

УДК 637.5.072:519.2

UDC 637.5.072:519.2

**ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНИМОСТИ
МАТЕМАТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ДЛЯ
АНАЛИЗА КАЧЕСТВА МЯСНОГО СЫРЬЯ****RESEARCH OF APPLICABILITY OF
MATHEMATICAL METHODS FOR THE RAW
MEAT QUALITY ANALYSIS**Петренко Артем Валерьевич
соискатель*Донской государственный аграрный университет,
п. Персиановский, Россия*Petrenkov Artyom Valeryevich
applicant for degree*Don state agrarian university, Persianovsky, Russia*

В настоящем исследовании производится построение и сравнение линейной регрессионной и нейросетевой математических моделей зависимости органолептической оценки мясного сырья от основных физико-химических и функционально-технологических параметров

In the present article we have building and comparison of linear regression and neural network based mathematical models of raw meat organoleptic evaluation from the main physical, chemical, functional and technological parameters performed

Ключевые слова: КАЧЕСТВО МЯСА, МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ, ЛИНЕЙНАЯ РЕГРЕССИЯ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, ДИАГРАММА РАССЕЙЯНИЯ

Keywords: MEAT QUALITY, MATHEMATICAL MODELS, LINEAR REGRESSION, NEURAL NETWORKS, SCATTER PLOT

В последнее время в практике сельскохозяйственного производства, в частности, в зоотехнии, всё чаще возникают трудноформализуемые задачи, т. е. такие, для которых алгоритм решения либо не является единственным, либо не позволяет оценить качество или достижимость решения. Особенность данных проблемных областей заключается в малом числе теоретически обоснованных и хорошо согласующихся с реальными данными вычислительных моделей. Поэтому прикладные задачи часто решаются на основе моделей, построенных по таблицам экспериментальных данных [13]. При этом проблему представляет сложность учёта всех факторов, особенно для биологических объектов. В связи с этим, часто приходится обрабатывать неполную информацию при наличии дублирующих друг друга, либо малоинформативных признаков. Тем не менее, необходимость в системах, которые способны не только выполнять однажды запрограммированную последовательность действий над заранее определенными данными, но и способны сами анализировать вновь поступающую информацию, находить в ней закономерности, производить прогнозирование и т. д. В основном для решения

используются линейные модели [5], что сказывается на точности прогнозирующих функций [4].

В качестве одного из механизмов нелинейного моделирования сложных задач были предложены нейронные сети [18], которые представляют собой набор математических нейронов, соединённых друг с другом. Авторами было сделано основополагающее предположение о том, что такая сеть способна обучаться, распознавать образы, обобщать полученную информацию. Свойство сетей обучаться на примерах делает их более привлекательными по сравнению с системами, которые следуют определённой системе правил функционирования, сформулированной экспертами.

Построение любой нейронной сети предполагает большой объем вычислений, поскольку обучение сети обычно является итерационным процессом. В связи с этим только с ростом вычислительной мощности компьютеров появилась возможность практического применения нейросетей, что дало мощный толчок к широкому распространению программ, использующих принципы нейросетевой обработки данных.

В настоящее время искусственные нейронные сети, обладая способностями к классификации, кластеризации, прогнозированию, аппроксимации и сжатию данных, широко используются при решении самых разных задач и активно применяются там, где обычные алгоритмические решения оказываются неэффективными или вовсе невозможными. В числе задач, решение которых доверяют искусственным нейронным сетям, можно назвать следующие: распознавание текстов, игра на бирже, контекстная реклама в Интернете, фильтрация спама, проверка проведения подозрительных операций по банковским картам, системы безопасности и видеонаблюдения, предсказание погоды [2].

За рубежом нейронные сети успешно применяются и в зоотехнической практике. Так, с помощью нейросетевого моделирования

удаётся прижизненно предсказать состав туш животных [15, 20], их продуктивные качества [16], классифицировать мясное сырьё [19], обнаруживать генетические отклонения [17] и т. д. В то же время, распространение методов нейросетевого моделирования в отечественной практике производства и переработки продуктов животноводства ограничено, в основном, подбором рецептов мясопродуктов [9, 14], а аспекты применимости нейронных сетей для задач оценки качества мясного сырья изучены недостаточно хорошо.

На основании опытных данных было произведено сравнение линейной регрессионной и нейросетевой моделей влияния некоторых свойств мясного сырья на его органолептическую оценку. Моделирование проводилось средствами программной среды анализа данных Deductor Studio фирмы BaseGroup Labs.

Построение уравнений множественной линейной регрессии производилось по общепринятым методикам [6, 7, 8]. Величина линейной корреляции определялась коэффициентом линейной корреляции Пирсона.

Построение нейросетевой модели осуществлялось в интерактивном режиме на основании общепринятого математического аппарата [1, 3, 10]. В наших исследованиях использовалась модель с обратным распространением ошибки (*back propagation*) [12].

На основании опытных данных было произведено сравнение линейной регрессионной и нейросетевой моделей влияния некоторых свойств мясного сырья на его конечную органолептическую оценку.

В качестве входных параметров для моделирования нами были использованы некоторые мясные качества: площадь «мышечного глазка» длиннейшей мышцы спины, мм² (x_1) и количество сала на 1 кг мяса в туше, г (x_2); физико-химические свойства мышечной ткани: величина рН через 48 ч после убоя (x_3), влагоудерживающая способность мышечной ткани, % (x_4), интенсивность окраски, ед. экст. (x_5) и потери мясного сока при варке,

% (x_6); физические свойства жира: йодное число (x_7) и температура плавления, °С (x_8). Выходными параметрами были общая органолептическая оценка варёного мяса (y_1) и общая органолептическая оценка мясного бульона в баллах (y_2).

Из общего множества исходных параметров, в качестве обучающих использовалось 80% данных (48 строк), определяемых случайным образом, в качестве контрольных — 20% (12 строк).

Перед расчётом линейной регрессии был проведён корреляционный анализ исходных данных при помощи коэффициента корреляции Пирсона, результаты которого приведены в табл. 1.

Таблица 1 — Результаты корреляционного анализа

Исходный фактор	Корреляция с конечным фактором	
	качество мяса	качество бульона
Площадь «мышечного глазка», мм ²	0,140	0,52
Количество сала на 1 кг мяса в туше, г	-0,184	-0,557
pH ₄₈	0,100	-0,059
Влагоудерживающая способность, %	0,099	-0,058
Интенсивность окраски, ед. экст.	0,103	-0,061
Потери мясного сока при варке, %	-0,317	-0,459
Йодное число	-0,411	0,12
Температура плавления жира, °С	0,419	-0,110

При пороге значимости 0,05 все выбранные показатели принимаем как значимые факторы. Тем не менее, можно видеть, что коэффициенты линейной корреляции по всему множеству факторов не превышают в абсолютном значении 0,557, а коэффициенты корреляции по факторам pH₄₈, ВУС и интенсивности окраски весьма малы и не превышают в абсолютном значении 0,103. Данный результат может свидетельствовать о слабом влиянии выбранных факторов на конечную органолептическую оценку мясного сырья, однако, многочисленные литературные источники указывают о несомненном наличии подобной взаимосвязи. Таким образом,

можно заключить, что влияние выбранных факторов на органолептическую оценку мясного сырья носит, преимущественно, нелинейный характер.

Уравнение множественной линейной регрессии для прогнозирования органолептической оценки качества мясного сырья в общем виде выглядит следующим образом:

$$y = \sum_{i=1}^n a_i \cdot x_i + C. \quad (1)$$

Набор вычисленных коэффициентов данного уравнения для показателей органолептической оценки мяса и бульона приведён в табл. 2.

Таблица 2 — Коэффициенты уравнения линейной регрессии

Коэффициент	Уравнение	
	качество мяса (y_1)	качество бульона (y_2)
a_1	-0,154190	0,054964
a_2	-0,0082857	-0,0074975
a_3	-90,622	-30,194
a_4	6,04	1,9082
a_5	-0,073015	-0,044092
a_6	-0,10078	-0,19793
a_7	-0,19843	-1,44740
a_8	0,93	-0,41665
C	160,8	191,12

Как при расчёте оценки качества варёного мяса, так и при расчёте оценки качества бульона наилучшие результаты обучения показали одинаковые нейронные сети, имеющие 8 нейронов входного слоя, 1 нейрон выходного слоя и 2 скрытых слоя с 4 и 3 нейронами (рис. 1). Активационной функцией являлась логистическая функция

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}. \quad (2)$$

с коэффициентом крутизны $\alpha = 0,5$. Сети обучались по алгоритму

обратного распространения ошибки с моментом обучения $\mu = 0,9$ и скоростью обучения $\eta = 0,1$. Количество шагов обучения контролировалось вручную и выбиралось по минимизации величины средней ошибки на тестовом множестве данных с максимизацией числа пройденных тестов (при $P < 0,01$).

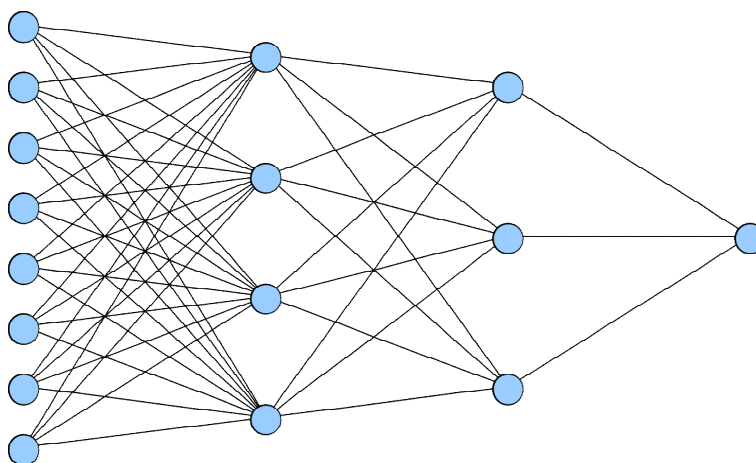
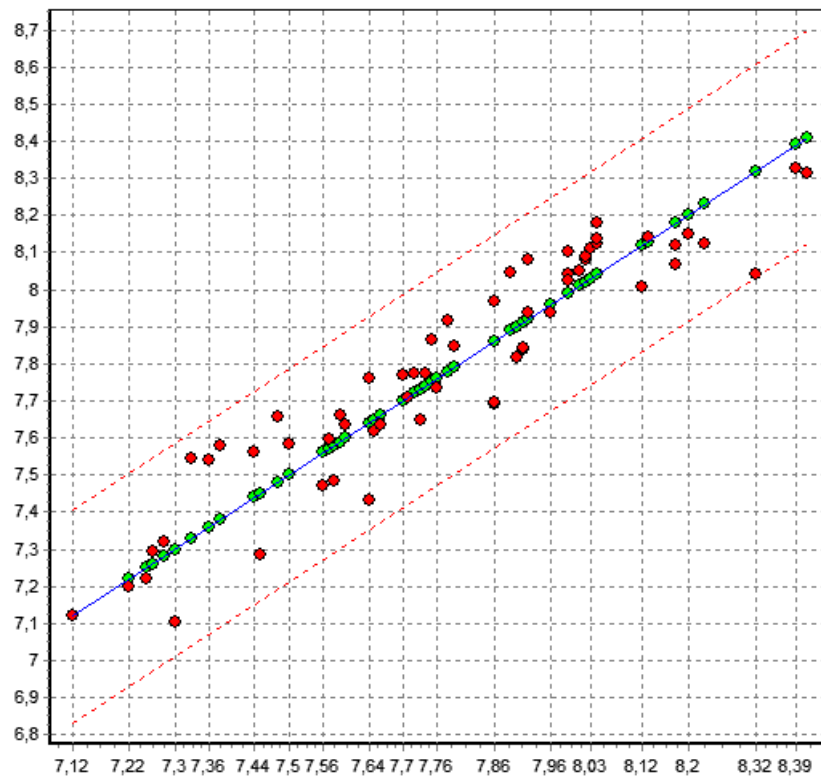


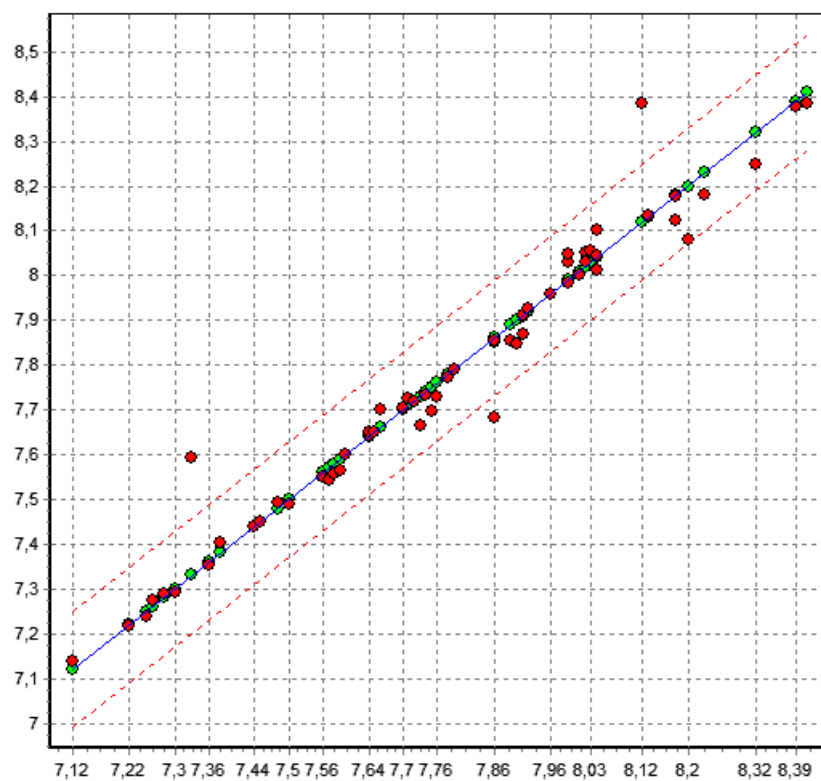
Рис. 1. Структура обучаемой нейронной сети

С целью оценки точности предсказания для всех методов были построены диаграммы рассеяния результатов (рис. 2, 3), которые служат для наглядной оценки качества обучения модели посредством сравнения непрерывных значений выходного поля и непрерывных значений того же поля, но рассчитанных моделью. На диаграмме рассеяния отображены выходные значения для каждого из примеров выборки, координаты которых по оси X — это эталонное значение выхода на выборке, а по оси Y — значение выхода, рассчитанное обученной моделью на том же примере. Также на диаграмме рассеяния пунктирными линиями отмечены верхняя и нижняя границы доверительного интервала, ширина которого определяется допустимой ошибкой [11].

Можно видеть, что разброс результатов у линейных моделей выше, чем у нейросетевых. Это подтверждается и данными статистической оценки (табл. 3).

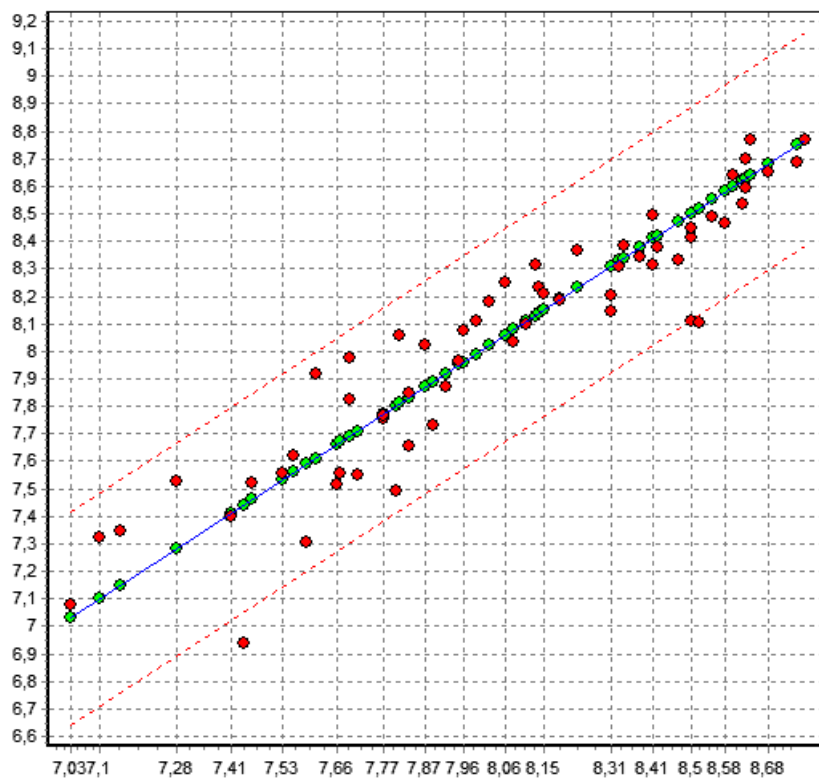


а)

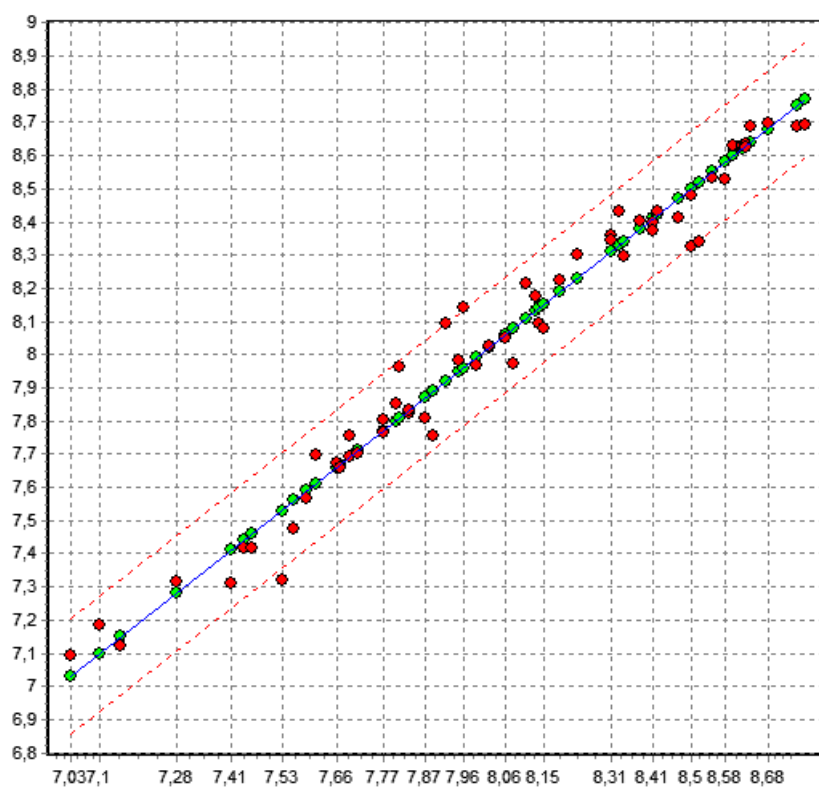


б)

Рис. 2. Диаграммы рассеяния при оценке качества варёного мяса:
а) линейная модель; б) нейросетевая модель



а)



б)

Рис. 3. Диаграммы рассеяния при оценке качества мясного бульона:
а) линейная модель; б) нейросетевая модель

Таблица 3 — Сравнительная оценка надёжности моделей

Тип модели	Абсолютная ошибка		Доверительный интервал
	максимальная	средняя	
Варёное мясо			
Линейная	0,27	0,09 ± 0,061	$P < 0,05$
Нейронная сеть	0,27	0,03 ± 0,053	$P < 0,01$
Мясной бульон			
Линейная	0,49	0,12 ± 0,109	$P < 0,05$
Нейронная сеть	0,21	0,06 ± 0,052	$P < 0,01$

Так, у линейной модели для оценки качества варёного мяса по сравнению с аналогичной нейросетевой моделью средняя ошибка была в 3 раза больше; у линейной модели для оценки качества бульона — в 2 раза больше. Данные результаты показывают более высокое качество предсказания органолептической оценки варёного мяса и мясного бульона, обеспечиваемое нейросетевой моделью. Тем не менее, основываясь на значениях максимальной и средней абсолютной ошибки прогнозирования, можно сделать вывод, что обе модели с достаточной степенью достоверности ($P < 0,05$ в общем случае) могут использоваться при практической оценке качества мясного сырья.

Полученные результаты показывают, что метод нейросетевого моделирования, как более гибко учитывающий изменения множества исходных параметров, может считаться эффективной альтернативой классическому методу линейного регрессионного анализа в практике производства продукции животноводства. Однако к его недостаткам следует отнести относительно большую сложность и трудоёмкость по сравнению с методом линейной регрессии, наличие специального программного обеспечения, а также с отсутствием, в большинстве случаев, готовых практически применимых моделей. Таким образом, внедрение метода нейросетевого анализа в зоотехническую практику требует дальнейших исследований в этой области.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии). Томск: ТПУ, 2006. 128 с.
2. Богославский С.Н. Область применения искусственных нейронных сетей и перспективы их развития // Научный журнал КубГАУ. 2007. № 27 (3). URL: <http://ej.kubagro.ru/get.asp?id=646&t=0>.
3. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков: Телетех, 2004. 369 с.
4. Кольцов Ю.В., Пермяков М.Н. Постановка задачи прогнозирования продуктивности агроэкосистем // Научный журнал КубГАУ. 2004. № 7 (05). URL: <http://ej.kubagro.ru/get.asp?id=146&t=0>.
5. Костылев Э.В., Самсонов Д.В. Корреляционно-регрессионный анализ мясных признаков свиней // Труды КубГАУ. 2007. № 9. С. 156-161.
6. Кремер Н.Ш., Путко Б.А. Эконометрика. М.: Юнити-Дана, 2002. 311 с.
7. Лакин Г.Ф. Биометрия. М.: Высшая школа, 1990. 208 с.
8. Плохинский Н.А. Биометрия. М.: Изд. Москов. ун-та, 1970. 369 с.
9. Самылина В.А. Разработка технологии функциональных продуктов на основе мясного сырья с использованием композиционной системы пребиотически-сорбционной направленности: автореф. дис... канд. техн. наук: 05.18.04. Ставрополь, 2006. 24 с.
10. Стариков А. Нейронные сети — математический аппарат // BaseGroup Labs. 2011. URL: <http://www.basegroup.ru/library/analysis/neural/math/>.
11. Теория вероятностей и статистика / Ю.Н. Тюрин, А.А. Макаров, И.Р. Высоцкий, И.В. Яценко. 2-е изд. М.: МЦНМО; Московские учебники, 2008. 256 с.
12. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир, 1992. 184 с.
13. Царегородцев В.Г., Погребная Н.А. Нейросетевые методы обработки информации в задачах прогноза климатических характеристик и лесорастительных свойств ландшафтных зон // Методы нейроинформатики: Сб. науч. тр. Красноярск: КГТУ, 1998. С. 65-110.
14. Шлыков С.Н. Разработка технологий рациональных эмульгированных мясопродуктов с использованием молочных белково-углеводных препаратов и ультразвукового акустического поля: автореф. дис... канд. техн. наук: 05.18.04. Ставрополь, 2007. 19 с.
15. Berg E.P., Engel B.A., Forrest J.C. Pork carcass composition derived from a neural network model of electromagnetic scans // J. Anim. Sci. 1998. Vol. 76, № 1. Pp. 18-22.
16. Faridi A., Mottaghitalab M., Ahmadi H. Sensitivity analysis of an early egg production predictive model in broiler breeders based on dietary nutrient intake // J. Agric. Sci. 2012. Vol. 150, № 1. Pp. 87-93.
17. Machine learning classification procedure for selecting SNPs in genomic selection: application to early mortality in broilers / N. Long, D. Gianola, G.J.M. Rosa [e. a.] // J. Anim. Breeding and Genetics. 2007. Vol. 124, № 6. Pp. 377-389.
18. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bulletin of Mathematical Biology. 1943. Vol. 5, № 4. Pp. 115-133.
19. Pork quality and marbling level assessment using a hyperspectral imaging system / J. Qiao, M.O. Ngadi, N. Wang [e. a.] // Journal of Food Engineering. 2007. Vol. 83, № 1. Pp. 10-16.
20. Predicting carcass energy content and composition in broilers using the group method of data handling-type neural networks / A. Faridi, M. Mottaghitalab, H. Darmani-Kuhi [e. a.] // J. Agric. Sci. 2011. Vol. 149. Pp. 249-254.