

## МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УРОЖАЙНОСТИ ПО КОСМИЧЕСКИМ НАБЛЮДЕНИЯМ ЗА ДИНАМИКОЙ РАЗВИТИЯ ВЕГЕТАЦИИ

Академик РАН, доктор техн. наук **В.Г. Бондур**<sup>1</sup>,

ст. научный сотр., кандидат техн. наук **К.Ю. Гороховский**<sup>1</sup>, аспирант **В.Ю. Игнатъев**<sup>1,3</sup>,

ст. научный сотр., кандидат техн. наук **А.Б. Мурынин**<sup>1,2</sup>, мл. научный сотр. **Е.В. Гапонова**<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Научно-исследовательский институт аэрокосмического мониторинга «АЭРОКОСМОС», Москва

<sup>2</sup>Вычислительный центр РАН

<sup>3</sup>Московский физико-технический институт

office@aerocosmos.info; amurynin@bk.ru

**Аннотация.** Предлагается метод прогнозирования урожайности почв на основе анализа динамики вегетационных индексов, определяемых по многоспектральным космическим изображениям. Приводятся и анализируются результаты исследований по прогнозированию урожайности различных сельскохозяйственных культур в различных регионах России. Проводится сравнение двух предлагаемых моделей плодородия почв. Формулируются направления дальнейших исследований по улучшению точности и общности разработанных методов прогнозирования урожайности на основе результатов космического мониторинга.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование, космический мониторинг, почва, прогнозирование урожайности, множественная линейная регрессия, вегетационные индексы

**Abstract.** The method of forecasting soils' productivity using vegetation indices that are defined based on multi-spectral space images is suggested. The results of computational experiments are analyzed for different crops and different regions. Two models of soil fertility, that were figured out during the work, are compared. Directions of the future investigations providing improvement in accuracy and generality of resulted methods of yield forecasting are stated.

**Keywords:** remote sensing, satellite monitoring, soil, yield forecasting, multiple linear regression, vegetation indices

**Введение.** Спутниковые методы прогнозирования урожайности являются наиболее перспективными среди других методов в связи с их объективностью, оперативностью, возможностью охвата больших территорий. Использование результатов прогнозирования урожайности на основе спутниковых данных наряду с результатами, полученными другими методами, позволяет повысить качество прогнозов и их заблаговременность [1].

За последнее десятилетие сформировалось несколько методов и подходов прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур, основными среди которых являются:

метод анализа тренда и цикличности в динамичности урожайности;

метод, основанный на выявлении года-аналога;

моделирование прироста биомассы растений;

метод, основанный на анализе синоптических процессов;

регрессионный метод с использованием спутниковых данных.

Подход, основанный на регрессионном анализе, при наличии достаточно протяжен-

ного ряда качественных спутниковых данных позволяет получить хорошие результаты [2]. В настоящее время работы по развитию данного подхода и анализу возможностей его применения для прогнозирования урожайности различных культур ведутся достаточно активно.

Из результатов исследований, приведенных в работах [2–6], годовые колебания урожайности достаточно точно предсказываются вегетационными индексами во время вегетационного сезона, в течение которого максимально проявляются все жизненные процессы растений.

**Общие концепции, примененные для построения моделей плодородия.** В основу модели плодородия положена гипотеза о том, что урожай зависит от показателей вегетационного индекса (набора индексов) в течение вегетативного сезона. Для любого участка с посевами эти значения имеют различную предикативную силу в зависимости от календарной даты, сельскохозяйственной культуры и особенностей исследуемого региона. Построение математически достоверной модели для региона в целом, дает возможность детализировать результаты прогноза для конкретного участка вплоть до разрешающей способности вычисленных карт используемого индекса.

В качестве примера использования вегетационного индекса рассмотрим индекс NDVI, который является одним из наиболее распространенных индикаторов роста и плотности растительности, рассчитываемых по данным ДЗЗ [1–6]. Для вычисления этого индекса используется следующая формула:  $NDVI = R_2 - R_1 / R_2 + R_1$ , где  $R_2$  — значение отражения в ближней инфракрасной области спектра;  $R_1$  — значение отражения в красной области спектра. Согласно этой формуле, плотность растительности (NDVI) в определенной точке изображения равна разнице интенсивностей отраженного света в красном и инфракрасном диапазоне, деленной на сумму их интенсивностей. Индекс NDVI удобен с практической точки зрения еще и тем, что он свободно доступен в форме безоблачных композитов за продолжительное время [7].

Подход к решению задачи прогнозирования урожайности заключается в построении модели плодородия на основе космических данных и применении различных методов оптимизации с использованием набора предикторов, полученных в результате компьютерного анализа мультиспектральных изображений из космоса. Предложенный подход предусматривает также дальнейшее расширение и уточнение модели по мере накопления статистических данных об урожайности прошлых лет для различных областей Российской Федерации [8].

Ниже приводятся результаты вычислительных экспериментов, основанных на использовании методов множественной линейной и нелинейной регрессий, с целью прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур для различных территорий. На основании проведенного исследования анализируются погрешности осуществляемого прогноза и возможности расширения области применения полученной модели для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур.

**Используемые модели плодородия.** Рассмотрим несколько линейных моделей прогнозирования урожайности в порядке увеличения сложности:

глобальная линейная модель (ГЛМ);

линейная модель для отдельных областей (ЛМО).

Каждая из предложенных моделей использует данные композитных вегетационных индексов для прогнозирования урожая зерновых, овощей и картофеля в заданном реги-

оне за счет применения подходов комплексной многопараметрической обработки временных серий данных ДЗЗ.

В основе этих моделей плодородия лежит зависимость между состоянием растительности в вегетационный период и собранным урожаем. Другими словами, если состояние растительности хорошее на протяжении всего периода роста, то вероятность получить хороший урожай увеличивается. В том же случае, если в какой-либо промежуток произрастания состояние растительности отклонилось в сторону ухудшения, то вероятность получить хороший урожай уменьшается.

В качестве вегетационного индекса используется индекс NDVI, расчет которого базируется на двух наиболее стабильных (не зависящих от прочих факторов) участках спектральной кривой отражения сосудистых растений [9–11]. В красной области спектра (0,6–0,7 мкм) лежит максимум поглощения солнечной радиации хлорофиллом высших сосудистых растений, а в инфракрасной области (0,7–1,0 мкм) находится область максимального отражения клеточных структур листа. Высокая фотосинтетическая активность (связанная, как правило, с густой растительностью) ведет к меньшему отражению в красной области спектра и большему в инфракрасной. Отношение этих показателей друг к другу позволяет четко отделять и анализировать растительные от прочих природных объектов [3–5]. При этом использование нормализованной разности между минимумом и максимумом отражений увеличивает точность измерения, позволяет уменьшить влияние таких явлений как различия в освещенности снимка, облачности, дымки, поглощение радиации атмосферой и пр.

Связь вегетационных индексов, измеряемых по мультиспектральным изображениям, с продуктивностью растений достаточно хорошо изучена [2, 11]. Наличие значительной корреляции между первичной продуктивностью биомассы (NPP) и измеренными значениями вегетационного индекса можно проиллюстрировать показанной на рис. 1 зависимостью [11].

Разработанный метод можно описать следующим образом. Урожай определенной культуры на заданной территории должен достаточно достоверно предсказываться функцией, параметрами которой являются усредненные

(по этой территории) значения вегетационных индексов в течение роста и созревания сельскохозяйственной культуры. Чем полнее история изменения индексов, тем точнее можно предсказывать урожай.

В настоящей работе решается задача предсказания урожая текущего года на основе набора вегетационных индексов, накопленных за фиксированный период с текущего года от начала вегетации.

Модель урожайности в общей формулировке выглядит как:

$$y_{kr} = \hat{f}_{kr}(v(t), v(t+1), v(t+2), \dots),$$

где  $y_{kr}$  — прогнозируемое значение урожайности на окончание текущего сезона для территориального региона  $r$  и сельскохозяйственной культуры  $k$ ;  $\hat{f}_{kr}$  — искомая функция прогноза урожайности для региона  $r$  и сельскохозяйственной культуры  $k$ ;  $v(t)$  — значение вегетационного индекса для данного участка посевов, время  $t$  отсчитывается от начала измерений в текущем периоде вегетации, при этом  $t+1, t+2 \dots$  соответствует дискретным моментам времени измерений, проводившихся в течение этого периода.

В качестве единицы регионального деления выбраны административные области. Такой выбор обусловлен структурой информации об урожайности за предыдущие годы по отдельным культурам, которая официально предоставляется службой государственной статистики Российской Федерации и находится в открытом доступе [8]. Наличие этой информации позволяет настроить свободные параметры модели на конкретный регион и сельскохозяйственную культуру в процессе обучения.

Среднее значение урожайности по административной области выглядит следующим образом:

$$\langle y_{kr} \rangle_{region} = \frac{\sum_{region} \sum_{i,j} \hat{f}_{kr}(v(t,i,j), v(t+1,i,j), v(t+2,i,j), \dots) s(i,j)}{\sum_{region} \sum_{i,j} s(i,j)}, \quad (1)$$

$s(i, j)$  — площадь пикселя, имеющего координаты  $(i, j)$ .

В процессе обучения идет настройка модели и определяется конкретный вид функций  $\hat{f}_{kr}$  для каждой области и сельскохозяйственной культуры.

Обозначим среднее значение вегетационного индекса по области в момент времени  $t$  как  $\langle v(t) \rangle_{region}$ . Среднее значение  $v$  по области

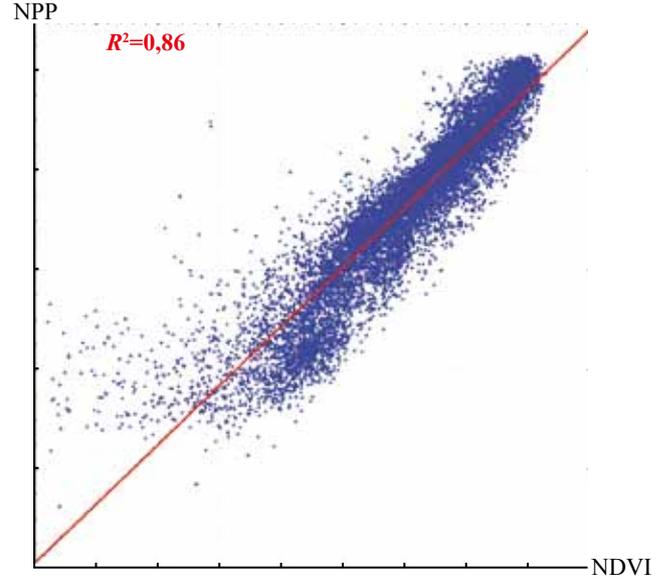


Рис. 1. Зависимость первичной продуктивности биомассы (NPP) от измеренных значений индекса NDVI

вычисляется по формуле

$$\langle v(t) \rangle_{region} = \frac{\sum_{region} \sum_{i,j} v(t,i,j) s(i,j)}{\sum_{region} \sum_{i,j} s(i,j)}. \quad (2)$$

Поскольку на имеющихся в наличии данных статистики вариативность изменений урожая по отношению к их величине мала, то после разложения предложенной модели в ряд Тейлора, основной вклад в точность прогноза будут давать линейные члены. В качестве упрощения нелинейными членами более высоких порядков можно пренебречь. В этом случае модель становится линейной, т.е.  $\hat{f}_{kr}$  представляет собой линейную комбинацию от  $v(t)$ :

$$y_{kr} = \sum_{t=1}^T \alpha_{kr}(t) v(t), \quad (3)$$

формула (1) принимает следующий вид:

$$\begin{aligned} \langle y_{kr} \rangle_{region} &= \frac{\sum_{region} \sum_{i,j} \sum_{t=1}^T \alpha_{kr}(t) v(t,i,j) s(i,j)}{\sum_{region} \sum_{i,j} s(i,j)} = \\ &= \sum_{t=1}^T \alpha_{kr}(t) \frac{\sum_{region} \sum_{i,j} v(t,i,j) s(i,j)}{\sum_{region} \sum_{i,j} s(i,j)} = \\ &= \sum_{t=1}^T \alpha_{kr}(t) \langle v(t) \rangle_{region}, \end{aligned} \quad (4)$$

где  $\alpha_{kr}$  — параметры модели для времени  $t$  от начала периода вегетации, территориального региона  $r$  и сельскохозяйственной культуры  $k$ , определяемые посредством многопараметрической линейной регрессией.

Для прогнозирования урожайности текущего года используются изображения, соответствующие месяцам этого года, предшествующим началу сбора урожая, а также параметры модели, полученные при обучении (настройке модели), по данным нескольких предшествующих лет.

Для настройки модели используются следующие данные:

наборы мультиспектральных космических изображений за несколько лет для исследуемых областей;

статистические данные об урожайности, полученные из официальной статистики.

На основании имеющихся данных уточняются коэффициенты модели урожайности для различных сельскохозяйственных культур заданных областей. Настроенная таким образом модель может использоваться не только для предсказания по региону в целом, но и для участков внутри административной области, таких как отдельные хозяйства. Для этого значения  $v(t)$  усредняются для заданного участка и подставляются в формулу:

$$\langle y_{kr} \rangle_{area} = \sum_{j=1}^n \alpha_{jk} \langle v(t) \rangle_{area}. \quad (5)$$

Использование локальных значений индекса позволяет сделать еще более точный прогноз, чем прогноз по региону в целом.

**Особенности глобальной линейной модели (ГЛМ).** Предположим, что почвенно-климатические характеристики мало изменяются для рассматриваемых областей Российской Федерации. При этом модель плодородия упрощается и становится одинаковой для рассматриваемых областей. Она будет выглядеть как:

$$y_{rk} = \sum_{t=1}^T \alpha_k(t) \langle v(t) \rangle_r, \quad (6)$$

где  $k$  — индекс указывающий на сельскохозяйственную культуру;  $r$  — индекс указывающий на область Российской Федерации;  $y_{kr}$  — оценка урожайности для данной области ( $r$ ) и культуры ( $k$ );  $\langle v(t) \rangle_r$  — усредненное зна-

чение вегетационного индекса для отдельно взятой области Российской Федерации;  $\alpha_k(t)$  — настраиваемые параметры модели для времени  $t$  от начала периода вегетации.

Параметры модели настраиваются на основе исторических данных об урожайности и соответствующих исторических значениях вегетационного индекса. Подстройка параметров модели осуществляется с помощью линейной регрессии.

**Особенности линейной модели отдельных областей (ЛМО).** В том случае если предположение о минимальных различиях между рассматриваемыми областями неверно, необходимо возвратиться к более полной модели, описанной в формуле (4), а именно:

$$y_{rk} = \sum_{t=1}^T \alpha_{rk}(t) \langle v(t) \rangle_r, \quad (7)$$

где  $\alpha_{rk}(t)$  — параметры модели, которые теперь меняются не только от времени года  $t$ , культуры к культуре  $k$ , но и от области к области  $r$ . Изменения параметров в зависимости от области должны учитывать не только изменения в составе почвы, а и средние климатические условия в этом регионе. Остальные переменные в этой формуле уже были описаны ранее.

Преимущество этой модели заключается как раз в том, что выбранная формула позволяет тоньше настраивать параметры модели под особенности конкретной области. Среди недостатков этой модели следует отметить тот факт, что настройка параметров требует гораздо больше исходных данных для обучения [12].

**Описание процесса настройки моделей.** Подстройка параметров выбранных моделей производилась с использованием композитных индексов NDVI за период с 2000 по 2009 гг. При подготовке исходных данных использовались шестнадцатидневные композитные изображения с разрешением 250 м, полученные со сканера MODIS (спутник TERRA), за период в 10 лет.

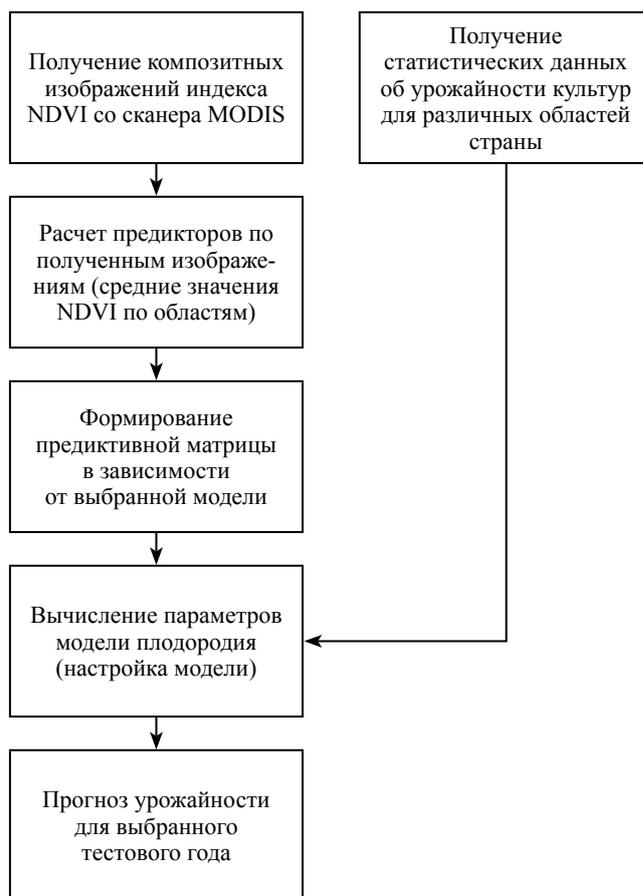
Данные об урожайности за указанный промежуток времени были получены с интернет сайта Федеральной службы государственной статистики [8]. Настройка производилась для трех групп сельскохозяйственных культур: пшеница, картофель, овощи. Всего в эксперименте использовались данные по 14-ти региональным образованиям Российской Федерации:

Московской области; Воронежской области; Владимирской области; Ивановской области; Нижегородской области; Чувашской республики; Мордовской республики; Рязанской области; Тульской области; Орловской области; Курской области; Тамбовской области; Липецкой области; Пензенской области.

Общая схема настройки метода прогнозирования урожайности по многоспектральным изображениям с помощью многомерной линейной регрессии представлена на рис. 2.

В предлагаемых моделях в качестве компонентов вектора признаков  $v$  использовались усредненные по области значения вегетационного индекса. В качестве информативных использованы изображения, полученные за период времени шесть месяцев, которые предшествуют началу сбора урожая (февраль, март, апрель, май, июнь, июль).

**Анализ результатов прогнозирования урожайности.** Все множество исходных данных было разбито на два: обучающие и тестовое. Ввиду малого количества исходных данных в качестве проверочного множества были выбраны данные по урожайности для всех 14-и рассмотренных областей для трех культур за 2009 г. Данные за остальные годы использовались для настройки модели. Ниже приведены результаты настройки модели и прогнозирования урожайности для трех групп культур — овощей, зерновых и картофеля. Относительные погрешности прогнозов сведены в табл. 1–3. Каждая таблица содержит



**Рис. 2. Метод прогнозирования урожайности по многоспектральным космическим изображениям с помощью многомерной линейной регрессии**

результаты измерений и прогнозов по данным ГЛМ и ЛМО для отдельной культуры.

Как видно из табл. 1 прогнозы, полученные с использованием модели ГЛМ лучше согласуются с экспериментальными данными, чем прогнозы, полученные с использованием модели ЛМО. В условиях принятых предположений для рассмотренных моделей этот факт свидетельствует о недостаточном количестве статистических данных, использованных при обучении модели.

Модель ЛМО могла бы показать лучшие результаты прогнозирования в том случае, если было бы доступно больше данных для ее настройки. В данный момент из-за ограниченного количества экспериментальных данных число свободных параметров модели сопоставимо с количеством измеренных случаев. В этом случае происходит переобучение модели, что отрицательно сказывается на ее предсказательных свойствах [12].

Таблица 1

**Результаты прогноза урожая пшеницы для 2009 г**

| Регион                                | Измерения, ц/га | Прогноз |       |
|---------------------------------------|-----------------|---------|-------|
|                                       |                 | ГЛМ     | ЛМО   |
| Московская обл.                       | 28,30           | 21,52   | 15,42 |
| Воронежская обл.                      | 26,50           | 22,82   | 22,65 |
| Владимирская обл.                     | 23,30           | 20,58   | 20,70 |
| Ивановская обл.                       | 19,20           | 21,50   | 12,58 |
| Нижегородская обл.                    | 24,40           | 18,09   | 17,09 |
| Чувашская респ.                       | 23,10           | 19,36   | 14,15 |
| Мордовская респ.                      | 29,60           | 19,63   | 18,71 |
| Рязанская обл.                        | 30,40           | 20,77   | 21,29 |
| Тульская обл.                         | 28,40           | 22,21   | 24,99 |
| Орловская обл.                        | 30,60           | 22,03   | 25,95 |
| Курская обл.                          | 30,90           | 23,41   | 22,46 |
| Тамбовская обл.                       | 27,50           | 21,98   | 14,27 |
| Липецкая обл.                         | 35,70           | 21,82   | 27,88 |
| Пензенская обл.                       | 20,30           | 21,26   | 15,69 |
| Среднеквадратичное отклонение, %      |                 | 23,70   | 30,10 |
| Средняя арифметическая погрешность, % |                 | 21,90   | 27,70 |

Т а б л и ц а 2

Результаты прогноза урожая овощей для 2009 г.

| Код региона                           | Регион             | Измерения, ц/га | Прогноз |        |
|---------------------------------------|--------------------|-----------------|---------|--------|
|                                       |                    |                 | ГЛМ     | ЛМО    |
| 1                                     | Московская обл.    | 297,00          | 175,85  | 233,29 |
| 2                                     | Воронежская обл.   | 155,00          | 154,25  | 125,07 |
| 3                                     | Владимирская обл.  | 181,00          | 184,76  | 143,54 |
| 4                                     | Ивановская обл.    | 216,00          | 173,21  | 193,57 |
| 5                                     | Нижегородская обл. | 243,00          | 191,51  | 195,61 |
| 6                                     | Чувашская респ.    | 206,00          | 180,92  | 148,26 |
| 7                                     | Мордовская респ.   | 130,00          | 177,53  | 122,00 |
| 8                                     | Рязанская обл.     | 174,00          | 169,41  | 153,43 |
| 9                                     | Тульская обл.      | 228,00          | 154,20  | 220,67 |
| 10                                    | Орловская обл.     | 184,00          | 149,13  | 192,97 |
| 11                                    | Курская обл.       | 153,00          | 151,68  | 137,97 |
| 12                                    | Тамбовская обл.    | 178,00          | 157,86  | 171,98 |
| 13                                    | Липецкая обл.      | 141,00          | 152,45  | 115,25 |
| 14                                    | Пензенская обл.    | 160,00          | 170,28  | 153,56 |
| Среднеквадратичное отклонение, %      |                    |                 | 20,10   | 15,10  |
| Средняя арифметическая погрешность, % |                    |                 | 15,30   | 12,90  |

Как видно из табл. 2, модель ЛМО, примененная для прогнозирования урожая овощей показывает лучшую точность, чем модель ГЛМ, что соответствует установленным предположениям.

Результаты прогнозирования урожайности картофеля дают самую хорошую точность в сравнении с другими культурами, но в этом случае, так же как и в случае прогнозирования пшеницы наблюдается эффект переобучения модели. На рис. 3 показаны погрешности прогнозирования для рассмотренных моделей.

При комплексном сравнении моделей ГЛМ и ЛМО на основании анализа диаграммы (см. рис. 3), очевидно, что нет однозначного вывода о том, какая модель дает лучший прогноз для всех с/х культур. Из рис. 3 видно, что при ис-

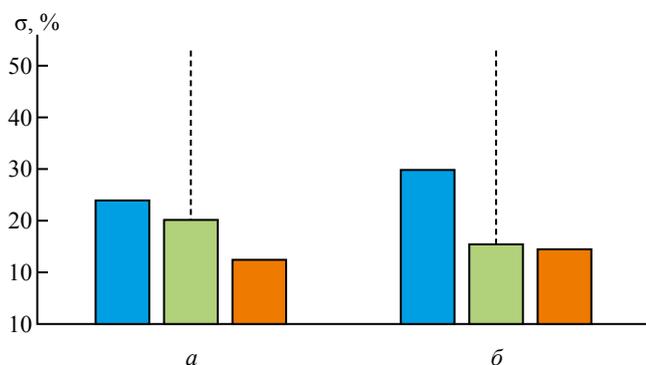


Рис. 3. Среднеквадратичное отклонение  $\sigma$  при прогнозе урожайности разных культур для глобальной линейной модели (а) и линейной модели отдельных областей (б):

■ — пшеница; ■ — овощи; ■ — картофель

Т а б л и ц а 3

Результаты прогноза урожая картофеля для 2009 г.

| Код региона                           | Регион             | Измерения, ц/га | Прогноз |        |
|---------------------------------------|--------------------|-----------------|---------|--------|
|                                       |                    |                 | ГЛМ     | ЛМО    |
| 1                                     | Московская обл.    | 182,00          | 133,19  | 117,34 |
| 2                                     | Воронежская обл.   | 123,00          | 120,85  | 128,38 |
| 3                                     | Владимирская обл.  | 142,00          | 136,31  | 133,19 |
| 4                                     | Ивановская обл.    | 137,00          | 131,51  | 152,56 |
| 5                                     | Нижегородская обл. | 145,00          | 131,06  | 116,35 |
| 6                                     | Чувашская респ.    | 164,00          | 125,87  | 171,98 |
| 7                                     | Мордовская респ.   | 142,00          | 127,78  | 109,00 |
| 8                                     | Рязанская обл.     | 150,00          | 130,49  | 154,72 |
| 9                                     | Тульская обл.      | 152,00          | 127,04  | 171,34 |
| 10                                    | Орловская обл.     | 123,00          | 119,45  | 126,64 |
| 11                                    | Курская обл.       | 136,00          | 120,56  | 130,77 |
| 12                                    | Тамбовская обл.    | 120,00          | 125,50  | 115,17 |
| 13                                    | Липецкая обл.      | 120,00          | 123,20  | 102,77 |
| 14                                    | Пензенская обл.    | 126,00          | 131,48  | 133,60 |
| Среднеквадратичное отклонение, %      |                    |                 | 12,30   | 14,30  |
| Средняя арифметическая погрешность, % |                    |                 | 9,60    | 10,90  |

пользовании ГЛМ модели точность выше для прогнозирования урожайности картофеля и пшеницы, а ЛМО дает лучшую точность прогноза урожайности овощей. На рис. 4 показаны примеры прогнозов и официальные данные статистики для рассмотренных регионов за 2009 г.

Анализируя результаты прогнозов урожайности, представленные в табл. 2 и 3, можно сделать следующие выводы:

предложенные методы прогнозирования урожайности дают возможность заблаговременно предсказывать показатели урожайности для будущего сезона при условии наличия статистических данных об урожайности за прошлые года и мультиспектральных космических изображений для месяцев, предшествующих началу сбора урожая;

точность прогноза урожайности обусловлена количеством статистических данных, используемых при обучении. При этом требуется модификация моделей для обеспечения достаточной устойчивости метода при прогнозировании урожайности основных сельскохозяйственных культур для областей и регионов Российской Федерации.

Следует выделить следующие направления для дальнейшего улучшения моделей урожайности:

добавление параметров, характеризующих продуктивность каждого из регионов;

исследование по выявлению регулярности полученных погрешностей прогнозирования;

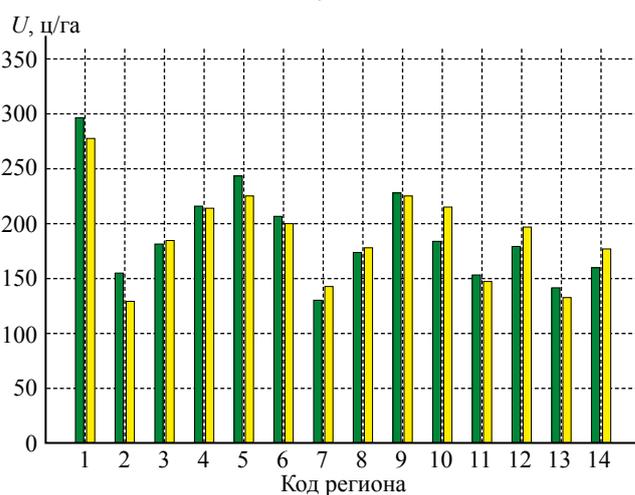
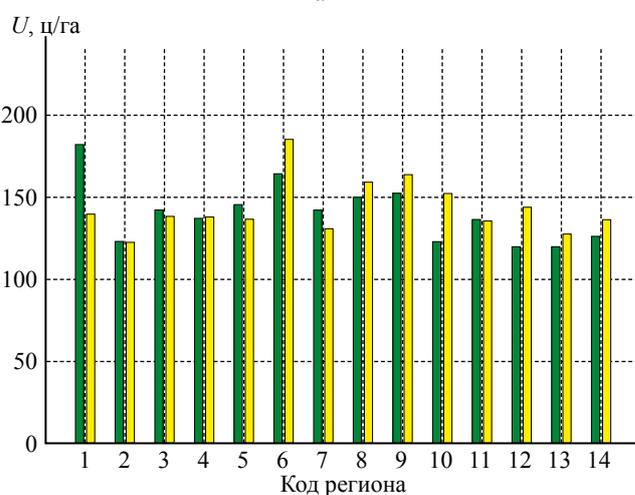
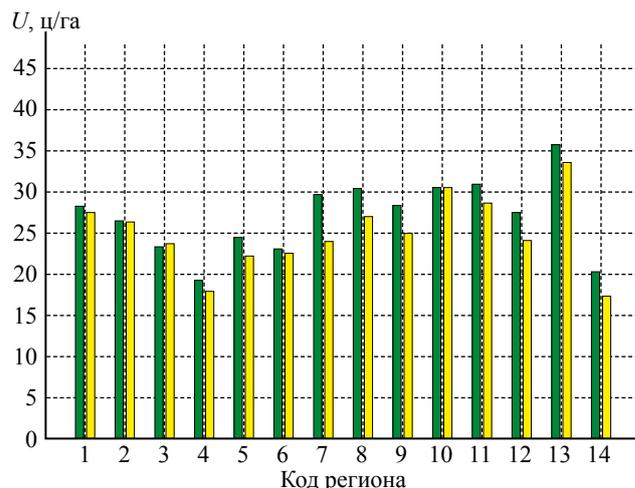
расширение списка регионов, участвующих в исследовании.

**Заключение.** На основании результатов проведенных вычислительных экспериментов продемонстрирована возможность прогнозирования урожайности по многоспектральным космическим изображениям с использованием реальных статистических данных по урожайности для различных сельскохозяйственных культур и разных областей страны. При этом показано, что описанные подходы позволяют прогнозировать урожайность пшеницы, картофеля и овощей. Проведен анализ точности прогнозирования урожайности, который показал достоинства и недостатки предложенных методов и моделей. В будущих исследованиях предполагается модификация построенных моделей с целью улучшения точности и общности при прогнозировании урожайности в рамках сформулированных направлений исследований.

Работа выполнена при поддержке Минобрнауки в рамках ФЦП «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2007–2013 годы».

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Бондур В.Г., Крапивин В.Ф., Савиных В.П. Мониторинг и прогнозирование природных катастроф. М.: Научный мир, 2009, –692 с.
2. Савин И.Ю., Барталев С.А., Луян Е.А., Толтин В.А., Хвостиков С.А. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе спутниковых данных: возможности и перспективы // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2010. –Т.7. –№ 3. –С. 275–285.
3. Бондур В.Г., Чимитдоржиев Т.Н. Анализ текстуры радиолокационных изображений растительности // Известия вузов «Геодезия и аэрофотосъемка», 2008. –№ 5. –С. 9–14.
4. Белорусцева Е.В. Мониторинг состояния сельскохозяйственных угодий Нечерноземной зоны Российской Федерации // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2012. –Т.9. –№1. –С. 57–64.
5. Бондур В.Г., Мурнин А.Б., Рихтер А.А., Шманьян М.А. Разработка алгоритма оценки степени деградации почвы по мультиспектральным изображениям // Известия ЮФУ. –№6. –С. 130–134.
6. Savin I. Crop yield prediction with SPOT VGT in Mediterranean and Central Asian countries. -ISPRS Archives XXXVI-8/W48 Workshop proceedings: Remote sensing support to crop yield forecast and area estimates. Commission VIII, WG VIII/10. 2007. Stresa, Italy. pp.130-134.
7. U.S. Geological Survey // [ftp://e4ftl01.cr.usgs.gov/MODIS\\_Composites/](ftp://e4ftl01.cr.usgs.gov/MODIS_Composites/)
8. Федеральная служба государственной статистики // [http://www.gks.ru/bgd/regl/b11\\_14p/Main.htm](http://www.gks.ru/bgd/regl/b11_14p/Main.htm).
9. Sellers, P.J. Canopy reflectance, photosynthesis, and



**Рис. 4. Результаты прогноза урожайности  $U$  для пшеницы (а), картофеля (б), овощей (в) и официальные данные Росстат за 2009 г. для различных регионов страны:**

- официальные данные статистики;
- прогноз модели 5

transpiration // International Journal of Remote Sensing, 6, 1335–1372, 1985.

10. *Myneni, R.B., F.G. Hall, P.J. Sellers, and A.L. Marshak.* The interpretation of spectral vegetation indexes // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 33, 481–486, 1995

11. *Linda B. Phillips, Andrew J. Hansen, Curtis H. Flather* Evaluating the species energy relationship with the newest measures of ecosystem energy. NDVI versus MODIS primary production // Remote Sensing of Environment, Volume 112, Issue 12, 4381–4392.

12. *Leksin V.A., Vorontsov K.V.* The overfitting in probabilistic latent semantic models // Pattern Recognition and Image Analysis: new information technologies (PRIA-9-2008). –Vol. 1. –Nizhni Novgorod, Russian Federation, 2008. –Pp. 393–396.

*Принята к печати 7 января 2013 г.  
Рекомендована кафедрой  
космического мониторинга МИИГАуК*