

Вестник НГУЭУ. 2022. № 1. С. 162–178
Vestnik NSUEM. 2022. No. 1. P. 162–178

Научная статья
УДК 338.45:001.895:005.334:330.43
DOI: 10.34020/2073-6495-2022-1-162-178

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ЗНАЧИМЫХ ОТРАСЛЕЙ ЭКОНОМИКИ РОССИИ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ DEA И SFA

Акерман Елена Николаевна¹, Михальчук Александр Александрович²,
Спицын Владислав Владимирович³, Чистякова Наталья Олеговна⁴

^{1–4} *Национальный исследовательский Томский политехнический университет*

³ *Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники*

¹ aker@tomsk.gov.ru

² aamih@tpu.ru

³ spitsin_vv@mail.ru

⁴ worldperson@mail.ru

Аннотация. Актуальность исследования обусловлена существенными различиями в оценках эффективности на основе непараметрического (DEA) и параметрического (SFA) подходов. Эта проблема приводит к неадекватности интерпретации оценок эффективности и некорректности вырабатываемых управленческих решений. В статье рассчитаны показатели DEA и SFA эффективности предприятий шести значимых отраслей экономики России. Проведен сравнительный анализ оценок DEA и SFA эффективности в разрезе отраслей и размеров предприятий и показана возможность их совместного использования для принятия управленческих решений.

Ключевые слова: методы оценки эффективности, DEA и SFA-эффективность, кластерный, дисперсионный и регрессионный анализы, отрасли экономики, Россия

Финансирование. Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научно-исследовательского проекта РФФИ № 19-010-00946(а) «Локальные инновации и глобальное технологическое лидерство: Переосмысление подходов к эффективному внутриотраслевому трансферу технологий».

Для цитирования: Акерман Е.Н., Михальчук А.А., Спицын В.В., Чистякова Н.О. Оценка эффективности значимых отраслей экономики России: сравнительный анализ методов DEA и SFA // Вестник НГУЭУ. 2022. № 1. С. 162–178. DOI: 10.34020/2073-6495-2022-1-162-178.

Original article

EFFICIENCY ESTIMATION OF SIGNIFICANT BRANCHES IN THE RUSSIAN ECONOMY: COMPARATIVE ANALYSIS OF DEA AND SFA METHODS

Akerman Elena N.¹, Mikhalechuk Alexander A.²,
Spitsyn Vladislav V.³, Chistyakova Natalya O.⁴

¹⁻⁴ *National Research Tomsk Polytechnic University*

³ *Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics*

¹ aker@tomsk.gov.ru

² aamih@tpu.ru

³ spitsin_vv@mail.ru

⁴ worldperson@mail.ru

Abstract. The relevance of the study is due to significant differences in performance assessments based on non-parametric (DEA) and parametric (SFA) approaches. This problem leads to the inadequacy of the interpretation of the efficiency estimates and the incorrectness of the generated management decisions. The article calculates the DEA and SFA indicators of the efficiency for enterprises in six significant sectors of the Russian economy. A comparative analysis of the DEA and SFA estimates of efficiency in the context of industries and size of enterprises is carried out. We show the possibility of their joint use for making management decisions.

Keywords: efficiency assessment methods, DEA and SFA-efficiency, cluster, variance and regression analyzes, economic sectors, Russia

Financing. The study was financially supported by the Russian Foundation for Basic Research within the framework of the RFBR research project No. 19-010-00946(a) «Local Innovations and Global Technology Leadership: Rethinking Approaches to Efficient Intra-Industry Technology Transfer».

For citation: Akerman E.N., Mikhalechuk A.A., Spitsyn V.V., Chistyakova N.O. Efficiency estimation of significant branches in the Russian economy: comparative analysis of DEA and SFA methods. *Vestnik NSUEM*. 2022; (1): 162–178. (In Russ.). DOI: 10.34020/2073-6495-2022-1-162-178.

Введение

Концепция догоняющего и опережающего технологического развития предприятий предполагает анализ их инновационных (глобальных и локальных) возможностей и оценку технической эффективности, что отражается смещением кривой производственных возможностей на уровне отрасли (опережающее технологическое развитие) или приближением к кривой производственных возможностей (догоняющее развитие).

Научный прорыв в измерении возможностей для локальных инноваций (т.е. оценке эффективности) связан с работами С.А. Анохина и его коллег [11–13]. В последней статье продемонстрировано, что исследования предпринимательства могут выиграть от интеграции методов, разработанных в литературе по анализу эффективности.

Методы оценки технической эффективности делятся на коэффициентный и эконометрический [3, 5].

Примерами коэффициентных индикаторов эффективности могут быть рентабельность производства, прибыль на единицу ресурса.

Эконометрическое моделирование базируется на граничном и неграничном анализе с использованием параметрических и непараметрических методов: параметрический детерминированный [8, 26], параметрический стохастический (Stochastic Frontier Analysis – SFA) [9, 16, 27], непараметрический детерминированный (Data Envelopment Analysis – DEA) [17], непараметрический стохастический [25].

На практике наиболее распространены методы SFA и DEA. Метод DEA [2, 7, 15, 17, 18, 31] проще в применении, поскольку использует, как правило, меньше предпосылок и позволяет избежать ошибок в спецификации модели (не навязывает функциональную форму производственной функции на границе и не требует априорных знаний о распределении ошибок). Однако он имеет следующие ограничения: во-первых, эмпирические результаты, основанные на модели DEA, чувствительны к выбросам при наличии статистических ошибок; во-вторых, метод рассматривает все отклонения от границы как неэффективность, что может привести к переоценке неэффективности. Метод SFA [9, 24, 27] разделяет отклонения от границы на две части: одна часть вызвана неэффективностью, а другая – случайными ошибками. В рамках эконометрического подхода SFA позволяет получить оценки параметров производственной функции, используемые для определения эластичности выпуска по факторам производства, характера отдачи от масштаба в отрасли. DEA является предпочтительным методом, когда ставятся под сомнение предположения типичной неоклассической теории производства, а ошибки измерения маловероятны. С другой стороны, SFA имеет преимущество в обработке ошибок измерения, но функциональная форма должна точно соответствовать свойствам базовой технологии производства.

Результаты исследований свидетельствуют, что относительная точность DEA и SFA может зависеть от контекста [14]. Например, в измерениях эффективности 10 448 предприятий 20 промышленных секторов США периода с 1981 до 2015 г. [30] средняя эффективность DEA_{VRS} (0,88) > DEA_{CRS} (0,75) > SFA (0,53) с коэффициентом корреляции Пирсона 0,217 между моделями DEA_{VRS} и SFA и 0,6 между моделями DEA_{CRS} и SFA; при этом эффективности неоднородны по 20 секторам и ранжирование секторов по средней эффективности зависит от метода (в частности, в методе SFA нефтяная отрасль эффективнее машиностроения, а в DEA_{VRS} наоборот). А при оценке энергоэффективности DEA (0,59) < SFA (0,65) с коэффициентом корреляции 0,52 (Zou et al., 2013) и DEA (0,67) < SFA (0,82) с коэффициентом корреляции 0,85 [29]. Аналогичная ситуация и в других отраслях [1, 4, 10, 20].

Различия этих методов обуславливают необходимость синтеза стохастического и детерминированного подходов, непараметрических и параметрических методов [21].

В рамках данного исследования проведем сравнительную оценку технической эффективности значимых отраслей экономики России с помощью методов DEA и SFA.

База данных и методология

Рассматриваются предприятия шести ведущих отраслей экономики России (коды ВЭД по ОКВЭД 2.0 [33]): 84 предприятия фармацевтической промышленности (ВЭД 21), 214 предприятий химической промышленности (ВЭД 20), 291 машиностроительное предприятие (ВЭД 28), 141 нефтегазодобывающее предприятие (ВЭД 6) и 76 предприятий IT-сектора (ВЭД 62 и 63 (далее ВЭД 623)). Полная выборка составила 1719 предприятий или 8595 наблюдений (1719×5 лет, панельные данные) на основании системы СПАРК [32].

Применен комплексный метод статистического анализа (методы DEA, SFA и дисперсионный анализ) на базе данных о затратных (оплаты труда – SAL и основные средства – FA) и доходных (выручка – Rev) финансово-хозяйственных показателях за период 2013–2017 гг. из системы СПАРК. По каждому ВЭД сформирована выборка предприятий, удовлетворяющих следующим условиям ежегодно: выручка не менее 100 млн руб.; основные средства не менее 30 млн руб.; фонд оплаты труда не менее 5 млн руб. Расчеты выполнены с использованием DEAP, R, STATA и STATISTICA [6, 34].

Использованы следующие оценки значимости различий по величине уровня значимости p : высокосignимые ($*** p < 0,001$), сильнозначимые ($** 0,001 < p < 0,01$), статистически значимые ($* 0,01 < p < 0,05$), слабозначимые ($\dagger 0,05 < p < 0,10$) и незначимые ($p > 0,10$).

Расчеты показателя технической эффективности (TE) проведены наиболее популярными методом DEA_{VRS} с использованием моделей, ориентированных на выход (т.е. на максимизацию результата при фиксированных затратах) – TE_{out} , а также методом SFA с использованием функции Кобба – Дугласа при полунормальном распределении компоненты неэффективности.

Особенности распределения исходных показателей и показателей эффективности, полученных в результате SFA и DEA_{out} , представлены на рис. 1.

Согласно рис. 1 распределения рассматриваемых показателей высокозначимо по критерию Пирсона отличаются от нормального закона. На этом основании дальнейшие расчеты основаны на использовании методов и характеристик ранговой статистики.

Результаты

Расчеты дают низкую эффективность по совокупности рассматриваемых значимых отраслей экономики России на период 2013–2017 гг. по методу DEA (среднее $m \approx 0,258$, медиана $Me \approx 0,173$) и SFA ($m \approx 0,282$, $Me \approx 0,220$), коррелируемых на уровне рангового коэффициента корреляции Спирмена $R \approx 0,753$. Причем, согласно ранговому критерию Краскала – Уоллиса, эффективность по методу DEA высокосignимо ниже по сравнению с методом SFA. Заметим, что в эконометрическом методе SFA вычисленные коэффициенты эластичности объема производства (выручка) по затратам капитала (основные средства) и труда (оплаты труда) составляют соответственно $\alpha \approx 0,407$ и $\beta \approx 0,511$ ($\alpha < \beta$), что определяет убывающую отдачу от масштаба ($\alpha + \beta \approx 0,918 < 1$).

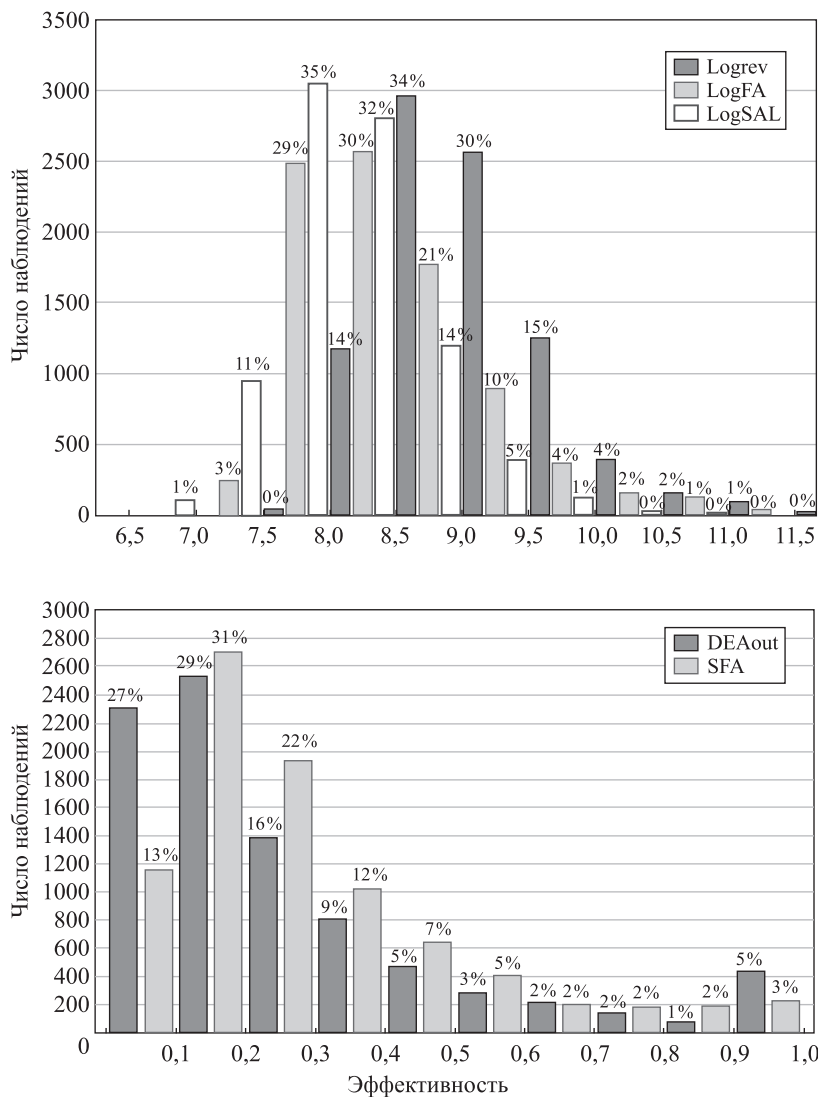


Рис. 1. Составная гистограмма распределения исходных показателей и показателей эффективности SFA и DEA_{out} по совокупности исследуемых ВЭД на период 2013–2017 гг.

Composite histogram of the distribution of the initial indicators and performance indicators of SFA and DEA_{out} by the studied sectors for the period 2013–2017

Показатель эффективности SFA и DEA_{out} является неоднородным по исследуемым ВЭД.

Числовые характеристики показателя эффективности по методам DEA и SFA (n – объем выборки, m – среднее, Me – медиана, 25–75 % – квартильный размах и R – ранговый коэффициент корреляции Спирмена) для рассматриваемых ВЭД приведены в табл. 1.

Согласно критерию Краскела – Уоллиса, эффективность по методу DEA значимо выше по сравнению с методом SFA в нефтегазовой отрасли (ВЭД 6), фармацевтической (ВЭД 21) и химической промышленности (ВЭД 20). Наоборот, эффективность по методу DEA значимо ниже по срав-

Таблица 1

Числовые характеристики показателей эффективности рассматриваемых ВЭД по методам DEA и SFA

Numerical characteristics of sectors' performance indicators by DEA and SFA methods

ВЭД	<i>n</i>	Метод	<i>m</i>	Me	25–75 %	<i>R</i>	Сравнение оценок
6	705	DEA	0,343	0,272	0,301	0,739	DEA >*** SFA
		SFA	0,163	0,113	0,140		
10	4580	DEA	0,200	0,139	0,171	0,847	DEA <***SFA
		SFA	0,287	0,231	0,223		
20	1060	DEA	0,380	0,277	0,372	0,862	DEA >** SFA
		SFA	0,334	0,257	0,321		
21	425	DEA	0,422	0,325	0,312	0,803	DEA >*** SFA
		SFA	0,336	0,268	0,196		
28	1485	DEA	0,214	0,136	0,147	0,861	DEA <*** SFA
		SFA	0,242	0,174	0,163		
623	375	DEA	0,448	0,351	0,473	0,640	DEA ≈ SFA
		SFA	0,404	0,325	0,246		
Все	8630	DEA	0,258	0,173	0,231	0,753	DEA <*** SFA
		SFA	0,282	0,220	0,229		

нению с методом SFA в пищевой промышленности (ВЭД 10) и машиностроении (ВЭД 28). Наконец, для ИТ-компаний (ВЭД 623) эффективность по методам различается незначимо, а точнее, эффективность по методу DEA незначимо выше (т.е. сопоставима, $p \approx 0,49$) по сравнению с методом SFA.

Геометрическая интерпретация результатов дисперсионного анализа показателя технической эффективности (ТЕ) по методам SFA и DEA_{out} (усредненных по периоду 2013–2017 гг.) в разрезе ВЭД представлена на рис. 2.

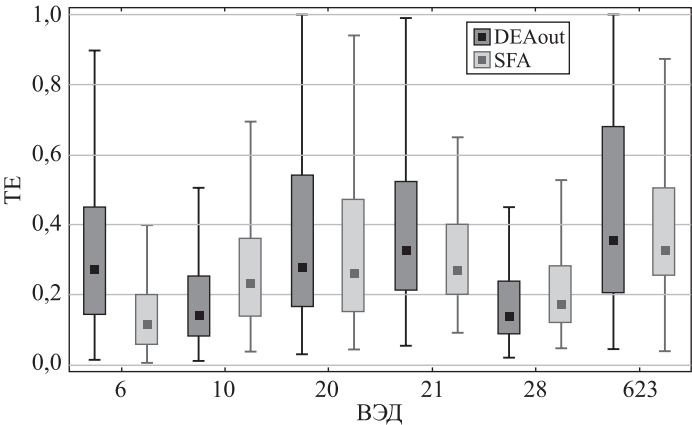


Рис. 2. Диаграмма размаха усредненных значений ТЕ в разрезе исследуемых ВЭД на период 2013–2017 гг. (точка – медиана, прямоугольник – 25–75 % квартильный размах, усы – полный размах без выбросов)

Boxplot of averaged TE values by sectors for the period 2013–2017 (point – median, rectangle – 25–75 % quartile range, whiskers – full range without outliers)

Различия методов SFA и DEA по показателю технической эффективности исследуемых отраслей экономики проявились также в представлении значимого упорядочивания соответствующих медиан (Me):

DEA_{out}: Me (623,21) > ** Me (20,6) > *** Me (28,10), (1)

SFA: Me (623) > * Me (21,20) > *** Me (10) > *** Me (28) > *** Me (2). (2)

При этом корреляционная связь ТЕ по методам характеризуется значением рангового коэффициента корреляции Спирмена (*R*), имеющего разброс от *R* ≈ 0,64 для ИТ-отрасли (ВЭД 623) до *R* ≈ 0,86 для химической промышленности (ВЭД 20) и машиностроения (ВЭД 28).

Для каждого ВЭД были построены регрессионные модели двухфакторных производственных функций Кобба – Дугласа и вычислены коэффициенты эластичности по затратам капитала α и труда β . Для оценки качества регрессионной модели использованы коэффициент детерминации R^2 , результаты тестов Фишера – Снедекора *F* и Стьюдента *t* (табл. 2).

Таблица 2

Результаты регрессионного анализа производственных функций
в разрезе отраслей
Results of regression analysis of production functions by sectors

	Все ВЭДы	ВЭД 6	ВЭД 10	ВЭД 20	ВЭД 21	ВЭД 28	ВЭД 623
R^2	0,728	0,850	0,649	0,780	0,748	0,646	0,759
F	11577***	1988***	4232***	1879***	628***	1351***	587***
$\lg \gamma$	1,545***	0,659***	1,582***	1,733***	0,922***	1,945	0,973***
α	0,407***	0,629***	0,365***	0,259***	0,221***	0,270***	0,204***
β	0,511***	0,367***	0,558***	0,647***	0,757***	0,585***	0,755***
$\alpha + \beta$	0,918	0,996	0,923	0,906	0,978	0,855	0,959
n	8630	705	4580	1060	425	1485	375

Почти во всех ВЭД $\alpha < \beta$ и определяется убывающая отдача от масштаба ($\alpha + \beta < 1$). Только в нефтегазовой отрасли (ВЭД 6) $\alpha > \beta$, т.е. наибольшее влияние на повышение показателя выручки оказывает капитал (основные средства). При этом в нефтегазовой отрасли можно выделить пропорционально возрастающую производственную функцию, когда $\alpha + \beta \approx 0,996 \approx 1$ (постоянная отдача при изменении масштабов производства).

Большое количество предприятий дает повод для их кластеризации по совокупности исходных показателей затратных (капитал – основные средства – LogFA и труд – оплаты труда – LogSAL) и доходных (выручка Logrev). В результате кластеризации методом К-средних получено разбиение предприятий каждого ВЭД на три кластера: 1-й – крупные предприятия (Кр), 2-й – средние предприятия (Ср) и 3-й – мелкие предприятия (Мл).

Высокое качество кластеризации подтверждено критерием Краскела – Уоллиса. Все три кластера по каждому ВЭД (кроме кластеров 2 и 3 по ИТ-отрасли (ВЭД 623) в случае исходного показателя LogFA) различаются высокозначимо (на уровне значимости $p < 0,001$).

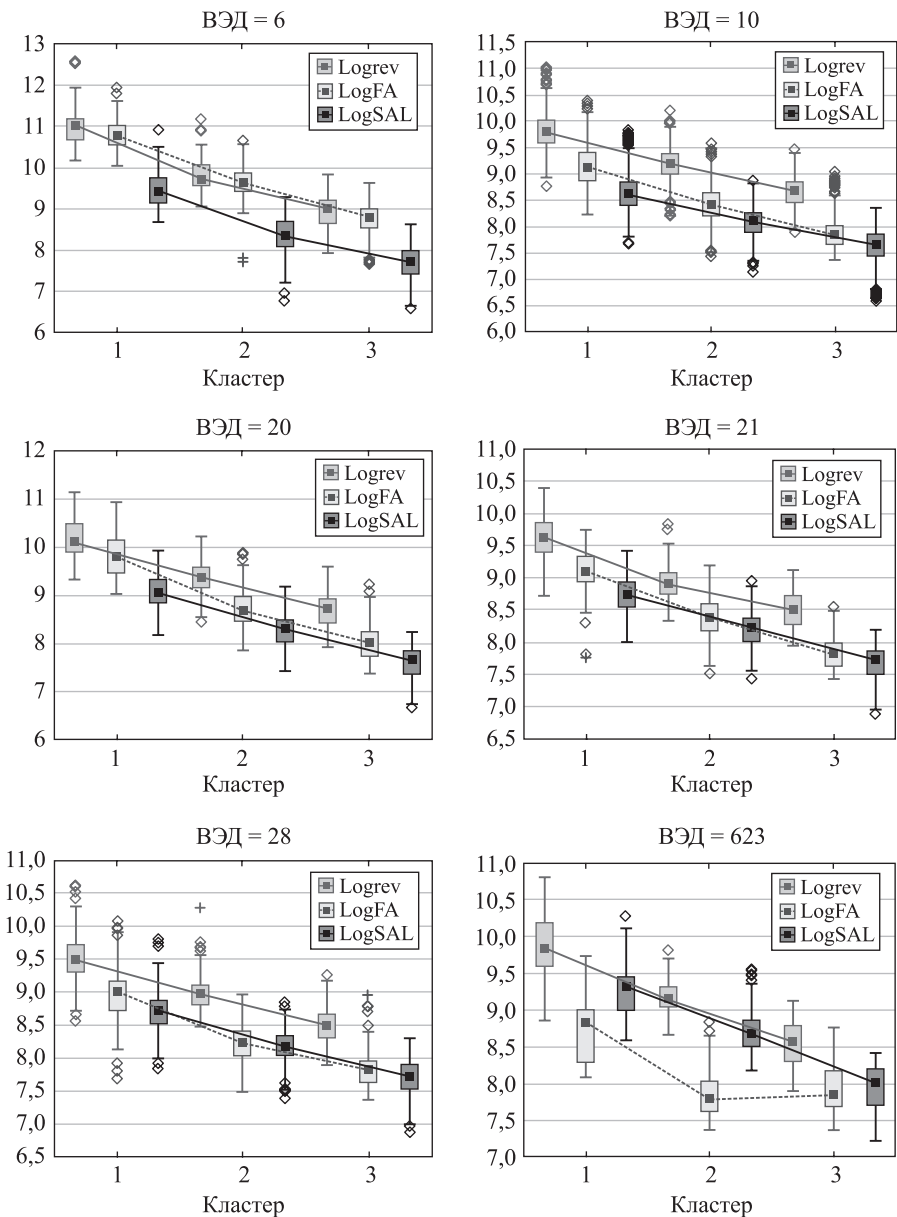


Рис. 3. Диаграммы размаха показателей кластеров по размерам предприятий на период 2013–2017 гг. в разрезе отраслей (точка – медиана, прямоугольник – 25–75 % квартильный размах, усы – полный размах без выбросов)

Boxplots of cluster indicators by enterprise size for the period 2013–2017 in the context of industries (point – median, rectangle – 25–75 % quartile range, whiskers – full range without outliers)

Медиана, квартильный и полный размахи кластеров для каждого ВЭД по исходным показателям проиллюстрированы на рис. 3, а объем выборки (*n*) и среднее (*m*) приведены в табл. 3.

Медианы и средние кластеров для каждого ВЭД по исходным показателям соответствуют статусу размера (кроме кластеров 2 и 3 у ВЭД 623 в случае LogFA).

Таблица 3

Числовые характеристики (n – объем выборки и m – среднее) кластеров по размерам предприятий на период 2013–2017 гг. в разрезе отраслей
Numerical characteristics (n – sample size and m – average) of clusters by enterprise size for the period 2013–2017 in the context of industries

Кла-стер	Исходная характе-ристика	ВЭД 6		ВЭД 10		ВЭД 20		ВЭД 21		ВЭД 28		ВЭД 623	
		n	m	n	m	n	m	n	m	n	m	n	m
Кр	Logrev	181	11,02	681	9,83	212	10,20	132	9,64	347	9,53	74	9,84
	LogFA	181	10,82	681	9,15	212	9,85	132	9,07	347	8,97	74	8,76
	LogSAL	181	9,49	681	8,64	212	9,08	132	8,73	347	8,71	74	9,28
Ср	Logrev	247	9,81	1855	9,19	411	9,38	187	8,91	588	8,98	165	9,19
	LogFA	247	9,66	1855	8,42	411	8,71	187	8,38	588	8,24	165	7,86
	LogSAL	247	8,38	1855	8,08	411	8,27	187	8,21	588	8,18	165	8,73
Мл	Logrev	277	8,96	2044	8,64	437	8,69	106	8,48	550	8,49	136	8,53
	LogFA	277	8,76	2044	7,87	437	8,03	106	7,82	550	7,82	136	7,94
	LogSAL	277	7,70	2044	7,64	437	7,62	106	7,67	550	7,70	136	7,95

Согласно табл. 3 наиболее многочисленными у ВЭД 6, 10 и 20 являются кластеры мелких предприятий, а у ВЭД 21, 28 и 623 – кластеры средних предприятий. Самые малочисленные у всех ВЭД (кроме ВЭД 21) – кластеры крупных предприятий.

По каждому из исследуемых ВЭД рассчитаны показатели эффективности методами SFA (TE_{SFA}) и по DEA (TE_{DEA}). Геометрическая интерпретация неоднородностей $TE_{DEA} \geq TE_{SFA}$ в разрезе ВЭД и размера предприятия проиллюстрирована на рис. 4, а (контрастности эффективности) и рис. 4, б (медиана, квартильный и полный размахи).

Согласно рис. 4 эффективность по методу DEA наглядно выше по сравнению с методом SFA в случае ВЭД 6, 21, менее наглядно выше в случае ВЭД 20, 623 и, наоборот, эффективность по методу DEA наглядно ниже по сравнению с методом SFA в случае ВЭД 10, 28. Причем TE_{DEA} и TE_{SFA} уменьшаются с уменьшением размера предприятий для большинства ВЭД. Исключением является U форма у TE_{DEA} в случае ВЭД 21 и TE_{SFA} в случае ВЭД 21 и ВЭД 623.

Более детально неоднородность $TE_{DEA} \geq TE_{SFA}$ в разрезе размера кластера предприятий можно представить по каждому ВЭД:

ВЭД 6: TE уменьшается с уменьшением размера с сохранением высокозначимого превышения $TE_{DEA} > TE_{SFA}$ (от $0,35 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,23$ для Кр до $0,24 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,06$ для Мл), причем контрастность (Me_{DEA}/Me_{SFA}) возрастает с уменьшением размера (от 1,5 для Кр до 4 для Мл); сила корреляционной связи наименее слабая ($R \approx 0,70$) у Кр и наиболее сильная ($R \approx 0,86$) у Ср; сохраняется $\alpha > \beta$ (от $0,55 \approx \alpha > \beta \approx 0,46$ для Кр до от $0,53 \approx \alpha > \beta \approx 0,14$ для Мл), причем контрастность (α/β) возрастает с уменьшением размера (от 1,2 для Кр до 3,8 для Мл).

ВЭД 10: TE уменьшается с уменьшением размера с сохранением высокозначимого превышения $TE_{DEA} < TE_{SFA}$ (от $0,32 \approx Me_{DEA} < Me_{SFA} \approx 0,40$ для

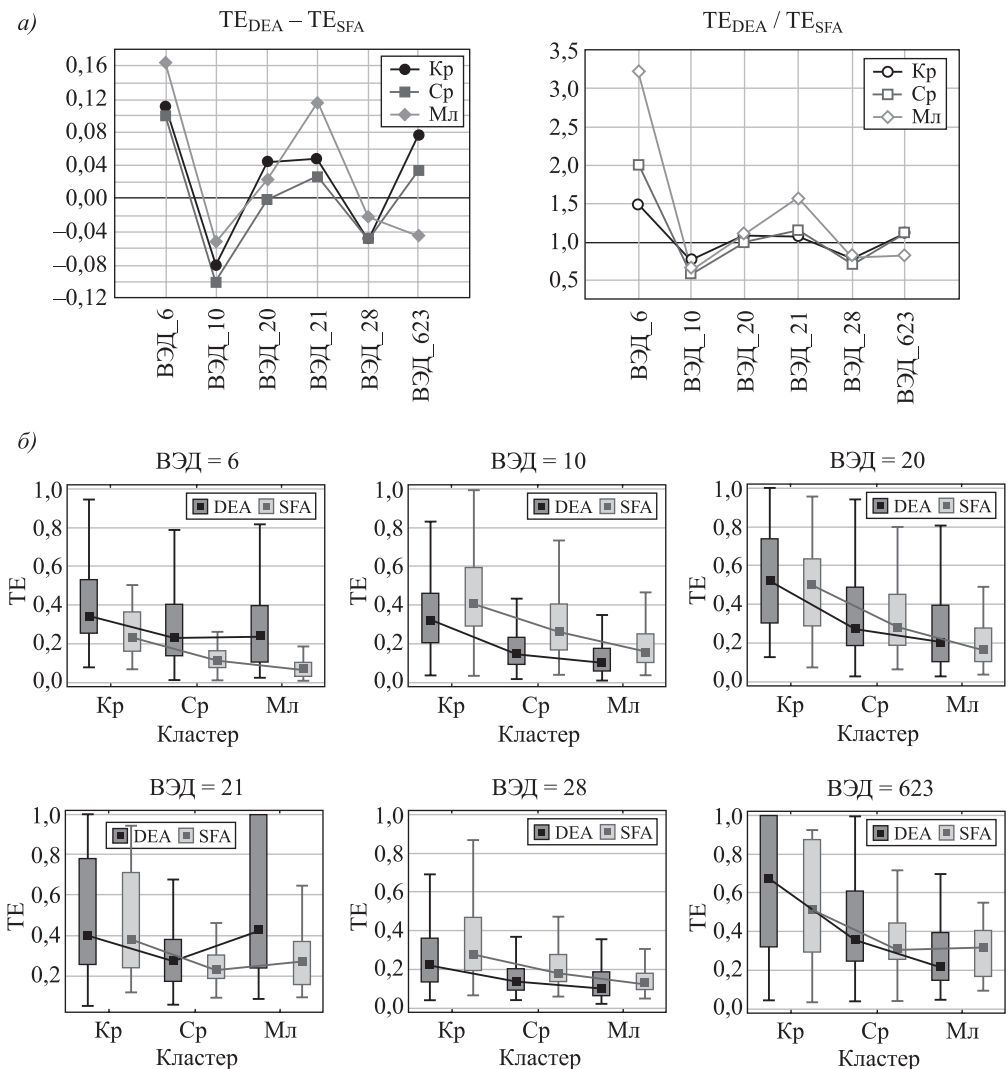


Рис. 4. Линейные графики контрастности эффективности ($TE_{DEA} - TE_{SFA}$ слева и TE_{DEA} / TE_{SFA} справа) кластеров по размерам предприятий на период 2013–2017 гг. (метки – медиана) (а) и диаграммы размаха эффективности (DEA и SFA) кластеров по размерам предприятий на период 2013–2017 гг. в разрезе отраслей (точка – медиана, прямоугольник – 25–75 % квартильный размах, усы – полный размах без выбросов) (б)

Linear plots of efficiency contrast ($TE_{DEA} - TE_{SFA}$ on the left and TE_{DEA} / TE_{SFA} on the right) of clusters by enterprise size for the period 2013–2017 (labels – median) (a) and boxplots of efficiency (DEA and SFA) of clusters by enterprise size for the period 2013–2017 by industries (point – median, rectangle – 25–75 % quartile range, whiskers – full range without outliers) (b)

Кр до $0,10 \approx Me_{DEA} < Me_{SFA} \approx 0,16$ для Мл), причем наибольшая контрастность (Me_{SFA} / Me_{DEA}) составляет 1,8 для Ср; сила корреляционной связи возрастает с размером (от $R \approx 0,74$ у Мл до $R \approx 0,90$ у Кр); сохраняется $\alpha < \beta$ (от $0,25 \approx \alpha < \beta \approx 0,58$ для Кр до от $0,04 \approx \alpha < \beta \approx 0,23$ для Мл), причем контрастность (β / α) возрастает с уменьшением размера (от 2,3 для Кр до 5,8 для Мл) за счет уменьшения α до статистически значимого значения для Ср и Мл.

ВЭД 20: ТЕ уменьшается с уменьшением размера; значимое превышение $TE_{DEA} > TE_{SFA}$ статистически значимо у Кр ($0,52 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,49$) и высокослабозначимо у Мл ($0,21 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,17$); сила корреляционной связи наименее слабая ($R \approx 0,75$) у Мл и наиболее сильная ($R \approx 0,93$) у Ср и Кр; сохраняется $\alpha < \beta$ (от $0,23 \approx \alpha < \beta \approx 0,70$ для Кр до $0,06 \approx \alpha < \beta \approx 0,25$ для Мл), причем контрастность (β/α) возрастает с уменьшением размера (от 3,0 для Кр до 4,2 для Мл) за счет уменьшения α до незначимого значения для Ср и Мл.

ВЭД 21: ТЕ имеет U форму с уменьшением размера; превышение $TE_{DEA} > TE_{SFA}$ незначимое у Кр ($0,40 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,38$), статистически значимо у Ср ($0,27 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,23$) и высокослабозначимо у Мл ($0,43 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,27$), т.е. контрастность (Me_{DEA}/Me_{SFA}) возрастает с уменьшением размера (от 1,05 для Кр до 1,6 для Мл); сила корреляционной связи возрастает с размером (от $R \approx 0,76$ у Мл до $R \approx 0,84$ у Кр); сохраняется $\alpha < \beta$ (от $0,12 \approx \alpha < \beta \approx 0,55$ для Кр до $0,22 \approx \alpha < \beta \approx 0,43$ для Мл), причем контрастность (β/α) возрастает с увеличением размера (от 1,95 для Мл до 4,6 для Кр) за счет уменьшения α до незначимого значения для Ср и Кр.

ВЭД 28: ТЕ уменьшается с уменьшением размера с сохранением высокослабозначимого превышения $TE_{DEA} < TE_{SFA}$ (от $0,22 \approx Me_{DEA} < Me_{SFA} \approx 0,28$ для Кр до $0,099 \approx Me_{DEA} < Me_{SFA} \approx 0,125$ для Мл), причем наибольшая контрастность (Me_{SFA}/Me_{DEA}) составляет 1,3 для Кр и Ср; сила корреляционной связи возрастает с размером (от $R \approx 0,77$ у Мл до $R \approx 0,93$ у Кр); сохраняется $\alpha < \beta$ (от $-0,01 \approx \alpha < \beta \approx 0,60$ для Кр до $0,07 \approx \alpha < \beta \approx 0,13$ для Мл), причем контрастность (β/α) возрастает с увеличением размера (от 1,86 для Мл до 60 для Кр) за счет уменьшения α до незначимого значения независимо от размера.

ВЭД 623: с уменьшением размера TE_{DEA} уменьшается, а TE_{SFA} имеет U форму; превышение $TE_{DEA} > TE_{SFA}$ статистически значимо у Кр ($0,67 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,51$) и слабозначимо у Ср ($0,36 \approx Me_{DEA} > Me_{SFA} \approx 0,31$), а у Мл, наоборот, превышение $TE_{SFA} > TE_{DEA}$ слабозначимо ($0,22 \approx Me_{DEA} < Me_{SFA} \approx 0,32$); сила корреляционной связи варьируется (от $R \approx 0,5$ у Ср до $R \approx 0,8$ у Кр); сохраняется $\alpha < \beta$ (от $0,34 \approx \alpha < \beta \approx 0,70$ для Кр до $0,13 \approx \alpha < \beta \approx 0,41$ для Мл), причем контрастность (β/α) возрастает с уменьшением размера (от 2,06 для Кр до 3,15 для Мл) за счет уменьшения α до слабозначимых значений для Ср и Мл.

Выводы

Проведенный сравнительный анализ методов DEA и SFA на примере оценки эффективности значимых отраслей экономики России периода 2013–2017 гг. в разрезе исследуемых ВЭД и размеров предприятий привел к следующим выводам.

1. По совокупности рассматриваемых значимых отраслей экономики России эффективность по методу DEA ($m \approx 0,258$, $Me \approx 0,173$) согласно ранговому критерию Краскала – Уоллиса высокослабозначимо ниже по сравнению с методом SFA ($m \approx 0,282$, $Me \approx 0,220$), причем результаты коррелируемы на уровне рангового коэффициента корреляции Спирмена $R \approx 0,753$.

2. Соотношение показателей эффективности по SFA и DEA является неоднородным по исследуемым ВЭД. Согласно критерию Краскела – Уоллиса эффективность по методу DEA высокосignачимо выше по сравнению с методом SFA в случае ВЭД 6, 21 и высокосignачимо ниже по сравнению с методом SFA в случае ВЭД 10, 28. Наконец, в случае ВЭД 623 эффективность по методу DEA незначимо выше по сравнению с методом SFA. При этом корреляционная связь TE по методам имеет разброс от $R \approx 0,64$ для ВЭД 623 до $R \approx 0,86$ для ВЭД 20 и 28.

3. Соотношение показателей эффективности по SFA и DEA зависит от размера предприятий. TE_{DEA} и TE_{SFA} уменьшаются с уменьшением размера предприятий для большинства ВЭД. Исключением является U форма у TE_{DEA} в случае ВЭД 21 и TE_{SFA} в случае ВЭД 21 и ВЭД 623. Соотношение $TE_{DEA} \geq TE_{SFA}$ в отраслях в основном сохраняется независимо от размера предприятий. Исключением являются Ср в случае ВЭД 20 и Кр в случае ВЭД 21, где $TE_{DEA} > TE_{SFA}$ сгладилось до $TE_{DEA} \approx TE_{SFA}$, а также ВЭД 623: $TE_{DEA} > TE_{SFA}$ статистически значимо у Кр и слабосignачимо у Ср, а у Мл, наоборот, $TE_{SFA} > TE_{DEA}$ слабосignачимо. Сила корреляционной связи наименее слабая ($R \approx 0,50$) у Ср в случае ВЭД 623 и наиболее сильная ($R \approx 0,93$) у Ср и Кр в случае ВЭД 20 и у Кр в случае ВЭД 28.

Сравнительный анализ методов DEA и SFA на примере оценки эффективности значимых отраслей экономики России показал, что методы DEA и SFA дают статистически значимо разные оценки эффективности, соотношение которых ($TE_{DEA} \geq TE_{SFA}$) зависит от ВЭД и от размера предприятий.

Полученные оценки эффективности методами DEA и SFA в разной степени соотносятся с результатами других аналогичных исследований. Наши результаты по совокупности значимых шести отраслей экономики РФ на период 2013–2017 гг. ($DEA < SFA$) прямо противоположны результатам работы [30] эффективности предприятий 20 промышленных секторов США периода с 1981 до 2015 г. ($DEA > SFA$), но согласуются с результатами исследования [20], согласно которым на примере крупномасштабного промышленного сектора Пакистана (101 отрасль) показывается, что в среднем и в большинстве случаев отрасли оценки эффективности SFA выше, чем у DEA. Наши результаты на отраслевом уровне согласуются с работой [10] при исследовании эффективности нефтяных компаний периода 2002–2016 гг. или с работой [1], где исследуется техническая эффективность российских предприятий по производству резиновых и пластмассовых изделий за 2006–2010 гг. методом SFA и показано, что увеличение размеров фирмы приводит к росту ее эффективности, а также с работой [19] на примере 482 европейских фирм фармацевтической отрасли за период 2010–2018 гг.

Однозначного преимущества одного метода над другим не обнаружено [28]. Таким образом, в силу различия основополагающих гипотез и аспектов применения рассмотренных методов признается проблема существенных различий в получаемых оценках эффективности на основе разных подходов. Для смягчения ее последствий в каждом отдельном случае исследования необходимо взвесить все достоинства и недостатки исполь-

зования разных методов, тестировать оба метода одновременно [23] и отдать предпочтение интеграции методов, разработанных в литературе по анализу эффективности [13]. Например, в работе [4] предлагается смешанная оценка индекса эффективности объектов $TE_{DEA\&SFA}$ по типу евклидова расстояния для проведения классификации хозяйственных объектов. В исследовании [14] также отмечается, что относительная точность DEA и SFA может зависеть от контекста, поэтому анализ должен быть основан на альтернативных методах для повышения согласованности оценок, их эффективности и обеспечения надежных выводов.

Список источников

1. *Ипатов И.Б., Пересецкий А.А.* Техническая эффективность предприятий отрасли производства резиновых и пластмассовых изделий // Прикладная эконометрика. 2013. № 4 (32). С. 71–92.
2. *Кривоножко В.Е., Лычев А.В.* Анализ деятельности сложных социально-экономических систем. М.: МАКС Пресс, 2010. 208 с.
3. *Лобова С.В., Понькина Е.В.* Об эконометрическом подходе к измерению эффективности: теоретический аспект исследования // Вектор науки Тольяттинского государственного университета. Серия: Экономика и управление. 2015. № 2 (21). С. 42–47.
4. *Лобова С.В., Понькина Е.В., Межин С.А., Курочкин Д.В.* Применение методов DEA и SFA для количественной оценки влияния технологических и социо-экономических факторов на эффективность сельскохозяйственных предприятий // Вестник алтайской науки. 2014. № 1. С. 258–266.
5. *Мамонов М.Е., Пестова А.А., Сабельникова Е.М., Апокин А.Ю.* Подходы к оценке факторов производства и технологического развития национальных экономик: обзор мировой практики // Проблемы прогнозирования. 2015. № 6 (153). С. 45–57.
6. *Халафян А.А., Боровиков В.П., Калайдина Г.В.* Теория вероятностей, математическая статистика и анализ данных: Основы теории и практика на компьютере. Statistica. Excel. М.: URSS, 2016. 317 с.
7. *Чернышова Г.Ю., Ковалев Р.Н.* Применение модели анализа среды функционирования (data envelopment analysis) для оценки эффективности WEB-ресурсов // Фундаментальные исследования. 2017. № 8. С. 453–457.
8. *Aigner D., Chu S.* On Estimating the Industry Production Function // American Economic Review. 1968. No. 58. Pp. 826–839.
9. *Aigner D., Lovell C.A.K., Schmidt P.* Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models // Journal of Econometrics, 1977. No. 6. Pp. 21–37.
10. *Al-Mana A.A., Nawaz W., Kamal A., Koç M.* Financial and operational efficiencies of national and international oil companies: An empirical investigation // Resources Policy. 2020. No. 68. P. 101701.
11. *Anokhin S., Troutt M.D., Wincent J., Brandyberry A.A.* Measuring arbitrage opportunities: a minimum performance inefficiency estimation technique // Organizational Research Methods. 2010. No. 13 (1). Pp. 55–66.
12. *Anokhin S., Wincent J., Autio E.* Operationalizing opportunities in entrepreneurship research: use of data envelopment analysis // Small Business Economics. 2011. No. 37 (1). Pp. 39–57.
13. *Anokhin S., Wincent J., Troutt M.* Measuring technological arbitrage opportunities: methodological implications for industry analysis with time series data // Industrial and Corporate Change. 2017. No. 26 (6). Pp. 1021–1038.
14. *Banker R.D., Gadh V.M., Gorr W.L.* A Monte Carlo Comparison of Two Production Frontier Estimation Methods: Corrected Ordinary Least Squares and Data Envelopment Analysis // European Journal of Operational Research. 1993. No. 67. Pp. 332–343.

15. Banker R.D., Charnes A., Cooper W.W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis // *Management Science*. 1984. Vol. 30, no. 9. Pp. 1078–1092.
16. Battese G., Coelli T. Prediction of firm-level technical efficiencies with a generalized frontier production function and panel data // *Journal of Econometrics*. 1988. No. 38. Pp. 387–399.
17. Charnes A., Cooper W., Rhodes E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units // *European Journal of Operational Research*. 1978. No. 2. Pp. 429–444.
18. Charnes A., Cooper W.W., Lewin A.Y., Seiford L.M. *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology and Applications*. Kluwer, 1995.
19. Díaz R.F., Sanchez-Robles B. Non-Parametric Analysis of Efficiency: An Application to the Pharmaceutical Industry // *Mathematics*. 2020. No. 8. P. 1522.
20. Din M., Ghani E., Mahmood T. Technical efficiency of Pakistan's manufacturing sector: a stochastic frontier and data envelopment analysis // *The Pakistan Development Review*. 2007. No. 46 (1). Pp. 1–18.
21. Fox K.J. Efficiency at Different Levels of Aggregation: Public vs Private Sector Firms // *Economics Letters*. 1999. Vol. 65, no. 2. Pp. 173–176.
22. Gaofeng Z., Longmei Ch., Wei L., Xiaoxin H., Guijun Zh., Ziyi Zh. Measurement and evaluation of Chinese regional energy efficiency based on provincial panel data // *Mathematical and Computer Modelling*. 2013. Vol. 58. Iss. 5–6. Pp. 1000–1009.
23. Jacobs R. Alternative methods to examine hospital efficiency: data envelopment analysis and stochastic frontier analysis // *Health Care Management Science*. 2001. Vol. 4, no. 2. Pp. 103–115.
24. Kumbhakar S.C., Lovell C.A.K. *Stochastic Frontier Analysis*. Cambridge University Press, 2000.
25. Land K.C., Lovell C.A.K., Thore S. Chanceconstrained Data Envelopment Analysis // *Managerial and Decision Economics*. 1993. No. 14. Pp. 541–554.
26. Lovell C.A.K. *Production Frontiers and Productive Efficiency* / H. Fried, C.A.K. Lovell, S. Schmidt (eds.). *The Measurement of Productive Efficiency: Techniques and Applications*. N. Y.: Oxford University Press, 1993.
27. Meeusen W., Van Den Broeck J. Efficiency estimation from Cobb – Douglas production functions with composed error // *International Economic Review*. 1977. No. 18. Pp. 435–444.
28. Mortimer D. Completing methods for efficiency measurement. A systematic review of direct DEA vs SFA / DFA Comparisons // *Working Paper*. 2002. No. 136. Monash University.
29. Pereira de Souza M.V., Diallo M., Castro Souza R., Baidya T.K.N. The Cost Efficiency of the Brazilian Electricity Distribution Utilities: A Comparison of Bayesian SFA and DEA Models // *Math. Probl. Eng.* 2010. No. 30.
30. Perroni M.G., Gouvea da Costa S.E., Pinheiro de Lima E., Vieira da Silva W. The relationship between enterprise efficiency in resource use and energy efficiency practices adoption // *International Journal of Production Economics*. 2017. No. 190. Pp. 108–119.
31. Seiford L.M. *Data Envelopment Analysis: The Evolution of the State of the Art (1978–1995)* // *Journal of Productivity Analysis*. 1996. No. 7. Pp. 99–138.
32. TIBCO Software Inc. *Data Science Textbook*. 2020. [Electronic source]. URL: <https://docs.tibco.com/data-science/textbook> (accessed: 13.08.2021).
33. Информационный ресурс СПАРК. [Электронный ресурс]. URL: <http://www.spark-interfax.ru/> (accessed: 01.06.2021).
34. Общероссийский классификатор видов экономической деятельности (КДЕС Ред. 2) (утв. Приказом Росстандарта от 31.01.2014 № 14-ст) (ред. от 10.07.2018). [Электронный ресурс]. URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_163320 (accessed: 01.06.2021).

References

1. Ipatova I.B., Pereseckij A.A. Tehnicheskaja jeffektivnost' predpriyatij otrasli proizvodstva rezinovyh i plastmassovyh izdelij [Technical Efficiency of Enterprises in the Rubber and Plastics Industry], *Prikladnaja jekonometrika [Applied Econometrics]*, 2013, no. 4 (32), pp. 71–92.
2. Krivonozhko V.E., Lychev A.V. Analiz dejatel'nosti slozhnyh social'no-jekonomicheskikh sistem [Analysis of the activities of complex socio-economic systems]. Moscow: MAKSS Press, 2010. 208 p.
3. Lobova S.V., Pon'kina E.V. Ob jekonometricheskom podhode k izmereniju jeffektivnosti: teoreticheskij aspekt issledovaniya [On Econometric Approach to Efficiency Measurement: Theoretical Aspect of Research], *Vektor nauki Tol'yatinskogo gosudarstvennogo universiteta [Vector of Science of Togliatti State University]. Seriya: Jekonomika i upravlenie [Series: Economics and Management]*, 2015, no. 2 (21), pp. 42–47.
4. Lobova S.V., Pon'kina E.V., Mezhin S.A., Kurochkin D.V. Primenenie metodov DEA i SFA dlja kolichestvennoj ocenki vlijanija tehnologicheskikh i socio-jekonomicheskikh faktorov na jeffektivnost' sel'skohozjajstvennyh predpriyatij [Application of DEA and SFA methods for quantitative assessment of the impact of technological and socio-economic factors on the efficiency of agricultural enterprises], *Vestnik altajskoj nauki [Vestnik of Altai science]*, 2014, no. 1, pp. 258–266.
5. Mamonov M.E., Pestova A.A., Sabel'nikova E.M., Apokin A.Ju. Podhody k ocenke faktorov proizvodstva i tehnologicheskogo razvitiya nacional'nyh jekonomik: obzor mirovoj praktiki [Approaches to the assessment of factors of production and technological development of national economies: a review of world practice], *Problemy prognozirovaniya [Problems of Forecasting]*, 2015, no. 6 (153), pp. 45–57.
6. Halafjan A.A., Borovikov V.P., Kalajdina G.V. Teorija verojatnostej, matematicheskaja statistika i analiz dannyh: Osnovy teorii i praktika na komp'yutere [Probability Theory, Mathematical Statistics and Data Analysis: Basic Theory and Practice on the Computer]. Statistica. Excel. Moscow: URSS, 2016. 317 p.
7. Chernyshova G.Ju., Kovalev R.N. Primenenie modeli analiza sredy funkcio-nirovaniya (data envelopment analysis) dlja ocenki jeffektivnosti WEB-resursov [Application of the data envelopment analysis model for evaluating the efficiency of WEB-resources], *Fundamental'nye issledovaniya [Fundamental Research]*, 2017, no. 8. Pp. 453–457.
8. Aigner D., Chu S. On Estimating the Industry Production Function. *American Economic Review*, 1968, no. 58, pp. 826–839.
9. Aigner D., Lovell C.A.K., Schmidt P. Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models. *Journal of Econometrics*, 1977, no. 6, pp. 21–37.
10. Al-Mana A.A., Nawaz W., Kamal A., Koç M. Financial and operational efficiencies of national and international oil companies: An empirical investigation. *Resources Policy*, 2020, no. 68, p. 101701.
11. Anokhin S., Troutt M.D., Wincent J., Brandyberry A.A. Measuring arbitrage opportunities: a minimum performance inefficiency estimation technique. *Organizational Research Methods*, 2010, no. 13 (1), pp. 55–66.
12. Anokhin S., Wincent J., Autio E. Operationalizing opportunities in entrepreneurship research: use of data envelopment analysis. *Small Business Economics*, 2011, no. 37 (1), pp. 39–57.
13. Anokhin S., Wincent J., Troutt M. Measuring technological arbitrage opportunities: methodological implications for industry analysis with time series data. *Industrial and Corporate Change*, 2017, no. 26 (6), pp. 1021–1038.
14. Banker R.D., Gadh V.M., Gorr W.L. A Monte Carlo Comparison of Two Production Frontier Estimation Methods: Corrected Ordinary Least Squares and Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, 1993, no. 67, pp. 332–343.

15. Banker R.D., Charnes A., Cooper W.W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 1984, vol. 30, no. 9, pp. 1078–1092.
16. Battese G., Coelli T. Prediction of firm-level technical efficiencies with a general-ized frontier production function and panel data. *Journal of Econometrics*, 1988, no. 38, pp. 387–399.
17. Charnes A., Cooper W., Rhodes E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 1978, no. 2, pp. 429–444.
18. Charnes A., Cooper W.W., Lewin A.Y., Seiford L.M. Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology and Applications. Kluwer, 1995.
19. Díaz R.F., Sanchez-Robles B. Non-Parametric Analysis of Efficiency: An Application to the Pharmaceutical Industry. *Mathematics*, 2020, no. 8, p. 1522.
20. Din M., Ghani E., Mahmood T. Technical efficiency of Pakistan's manufacturing sector: a stochastic frontier and data envelopment analysis. *The Pakistan Development Review*, 2007, no. 46 (1). pp. 1–18.
21. Fox K.J. Efficiency at Different Levels of Aggregation: Public vs Private Sector Firms. *Economics Letters*, 1999, vol. 65, no. 2, pp. 173–176.
22. Gaofeng Z., Longmei Ch., Wei L., Xiaoxin H., Guijun Zh., Ziyi Zh. Measurement and evaluation of Chinese regional energy efficiency based on provincial panel data. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, vol. 58, iss. 5–6, pp. 1000–1009.
23. Jacobs R. Alternative methods to examine hospital efficiency: data envelopment analysis and stochastic frontier analysis. *Health Care Management Science*. 2001, vol. 4, no. 2, pp. 103–115.
24. Kumbhakar S.C., Lovell C.A.K. Stochastic Frontier Analysis. Cambridge University Press, 2000.
25. Land K.C., Lovell C.A.K., Thore S. Chanceconstrained Data Envelopment Analysis. *Managerial and Decision Economics*, 1993, no. 14, pp. 541–554.
26. Lovell C.A.K. Production Frontiers and Productive Efficiency. H. Fried, C.A.K. Lovell, S. Schmidt (eds.). The Measurement of Productive Efficiency: Techniques and Applications. New York: Oxford University Press, 1993.
27. Meeusen W., Van Den Broeck J. Efficiency estimation from Cobb – Douglas production functions with composed error. *International Economic Review*, 1977, no. 18, pp. 435–444.
28. Mortimer D. Completing methods for efficiency measurement. A systematic review of direct DEA vs SFA/DFA Comparisons. *Working Paper*, 2002, no. 136. Monash University.
29. Pereira de Souza M.V., Diallo M., Castro Souza R., Baidya T.K.N. The Cost Efficiency of the Brazilian Electricity Distribution Utilities: A Comparison of Bayesian SFA and DEA Models. *Math. Probl. Eng*, 2010, no. 30.
30. Perroni M.G., Gouvea da Costa S.E., Pinheiro de Lima E., Vieira da Silva W. The relationship between enterprise efficiency in resource use and energy efficiency practices adoption. *International Journal of Production Economics*, 2017, no. 190, pp. 108–119.
31. Seiford L.M. Data Envelopment Analysis: The Evolution of the State of the Art (1978–1995). *Journal of Productivity Analysis*, 1996, no. 7. pp. 99–138.
32. TIBCO Software Inc. Data Science Textbook. 2020. [Electronic source]. URL: <https://docs.tibco.com/data-science/textbook> (accessed: 13.08.2021).
33. Informacionnyj resurs SPARK [SPARK Information Resource]. [Electronic source]. URL: <http://www.spark-interfax.ru/> (accessed: 01.06.2021).
34. Obshherossijskij klassifikator vidov jekonomicheskoy dejatel'nosti [All-Russian Classifier of Types of Economic Activities] (KDES Red. 2) (utv. Prikazom Rosstandarta ot 31.01.2014 № 14-st) (red. ot 10.07.2018). [Electronic source]. URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_163320 (accessed: 01.06.2021).

Сведения об авторах:

Е.Н. Акерман – доктор экономических наук, профессор, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Томск, Российская Федерация.

А.А. Михальчук – кандидат физико-математических наук, доцент, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Томск, Российская Федерация.

В.В. Спицын – кандидат экономических наук, доцент, кафедра менеджмента, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, Томск, Российская Федерация.

Н.О. Чистякова – кандидат экономических наук, доцент, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Томск, Российская Федерация.

Information about the authors:

E.N. Akerman – Doctor of Economics, Professor, National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation.

A.A. Mihalchuk – Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor, National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation.

V.V. Spitsyn – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Department of Management, National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, Tomsk, Russian Federation.

N.O. Chistyakova – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

<i>Статья поступила в редакцию</i>	<i>09.10.2021</i>	<i>The article was submitted</i>	<i>09.10.2021</i>
<i>Одобрена после рецензирования</i>	<i>26.11.2021</i>	<i>Approved after reviewing</i>	<i>26.11.2021</i>
<i>Принята к публикации</i>	<i>06.01.2022</i>	<i>Accepted for publication</i>	<i>06.01.2022</i>