



Экономика, организация и управление предприятиями, отраслями, комплексами

Научная статья

УДК 330.322; 332.1

DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2021.3/3601>

JEL: C10; G32; R13

Инвестиционная привлекательность предприятий: оценка на основе построения деревьев классификации

А. Ю. Кособуцкая^{1✉}, М. А. Суржин², А. В. Равуанжинирина³

^{1,2,3} Воронежский государственный университет, Университетская пл., 1,
394018, Воронеж, Российская Федерация

Предмет. Эффективность инвестиционных решений напрямую зависит от того, насколько близка определенная инвестором оценка инвестиционной привлекательности организации к ее объективному состоянию. Критериями оценки инвестиционной привлекательности являются нормативные значения показателей финансового состояния компании, однако многие из них не могут обеспечить высокой точности при оценке инвестиционной привлекательности отдельных организаций и допускают недооценку или переоценку компаний. Это происходит в силу того, что при разработке нормативов не учитываются отраслевые особенности деятельности организации, особенности более узких сегментов и ячеек в рамках отдельной отрасли, а также региональная специфика экономической деятельности.

Цель. Определение нормативов финансовых показателей, которые позволят оценивать инвестиционную привлекательность организаций определенной отраслевой принадлежности с высокой точностью.
Методология. Для достижения поставленной цели использовался такой метод машинного обучения, как построение деревьев классификации (CART – Classification and Regression Trees).

Результаты. Проведен сравнительный анализ нормативных значений показателей инвестиционной привлекательности организаций из научной литературы, нормативных и банковских рекомендаций. Предложена идея расчета нормативов для показателей инвестиционной привлекательности организаций, которая состоит в анализе отраслевой статистики по алгоритму дерева классификации CART и выборе нормативов финансовых показателей через максимизацию уменьшения неоднородности наблюдений по инвестиционной привлекательности. Предложенная методика апробирована для свиноводческих организаций Воронежской, Белгородской, Курской, Липецкой и Тамбовской областей, для которых были рассчитаны нормативы коэффициентов текущей ликвидности, быстрой ликвидности, автономии, долгосрочного привлечения заемного капитала.

Выводы. В процессе исследования установлено, что среди рассмотренных подходов к выбору нормативов для показателей инвестиционной привлекательности организации наибольшей точностью прогнозирования, применительно к отдельному рыночному сегменту, обладает дерево классификации. Данная методика показала самую высокую точность прогнозирования в свиноводстве по всем исследуемым финансовым коэффициентам. Свинокомплексы Воронежской области выгодно финансировать за счет заемного капитала, что подтверждается нормативными значениями коэффициентов автономии 0,35 и концентрации заемного капитала 0,65. Норматив коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала составил 0,49. Больше осторожности требует оценка инвестиционной привлекательности свинокомплексов в краткосрочном периоде: нормативные значения коэффициентов текущей и быстрой ликвидности высоки и составляют 2,73 и 1,44 соответственно.

Ключевые слова: нормативные значения финансовых показателей, CART-алгоритм, недооцененные и переоцененные компании, сельскохозяйственные предприятия, регионы России.

Для цитирования: Кособуцкая А. Ю., Суржин М. А., Равуанжинирин А. В. Инвестиционная привлекательность предприятий: оценка на основе построения деревьев классификации // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Экономика и управление. 2021. № 3. С. 43–60. DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2021.3/3601>

Введение

Необходимость объективной оценки инвестиционной привлекательности обусловлена изменениями внешней среды и наличием на рынке большого количества объектов инвестирования, различающихся по внутренним характеристикам. При распределении инвестиционных ресурсов ставится задача получения максимальной отдачи каждым участником инвестиционных отношений, отраслью, регионом и экономикой в целом.

Вопросы оценки инвестиционной привлекательности изучали такие авторы, как Д. А. Ендовицкий [3], Ю. И. Трещевский [13], И. И. Глотова, Е. П. Томилина, Б. А. Доронин [19], Е. В. Конвисарова, Т. А. Левченко, В. В. Щербаков [22], О. Мельник, М. Адамив и Л. Смерека [24], А. Л. Попова, Л. Н. Косякова, Н. Н. Косяков [25] и другие.

В общем смысле оценка инвестиционной привлекательности означает изучение собранной и обработанной информации об объекте инвестиций, сравнение полученных в результате анализа количественных показателей с их нормативными и эталонными значениями, определение факторов и их влияния на инвестиционную привлекательность объекта [6; 10]. Для эффективного привлечения инвестиций необходимо также прогнозирование и планирование будущих величин этих показателей. Важно, чтобы на этапе оценки инвестиционной привлекательности руководитель организации или потенциальный инвестор оперировали нормативами, релевантными к условиям функционирования данной организации.

Мы считаем, что инвестиционную привлекательность организации можно оценить с помощью финансовых показателей. Уровень риска инвестиций отражается показателями из блоков финансовой устойчивости, ликвидности и платежеспособности, а также некоторыми показателями из блока деловой активности. Уровень доходности в свою очередь оценивается показателями рентабельности и деловой активности.

В современной литературе представлено множество различных методик расчета норма-

тивных значений показателей финансового состояния организации [9]. Наиболее широкое распространение получили Методологические рекомендации Госкомстата России¹, методика, представленная в Постановлении Правительства РФ «О реализации ФЗ «О финансовом оздоровлении с/х товаропроизводителей»², подходы Сбербанка России [3, с. 209], Е. Ф. Сысоевой, А. Н. Гавриловой и А. А. Попова [11, с. 67–72], В. И. Терловой и Е. С. Сорокиной [12], О. Н. Чернышовой, А. Ю. Федоровой, Р. Ю. Черкашнева и Н. Н. Пахомова [17], Н. Н. Ильшевой и С. И. Крылова [5], Р. Р. Рысаевой и А. Н. Кирпикова [7], А. А. Черник [16] и ряда других исследователей. Каждый из этих подходов имеет свои преимущества и недостатки.

Отметим, что многие общепринятые нормативы показателей финансового состояния не могут обеспечить высокой точности при оценке инвестиционной привлекательности отдельных организаций и допускают недооценку или переоценку компаний. Это происходит в силу того, что при разработке таких нормативов не учитываются отраслевые особенности деятельности организации, особенности более узких сегментов и ячеек в рамках отдельной отрасли, а также региональная специфика экономической деятельности. Для повышения эффективности инвестиционных решений необходима методика, позволяющая выбирать наиболее точные нормативы показателей инвестиционной привлекательности организации.

Материалы и методы исследования

Развитие компьютерных наук позволяет оценивать инвестиционную привлекатель-

¹ Методологические рекомендации по проведению анализа финансово-хозяйственной деятельности организаций (утв. Госкомстатом России 28.11.2002). URL: <https://clck.ru/XLVUq>

² О реализации Федерального закона «О финансовом оздоровлении сельскохозяйственных товаропроизводителей» (вместе с «Методикой расчета показателей финансового состояния сельскохозяйственных товаропроизводителей»): постановление Правительства РФ от 30.01.2003 № 52 (ред. от 27.11.2014). URL: <https://clck.ru/XLVYy>

ность организации посредством методов машинного обучения [20]. Так, финансовое состояние объекта инвестиций может быть спрогнозировано при помощи деревьев классификации, нейронных сетей, случайных лесов и др. В рамках данного исследования наибольший интерес представляет метод деревьев классификации, позволяющий получать нормативные значения прогнозируемых показателей.

Деревом классификации называется метод автоматического анализа данных, который применяется для прогнозирования принадлежности объектов выборочной совокупности к определенным классам, а также в решении задач регрессии.

Как следует из определения, для использования этого метода необходимо собрать выборочную совокупность наблюдений, которая называется корневым узлом и выполняет функции обучающего множества. Все наблюдения корневого узла характеризуются определенным классом и предикторами. Класс в данной модели является зависимой переменной. Предиктор представляет собой независимую переменную, которая определяет правила разбиения выборки на классы, т. е. устанавливает принадлежность наблюдений к тем или иным классам. В дереве классификации может использоваться как один, так и несколько предикторов.

По результатам классификации рассчитывается точность прогнозирования (классифицирующая способность) для модели в целом – общая точность норматива ($T_{\text{общ}}$) и для каждого класса в отдельности: в данном исследовании – точность прогнозирования организаций с высокой инвестиционной привлекательностью ($T_{\text{овип}}$) и точность прогнозирования организаций с низкой инвестиционной привлекательностью ($T_{\text{онип}}$). Точность прогнозирования норматива рассчитывается как отношение количества верно классифицированных организаций к общему количеству организаций соответствующего класса.

Для создания дерева классификации необходимо определить следующие параметры [15, с. 3–6].

Во-первых, следует выбрать критерий точности прогноза (критерий согласия или критерий расщепления), который является оценочной функцией и отражает адекватность построенного дерева классификации.

Во-вторых, нужно определить, какой тип ветвления будет использован. Наибольшее

распространение в разных программных продуктах получили методы CHAID, CART и QUEST. Каждый из них предусматривает свои критерии расщепления, требования к формату наблюдений, правила остановки ветвления и другие параметры.

В-третьих, требуется предусмотреть, по каким принципам будет определяться момент остановки ветвления дерева классификации. Если не установить ограничения по количеству узлов, то может возникнуть проблема переобучения: дерево классификации производит так много ветвей, что на отдельных узлах может содержаться лишь по одному наблюдению. Переобученная модель имеет мало практической пользы, так как она индивидуализирует отдельные наблюдения, а не выделяет классы, следовательно, усложняет восприятие дерева классификаций.

В-четвертых, нужно протестировать полученную модель на независимой выборке. На этом шаге проверяется, какую точность прогнозирования будет иметь рассчитанный на обучающей выборке норматив по отношению к другой выборке из той же генеральной совокупности. Для этих проверок исходная выборка наблюдений разбивается на обучающую и тестовую.

В рамках данного исследования использован алгоритм CART (Classification and Regression Tree), который характеризуется бинарным типом разбиения, т. е. родительские узлы выделяют по два узла-потомка [8, с. 102], и позволяет работать со всеми форматами переменных [18; 21; 23; 26].

Каждая из независимых переменных тестируется отдельно. На первом этапе алгоритм подготавливает данные к анализу. Так, значения количественных или порядковых независимых переменных сортируются в порядке возрастания. После этого алгоритм разделяет множество значений предиктора на два подмножества во всех возможных точках расщепления, т. е. при m отличающихся друг от друга значениях независимой переменной алгоритм CART составляет $m - 1$ альтернативных вариантов разбиения родительского узла на два дочерних узла. Первый дочерний узел включает в себя наблюдения, чьи значения предиктора не больше, чем значение точки расщепления. Второй дочерний узел включает в себя наблюдения, чьи значения предиктора больше, чем значение точки расщепления.

На втором этапе алгоритм CART оценивает каждый из вариантов разбиения по специальному критерию. Критерием расщепления в модели CART является уменьшение неоднородности (RH). Неоднородность узла для количественных и номинальных зависимых переменных измеряется разными показателями. В рамках данного исследования рассмотрим показатель, который применяется к номинальным бинарным переменным.

Неоднородность наблюдений по номинальной зависимой переменной характеризуется мерой неоднородности Джини [4, с. 98]

$$G(Q) = 1 - \sum_{i=1}^k p_i^2, \quad (1)$$

где $G(Q)$ – функция меры неоднородности Джини G по обучающей выборке Q ; p_i – вероятность того, что случайно взятое наблюдение из выборки Q принадлежит к i -му классу; k – количество классов (в модели CART – два класса).

Мера неоднородности Джини показывает, насколько неоднородно распределены наблюдения между классами зависимой переменной в узле. Чем выше мера Джини, тем выше неоднородность наблюдений. Как следует из формулы (1), мера неоднородности Джини может принимать значения от 0 до 0,5.

Показатель уменьшения неоднородности определяется как разница между мерой неоднородности Джини родительского узла и мерой неоднородности Джини дочерних узлов. Чем ниже мера неоднородности Джини дочернего узла, тем больше наблюдений в данном узле было классифицировано правильно. Следовательно, чем больше уменьшение неоднородности, тем выше прогнозная точность модели.

На заключительном этапе анализа алгоритм CART выбирает ту точку расщепления, которая обеспечивает наибольшее уменьшение неоднородности. Применительно к оценке инвестиционной привлекательности организации эта точка и будет являться нормативным значением независимой переменной (например, коэффициента текущей ликвидности). Далее родительский узел разбивается на два дочерних узла в выбранной нормативной точке разбиения. Затем все вышеперечисленные действия повторяются для других предикторов.

Работать с деревом решений позволяют специализированные статистические и аналитические программы, такие как IBM SPSS Statistics. Некоторые модели дерева решений

можно построить с помощью дополнительных надстроек программы MS Excel [2, с. 42].

Методика расчета нормативов финансовых показателей с помощью дерева классификации была предложена Е. А. Федоровой, М. А. Чухланцевой и Д. В. Чекризовым [14, с. 46–47]. Цель исследования авторов заключалась в уточнении отраслевых нормативных значений, позволяющих прогнозировать банкротство организаций. Были собраны данные 1630 российских компаний различной отраслевой принадлежности. В качестве номинальной зависимой переменной авторами выбран правовой статус организации (действующая компания или банкрот) и все предприятия из выборки поделены на два класса: банкроты и финансово здоровые организации. К банкротам были отнесены как официально признанные банкроты, так и компании, находящиеся на любой стадии процедуры банкротства. В случае наличия информации о том, что предприятие проходит через процедуру банкротства или уже признано банкротом, зависимая переменная принимает значение 1, в противном случае – 0. В качестве предикторов авторами были выбраны разные показатели ликвидности и финансовой устойчивости.

Результаты исследований Е. А. Федоровой и соавторов доказали, что с помощью дерева классификации можно разделять организации на финансово здоровые и банкроты с большей точностью, чем при использовании общепринятых нормативов, рекомендуемых Госкомстатом России [14, с. 51].

Предлагаем применить дерево классификации в расчете нормативов инвестиционной привлекательности. Точка расщепления в данном случае разделяет организации на инвестиционно привлекательные и непривлекательные.

Независимые переменные в предлагаемой методике представлены показателями из блоков ликвидности и платежеспособности, финансовой устойчивости, деловой активности.

Не менее важным параметром предлагаемой методики является соотношение зависимой переменной и предиктора во времени. В частности, если зависимая переменная учитывается за отчетный период, то значение предиктора берется на начало отчетного периода (за исключением предикторов из блока деловой активности). Такая поправка нужна для того, чтобы обеспечить потенциальных инвесторов временем на анализ инвестицион-

ной привлекательности организации и принятое решение.

Дерево классификации как подход к расчету нормативов показателей инвестиционной привлекательности организации имеет много преимуществ, в том числе возможность использовать переменные, выраженные в любых шкалах и форматах; наглядная иллюстрация выводов исследования в виде ветвей дерева классификации; высокая прогнозная точность, сопоставимая с нейронными сетями и др. [1, с. 6].

Основной недостаток дерева классификации заключается в отсутствии прогнозного уравнения, с помощью которого можно было бы описать построенную модель. Также недостатком является риск чрезмерной детализации дерева классификации (переобучения), что может затруднить интерпретацию результатов.

В выборочную совокупность было включено 50 свинокомплексов из Воронежской, Белгородской, Курской, Липецкой и Тамбовской областей. При анализе показателей ликвидности и финансовой устойчивости из исходной выборки были исключены АО «Троицкое» и ООО «Возрождение», так как у этих предприятий на начало 2019 г. отсутствовал заемный капитал, что выделяло их на фоне остальных наблюдений и могло исказить результаты исследований. Таким образом, в выборочной совокупности осталось 48 организаций.

Результаты и дискуссия

Для построения деревьев классификации был выбран алгоритм CART. Зависимая переменная «Инвестиционная привлекательность» принимает значение «высокая» в случае, если рентабельность активов данного наблюдения составляет не менее 6 %, и «низкая» – если рентабельность активов данного наблюдения составляет менее 6 %. В качестве независимых переменных выбраны те финансовые показатели, которые наиболее сильно коррелировали с зависимой переменной. Было установлено ограничение по количеству разбиений, позволяющее дереву создавать только один уровень дочерних узлов. Это объясняется тем, что для выбора норматива каждая независимая переменная анализируется отдельно, а при первом разбиении алгоритм автоматически выбирает наилучшую точку расщепления, поэтому необходимость в дальнейших разбиениях отсутствует.

Связь коэффициента текущей ликвидности с зависимой переменной оценивается как

умеренная при величине коэффициента корреляции 0,49. На начало 2019 г. наибольшее среди исследуемых организаций значение коэффициента текущей ликвидности на начало 2019 г. принадлежало СПК «Колхоз имени Горина» (8,12), а наименьшее – ЗАО «Агрокомбинат «Николаевский»» (0,20), среднее значение коэффициента текущей ликвидности – 2,43. У 50 % исследуемых свинокомплексов коэффициент текущей ликвидности составлял менее 2,04.

По результатам анализа коэффициента текущей ликвидности было построено дерево классификации, представленное на рис. 1. Нормативное значение коэффициента текущей ликвидности составило 2,73. Общая точность прогнозирования для данного норматива – 75 %.

Сравним прогнозную точность полученного норматива коэффициента текущей ликвидности с прогнозной точностью нормативов, представленных в других подходах (табл. 1).

Наиболее высокой общей точностью прогнозирования обладает норматив коэффициента текущей ликвидности, выбранный деревом классификации. Данный норматив характеризуется наибольшей точностью прогнозирования организаций с низкой инвестиционной привлекательностью и наименьшей точностью прогнозирования организаций с высокой инвестиционной привлекательностью. Таким образом, нормативное значение, выбранное деревом классификации, является наиболее осторожным. Так, по величине данный норматив является самым высоким среди рассматриваемых нормативов, что, с одной стороны, сокращает количество переоцененных организаций, но, с другой – увеличивает количество недооцененных организаций.

Наименьшей общей точностью прогнозирования обладает норматив Сбербанка России. При этом он характеризуется наименьшей точностью прогнозирования организаций с низкой инвестиционной привлекательностью и, наряду с некоторыми другими подходами, наибольшей точностью прогнозирования организаций с высокой инвестиционной привлекательностью. Из этого можно заключить, что нормативное значение, выбранное Сбербанком России, является наиболее рискованным. Это сокращает количество недооцененных организаций, однако увеличивает количество переоцененных организаций.

Для наглядной демонстрации преимуществ предлагаемой методики, сравним количество ошибок в прогнозировании инвестиционной привлекательности по нормативу Госкомстата России с количеством ошибок дерева классификации (табл. 2).

Отметим, что норматив коэффициента текущей ликвидности, выбранный деревом классификации, позволяет правильно оценить четыре переоцененные нормативом Госкомстата организации, в том числе ООО «Белгородская свинина», АО «9-я пятилетка», ООО «Донской бекон» и ООО Спецхоз «Вишневский». В свою очередь норматив Госкомстата России позволяет правильно оценить три недооцененные деревом классификации организации, в том числе ООО «Коломыцевский свиноплекс», ООО «Грайворонский свиноплекс-2» и ООО «Свиноплекс Пристенский». Итого норматив, выбранный деревом классификации, позволяет правильно оценить на одну организацию больше, чем норматив Госкомстата России.

Связь коэффициента быстрой ликвидности с зависимой переменной оценивается как заметная при величине коэффициента корреляции 0,55. Наибольшее среди исследуемых организаций значение коэффициента быстрой ликвидности на начало 2019 г. принадлежало СПК «Колхоз имени Горина» и составляло 4,70, наименьшее на начало 2019 г. – АО «9-я пятилетка» и составляло 0,05. Среднее значение коэффициента быстрой ликвидности у исследуемых организаций на начало 2019 г. составляло

1,62. У 50 % исследуемых свиноплексов коэффициент быстрой ликвидности на начало 2019 г. составлял менее 1,34.

По результатам анализа коэффициента быстрой ликвидности было построено дерево классификации, представленное на рис. 2.

Нормативное значение коэффициента быстрой ликвидности составило 1,44. Общая точность прогнозирования для данного норматива составила 81,3 %.

Сравним прогнозную точность полученного норматива коэффициента быстрой ликвидности с прогнозными точностями нормативов, представленных в других подходах (табл. 3).

Наиболее высокой общей точностью прогнозирования обладает норматив коэффициента быстрой ликвидности, выбранный деревом классификации. Он характеризуется наибольшей точностью прогнозирования организаций с низкой инвестиционной привлекательностью и наименьшей – с высокой инвестиционной привлекательностью. Как и в предыдущем случае, можно отметить, что нормативное значение, выбранное деревом классификации для коэффициента быстрой ликвидности, является наиболее высоким и, как следствие, самым осторожным.

Наименьшей общей точностью прогнозирования характеризуется норматив, представленный Госкомстатом России. При этом наиболее рискованным является норматив О. Н. Чернышовой и соавторов, потому что является самым низким среди рассматрива-

Таблица 2

Ошибки классификации организаций по нормативу коэффициента текущей ликвидности

Методика оценки	Недооцененные организации	Переоцененные организации
Методологические рекомендации Госкомстата России	ООО «Специализированное хозяйство Московское»; ООО «Тамбовский бекон»; ООО «Грайворонский свиноплекс-1»; ООО «СГЦ»; ООО «Черкизово-свиноводство»; ООО «Красногвардейский свиноплекс-2»; ООО «Агроэко-Воронеж»	ООО «Белгородская свинина»; ООО «Борисовский свиноплекс-1»; АО «9-я пятилетка»; ООО «Ракитянский свиноплекс»; ООО «Донской бекон»; ООО Спецхоз «Вишневский»
Предлагаемая методика	ООО «Специализированное хозяйство Московское»; ООО «Тамбовский бекон»; ООО «Грайворонский свиноплекс-1»; ООО «Коломыцевский свиноплекс»; ООО «Грайворонский свиноплекс-2»; ООО «СГЦ»; ООО «Черкизово-свиноводство»; ООО «Красногвардейский свиноплекс-2»; ООО «Агроэко-Воронеж»; ООО «Свиноплекс Пристенский»	ООО «Борисовский свиноплекс-1»; ООО «Ракитянский свиноплекс»

Примечание: составлено авторами.

Ошибки классификации организаций по нормативу коэффициента быстрой ликвидности

Методика оценки	Недооцененные организации	Переоцененные организации
Методологические рекомендации Госкомстата России	ООО «Тамбовский бекон»; ООО «РАСК»; ООО «СПЦ»; ООО «Черкизово-свиноводство»; ООО «Агроэко-Воронеж»	ООО «Белгородская свинина»; ООО «Селекционно-гибридный центр»; ООО «Борисовский свинокомплекс-1»; ЗАО «СК Короча»; ООО «Ракитянский свинокомплекс»; ООО «Мираторг-Курск»; ООО «Донской бекон»; ООО «Белгородский свинокомплекс»; ООО Спецхоз «Вишневский»; ООО «Агроэко-Восток»; ООО «Битюгов берег»; ООО «АПК-Курск»; ООО «Красногвардейский свинокомплекс-1»
Предлагаемая методика	ООО «Специализированное хозяйство Московское»; ООО «Тамбовский бекон»; ООО «РАСК»; ООО «СПЦ»; ООО «Черкизово-свиноводство»; ООО «Агроэко-Воронеж»	ООО «Борисовский свинокомплекс-1»; ООО «Ракитянский свинокомплекс»; ООО Спецхоз «Вишневский»

Примечание: составлено авторами.

ет правильно оценить на девять организаций больше, чем норматив Госкомстата России.

Связь коэффициента автономии с зависимой переменной оценивается как заметная при величине коэффициента корреляции 0,64. Наибольшее среди исследуемых организаций значение коэффициента автономии на начало 2019 г. принадлежало СПК «Колхоз имени Горина» и составляло 0,91. Наименьшее принадлежало ЗАО «Агрокомбинат «Николаевский»» и составляло -0,36. Среднее значение коэффициента автономии у исследуемых организаций на начало 2019 г. составляло 0,42. У 50 % исследуемых свинокомплексов коэффициент автономии на начало 2019 г. составлял менее 0,45.

По результатам анализа коэффициента автономии было построено дерево классификации, представленное на рис. 3.

Нормативное значение коэффициента автономии составило 0,35. Общая точность прогнозирования для данного норматива – 81,3 %.

Сравним прогнозную точность полученного норматива коэффициента автономии с прогнозными точностями нормативов, представленных в других подходах (табл. 5).

Наиболее высокой общей точностью прогнозирования обладает норматив коэффициента автономии, выбранный деревом классификации. При этом данный норматив характеризуется наибольшей точностью прогнозирования организаций с высокой инвестиционной привлекательностью и, наряду с некоторыми

другими подходами, наименьшей точностью прогнозирования организаций с низкой инвестиционной привлекательностью. Норматив дерева классификации является самым низким и наиболее рискованным среди рассматриваемых нормативов.

Среди нормативов коэффициента автономии, рассчитанных по методике А. А. Черник, наибольшую общую точность прогнозирования показал норматив агрессивного подхода, из чего следует, что свиноводство в Воронежской области характеризуется агрессивной политикой финансирования активов.

Сравним количество ошибок в прогнозировании инвестиционной привлекательности по нормативу коэффициента автономии Госкомстата России с количеством ошибок дерева классификации (табл. 6).

Норматив коэффициента автономии, выбранный деревом классификации, позволяет правильно оценить четыре недооцененные нормативом Госкомстата организации, в том числе АО «Алексеевский бекон», ООО «Специализированное хозяйство Московское», ООО «СПЦ» и ООО «Агроэко-Воронеж». В свою очередь норматив Госкомстата России позволяет правильно оценить две переоцененные деревом классификации организации, в том числе ООО «Агроэко-Восток» и ООО «Красногвардейский свинокомплекс-1». Итого норматив, выбранный деревом классификации, позволяет правильно оценить на две организации больше, чем норматив Госкомстата России.

Ошибки классификации организаций по нормативу коэффициента автономии

Методика оценки	Недооцененные организации	Переоцененные организации
Методологические рекомендации Госкомстата России	ООО «Борисовский свинокомплекс»; АО «Алексеевский бекон»; ООО «Специализированное хозяйство Московское»; ООО «РАСК»; ООО «СПЦ»; ООО «Черкизово-свиноводство»; ООО «Агроэко-Воронеж»	АО «9-я пятилетка»; ООО «Ракитянский свинокомплекс»; ООО «Белгородский свинокомплекс»; ООО Спецхоз «Вишневский»
Предлагаемая методика	ООО «Борисовский свинокомплекс»; ООО «РАСК»; ООО «Черкизово-свиноводство»	АО «9-я пятилетка»; ООО «Ракитянский свинокомплекс»; ООО «Белгородский свинокомплекс»; ООО СПЕЦХОЗ «Вишневский»; ООО «Агроэко-Восток»; ООО «Красногвардейский свинокомплекс-1»

Примечание: составлено авторами.

Связь коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала с зависимой переменной оценивается как умеренная при величине коэффициента корреляции $-0,48$. Наибольшее среди исследуемых организаций значение коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала на начало 2019 г. принадлежало ООО «Агробизнес» и составляло 1,22, наименьшее – 0. Среднее значение коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала у исследуемых

организаций на начало 2019 г. составляло 0,37. У 50 % исследуемых свинокомплексов коэффициент долгосрочного привлечения заемного капитала на начало 2019 г. составлял менее 0,23.

По результатам анализа коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала было построено дерево классификации, представленное на рис. 4.

Нормативное значение коэффициента долгосрочного привлечения заемного капи-

Инвестиционная привлекательность



Рис. 4. Дерево классификации свиноводческих организаций Воронежской области по коэффициенту долгосрочного привлечения заемного капитала

тала составило 0,49. Общая точность прогнозирования для данного норматива – 75 %.

Сравним прогнозную точность полученного норматива коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала с прогнозной точностью норматива, представленного Е. Ф. Сысоевой, А. Н. Гавриловой и А. А. Поповым (табл. 7).

Наиболее высокой общей точностью прогнозирования обладает норматив коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала, выбранный деревом классификации. Норматив дерева классификации является более осторожным, чем норматив Е. Ф. Сысоевой, А. Н. Гавриловой и А. А. Попова. Норматив дерева классификации позволяет сократить количество переоцененных организаций ценой увеличения количества недооцененных организаций в сравнении со вторым нормативом.

Далее проанализируем ошибки в прогнозировании инвестиционной привлекательности по нормативу коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала Е. Ф. Сысоевой, А. Н. Гавриловой и А. А. Попова и по нормативу дерева классификации (табл. 8).

Норматив коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала, выбранный деревом классификации, позволяет правильно оценить три переоцененные нормативом Е. Ф. Сысоевой, А. Н. Гавриловой и А. А. Попова организации, в том числе ООО «Отрада фармз», ОАО «Агропромышленный альянс «ЮГ» и ООО «АПК "Промагро"». В свою очередь норматив Е. Ф. Сысоевой и соавторов позволяет правильно оценить одну недооцененную деревом классификации организацию – ООО «Агроэко-Воронеж». Итого норматив, выбранный деревом классификации, позволяет правильно оценить на две организации больше, чем норматив Е. Ф. Сысоевой, А. Н. Гавриловой и А. А. Попова.

Заключение

Подводя итог, можно отметить, что основная роль дерева классификации при оценке инвестиционной привлекательности организации состоит в поиске нормативных значений, обеспечивающих наибольшую точность прогноза.

Высокая точность нормативного прогнозирования в предлагаемой методике обеспечивается за счет максимального уменьшения

Т а б л и ц а 7

Рейтинг нормативов коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала по общей точности прогнозирования

Источник	Норматив	T _{Общ} %	T _{ОВИП} %	T _{ОНИП} %
Дерево классификации	≤ 0,49	75	84,6	63,6
Е. Ф. Сысоева, А. Н. Гаврилова, А. А. Попов	< 0,6	70,8	88,5	50

П р и м е ч а н и е: составлено авторами.

Т а б л и ц а 8

Ошибки классификации организаций по нормативу коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала

Методика оценки	Недооцененные организации	Переоцененные организации
Методологические рекомендации Госкомстата России	ООО «Борисовский свинокомплекс»; ООО «РАСК»; ООО «Черкизово-свиноводство»	ЗАО «Агрокомбинат «Николаевский»; ООО «Агромир-Брянск»; ООО «Отрада фармз»; АО «9-я пятилетка»; ООО «Ракитянский свинокомплекс»; ОАО «Агропромышленный альянс «ЮГ»; ООО «АПК «Промагро»; ООО «Белгородский свинокомплекс»; ООО Спецхоз «Вишневатский»; ООО «Агроэко-Восток»; ООО «Красногвардейский свинокомплекс-1»
Предлагаемая методика	ООО «Борисовский свинокомплекс»; ООО «РАСК»; ООО «Черкизово-свиноводство»; ООО «Агроэко-Воронеж»	ЗАО «Агрокомбинат «Николаевский»; ООО «Агромир-Брянск»; АО «9-я пятилетка»; ООО «Ракитянский свинокомплекс»; ООО «Белгородский свинокомплекс»; ООО Спецхоз «Вишневатский»; ООО «Агроэко-Восток»; ООО «Красногвардейский свинокомплекс-1»

меры неоднородности Джини для инвестиционной привлекательности исследуемых организаций. Таким образом, дерево классификации в качестве норматива выбирает то значение финансового показателя, которое максимизирует однородность инвестиционной привлекательности организаций в прогнозируемых классах.

Среди рассмотренных подходов к выбору нормативов для показателей инвестиционной привлекательности организации наибольшей точностью прогнозирования, применительно к отдельному рыночному сегменту, обладает дерево классификации. В частности, данная методика показала самую высокую точность прогнозирования в свиноводстве по коэффициентам текущей ликвидности, быстрой ликвидности, автономии, долгосрочного привлечения заемного капитала. Наибольшие различия в точности выявлены среди нормативов коэффициента быстрой ликвидности: норматив дерева классификации правильно оценивает 81,3 % свинокомплексов, что на 18,8 процентных пункта больше, чем точность норматива из методологических рекомендаций Госкомстата России. Наименьшие различия в точности выявлены среди нормативов коэффициента текущей ликвидности: норматив дерева классификации правильно оценивает 75 % свинокомплексов, что на 2,1 процентных пункта больше, чем точность норматива из методологических рекомендаций Госкомстата России.

По соотношению количества недооцененных и переоцененных организаций нормативы

финансовых показателей можно разделить на рискованные и осторожные. При оценке инвестиционной привлекательности свиноводческих организаций Воронежской области наибольшую точность имеют осторожные нормативы показателей ликвидности и рискованные нормативы показателей финансовой устойчивости.

Политику финансирования активов в свиноводстве Воронежской области можно охарактеризовать как агрессивную. Выгоднее развивать свинокомплексы за счет заемного капитала, что подтверждается нормативным значением коэффициента автономии 0,35 и соответствующим ему значением коэффициента концентрации заемного капитала 0,65. При этом в силу необходимости постоянно наращивать объемы производства, значительную долю в долгосрочных и постоянных источниках финансирования могут иметь долгосрочные обязательства: норматив коэффициента долгосрочного привлечения заемного капитала составляет 0,49. В свою очередь, с краткосрочными инвестициями в свиноводстве лучше не рисковать, а опираться на более осторожные подходы: нормативы коэффициентов текущей и быстрой ликвидности высоки и составляют 2,73 и 1,44 соответственно.

Конфликт интересов

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Библиографический список

1. Воронин С. М., Гавриловец А. В., Кветко Е. А. Преимущества применения метода «Дерево решений» при оценке инвестиционных проектов // Управление в социальных и экономических системах. 2020. № 29. С. 5–7.
2. Вотякова Л. Р., Нурумбетова Л. Р. Применение дерева принятия решений в экономических задачах // Тенденции развития науки и образования. 2019. № 50–4. С. 42–45. DOI: 10.18411/lj-05-2019-75.
3. Ендовицкий Д. А. Анализ инвестиционной привлекательности организации: научное издание. М. : КНОРУС, 2014.
4. Захарова О. И., Артюшкина Е. С., Холопов С. В. Деревья решений и алгоритмы их построения // Евразийское научное объединение. 2020. № 4-2 (62). С. 97–99.
5. Ильшева Н. Н., Крылов С. И. Анализ финансовой отчетности : учебное пособие. М. : Юнити, 2015.
6. Кособуцкая А. Ю., Суржин М. А. Оценка инвестиционной привлекательности организации // Проблемы и перспективы современной экономики : сб. статей. Вып. 6 / науч. ред. Ю. И. Трещевский, Г. В. Голикова. Воронеж : Истоки, 2020. С. 98–105.
7. Рысаева Р. Р., Кирпиков А. Н. Формирование индивидуальных нормативных значений показателей финансового состояния экономических субъектов // Вестник современных исследований. 2019. № 1.5 (28). С. 247–253.
8. Сенин А. С., Лясников Н. В. Принятие управленческих решений в кризисных ситуациях на основе нейронной сети «дерево решений» // Экономика и социум : современные модели развития. 2019. № 1 (23). С. 98–110. DOI: 10.18334/ecsoc.9.1.40541.

9. Суржин М. А., Кособуцкая А. Ю. Подходы к определению нормативов показателей инвестиционной привлекательности организаций // Проблемы и перспективы современной экономики : сб. статей. Вып. 7 / науч. ред. Ю. И. Трещевский, Г. В. Голикова. Воронеж : Истоки, 2021. С. 143–153.
10. Суржин М. А., Кособуцкая А. Ю. Факторы инвестиционной привлекательности организации // Управление изменениями в социально-экономических системах : сб. статей 19-й междунар. науч.-практ. конф. Воронеж, 4 июля 2020 г. Вып. 19 / под ред. Ю. И. Трещевского, Л. М. Никитиной. Воронеж : Истоки, 2020. С. 229–235.
11. Сысоева Е. Ф., Гаврилова А. Н., Попов А. А. Финансы организаций (корпоративные финансы) : учебное пособие. М. : КНОРУС, 2018. 350 с.
12. Терлова В. И., Сорокина Е. С. Мониторинг инвестиционной привлекательности компании // Научный вестник: Финансы, банки, инвестиции. 2020. № 1 (50). С. 112–120.
13. Трещевский Ю. И., Герасименко Н. А., Абдалхуссейн А. Инструменты повышения инвестиционной привлекательности регионов Российской Федерации // Инновационные подходы к решению социально-экономических, правовых и педагогических проблем в условиях развития современного общества : материалы I междунар. науч.-практ. конф. Воронеж, 26–27 ноября 2015 г. Воронеж : Воронежский экономико-правовой институт, 2015. С. 97–105.
14. Федорова Е. А., Чухланцева М. А., Черкмизов Д. В. Нормативные значения коэффициентов финансовой устойчивости: особенности видов экономической деятельности // Управленческие науки. 2017. № 2. С. 44–55.
15. Фомина Е. Е. Возможности метода деревьев классификации при обработке социологической информации // Гуманитарный вестник. 2018. № 11 (73). С. 1–12. DOI: 10.18698/2306-8477-2018-11-574.
16. Черник А. А. Определение нормативных значений коэффициентов финансовой устойчивости для организаций различных видов экономической деятельности в условиях применения отдельных политик финансирования активов // Новые технологии. 2014. № 3. С. 89–97.
17. Чернышова О. Н., Федорова А. Ю., Черкашнев Р. Ю., Пахомов Н. Н. Совершенствование методов оценки качества потенциальных заемщиков кредитными организациями: современный опыт // Социально-экономические явления и процессы. 2015. № 8. С. 152–161.
18. Breiman L., Friedman J. H., Olshen R. A., Stone C. J. Classification and Regression Trees (1st ed.) // Routledge. 1984. DOI: 10.1201/9781315139470.
19. Glotova I. I., Tomilina E. P., Doronin B. A., Klisshina Yu. E., Uglitskikh O. N. Investment Attractiveness of the Company: Definition Approaches and Assessment Methods // Advances in Social Science, Education and Humanities Research: Proceedings of the International Conference on “Humanities and Social Sciences: Novations, Problems, Prospects” (HSSNPP 2019), 05–06 March 2019, Novosibirsk, Russia. Vol. 333. Atlantis Press, 2019. P. 843–848. DOI: 10.2991/hssnpp-19.2019.162.
20. Huang Y. P. and Yen M. F. A new perspective of performance comparison among machine learning algorithms for financial distress prediction // Appl. Soft Comput. 2019. Vol. 83. P. 105663–105677.
21. Jan C.-I. Financial Information Asymmetry: Using Deep Learning Algorithms to Predict Financial Distress // Symmetry. 2021. Vol. 13. P. 443–467. DOI: 10.3390/sym13030443.
22. Konvisarova E. V., Levchenko T. A., Shcherbakov V. V. et al. The impact of regional investment attractiveness and management accounting tools on investment activities of enterprises // LAPLAGE EM REVISITA. 2020. Vol. 6. P. 320–325. DOI: 10.24115/S2446-622020206Extra-C671p.320-325.
23. Loh Wei-Yin. Classification and Regression Trees. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery. 2011. Vol. 1. P. 14–23. DOI: 10.1002/widm.8.
24. Melnyk O., Adamiv M., Smereka L. Diagnostics of investment attractiveness of business entities in conditions of European integration // Economics, Entrepreneurship, Management. 2018. Vol. 5. Vol. 1 (9). P. 15–22. DOI: 10.23939/eem2018.01.015.
25. Popova A. L., Kosyakova L. N., Kosyakov N. N. Investment Attractiveness of Agriculture in Contemporary Conditions // The Challenge of Sustainability in Agricultural Systems. Lecture Notes in Networks and Systems. Heidelberg: Springer International Publishing. 2021. P. 759–766. DOI: 10.1007/978-3-030-73097-0.
26. Ritschard G. CHAID and Earlier Supervised Tree Methods // Contemporary Issues in Exploratory Data Mining in Behavioral Sciences / J. J. McArdle and G. Ritschard. (eds.). Routledge Editors, 2013.

Кособуцкая Анна Юрьевна, д-р экон. наук, профессор кафедры экономики и управления организациями, Воронежский государственный университет, Воронеж, Российская Федерация

E-mail: anna.rodnina@mail.ru
ORCID ID: 0000-0002-9013-6141

Суржин Михаил Андреевич, магистр менеджмента, Воронежский государственный университет, Воронеж, Российская Федерация
E-mail: surzhin.mihail@mail.ru
ORCID ID: 0000-0002-7396-0147

Равуанжиниринна Анни Вильжан, аспирант, Воронежский государственный университет, Воронеж, Российская Федерация
E-mail: vohangininie@yahoo.fr
ORCID ID: 0000-0002-0294-4553

Поступила в редакцию 07.07.2021
Подписана в печать 07.09.2021



Economy, Organization and Management of the Enterprises, Branches, Complexes

Original article

UDC 330.322; 332.1

DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2021.3/3601>

JEL: C10; G32; R13

Assessment of the investment attractiveness of companies based on classification trees

A. Yu. Kosobutskaya^{1✉}, M. A. Surzhin², A. V. Ravohanginirina³

^{1,2,3} Voronezh State University, 1 University sq., 394018, Voronezh, Russian Federation

Introduction. The effectiveness of investment decisions depends directly on the accuracy of the assessment of the investment attractiveness of an organisation performed by the investor. One of the ways to assess the investment attractiveness of a company is by using the indicators of enterprise value (EV). However, they do not guarantee accuracy when assessing the investment attractiveness of specific companies. As a result, such companies can be either overvalued or undervalued. This happens because EV does not take into account the specifics of the industry, the specifics of the smaller segments within the industry, and the specifics of economic activities in a particular region.

Purpose. To determine the EV indicators which can be used for the accurate assessment of the investment attractiveness of companies operating in a particular industry.

Methodology. In our study, we used a Classification and Regression Trees (CART) machine learning method.

Results. The article presents the results of a comparative analysis of EV indicators used to assess the investment attractiveness of companies that can be found in scientific literature and bank references. We suggest that the EV indicators used to assess the investment attractiveness of companies should be calculated based on the analysis of the industry's statistics using the CART algorithm. EV indicators should be determined by maximising the reduction of heteroscedasticity with regard to the investment potential. To test the suggested method, we used it to calculate the required current liquidity ratio, quick liquidity, the leverage ratio, and the long-term debt financing for pig farming enterprises in the Voronezh, Belgorod, Kursk, Lipetsk, and Tambov Regions.

Conclusions. The study demonstrated that the classification trees method is the most accurate in calculating the EV indicators for assessing the investment attractiveness of companies operating in a particular industry. The suggested method proved to be the most accurate in predicting all the financial coefficients for pig farming enterprises. Thus, the leverage ratio (0.35) and the concentration of borrowed capital (0.65) proved that pig farming enterprises in the Voronezh Region should be financed by borrowed capital. The long-term debt financing ratio was 0.49. The assessment of the short-term investment potential of pig farming enterprises should be more precise, since the current liquidity and quick liquidity ratios are high: 2.73 and 1.44 respectively.

Key words: enterprise value, the CART algorithm, underrated and overrated companies, agricultural enterprises, Russian regions.

Cite as: Kosobutskaya, A. Y., Surzhin, M. A. and Ravohanginirina, A. V. (2021) Assessment of the investment attractiveness of companies based on classification trees. *Proceedings of Voronezh State University. Series: Economics and Management. (3), 43–60.* (In Russ., abstract in Eng.). DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2021.3/3601>

Conflict of Interest

The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

References

- Voronin, S.M., Gavrilovets, A.V. and Kvetko, E.A. (2020) Preimushchestva primeneniya metoda «Derevo resheniy» pri otsenke investitsionnykh proyektov [Advantages of using the “Decision tree” method for evaluating investment projects]. *Upravleniye v sotsial’nykh i ekonomicheskikh sistemakh*. (1), 5-7. (In Russian)
- Votyakova, L.R. and Nurumbetova, L.R. (2019) Primeneniye dereva resheniy v ekonomicheskikh zadachakh [Application of the decision tree in economic problems]. *Tendentsii razvitiya nauki i obrazovaniya*. (50-4), 42-45. Available from: doi 10.18411 / lj-05-2019-75. (In Russian)
- Endovitsky, D.A. (ed.) (2014) [Analysis of the investment attractiveness of the organization: scientific publication]. Moscow, KNORUS Publ. (In Russian)
- Zakharova, O.I., Artyushkina, E.S. and Kholopov, S.V. (2020) Derev’ya resheniy i algoritmy ikh postroyeniya [Decision trees and algorithms of their construction]. *Eurasian Scientific Association*, (4-2 (62)), 97-99. (In Russian)
- Ilysheva, N.N. and Krylov, S.I. (2015) *Analiz finansovoy otchetnosti [Analysis of financial statements: learning guide]*. Moscow, Unity. (In Russian)
- Kosobutskaya, A.Yu. and Surzhin, M.A. (2020) Assessment of the Investment Prospect of Business. In: Treshchevskiy, Y.I. and Golikova, G.V. (eds.) *Problemy i perspektivy sovremennoy ekonomiki. Sbornik statey*. Voronezh, Istoki, Vol. 6, 98-105. (In Russian)
- Rysaeva, R.R. and Kirpikov, A.N. (2019) Formirovaniye individual’nykh normativnykh znacheniy pokazateley finansovogo sostoyaniya ekonomicheskikh sub’yektov [Formation of individual normative values of indicators of a economic subjects’ financial state]. *Vestnik sovremennykh issledovaniy*. (1.5(28)), 247-253. (In Russian)
- Senin, A.S. and Lyasnikov, N.V. (2019) Making management decisions in crisis situations based on neural network “decision tree”. *Economics & Society: Contemporary Models of Development*. (1(23)), 98-110. DOI: 10.18334/ecsoc.9.1.40541 (In Russian)
- Surzin, M.A. and Kosobutskaya, A.Yu. (2021) Approaches to establishing ratios of organizations’ investment attractiveness indicators. In: Treshchevskiy, Y.I. and Golikova, G.V. (eds.) *Problemy i perspektivy sovremennoy ekonomiki. Sbornik statey*. Voronezh, Istoki, Vol. 7, 143-153. (In Russian)
- Surzin, M.A. and Kosobutskaya, A.Yu. (2020) Factors of company investment prospects. In: Treshchevskiy, Y.I. and Nikitina, L.M. (eds.) *Management of changes in socio-economic systems. Collection of articles of the nineteenth international scientific and practical conference*. 4th July 2020, Voronezh, Russia. Nineteenth issue. Voronezh, Istoki, pp. 229-235. (In Russian)
- Sysoeva, E.F., Gavrilova, A.N. and Popov A.A. (2018) *Finansy organizatsiy (korporativnyye finansy) [Finances of organizations (corporate finance): learning guide]*. Moscow, KNORUS Publ. (In Russian)
- Terlovaya, V.I. and Sorokina, E.S. (2020) Company Investment Attractivity Monitoring. *Scientific Bulletin: finance, banking, investment*. (1 (50)), 112-120. (In Russian)
- Treshchevsky, Y.I., Gerasimenko, N.A. and Abdalkhusseyn A. (2015) Tools to increase the investment attractiveness of the regions of the Russian Federation. In: Innovative approaches to solve socio-economic, legal and educational problems in the development of modern society. Proceedings of the 1st international scientific and practical conference. 25th November 2015, Voronezh, Russia. Voronezh, Voronezh Economic and Legal Institute, pp. 97-105. (In Russian).
- Fomina, E.E. (2018) The potential of the method of classification trees in the sociological information processing. *Journal “Humanities Bulletin” of BMSTU*. (11(73)), 1-12. DOI: 10.18698/2306-8477-2018-11-574. (In Russian)
- Fedorova, E.A., Chukhlantseva, M.A. and Cherkizov D.V. (2017) Normative Values of Financial Stability Ratios: Industry-Specific Features. *Management sciences in Russia*. (2), 44-55. (In Russian).
- Chernik, A.A. (2014) Identification of the normative value of the financial stability coefficients for various types of economic activity in the application of certain policies of financial assets. *New technologies*. (3), 89-97. (In Russian).
- Chernyshova, O.N., Fyodorova, A.Y., Cherkashnev R.Y. and Pakhomov N.N. (2015) Improvement of methods of the assessment of quality of potential borrowers by the credit organizations: modern experience. *Social-Economic Phenomena and Processes*. (8), 152-161. (In Russian).
- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., & Stone, C.J. (1984). *Classification And Regression Trees (1st ed.)*. Routledge. DOI: 10.1201/9781315139470.
- Glotova, I.I., Tomilina, E.P., Doronin B.A., Klishina, Yu.E. and Uglitskiy, O.N. (2019) Investment Attractiveness of the Company: Definition Approaches and Assessment Methods. In: Romm, M.V., Vihman, V.V., Ryazanova, T.A. and Kuznetsova, P.E. (eds.) *Advances in Social Science, Education and Humanities Research: Proceedings of the International Conference on “Humanities and Social Sciences: Novations, Problems, Prospects” (HSSNPP 2019)*, 05-06 March 2019,

Novosibirsk, Russia. Atlantis Press, 843-848. DOI: 10.2991/hssnpp-19.2019.162.

20. Huang, Y.P. and Yen, M.F. (2019) A new perspective of performance comparison among machine learning algorithms for financial distress prediction. *Appl. Soft Comput.* 83, 105663–105677.

21. Jan, C.-I. (2021) Financial Information Asymmetry: Using Deep Learning Algorithms to Predict Financial Distress. *Symmetry.* (13), 443–467. DOI: 10.3390/sym13030443.

22. Konvisarova, E.V, Levchenko, T.A. and Shcherbakov, V.V. et al. (2020) The impact of regional investment attractiveness and management accounting tools on investment activities of enterprises. *LAPLAGE EM REVISTA.* 6, 320-325. DOI: 10.24115/S2446-622020206Extra-C671p.320-325.

23. Loh, Wei-Yin (2011) Classification and Regression Trees. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining*

and Knowledge Discovery. 1, 14–23. DOI: 10.1002/widm.8.

24. Melnyk, O., Adamiv, M. and Smereka, L. (2018) Diagnostics of investment attractiveness of business entities in conditions of European integration. *Economics, Entrepreneurship, Management.* 5, (1(9)), 15-22. DOI: 10.23939/eem2018.01.015.

25. Popova, A.L, Kosyakova, L.N. and Kosyakov, N.N. (2021) Investment Attractiveness of Agriculture in Contemporary Conditions. In: Bogoviz, A.V. (ed.) *The Challenge of Sustainability in Agricultural Systems. Lecture Notes in Networks and Systems.* Heidelberg: Springer International Publishing, 759-766. DOI: 10.1007/978-3-030-73097-0.

26. Ritschard, G. (2013). CHAID and Earlier Supervised Tree Methods. In: McArdle, J.J. and Ritschard, G. (eds.) *Contemporary Issues in Exploratory Data Mining in Behavioral Sciences.* RoutedledgeEditors.

Anna Yu. Kosobutskaya, Dr. Sci. (Econ.), Prof., Department of Organization Economics and Management, Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation

E-mail: anna.rodnina@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-9013-6141

Mikhail A. Surzhin, Master student, Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation

E-mail: surzhin.mihail@mail.ru

ORCID ID: 0000-0002-7396-0147

Annie V. Ravohanginirina, Postgraduate student, Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation

E-mail: vohangininie@yahoo.fr

ORCID ID: 0000-0002-0294-4553

Received 07.07.2021

Accepted 07.09.2021