

СОВРЕМЕННЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ УРОЖАЙНОСТИ ЗЕРНОВЫХ КУЛЬТУР

Архипова Марина Юрьевна, профессор департамента статистики и анализа данных, НИУ ВШЭ

Аннотация. Представлена методика статистического моделирования и прогнозирования урожайности зерновых культур с использованием новых цифровых возможностей и методов машинной обработки данных.

Ключевые слова: моделирование, нейросетевые модели, урезанная выборка, зерновые культуры, прогнозирование.

Сельское хозяйство является одной из важнейших отраслей народного хозяйства и основным поставщиком продуктов питания и сырья для многих отраслей промышленности. Сельскохозяйственный сектор России в последнее время переживает обновление и подъем благодаря интенсификации и применению современных инновационных технологий, контролю за состоянием полей с помощью космических фотоснимков на основе систем компьютерного зрения. Вместе с тем, остается еще широкий пласт задач, требующий оперативного решения. Одной из таких задач является разработка новых моделей и методов, позволяющих прогнозировать основные результирующие показатели развития сельского хозяйства и обладающих преимуществом по сравнению с существующими моделями. Для повышения точности прогнозных моделей необходимо опираться на широкий спектр доступных статистических показателей и новый современный инструментарий [1].

Цель исследования заключалась в разработке методики статистического моделирования и прогнозирования результативности производственно-финансовой деятельности в сельском хозяйстве на примере растениеводства. Современные исследования в этой сфере охватывают поиск новых источников информации и обоснование методических платформ и статистических моделей, позволяющих повысить точность и надежность традиционных моделей прогнозирования урожайности полей.

Следует отметить, что, несмотря на значимость выделенной проблемы для развития сельского хозяйства и обеспечения продовольственной безопасности страны, в России ощущается недостаток исследований, посвященных выделенной проблематике.

Для решения поставленных задач в работе использовались данные по сельскохозяйственным полям, расположенным в муниципальных образованиях регионов России. Отметим, что регионы России, также, как и количество наблюдений от каждого региона, выбирались пропорционально

Список независимых переменных

| Переменная | Название | Един. измерения | Истоник |
|------------|---|-------------------------------------|---|
| X3 | Чернозем | 1 – да, 0 – нет | https://www.etomesto.ru |
| X4 | NDVI на начало лета | % | https://eos.com |
| X5 | NDRE на начало лета | % | https://eos.com |
| X6 | NDVI на конец лета | % | https://eos.com |
| X7 | NDRE на конец лета | % | https://eos.com |
| X8 | Минимальная температура | t°C | https://eos.com |
| X9 | Максимальная температура | t°C | https://eos.com |
| X10 | Максимальные осадки | мм | https://eos.com |
| X11 | Вывоз твердых коммунальных отходов в год | тысяча кубометров на душу населения | https://www.gks.ru |
| X12 | Доля растениеводства в сельском хозяйстве | % | https://www.gks.ru |
| X13 | Доля сельского населения | % | https://www.gks.ru |
| X14 | Наличие города | 1 – да, 0 – нет | https://www.gks.ru |
| logX15 | Среднемесячная зарплата во всех секторах | ln(руб) | https://www.gks.ru |
| logX16 | Среднемесячная зарплата в сельскохозяйственном секторе | ln(руб) | https://www.gks.ru |
| X17 | Количество тракторов | шт / га | https://www.gks.ru |
| X18 | Минеральные удобрения | шт / ha | https://www.gks.ru |
| X19 | Доля посевной площади от площади МО | % | https://www.gks.ru |
| logX20 | Сельское население на 1 января 2018 г. | ln(количество людней) | https://www.gks.ru |
| logX21 | Объем инвестиций в основной капитал (без учета бюджетных средств) на душу населения | ln(руб) | https://www.gks.ru |
| X22 | Специализированные продуктовые магазины на душу населения | единицы на душу населения | https://www.gks.ru |
| X23 | Загрязнение воздуха (превышение индекса загрязнения атмосферы больше 7) | 0 – да, 0 – нет | https://www.igce.ru |
| X24 | Загрязнение воздуха (превышение предельно допустимой концентрации) | 1 – да, 0 – нет | https://www.igce.ru |
| X25 | S на снежном покрытии | г / км ² ·мес | https://www.meteorf.ru |
| X26 | N на снежном покрытии | кг / км ² ·мес | https://www.meteorf.ru |
| X27 | ph на снежном покрытии | pH | https://www.meteorf.ru |
| X28 | Качество воды водоемов, % по классам загрязнения 4 и 5 | % водных ресурсов | https://www.gidrohim.com |
| X29 | Инсоляция | кВт/м ² | https://solargis.com/ |

В качестве основных типов моделей для прогнозирования урожайности зерновых культур были рассмотрены следующие модели.

объему продукции растениеводства данного региона в 2018 г. (удельному весу продукции растениеводства в продукции сельского хозяйства по категориям хозяйств по субъектам РФ). Это обеспечило выбор регионов, в которых продукция растениеводства является важной частью сельского хозяйства и экономики региона в целом. Исследование было проведено по данным Росстата². Также в ряд моделей была добавлена информация космических фотоснимков вегетации полей. Космические фотоснимки вегетации полей имеют специфическую структуру: различные элементы снимков соответствуют речкам, пересушенным участкам, постройкам, незасеянным участкам и т. д., что может быть использовано при моделировании.

Для построения модели урожайности сельскохозяйственных культур использовалась одна зависимая (эндогенная) переменная Y_1 - урожайность в рублях на гектар засеянных территорий муниципального округа. Данную переменную исследователи часто включают в анализ в качестве зависимой переменной, так как она отражает продуктивность поля, как в физическом объеме, так и в денежном выражении (см., например, работу Salvati L. et al. [2]. Перечень отобранных для анализа независимых (экзогенных) переменных (X_j) представлен в таблице 1.

1. Традиционные модели, основанные на методе наименьших квадратов (OLS). Выбор этой формы модели был определен исходя из ряда статей, посвященных прогнозированию урожайности сельскохозяйственных культур (см., например, работы [3].

2. Нелинейные регрессионные модели.

3. Регрессионные модели по урезанной выборке (*truncated regression*). Преимуществом последней модели является возможность избежать ошибки прогнозирования отрицательных значений, которые могут быть получены с использованием традиционных регрессионных моделей (OLS). Выбор данной модели опирался на результаты, полученные в исследовании Basso F. et al. [4].

4. Нейросетевые модели. Выбор нейросетей в работе не случаен. В последние годы их использование набирает все большую популярность и признание среди исследователей и аналитиков в связи с высокой предсказательной способностью и возможностью интерпретации промежуточных результатов.

Сопоставление качества эконометрических моделей и нейронных сетей проводилось на основе средней квадратичной ошибки (MSE) [5], которая

² Росстат - gks.ru

является одна из самых распространённых функций потерь для решения задач такого рода.

В результате построения моделей и анализа полученных результатов были получены ответы на основные исследовательские вопросы. Так, было статистически доказано, что спутниковые фотоснимки являются значимым фактором для прогнозирования урожайности поля муниципалитета и повышают точность прогнозных моделей.

Сопоставление эконометрических моделей и моделей нейронных сетей позволило сделать выбор в пользу последних, которые показали лучшие результаты по прогнозированию урожайности сельскохозяйственных культур для муниципальных образований сельскохозяйственных регионов.

Библиографический список

1. Архипова М.Ю., Смирнов А.А. Современные направления прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур на основе использования эконометрических моделей // Вопросы статистики – № 5. – 2020. – С.81-92.
2. Salvati L. et al. Exploring the relationship between agricultural productivity and land degradation in a dry region of Southern Europe //New Medit. – 2010. – Т. 9. – №. 1. – С. 35-40.
3. Мхитарян В.С., Архипова М.Ю., Дуброва Т.А., Миронкина Ю.Н., Сиротин В.П. Анализ данных: учебник для академического бакалавриата. Сер. 58 Бакалавр. Академический курс (1-е изд.) М.: Издательство Юрайт, 2019. – 490 с.
4. Basso F. et al. Evaluating environmental sensitivity at the basin scale through the use of geographic information systems and remotely sensed data: an example covering the Agri basin (Southern Italy) // Catena. – 2000. – Т. 40. – №. 1. – С. 19-35.
5. De la Casa A. et al. Soybean crop coverage estimation from NDVI images with different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot // ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing. – 2018. – Т. 146. – С. 531-547.

УДК 332.055.2, 311.3/4

ИЗМЕНЕНИЕ КЛИМАТА И ИНКЛЮЗИВНОЕ РАЗВИТИЕ СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА В РЕГИОНАХ РОССИИ

Зинченко А.П., член-корр. РАН, д.э.н., профессор ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева

Демичев В.В., к.э.н., доцент ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева