

Н.Н. Куссиль¹, А.В. Колодій¹, С.В. Яцков², Т.В. Олейник³¹Институт космических исследований НАНУ-ГКАУE-mail: inform@ikd.kiev.ua;²Киевский оперативный центр Национального центра управления и испытаний космических средств (НЦУИКС)E-mail: yatskov@nka.gov.ua³Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко
xoxotywka.10@mail.ru

Регрессионные модели прогнозирования урожайности зерновых в Украине по спутниковым данным различной природы

В статье проанализированы возможности использования спутниковых данных для прогнозирования урожайности озимой пшеницы в Украине. Предлагаются регрессионные прогнозные модели на основе предикторов различной природы, проводится сравнительный анализ использования различных спутниковых данных для прогнозирования урожайности озимой пшеницы в Украине на уровне отдельных областей. В качестве предикторов используются нормализованный разностный вегетационный индекс NDVI, индекс здоровья растительности VHI и продукт FAPAR, характеризующий долю фотосинтетически активной солнечной радиации, поглощенной растительностью.

Ключевые слова: прогноз урожайности, регрессионная модель, информационная технология, MODIS, NDVI, FAPAR, VHI.

Введение

В современном мире одной из наиболее важных стратегических задач любой страны является обеспечение продовольственной безопасности. В условиях рыночных отношений и самостоятельности хозяйствующих субъектов вопрос предвидения объемов производства продовольствия приобретает еще большую актуальность.

Среди множества показателей, описывающих деятельность сельскохозяйственных организаций, особого внимания заслуживает урожайность сельскохозяйственных культур. Этот комплексный показатель с одной стороны является исходной информацией для построения планов, прогнозов и принятия управленческих решений, с другой стороны – это один из основных результирующих показателей сельскохозяйственного производства.

Получение достоверного прогноза урожая позволит корректно решать вопросы формирования резервных фондов продовольствия, наличия необходимых мощностей для хранения полученного урожая, строить адекватную и эффективную политику внешней торговли. Кроме того, заблаговременный прогноз урожайности сельскохозяйственных культур является основой для своевременной и эффективной корректировки

структуры сельскохозяйственного производства, его размещения и перераспределения ресурсов [1, 2, 3].

Урожайность сельскохозяйственных культур является сложным с точки зрения прогнозирования показателем, поскольку формирование урожая связано с действием не только производственных факторов, но и погодных условий, биологических систем. Все многообразие факторов, влияющих на урожайность сельскохозяйственных культур, можно разделить на две группы: уровень культуры земледелия и метеорологические факторы. Уровень культуры земледелия оказывает значительное влияние на урожайность сельскохозяйственных культур. Однако задача учета этого влияния не является простой [4].

Это выводит в разряд высокоприоритетных задачу методологии построения систем комплексного агрометеорологического обслуживания сельского хозяйства, имеющей единую методическую основу для всех звеньев системы: как для набора культур, так и для методов прогноза и оценок условий формирования урожая. Такой методической основой являются динамические математические модели. В этой области достигнуты значительные успехи: разработаны модели основных процессов жизнедеятельности, определяющих продуктивность растений, и модели

формирования урожая культур, предназначенные для прогнозирования, планирования и управления в сельском хозяйстве [5].

В последние десятилетия при прогнозировании урожайности сельскохозяйственных культур, в частности посевов зерновых, все большее применение, наряду с наземной информацией, получают данные наблюдения Земли из космоса или дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Наблюдения из космоса со спутников с использованием чувствительных датчиков за параметрами и характеристиками поверхности Земли проводится с 1980-х годов. Полученные данные открывают новые возможности мониторинга и контроля урожайности сельскохозяйственных культур [6].

Лавинообразное увеличение объемов доступных спутниковых данных в последние годы обусловило ускоренное развитие методов и информационных технологий прогнозирования урожайности на основе спутниковой информации [7, 8, 9].

Требования к спутниковой информации в моделях прогнозирования

При использовании спутниковой информации для сельскохозяйственного мониторинга и прогнозирования возникает ряд требований к исходным данным. Требования к базовой космической информации определяются исходя из специфики решаемых задач. Основными параметрами материалов космической съемки, принципиально важными для получения качественного результата, являются:

- пространственное разрешение;
- спектральное разрешение;
- ширина полосы сканирования;
- периодичность съемки.

Пространственное разрешение определяет максимально возможную точность выделения границ объектов — отдельных участков сельскохозяйственного назначения, а также точность отображения их площадей. Чем выше пространственное разрешение используемых снимков, тем более точные геометрические характеристики могут быть получены на основе их анализа. В то же время тем более жесткие требования выдвигаются к точности геопривязки, вплоть до необходимости проведения ортокоррекции исходных данных. Так, ортотрансформация высокодетальных материалов космической съемки строго необходима для обеспечения кадастровых и картографических работ в крупных масштабах: от 1: 2000 до 1: 5000.

Требования к спектральному разрешению обусловлены использованием каналов в красном (0,6—0,7 мкм) и ближнем инфракрасном (0,75—0,90 мкм) диапазонах спектра. Указанные диапазоны спектра дают возможность выполнять расчеты нормализованного относительного индекса растительности — NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), который позволяет получать достоверную информацию о состоянии угодий и находящихся на них сельскохозяйственных культур. Использование результатов расчета NDVI в рамках мониторинговых задач также позволяет оценивать динамику изменения состояния культур, их темпы роста и периоды вегетации, а также определять величину потерь в случае стихийных природных явлений.

Другим источником данных для прогнозирования урожайности является индекс «здоровья растительности» VHI (Vegetation Health Index), полученный с помощью прибора AVHRR (Advance Very High Resolution Radiometer) спутника NOAA и основанный на отражении видимого света растительным покровом [10]. Данный индекс базируется на сочетании индекса VCI (Vegetation Condition Index), который характеризует угнетённость растительного покрова и индекса температурного режима TCI (Temperature Condition Index) [11].

В последнее время для прогнозирования урожайности все чаще используется продукт FAPAR, получаемый на основе данных Spot Vegetation. Он содержит результаты измерения поглощенной фотосинтетической радиации и фракции абсорбирования, и выступает в качестве интегрального показателя состояния и здоровья растительного покрова. Данный продукт играет важную роль при определении первичной продуктивности фитосферы, и может быть использован для определения количественных показателей растительности [12].

Ширина полосы сканирования или размер сцены космического снимка — параметр, влияющий на возможность получения единовременных спектрально-совместимых покрытий на крупные территории. Поскольку в периоды посевных и уборочных работ, а также в течение вегетации сельскохозяйственных растений ситуация на полях меняется очень динамично, наличие подобных покрытий является обязательным условием достижения результата — получения достоверных и сравнимых между собой данных по всей исследуемой территории.

Периодичность съемки определяет возможную частоту мониторинга и также является принципиально важным параметром для решения задач, связанных с контролем агротехнических работ, мониторингом состояния

сельскохозяйственных культур, прогнозом урожайности, оценками ущерба.

В настоящее время существует достаточно большое количество космических программ, съемочная аппаратура которых отвечает перечисленным выше требованиям. На условиях оперативного приема могут быть использованы данные спутников SPOT 4, SPOT 5, FORMOSAT-2, Landsat-8. В ближайшей перспективе предполагается оперативное получение данных широкоохватных мониторинговых систем, что открывает принципиально новые возможности по обеспечению данными проектов мониторинга больших регионов. Среди таких систем можно перечислить Deimos-1 (Испания), DMC-2 (Великобритания), Resourcesat-2 (Индия).

Для проведения анализа состояния земель в прошлом, например для оценки изменений землепользования, могут быть использованы архивные данные SPOT 2, SPOT 4, Landsat-4, Landsat-5, Landsat-7, IRS P6 AWiFS, ALOS, Terra ASTER и другие, подобные им по техническим характеристикам. Архивы данных содержат информацию более чем за 20 лет [13].

Отдельного внимания требует анализ регулярности и качества спутниковых данных, а также точности и универсальности разработанных моделей.

Наиболее часто данные ДЗЗ используются для построения эмпирических регрессионных моделей, описывающих соотношение между различными вегетационными индексами и статистическими данными по урожайности [14, 15].

К недостаточной устойчивости моделей, основанных на регрессионном анализе, приводит отсутствие на данном этапе длинных рядов качественных спутниковых данных. Предлагаемые некоторыми исследователями методы пространственной агрегации регионов с целью увеличения объема выборки могут привести к некоторому увеличению устойчивости регрессионных зависимостей. Однако подобная агрегация возможна лишь для ограниченного количества регионов, имеющих схожие природные условия и одинаковые особенности возделывания культур [17].

Для повышения адекватности прогнозных регрессионных моделей целесообразно не ограничиваться одной моделью, а использовать ансамблевый подход, подразумевающий учет результатов нескольких моделей с предикторами различной природы.

Потому в данной статье предлагаются и анализируются регрессионные модели для территории Украины, использующие в качестве предикторов временные ряды нормализованного разностного индекса NDVI, индекса здоровья растительности VHI, полученные с помощью

прибора AVHRR [18], а также продуктов FAPAR, предоставляемых по данным SPOT Vegetation [19].

Построение регрессионных моделей

Построим линейные регрессионные модели для каждой области отдельно. В качестве предиктора будем использовать значения индекса NDVI, усредненные на уровне областей по маске посевных территорий для каждого 16-дневного композита, полученные из продукта MOD13; значения индекса VHI и значения индекса FAPAR, усредненные на уровне области для каждого еженедельного (VHI) или 10-дневного (FAPAR) композита по маске посевных территорий.

Отметим, что за последнее десятилетие для урожайности озимой пшеницы наблюдается положительный линейный тренд для всех областей в связи с улучшением сельскохозяйственных технологий [11]. Урожайность будем аппроксимировать следующим образом:

$$Y_i = T_i + dY_i, \quad (1)$$

где Y_i – урожайность в год i , T_i – трендовый компонент, который связан с сельскохозяйственными технологиями, dY_i – случайный компонент, который обусловлен метеорологическими условиями и состоянием посевов в текущем году i .

Трендовый компонент аппроксимировался с помощью линейной регрессии [7]:

$$T_i = a_0 + a_1 * i, \quad (2)$$

где i – год.

Таким образом, предлагаемые регрессионные модели описывают зависимость отклонения урожайности от каждого из предикторов (NDVI, FAPAR и VHI):

$$dY_i^{NDVI} = Y_i - T_i = f(NDVI_i) = b_0 + b_1 * NDVI_i \quad (3)$$

$$dY_i^{VHI} = Y_i - T_i = g(VHI_i) = k_0 + k_1 * VHI_i \quad (4)$$

$$dY_i^{FAPAR} = Y_i - T_i = h(FAPAR_i) = h_0 + h_1 * FAPAR_i \quad (5)$$

где $NDVI_i$ – 16-дневный композит NDVI прибора MODIS за некоторый период года i , VHI_i – еженедельные данные с AVHRR, $FAPAR_i$ – 10-дневные композиты, построенные по данным SPOT Vegetation.

Для обеспечения качества регрессионных моделей (минимизации ошибки прогноза) будет использована процедура кросс-валидации (leave-one-out cross-validation - LOOCV) [20] – в виду небольшого объема выборки, используемой для обучения регрессионных моделей.

Для каждой области строится модель на основе данных за все года, кроме одного. На основе построенной модели выполняется прогноз на текущий год, который сравнивается с фактическим значением урожайности по данным официальной статистики.

В рамках этой процедуры, в качестве предиктора в модели по временным рядам NDVI, VHI и FAPAR, будем использовать те значения продуктов, которые обеспечивают минимальное значение среднеквадратической ошибки RMSE [21]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_i (P_i - O_i)^2}, \quad (6)$$

где P_i и O_i – прогнозируемое и наблюдаемое (по данным статистики) значения урожайности озимой пшеницы соответственно, n — число лет, данные которых используются для построения модели (например, если для идентификации параметров модели используются данные за 2000-2012 годы, то $n=13$).

Как показали результаты проведенного исследования, при использовании различных источников информации время для построения прогноза выпадает на конец апреля – начало мая (113-й и 129-й день года для рядов FAPAR, преимущественно 113-й для рядов VHI, 97-й, 113-й или 129-й дни для рядов NDVI).

Анализ результатов

Проанализируем результаты прогнозирования урожайности для моделей, обученных на данных 2000-2012 гг. для временных рядов VHI и FAPAR.

В таблице 1 представлены результаты сопоставления данных официальной статистики по урожайности озимой пшеницы с результатами прогнозирования при использовании линейной регрессии, основанной на индексах NDVI, VHI, FAPAR.

Исследования показали, что величина недооценки или переоценки урожайности при прогнозировании с использованием различных вегетационных индексов может отличаться от области к области по своей величине, однако она совпадает по знаку. Наиболее близкими по получаемым результатам оказались модели, построенные по временным рядам NDVI и FAPAR.

Более наглядно сравнение результатов прогнозирования урожайности на основе различных индексов и данных официальной статистики представлено на рисунке 1 (а-в) за 2011-й год и на рисунке 2 (а-в) на 2012-й год.

Таблица 1. Результаты прогнозирования урожайности озимой пшеницы для каждой области на 2013 год, основанные на индексах VHI и FAPAR.

Область	Статистика на 2012, ц/га	Прогноз на 2013, ц/га, NDVI	Прогноз на 2013, ц/га, VHI	Прогноз на 2013, ц/га, FAPAR
Винницкая	40,5	37,9	41,3	42,9
Волынская	35,2	28,7	30,7	29,2
Днепропетровская	17,1	20,3	11,6	21,1
Донецкая	23,5	26,8	26,2	31,9
Житомирская	34,5	25,9	28,8	29,7
Закарпатская	31,1	29,3	33,1	26,3
Запорожская	18,0	21,5	23,4	27,3
Ивано-Франковская	38,7	30,1	30,8	31,8
Киевская	46,0	31,6	30,7	33,4
Кировоградская	28,4	29,1	19,6	26,2
Луганская	28,0	25,0	25,6	31,4
Львовская	37,4	33,6	33,7	33,7
Николаевская	17,7	18,4	19,5	19,5
Одесская	20,1	19,5	27,3	24,1
Полтавская	32,8	35,9	21,1	37,8
Ровенская	37,2	30,5	35,5	35,2
Сумская	37,0	26,9	27,2	30,3
Тернопольская	39,4	32,1	35,4	38,2
Харьковская	30,0	31,9	22,0	33,5
Херсонская	16,5	16,8	23,3	21,5
Хмельницкая	42,9	26,0	31,5	37,4
Черкасская	44,9	46,7	39,1	42,7
Черновицкая	39,1	30,4	31,7	36,3
Черниговская	37,4	28,3	30,4	30,8
Республика Крым	15,8	22,2	20,7	24,6

Следует отметить, что довольно высокий коэффициент детерминации моделей, как и низкий уровень ошибок прогноза, наблюдается в основном у областей степной и частично лесостепной агроклиматических зон Украины. Эти области являются основными поставщиками озимой пшеницы и среди их посевных территорий данная культура занимает наибольшую часть (в сравнении с прочими областями).

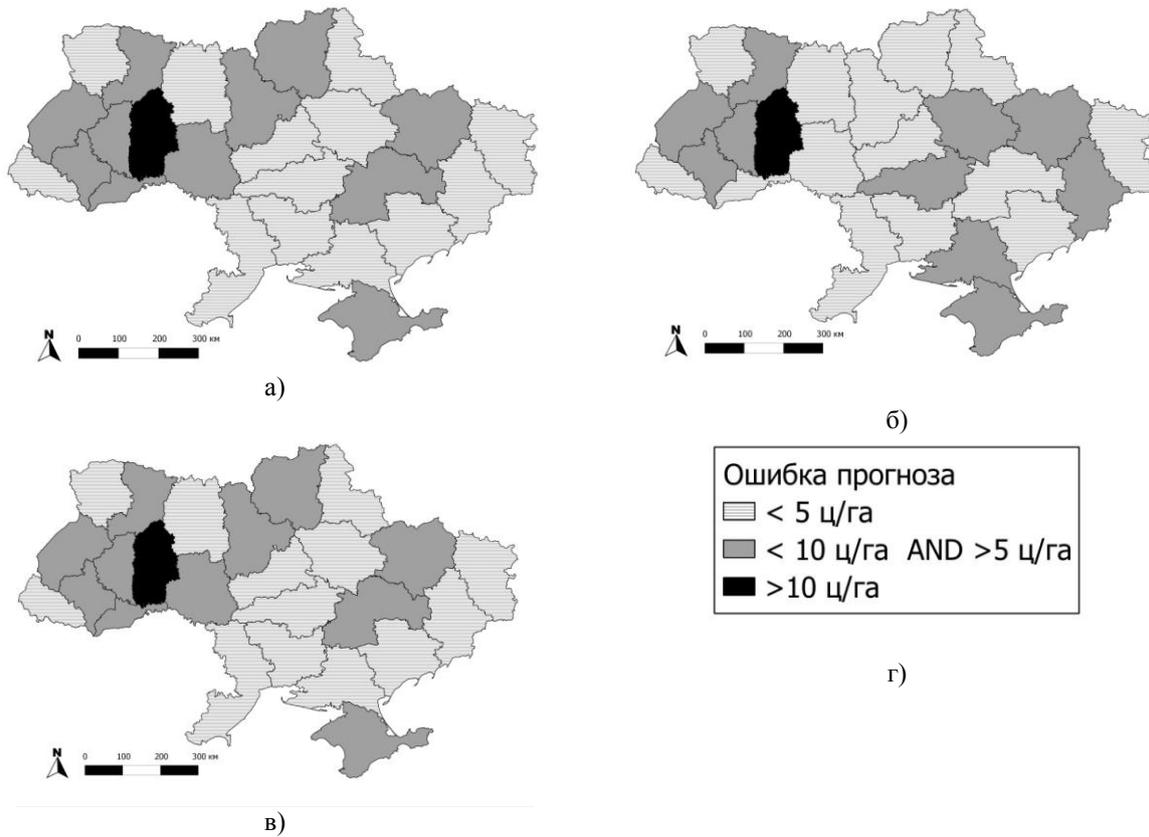


Рисунок 1 - Ошибки прогноза на 2011-й год по различным данным:
а) NDVI; б) VHI; в) FAPAR; г) Легенда

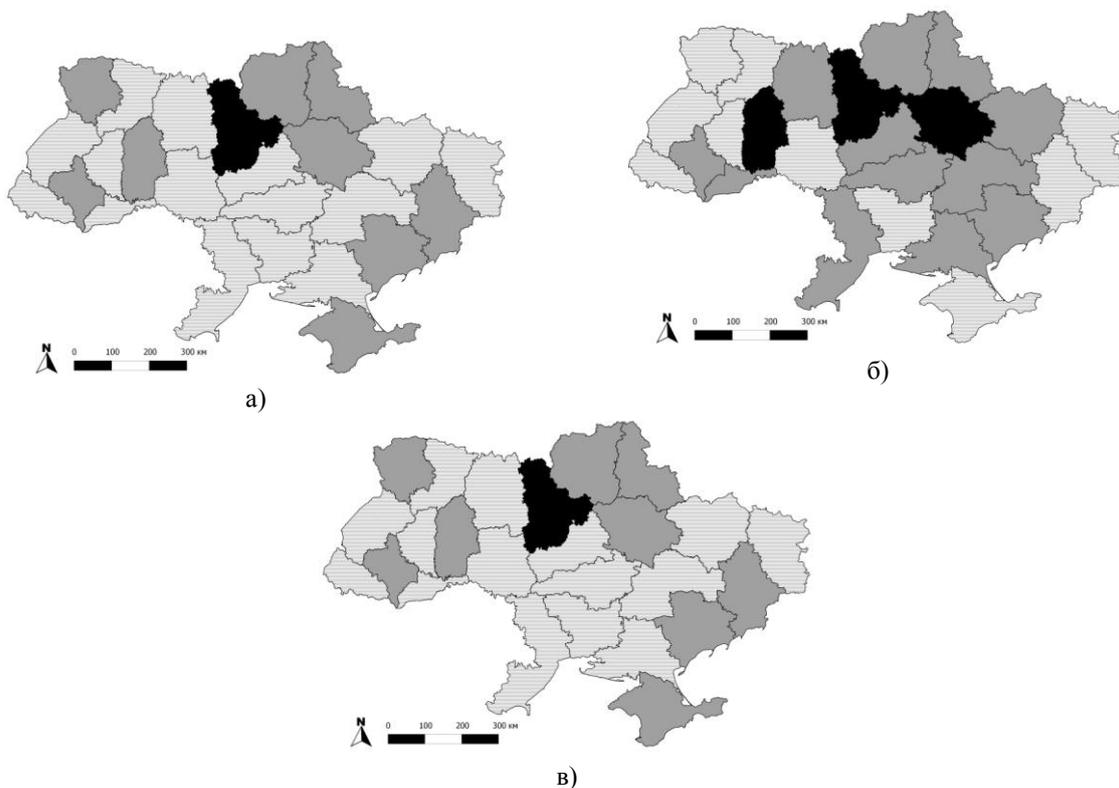


Рисунок 2 - Ошибки прогноза на 2012-й год по различным данным: а) NDVI; б) VHI; в) FAPAR

В таблице 2 приведенны ошибки моделей, построенных на данных NDVI, VHI и FAPAR, оценивается среднеквадратическое отклонение по областям Украины за 2011-2012 гг, а также приводится средняя величина недооценки или переоценки.

Исследования показали, что величина ошибок (RMSE и средней ошибки) моделей, построенных по рядам NDVI, VHI, FAPAR (табл. 2) не позволяет однозначно выделить наилучший источник данных.

Для ряда лет наименьшие ошибки прогноза дает VHI, для ряда – FAPAR. Однако, учитывая небольшое объем данных, нельзя утверждать, что NDVI всегда обеспечивает менее точный прогноз.

Таблица 2. Ошибки моделей, обученных на различных данных

		2010	2011	2012
NDVI	RMSE	8,2	6,2	6,8
	average	6,8	-3,7	-3,4
VHI	RMSE	6,3	5,1	7,0
	average	5,5	-3,8	-3,6
FAPAR	RMSE	8,88	5,18	5,64
	average	7,56	-2,14	-0,49

Выводы

Решение проблемы стабилизации и устойчивости сельскохозяйственного производства является одной из самых ответственных задач аграрного комплекса Украины. Математическое моделирование процессов жизнедеятельности и формирования продуктивности зерновых позволяет лучше понять сложные и взаимосвязанные механизмы влияния агрометеорологических факторов на продуктивность растений [5].

Методы прогнозирования урожайности на основе спутниковых данных являются перспективными в связи с их объективностью, оперативностью, охватом больших территорий.

Среди основных преимуществ применения данных космических систем дистанционного зондирования для задач прогнозирования урожайности следует выделить:

- возможность оперативного получения данных на обширные территории;
- получение данных на труднодоступные участки;
- наглядность полученной информации;
- возможность получения различных данных путем анализа мультиспектральных и радарных снимков;
- возможность повторной съемки той же территории через требуемые интервалы времени;

- кроме того, радарные системы позволяют получать информацию, слабо зависящую от погодных условий и уровня освещенности;
- отсутствие режимных ограничений на данные коммерческих спутников ДЗЗ.

Сегодня использование данных дистанционного зондирования Земли, получаемых с коммерческих спутниковых систем, позволяет решать самые различные задачи, в том числе и для мониторинга в сельском хозяйстве [22, 23] и точном земледелии [24]:

- уточнение площадей, занятых определенными культурами;
- оценка состояния культур на разных фазах вегетации;
- выявление заболеваний, повреждения культур вредителями;
- определение последствий неблагоприятных природных явлений, оценка потерь;
- прогнозирование урожайности.

В работе построены линейные регрессионные модели для прогнозирования урожайности озимой пшеницы в Украине на основе разнородных спутниковых продуктов. В качестве предикторов использованы вегетационные индексы с разной степенью «физичности», вычисленные по данным различных спутников. А именно, регрессорами предложенных моделей являются индекс NDVI, вычисляемый по данным прибора MODIS, индекс «здоровья растительности» VHI, построенный на основе данных прибора AVHRR, и продукт FAPAR, имеющий наибольший физический смысл и получаемый на основе данных Spot Vegetation. Проведено сравнение ошибок прогноза при использовании различных предикторов: NDVI, VHI, FAPAR. Анализ результатов показал, что использование индекса NDVI дает большую ошибку прогноза, чем FAPAR и VHI, но ограниченный объем данных (тринадцатилетний временной ряд) не позволяет утверждать, что NDVI всегда будет обеспечивать менее точный прогноз. Поэтому авторам кажется целесообразным не ограничиваться одной прогнозной моделью, а использовать ансамблевый подход на основе предикторов различной природы.

Использование результатов прогнозирования урожайности на основе спутниковых данных наряду с результатами, полученными другими методами может позволить повысить как качество прогнозов, так и их заблаговременность, что крайне необходимо для повышения эффективности принятия управленческих решений в сельском хозяйстве. Разработанные алгоритмы могут быть реализованы с помощью высокопроизводительных систем [25, 26].

Список литературы

1. Шумская, Е. В. Прогнозирование урожайности зерновых культур на среднесрочный период.: Дис. ... канд. экономических науки : 08.00.12, 08.00.05, Москва. - 2007.- с.1-50.
2. Kussul, N, Skakun, S, Shelestov, A, Kravchenko, O, Gallego, J & Kussul, O. Crop area estimation in Ukraine using satellite data within the MARS project // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE, Munich, Germany. — 2012. — P. 3756-3759.
3. Kogan F., Menzhulin G., Shamshurina N., Pavlovsky A. New regression models for prediction of grain yield anomalies from satellite-based vegetation health indices // In "Use of Satellite and In-situ Data to Improve Sustainability" (Eds.) F. Kogan, A. Powell, O. Fedorov, Berlin: Springer-Verlag, 2011. — P.105–112.
4. Полевой А.Н., Русакова Т.И. и др. Прикладная динамическая модель формирования урожая сельскохозяйственных культур. // Сб. докладов: Гидрометеорологическое обеспечение агропромышленного комплекса страны. -Л.: Гидрометеиздат. 1991. с. 5-30.
5. Просвиркина, А.Г. Методы количественной оценки агрометеорологических условий формирования продуктивности и прогноза урожайности проса.: Дис. ... канд. географические науки : 11.00.09, Москва. - 1984.
6. Мониторинг засухи по Казахстану <http://www.drought.idhost.kz/>.
7. Савин И.Ю., Барталев С.А., Лупян Е.А., Толпин 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.
8. Шелестов А.Ю., Кравченко А.Н., Волошин С.В., Грипич Ю.А., Куссуль О.М., Миронов А.И., Правдюков П.М. Web-портал системы агромониторинга // Наука и инновации. 2011, Т. 7, № 3, С. 30—35.
9. Shelestov A.Yu., Kravchenko A.N., Skakun S.V., Voloshin S.V., Kussul N.N. Geospatial information system for agricultural monitoring // Cybernetics and Systems Analysis, 2013, Volume 49, Issue 1, pp 124-132.
10. Bhuiyan C.. Various Drought Indices For Monitoring Drought Condition In Aravalli Terrain Of India // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 8 — 2006. — PP. 289-302.
11. Kogan F., Salazar L., Roytman L. Forecasting crop production using satellite-based vegetation health indices in Kansas, USA // International Journal of Remote Sensing. — 2012. — 33, N 9. — P. 2798–2814.
12. Gower, Stith T., Kucharik, Chris J. and Norman, John M. Direct and indirect estimation of leaf area index, fAPAR, and net primary production of terrestrial ecosystems // Remote Sensing of Environment, Volume 70, Issue 1, 1999, pp.29-51. Reprint #4023.. P. 36.
13. Хасанова, Г. Б., Кожахметов, Б. Т. Перспективы применения данных дистанционного зондирования земли из космоса для повышения эффективности сельского хозяйства // VIII Студенческая международная заочная научно-практическая конференция «Научное сообщество студентов XXI столетия» ЕСТЕСТВЕННЫЕ НАУКИ, Новосибирск. – 2013
14. Gallego, J., Kravchenko, A.N., Kussul, N.N., Skakun, S.V., Shelestov, A.Yu. Efficiency assessment of different approaches to crop classification based on satellite and ground observations // Journal of Automation and Information Sciences . — 2012. — vol. 44, no. 5. — P. 67-80.
15. Kogan, F., Kussul, N., Adamenko, T., Skakun, S., Kravchenko O., Kryvobok O., Shelestov A., Kolotii A., Kussul O. & Lavrenyuk A. Winter wheat yield forecasting in Ukraine based on Earth observation, meteorological data and biophysical models // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation — 2013. — vol. 23 — PP. 192-203.
16. Kussul N.N., Sokolov B.V., Zyelyk Y.I., Zelentsov V.A., Skakun S.V., Shelestov A.Y. Disaster Risk Assessment Based on Heterogeneous Geospatial Information // Journal of Automation and Information Sciences. — 2010, Volume 42, Issue 12, pp. 32-45.
17. Куссуль Н.Н., Кравченко А.Н., Скакун С.В., Адаменко Т.И., Шелестов А.Ю., Колотий А.В., Грипич Ю.А. Регрессионные модели оценки урожайности сельскохозяйственных культур по данным MODIS // Сборник научных статей "Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса". — 2012. — Том 9, №1. — С. 95–107.
18. <http://www.star.nesdis.noaa.gov/smcd/emb/vci/VH/>
19. <http://www.geoland2.eu/portal/service/ShowServiceInfo.do?serviceId=BB808F80>
20. Дрейпер Р., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ: В 2-х кн. Кн. // Пер. с англ.— 2-е изд.— М: Финансы и статистика, 1986.— 366 с., Кн. // Пер. с англ.— 2-е изд.— М: Финансы и статистика, 1987.— 351 с.
21. Jansen, M.J.W. Validation of CGMS // Workshop for Central and Eastern Europe on agrometeorological models: theory and applications in the MARS project Ispra, Italy, 1994 (Eds.) J.F. Dallemard, P. Vossen, Luxembourg: Office for Off. Publ. of the EU, 1994. — P. 159-170

22. Kussul N., Mandl D., Moe K., Mund J.P., Post J., Shelestov A., Skakun S., Szarzynski J., Van Langenhove G., Handy M. Interoperable Infrastructure for Flood Monitoring: SensorWeb, Grid and Cloud // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2012 vol. 5. No. 6. P. 1740-1745
23. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Flood Monitoring from SAR Data.// F. Kogan, A. Powell, O. Fedorov (Eds.). - NATO Science for Peace and Security Series C: Environmental Security, Springer, 2011. P.19-29.
24. <http://www.panorama.kharkov.ua/space/rspace.htm>, сайт компанії КБ "Панорама".
25. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Grid technologies for satellite data processing and management within international disaster monitoring projects // Grid and Cloud Database Management, 2011. P. 279-305.
26. Kussul N., Shelestov A., Skakun S, Kravchenko O. High-performance intelligent computations for environmental and disaster monitoring// Int. J. Information Technologies & Knowledge — 2009. — 3, 135-156.

Надійшла до редакції 12.07.2013

Н.М. КУССУЛЬ¹, А.В. КОЛОТІЙ¹, С.В. ЯЦКІВ², Т.В. ОЛІЙНИК³

¹Інститут космічних досліджень НАНУ-ДКАУ;

²Київський оперативний центр Національного центру управління та випробувань космічних засобів (НЦУВКС)

³Київський національний університет імені Тараса Шевченка

РЕГРЕСІЙНІ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ ЗЕРНОВИХ В УКРАЇНІ ЗА СУПУТНИКОВИМИ ДАНИМИ РІЗНОЇ ПРИРОДИ

У статті проаналізовано можливості використання супутникових даних для прогнозування врожайності озимої пшениці в Україні. Пропонуються регресійні прогнозні моделі на основі предикторів різної природи, проводиться порівняльний аналіз використання різних супутникових даних для прогнозування врожайності озимої пшениці в Україні на рівні окремих областей. В якості предикторів використовуються нормалізований різницевий вегетаційний індекс NDVI, індекс здоров'я рослинності VHI та продукт FAPAR, який характеризує частку фотосинтетично активної сонячної радіації, поглиненої рослинністю.

Ключові слова: прогноз врожайності, регресійна модель, інформаційна технологія, MODIS, NDVI, FAPAR, VHI.

N.N. KUSSUL¹, A.V. KOLOTH¹, S. V. YATSKOV², T.V. OLEINIK³,

¹Space Research Institute NASU-NSAU

²National Space Facilities Control and Test Center (NSFCTC)

³Taras Shevchenko National University of Kyiv

REGRESSION MODELS FOR FORECASTING OF YIELD IN UKRAINE USING SATELLITE DATA OF VARIOUS NATURE

This article aims at the assessment of the possibility of use satellite data to predict the yield of winter wheat in Ukraine. Regression forecasting models exploiting as the predictors data of various nature are proposed. Comparative analysis of the results of different satellite data usage to predict the yield of winter wheat in Ukraine at oblast level is proposed. Among estimated predictors there are normalized difference vegetation index NDVI, vegetation health index VHI and FAPAR product, describing the part of solar photosynthetically active radiation absorbed by vegetation.

Keywords: yield forecast, the regression model, information technology, MODIS, NDVI, FAPAR, VHI.