⁰ – 70⁰, с/ш > 100.

2. Гиперспектрометр Нутар (Австралия): разрешение – 4.4 м х 4.4 м

Полигон Barton Bendish 52⁰ 37 N, 0⁰ 32 E, 9 км², 2000 г.

В «естественных» цветах



Карта использованных классов



Данные РСА: диапазоны L, C, X, 2-3 поляризации, $\Delta = 2$ м RGB=LVV,LHV,LH RGB=LVV,CVV,XV Карта классов



Разные поляризации

Разные диапазоны

Все с/х культуры



Модель удельной эффективной площади рассяния (УЭПР)

$$\sigma^{0} = 10 \log a L^{\nu} (1 - e^{-bL}) + S e^{-bL}$$

 σ^{0} - УЭПР системы «почва-растительность», L – индекс листовой поверхности (LAI), *а* – УЭПР верхнего яруса растительного полога; $b = 0.0078 \cdot \alpha$, $\alpha = tg\delta/\lambda = tg\delta \cdot f/c$ – погонный показатель затухания радиоволн в растительном пологе, 1/м; S – УЭПР почвы; $\nu = 0$ или 1 – эмпирический множитель, выбор значения которого зависит от структуры растительности; $tg\delta = \epsilon''/\epsilon'$ - тангенс угла потерь, ϵ'' мнимая часть эффективной диэлектрической проницаемости растительного полога, ε' - ее <u>действительная часть; λ - длина волны, f - частота, с -</u> скорость света.

Диэлектрические свойства растительного полога

$$\dot{\varepsilon}(m_g) = \varepsilon_n + v_f \left\{ 4.9 + \frac{75}{1 + i(f_{GHz}/18)} - \frac{18}{f_{GHz}} \right\} + v_b \left\{ 2.9 + \frac{55}{1 + \sqrt{i(f_{GHz}/0.18)}} \right\},\$$

$$\varepsilon_n = 1.7 - 0.7m_g + 6.16m_g^2, v_f = m_g (0.55m_g - 0.075v_b) = 4.64/(1 + 7.36m_g^2),$$

где m_g – весовая влажность.

Растительный полог представляет собой среду, состоящую из воздуха и фитоэлементов. Его диэлектрические свойства характеризуются значением эффективной относительной комплексной диэлектрической проницаемости, зависящей, в первую очередь от влагосодержания растений m_g . В здоровых растениях $m_g = 0.7 - 0.8$, в условиях засухи mg = 0.3.

Зависимость показателя затухания α от длины волны f и влажности растительного полога m_{g}



Сравнение модельных (сплошные линии) и экспериментальных (точки) данных УЭПР полей пшеницы (VV-поляризация)



 α_{X} и α_{C} – соответственно, погонные показатели затухания в ХиС-диапазонах для растительного полога; a_{x} и a_{C} – УЭПР верхнего яруса; S_{X} и S_{C} – УЭПР почвы; σ_x и σ_c - стандартное отклонение наблюдаемых значений УЭПР от модельной зависимости, r_X^2 и r_C^2 - коэффициенты детерминации модельной зависимости;

$$\alpha_{X} = 16, a_{X} = 0.013, S_{X} = 0.01,$$

 $r_{X}^{2} = 0.915, \sigma_{X} = 0.37$
 $\alpha_{C} = 5.9, ac = 0.015, S_{C} = 0.03$
 $r_{C}^{2} = 0.74, \sigma_{C} = 0.53$

Модель коэффициента спектральной яркости (КСЯ)

$$\rho = \frac{4\omega_l}{3} \cdot L^{\upsilon} \cdot \frac{\left[\sin \gamma + \cos \gamma \left(\frac{\pi}{2} - \gamma\right)\right]}{\mu + \mu'} \left(1 - e^{-x}\right) + \rho_s e^{-x}$$

X=L· $\frac{\mu + \mu'}{2\mu \mu'}$, γ - фазовый угол, ρ_s – КСЯ почвы, ω_I – спектральное альбедо фитоэлементов, $\mu = \cos \theta, \, \mu' = \cos \theta', \, \theta'$ - зенитный угол Солнца

Сравнение модельных (сплошные линии) и экспериментальных (точки) данных о средних КСЯ полей пшеницы (точка – 1 поле)



 $\omega_{\rm I}$ – КСЯ фитоэлементов верхнего яруса растительного полога для длин волн 674 нм (вверху) и 780 нм (внизу); $\rho_{\rm S}$ – КСЯ почвы; r_{674}^2 и r_{780}^2 – коэффициенты детерминации, σ_{674} и σ_{780} – стандартные отклонения для соответствующих длин волн. Гиперспектрометр: LAI по вегетационным индексам NDVI =(R₈₀₀ -R₆₇₀)/(R₈₀₀+R₆₇₀) MTVI2 = $\frac{1.5[1.2(R_{800} - R_{550}) - 2.5(R_{670} - R_{550})]}{\sqrt{(2R_{800} + 1)^2 - (6R_{800} - 5\sqrt{R_{670}}) - 0.5}}$



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.

LAI=0.23 exp (3.66 MTVI2)



Неизвестно, какая оценка LAI для поля в целом точнее. Прямые методы более чувствительны, дистанционные лучше

SAR: Регрессионные методы недостаточны для определения LAI



Диаграмма рассеяния: сигнал SAR – вегетационный индекс. Все поля.

То же, только озимая пшеница. LAI по MTVI2. Цвет кодирует поле



Виды дефицитов и дефектов исходных данных

- 1. Коэффициенты модели связи наблюдений ГС и РСА с состоянием (LAI) плохо известны и зависят от многих факторов.
- 2. Коэффициенты модели, относящиеся к разным длинам волны, как правило, не объединены в единую модель, что заставляет работать с каждым диапазоном по отдельности.
- 3. Нет «пространственной модели», аналогичной модели временной динамики, используемой в фильтре Калмана.
- Прямые измерения LAI недостаточно репрезентативны для использования в связке с данными ГС и РСА из-за редкого пространственного покрытия и сдвига во времени относительно момента съемки.
- 5. Из-за разной геометрии съемки ГС и РСА очень трудно обеспечить привязку с точностью до пиксела.
- 6. Разновременная съемка ГС и РСА.

Вывод: необходим метод взаимной привязки данных ГС и РСА, который способен адаптивно уточнять используемые модели



Обучение коэффициентам модели PCA по прямым измерениям LAI. 6 коэффициентов для 2 компонент наблюдений: XVV и CVV



XVV и CVV: |предсказаниенаблюдение|. Видны циклы из 8 повторяющихся точек наблюдения

Ход 4 из 6 коэффициентов по мере обучения. Для 2 коэффициентов не достигается устойчивое значение

Выводы. Обучение модели РСА по прямым наземным измерениям LAI неудачно. Причины: всего 8 точек; малая репрезентативность по пространству.

Обучение коэффициентам модели РСА по ГС-оценкам LAI. (Поочередно - 3 коэффициента для наблюдения XVV). Всего 1 поле.



Ход обучения коэффициентам а и b в формуле

$$\sigma^{0} = 10\log[aL^{\nu}(1-e^{-bL})+Se^{-bL}]$$

Для каждого коэффициента масштаб ординаты свой.

XVV: предсказание и наблюдение, а также их средняя абсолютная разность. По ходу обучения коэффициенту b.

Обучение модели PCA на основе ГС-оценок LAI по вегетационным индексам недостаточно точно (малое сокращение невязки предсказания и наблюдения).

Обучение коэффициентам модели PCA по ГС-оценкам LAI. (Поочередно-9 коэффициентов для XVV, CVV, LVV). Всего 1 поле.



Ход коэффициентов b в

$$\sigma^0 = 10\log[aL^{\nu}(1-e^{-bL})+Se^{-bL}]$$

(для XVV, CVV, LVV) по мере обучения. Для этих коэффициентов достигается устойчивое значение, мало зависящее от параметров обработки и соответствующее теории.

4 899

Зависимость невязки вумез предсказания и наблюдения ^{вуж=2.5} в среднем по 3 диапазонам Х, С, L от параметров RyW=3 RyW=3.5 фильтра: ковариации Ryy RyW=4 (ордината) и коэффициента отжига (абсцисса). RyW-5

DODS DODE DODZ DODE DODE DO1 A6/64

При 3 диапазонах коэффициенты b сходятся.

Обучение коэффициентам модели РСА по ГС-оценкам LAI. (2 поляризации - XVV, XHH). Все поля озимой пшеницы.



ГС-оценки LAI и оценки по данным РСА, а также невязка предсказания и наблюдения в по 2 поляризациям. Оценки по данным РСА получены после обучения 6 коэффициентам модели РСА на основе данных ГС о LAI. Видно, что, несмотря на убывание невязки наблюдений и оценок XVV, XHH, оценки LAI по ГС и РСА сходятся плохо.

Ход коэффициентов b (для XVV, XHH). Коэффициенты не сходятся ни по времени, ни друг с другом, хотя по теории должны примерно совпадать.

Проблемы сходимости возникли а) из-за замены разных диапазонов разными поляризациями; б) из-за перехода ко всем полям.

Обучение коэффициентам модели РСА по ГС-оценкам LAI. (Все X,C,L, все поляризации→21 коэффициент). Все поля пшеницы.



ГС-оценки LAI и оценки по данным РСА. Гладкие цветные линии невязки предсказания и наблюдения по всем использованным комбинациям «поляризация – диапазон» (Дб). Главная – белая линия: средняя невязка оценок LAI по ГС и РСА. Она сходится к удовлетворительному значению (~0.5). Эти результаты получены после

обучения 21 коэффициенту модели РСА по ГС-оценкам LAI.

При привлечении всего материала наблюдений РСА наконец получено согласие оценок LAI по ГС и РСА. Коэффициенты обученной модели сходятся и имеют физически осмысленные значения. На этой основе мы будем делать следующую итерацию: обучение модели ГС на основе оценок LAI по РСА.

Сопоставление оценок LAI по ГС и РСА. Все поля пшеницы.



Различия означают: теперь надо обучать модель ГС по данным РСА

выводы

- 1. Показана возможность связать данные ГС и РСА через модели наблюдений, основанные на LAI.
- 2. Использованные в работе модели качественно верно характеризуют зависимость КСЯ и УЭПР от значений LAI, параметров поглощения излучения в растительном пологе и отражательных свойств верхнего яруса растительности и почвы.
- 3. Подход с использованием фильтра Калмана позволяет обучиться по данным наблюдений тем коэффициентам модели, априорная информация о которых недостаточно точна.
- 4. В качестве начального приближения для обучения вместо ограниченных данных измерений листового индекса in situ привлечены оценки *LAI* по вегетационным индексам (MTVI, MCARI, NDVI).
- 5. Метод работает только при достаточной размерности вектора наблюдений (диапазоны и поляризации PCA).
- 6. Работа метода требует ручной настройки фильтра Калмана.
- 7. Следующий этап «обратная итерация»: использование результатов, полученных по данным РСА, для обучения модели ГС. Такая итерационная процедура и есть предлагаемый инструмент совместной обработки данных дистанционных гиперспектральных и радиолокационных измерений.