© А.В. Бурков, Р.В. Пшеничных

DOI: <http://doi.org/10.15350/2409-7616.2020.4.15>

УДК 330:002

**МОДЕЛИРОВАНИЕ КОНВЕРТАЦИИ ИПОТЕЧНЫХ ЗАЯВОК МЕТОДОМ
МНОЖЕСТВЕННОЙ РЕГРЕССИИ В ТИПОЛОГИЧЕСКИХ ГРУППАХ¹**

А.В. Бурков, Р.В. Пшеничных

Бурков Алексей Владимирович,доктор экономических наук, профессор кафедры «Прикладной
статистики и информатики», ФГБОУ ВО «Марийский
государственный университет», Йошкар-Ола, Россия.ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3188-2862>

E-mail: alexey.burkov@gmail.com

Пшеничных Руслан Владимирович,аспирант, ФГБОУ ВО «Марийский государственный
университет», Йошкар-Ола, Россия.

E-mail: psheni4nov@yandex.ru

Аннотация. В статье рассматривается применение метода множественной регрессии для моделирования конвертации ипотечных заявок в типологических группах. Определение типологических групп основано на различных фазах активности рынка ипотечного кредитования и разных условиях предоставления кредита. В качестве информационной базы исследования использовалась открытая информация ПАО «Сбербанк». Представленная методика позволит произвести оценку количества принятых ипотечных заявок в зависимости от различных параметров рынка ипотечного кредитования. В качестве факторов влияющих на количества принятых ипотечных заявок были рассмотрены такие характеристики рынка как: число принятых заявок, курс доллара, средневзвешенная процентная ставка и средняя цена за квадратный метр. В работе рассмотрено несколько регрессионных моделей, на разных этапах одобрения заявок и при разной активности рынка. В данной работе рассматриваются следующие виды многомерных линейных моделей: модель прямой отбор значимых факторов и модель с применением метода гребневой регрессии. Далее был проведен анализ, качества полученных моделей, и отобраны наиболее приемлемые модели для каждой из групп. В качестве критериев оценки качества, полученных моделей использовались коэффициенты Дарбина-Уотсона, гистограммы распределения остатков, диаграммы рассеяния и средние ошибки аппроксимации. Для сравнения качества построенных моделей, также, были построены сравнительные диаграммы коэффициентов детерминации и средней ошибки аппроксимации. В заключении работы было проведено

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 20-010-00472 А «Методология применения систем распределенных реестров (технологии блокчейн) в обеспечении экономической безопасности субъектов ипотечного кластера».

сравнение используемых методов анализа с представленной в статье методикой и доказана ее эффективность. Так как, представленная методика позволит спрогнозировать нагрузку на менеджеров по ипотечному кредитованию и оптимизировать планирование ипотечной деятельности.

Ключевые слова: рынок ипотечного кредитования, регрессионный анализ, анализ в кластерах, линейная регрессия, гребневая регрессия, активность ипотечного рынка, этап действия отлагательного условия, конвертация ипотечных заявок, ПАО Сбербанк.

MODELING THE CONVERSION OF MORTGAGE APPLICATIONS BY THE METHOD OF MULTIPLE REGRESSION IN TYPOLOGICAL GROUPS

A.V. Burkov, R.V. Pshenichnov

Alexey V. Burkov,

Doctor of Economics, Professor of the Department of Applied statistics and informatics, Mari State University, Yoshkar-Ola, Russian Federation.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3188-2862>

E-mail: alexey.burkov@gmail.com

Ruslan V. Pshenichnov,

Graduate student, Mari State University, Yoshkar-Ola, Russian Federation.

E-mail: psheni4nov@yandex.ru

Abstract. *The article discusses the application of the multiple regression method for modeling the conversion of mortgage applications in typological groups. The definition of typological groups is based on different phases of mortgage market activity and different conditions for granting loans. The open information of Sberbank was used as an information base for the study. The presented methodology will make it possible to assess the number of accepted mortgage applications depending on various parameters of the mortgage lending market. As factors influencing the number of accepted mortgage applications, the following characteristics of the market were considered: the number of accepted applications, the dollar rate, the weighted average interest rate and the average price per square meter. The paper considers several regression models at different stages of approval of applications and with different market activity. In this paper, the following types of multivariate linear models are considered: the direct selection model of significant factors and the model using the ridge regression method. Further, the analysis of the quality of the obtained models was carried out, and the most acceptable models were selected for each of the groups. Durbin-Watson coefficients, residual distribution histograms, scatter diagrams and average approximation errors were used as criteria for assessing the quality of the obtained models. To compare the quality of the constructed models, comparative diagrams of the coefficients of determination and the average approximation error were also built. In the conclusion of the work, the analysis methods used were compared with the methodology presented in the article and its effectiveness was proved. Since the presented methodology will make it possible to predict the load on mortgage lending managers and optimize the planning of mortgage activities.*

Keywords: *mortgage lending market, regression analysis, cluster analysis, linear regression, ridge regression, mortgage market activity, suspensive condition stage, conversion of mortgage applications, Sberbank.*

Введение

При определённом уровне активности рынка заявки имеют свои отличительные свойства, а потребители – различные модели поведения. Например, при высоком уровне спроса потребители могут более лояльно относиться к таким факторам, как возраст дома, район города и уровень процентной ставки. При высоком спросе на недвижимость банк сталкивается с большим потоком заявок на ипотечные займы, которые необходимо своевременно обработать и предоставить клиенту информацию о действующем лимите по открытой кредитной линии. Несмотря на то, что большая часть процессов по выдаче ипотеки автоматизирована, человеческий фактор играет немаловажную роль в принятии клиентом положительного либо отрицательного решения. Проблемы ипотечного кредитования получили, по мнению авторов, широкое освещение в исследованиях, особенно можно отметить работы Кокина А.С., Осколкова И.М., Трофимовой Д.С., Ситникова Р.Р. [1], Савосиной Д.А. [2], Синиченко О.А. [3].

В качестве источника данных были использованы открытые данные ПАО Сбербанк², Минстроя России³ и официальная статистика Федеральной службы государственной статистики⁴. С мая 2018 года в ПАО Сбербанк действует «плавающий график». Сотрудникам будут давать часы отгулов за переработанное в пиковые дни время. Возникает вопрос о контроле использования рабочего времени менеджерами по ипотечному кредитованию. Разработанные модели на основе текущей активности рынка позволяют моделировать количество необходимых часов переработки либо отгулов, исходя из планируемого объема выдач.

Методы и материалы

Для учета в моделях фактора активности рынка был проведен регрессионный анализ в кластерах. В первую очередь, были построены регрессионные модели на этапе приема заявок при условии высокой активности рынка жилья и ипотеки. При построении модели методом линейной регрессии, используя прямой отбор значимых факторов, было получено уравнение регрессии:

$$\bar{y} = 173,20 + 0,34x_1 + 0,33x_2 - 9,19x_3 - 0,002x_4, \quad (1)$$

t-значения: (2,47) (3,77) (2,40) (-2,89) (-2,08)

где $\bar{y}$ – количество предоставленных кредитов,

x_1 – число принятых заявок,

x_2 – курс доллара,

x_3 – средневзвешенная процентная ставка,

x_4 – средняя цена за квадратный метр.

Коэффициент Дарбина-Уотсона равен 2,162, $DW > d_u$ ((4-2,162) > 1,810). Мы не отвергаем гипотезу о независимости случайных отклонений. Так как, при уровне значимости 0,05, автокорреляция отсутствует. О приемлемом качестве модели говорит коэффициент детерминации, который равен 0,62.

²Сведения о рынке жилищного (ипотечного жилищного) кредитования в России. Банк России. – М., 2018. №4. – 66 с.

³Открытые данные [Электронный ресурс]. Минстрой России. URL: <http://www.minstroyrf.ru/opendata>.

⁴Официальная статистика [Электронный ресурс]. Федеральная служба государственной статистики. URL: http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/tariffs.

Таблица 1. Параметры модели множественной регрессии
(Источник: составлено авторами)

Независимые переменные	Стандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Нестандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Вероятность нулевой гипотезы для свободного члена уравнения
Свободный член		-	173,20	69,98	0,02
X ₁ - количество принятых заявок	0,52	0,14	0,34	0,09	0,01
X ₂ - курс доллара	0,35	0,15	0,33	0,14	0,02
X ₃ – средневзвешенная процентная ставка	-0,57	0,20	-9,19	3,18	0,01
X ₄ - средняя цена за квадратный метр	-0,43	0,21	0,01	0,01	0,03

На основе t-критерия можно сделать вывод о том, что нулевая гипотеза отвергается ($|t_{\text{набл.}}| > t_{\text{кр.}}(1,98)$) при уровне значимости 0,05. На основе p-уровня видно, что все факторы построенной модели значимы (p-уровень < 0,05).

Рисунок 1. Гистограмма распределения остатков с графиком нормального распределения

На рисунке 1 представлен график распределения остатков. График предназначен для проверки модели на адекватность. Данный график имеет отклонения в распределении остатков, это видно на правой части графика. Но, в целом, критичные отклонения

отсутствуют. Далее, был построен график предсказанных и наблюдаемых значений, представленный на рисунке 2.

Рисунок 2. Диаграмма рассеяния

Построенная модель является адекватной, так как, диаграмма рассеивания на рисунке 2 близка к линейной. Для проверки точности данной модели на практике была рассчитана средняя ошибка аппроксимации - 14,09 %.

Далее были построены модели методом гребневой регрессии. Наиболее точная модель была получена последовательным включением значимых переменных, в результате было получено уравнение вида:

$$\bar{y} = 45,93 + 0,33x_1 - 0,003x_2, \quad (2)$$

t-значения: (2,63) (4,09) (-2,57)

где $\bar{y}$ – количество предоставленных кредитов,

x_1 - количество принятых заявок,

x_2 - средняя заработная плата по Республике Марий Эл.

Коэффициент Дарбина-Уотсона равен 1,966, $DW > d_u$ ($1,966 > 1,789$). Мы не отвергаем гипотезу о независимости случайных отклонений. Так как, при уровне значимости 0,05, автокорреляция отсутствует. Коэффициент детерминации равен 0,51. Данная модель объясняет 51 % имеющейся зависимости, что говорит о приемлемом качестве модели. Параметры полученной регрессии представлены в таблице 2.

Таблица 2. Параметры модели множественной регрессии
(Источник: составлено авторами)

Независимые переменные	Стандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Нестандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Вероятность нулевой гипотезы для свободного члена уравнения
Свободный член	-	-	45,93	17,45	0,01
X ₁ - количество принятых заявок	0,51	0,12	0,33	0,08	0,01
X ₂ - средняя заработная плата в Республике Марий Эл	-0,32	0,12	0,01	0,01	0,02

На основе t-критерия можно сделать вывод о том, что нулевая гипотеза отвергается ($|t_{\text{набл.}}| > t_{\text{кр.}}(1,98)$) при уровне значимости 0,05. Все факторы построенной модели значимы, что показывает р-уровень (р-уровень < 0,05). Для проверки модели на адекватность, был построен график распределения остатков модели, представленный на рисунке 3.

Рисунок 3. Гистограмма распределения остатков с графиком нормального распределения

При анализе гистограммы, были незначительные отклонения в центральной и правой её части. Однако, в целом, можно сказать, что распределение остатков близко к нормальному распределению. Теперь, рассмотрим график предсказанных и наблюдаемых значений, представленный, на рисунке 4.

Рисунок 4. Диаграмма рассеяния

Рисунок 4 показывает, отклонения в совпадении прямой предсказания с данными. Следовательно, можно сказать, что зависимость близка к линейной. Для проверки точности модели подставим в получившееся уравнение данные выборки. В итоге, была получена средняя ошибка аппроксимации равная 14,49 %.

Далее были построены модели на этапе действия отлагательного условия при высоком уровне активности рынка жилья и ипотеки. На этапе действия отлагательного условия решающее значение на количество выданных заявок играет количество одобренных заявок. Это обусловлено тем, что на данном этапе минимизируются риски, связанные с андеррайтингом. В то же время, высокий спрос на рынке недвижимости вносит свои корректировки в поведение потребителей, которые несомненно нужно учитывать. В первую очередь, были построены модели методом линейной регрессии. Наиболее точная модель получена методом прямого отбора значимых переменных с уравнением вида:

$$\bar{y} = -0,33 + 0,68x_1, \quad (3)$$

t-значения: (-2,21) (8,18)

где $\bar{y}$ – количество предоставленных кредитов,
 x_1 - количество одобренных заявок.

Коэффициент Дарбина-Уотсона равен 2,219, $DW > d_u$ ($(4-2,219) > 1,778$). Мы не отвергаем гипотезу о независимости случайных отклонений. Так как, при уровне значимости 0,05, автокорреляция отсутствует. Коэффициент детерминации равен 0,67. Данная модель объясняет 67 % имеющейся зависимости, что говорит о приемлемом качестве модели. Параметры полученной регрессии отразим в таблице 3.

Таблица 3. Параметры модели множественной регрессии
(Источник: составлено авторами)

Независимые переменные	Стандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Нестандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Вероятность нулевой гипотезы для свободного члена уравнения
Свободный член	-	-	-0,33	1,59	0,04
Количество одобренных заявок	0,82	0,10	0,68	0,08	0,01

На основе t-критерия можно сделать вывод о том, что нулевая гипотеза отвергается ($|t_{\text{набл.}}| > t_{\text{кр.}}(1,98)$) при уровне значимости 0,05. Рассматривая p-уровень можно сделать вывод, что все факторы построенной модели значимы (p-уровень < 0,05). Для проверки модели на адекватность на рисунке 5 представлен график распределения остатков.

Рисунок 5. Гистограмма распределения остатков с графиком нормального распределения

Можно заметить, что есть незначительные отклонения в правой части гистограммы, следовательно, можно сказать, что остатки являются нормальными. На рисунке 6 представлен график предсказанных и наблюдаемых значений

Рисунок 6. Диаграмма рассеяния

Рисунок 6 показывает, что есть отклонения в совпадении прямой модели с данными. Однако, можно сказать, что зависимость близка к линейной. Для проверки точности модели подставим в получившееся уравнение данные выборки. Средняя ошибка аппроксимации составила 13,35 %.

Далее, в рамках исследования были построены модели множественной регрессии на этапе приема заявок при условии низкой активности рынка жилья и ипотеки. Методом гребневой регрессии были построены модели конвертации ипотечных заявок. Наилучшая модель имеет уравнение вида:

$$\bar{y} = 59,05 + 0,34x_1 - 4,64x_2, \quad (4)$$

t-значения: (2,07) (3,72) (-2,06)

где $\bar{y}$ – количество предоставленных кредитов,

x_1 - количество принятых заявок,

x_2 – средневзвешенная процентная ставка.

Коэффициент Дарбина-Уотсона равен 1,795, $DW > d_u$ ($1,795 > 1,789$). Мы не отвергаем гипотезу о независимости случайных отклонений. Так как, при уровне значимости 0,05, автокорреляция отсутствует. Коэффициент детерминации равен 0,68. Представим параметры регрессии в таблице 4.

Таблица 4. Параметры модели множественной регрессии
(Источник: составлено авторами)

Независимые переменные	Стандартизированные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Нестандартизированные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Вероятность нулевой гипотезы для свободного члена уравнения
X_1 - свободный член	-	-	59,05	28,49	0,03

X_2 - количество принятых заявок	0,50	0,13	0,34	0,09	0,01
X_3 - средневзвешенная процентная ставка по Республике Марий Эл	-0,28	0,13	-4,64	2,25	0,04

На основе t-критерия можно сделать вывод о том, что нулевая гипотеза отвергается ($|t_{\text{набл.}}| > t_{\text{кр.}}(1,98)$) при уровне значимости 0,05. Все факторы построенной модели значимы так как $p\text{-уровень} < 0,05$. На рисунке 7 приведен график распределения остатков для проверки модели на адекватность.

Рисунок 7. Гистограмма распределения остатков с графиком нормального распределения

Данные совпадают с графиком нормального распределения. Для проверки точности модели построим график предсказанных и наблюдаемых значений, представленный на рисунке 8.

Рисунок 8. Диаграмма рассеяния

Из графика видно, что прямая модели расположена близко к данным, зависимость близка к линейной. Средняя ошибка аппроксимации равна 16,71 %.

Далее были построены модели конвертации ипотечных заявок на этапе действия отлагательного условия при условии низкой активности рынка жилья и ипотеки. Методом гребневой регрессии были построены модели конвертации ипотечных заявок. Модель с наибольшей точностью, описывающая имеющуюся зависимость, имеет уравнение вида:

$$\hat{y} = 254,61 + 0,56x_1 - 0,01x_2 - 13,01x_3 + 0,41x_4, \quad (5)$$

t-значения: (2,71) (5,74) (-2,45) (-2,82) (2,14)

где $\hat{y}$ – количество предоставленных кредитов,

x_1 – количество одобренных заявок,

x_2 – средняя цена аренды за квартиру по Республике Марий Эл,

x_3 – средневзвешенная процентная ставка по Республике Марий Эл,

x_4 – курс доллара.

Коэффициент Дарбина-Уотсона равен 2,107, $DW > d_u$ ((4-2,107) > 1,810). Мы не отвергаем гипотезу о независимости случайных отклонений. Так как, при уровне значимости 0,05, автокорреляция отсутствует. О приемлемом качестве построенной модели говорит коэффициент детерминации равный 0,75. Параметры модели приведены в таблице 5.

Таблица 5. Параметры модели множественной регрессии

(Источник: составлено авторами)

Независимые переменные	Стандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Нестандартизованные регрессионные коэффициенты	Стандартная ошибка	Вероятность нулевой гипотезы для свободного члена уравнения
Свободный член	-	-	254,61	94,03	0,01
X_1 - количество одобренных заявок	0,65	0,11	0,56	0,10	0,01
X_2 - средняя цена аренды на квартиру по Республике Марий Эл	-0,78	0,32	-0,01	0,01	0,02
X_3 - средневзвешенная процентная ставка по Республике Марий Эл	-0,77	0,27	-13,01	4,62	0,01
X_4 - курс доллара	0,41	0,19	0,41	0,19	0,04

На основе t-критерия можно сделать вывод о том, что нулевая гипотеза отвергается ($|t_{\text{набл.}}| > t_{\text{кр.}}(1,98)$) при уровне значимости 0,05. Построенная модель является значимой, поскольку, р-уровень модели меньше 0,05. для проверки модели на адекватность построим график распределения остатков, представленный на рисунке 9.

Рисунок 9. Гистограмма распределения остатков с графиком нормального распределения

График распределения остатков не имеет значимых отклонений от графика нормального распределения. На рисунке 10 представлен график предсказанных моделью и наблюдаемых значений.

Рисунок 10. Диаграмма рассеяния

Из рисунка видно, что прямая уравнения регрессии хорошо совпадает с точками наблюдаемых/фактических значений. Средняя ошибка аппроксимации равна 12,74 %.

Результаты

С целью сравнения качества построенных моделей построим диаграмму коэффициентов детерминации полученных моделей.

Рис. 11. Диаграмма коэффициентов детерминации построенных моделей
(Источник: составлено авторами)

Из рисунка 11 видно, что модель, построенная методом линейной регрессии на этапе приема заявок, имеет большее значение, коэффициента детерминации, а значит обладает большей точностью. Для дальнейшего сравнения построенных моделей построим диаграмму средней ошибки аппроксимации построенных моделей.

Рисунок 12. Диаграмма средней ошибки аппроксимации построенных моделей

На основе полученных результатов, наиболее точной является модель, построенная на этапе действия отлагательного условия, при низком уровне активности рынка жилья и ипотеки. Средняя ошибка аппроксимации данной модели составляет 12,74 %. Это хороший результат, который с успехом можно использовать на практике. Наименьшую точность показала модель, построенная на этапе приема заявок, при условии низкой активности рынка. Средняя ошибка аппроксимации данной модели составляет 16,71 %. Причиной снижения точности модели служит процесс андеррайтинга, который является конфиденциальным и снижает точность прогнозных значений. Этап приема заявки является первым этапом в воронке продаж ипотечных продуктов, что делает приемлемым для использования на практике данной модели.

Стоит отметить, что средняя ошибка аппроксимации наиболее точных моделей, построенных на каждом из этапов обработки заявки в кластерах, выше, чем по моделям, построенным по общей выборке. Это еще раз доказывает зависимость количества выданных кредитов от активности рынка жилья и ипотеки, а также эффективность выбранных инструментов анализа.

Выводы

Полученные модели на практике намного эффективней действующих методов планирования ипотечной деятельности. Именно за счет агрегации данных удалось получить столь высокие результаты моделирования. Рассматривая каждую заявку по отдельности, определяя вероятность ее конвертации, сложно получить достоверные данные. Заявка, которая по всем параметрам подходит под выдачу, может уйти в отказ от обстоятельств, никак не зависящих от банка. Причинами могут служить: отказ от покупки квартиры, покупка квартиры за наличный расчет или решение взять кредит в другом банке. На текущий момент в Сбербанке расчет конвертации принятых и одобренных заявок происходит за счет сбора и передачи информации от менеджеров по ипотечному кредитованию к вышестоящему руководству. На основе текущих настроений клиента выбираются заявки и маркируются как высокопотенциальные. Чем больше срок нахождения заявки в статусе отлагательного условия, тем больше доля высокопотенциальных заявок в работе у менеджера по ипотечному кредитованию. Данная схема имеет серьезные минусы. В первую очередь, менеджер по ипотечному кредитованию не может отслеживать текущий статус заявок, находящихся в его базе. Нормативное количество заявок в базе 70 штук, а активности с клиентами происходят в среднем раз в неделю. Во-вторых, на момент приема заявок менеджер по ипотечному кредитованию может пометить как высокопотенциальные только те заявки, по которым уже выбран или почти выбран объект недвижимости, а таких заявок в среднем около 15 %. Чем меньше срок отлагательного решения по заявке, тем больше вероятность правильной маркировки. Но правильный прогноз может не дать положительного эффекта по причине отсутствия времени для применения корректирующих действий. Таким образом, действующие методы моделирования конвертации ипотечных заявок малоэффективны. С учетом трудозатрат на сбор информации от линейных сотрудников до руководства проще отказаться от данного метода планирования в пользу моделей, построенных в рамках данного исследования.

Литература:

1. Кокин А.С., Осколков И.М., Трофимова Д.С., Ситников Р.Р. Анализ современного состояния рынка ипотечного жилищного кредитования в России // Экономика: вчера, сегодня, завтра. – 2018. – № 5А (8). – С. 127-142. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=37056592>.

2. Савосина Д.А. Развитие рынка ипотечного кредитования в России / Сборник Фундаментальные и прикладные исследования в науке и образовании. сборник статей Международной научно-практической конференции. -Уфа: Аэтерна, 2020. – С. 100-103. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=41880513>
3. Синиченко О.А. Особенности льготного ипотечного кредитования в России // Вектор экономики. – 2020. – № 9 (51). – С. 22. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44044878>
4. Шумейко А.А. Статистический анализ развития ипотечного кредитования в России // Актуальные вопросы экономики и управления: материалы V Междунар. науч. конф. - М.: Издательский дом «Буки-Веди», 2017. – С. 68-73. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29420114>
5. Егорова А.А., Акимова Е.М. Анализ ситуации на рынке ипотечного кредитования в России // Экономика и предпринимательство. – 2018. – № 12 (101). – С. 1087-1091. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=36722289>.
6. Домашенко Д.В., Щеголев А.С. Показатели банковской деятельности - опережающие индикаторы социально-экономического развития регионов (на примере Центрального Федерального Округа) // Федерализм. – 2019. – № 2 (94). – С. 138-155. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=38576129>.
7. Wang, Z., Crook, J., & Andreeva, G. Reducing estimation risk using a bayesian posterior distribution approach: Application to stress testing mortgage loan default // European Journal of Operational Research. - 2020. - № 287(2). - P. 725-738. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.04.020>
8. Sirignano, J., & Giesecke, K. Risk analysis for large pools of loans // Management Science. - 2019. - № 65(1). - P. 107-121. DOI: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2947>
9. Айдамирова Л.Д. Особенности и проблемы ипотечного кредитования в России // Бюллетень науки и практики. – 2020. – № 6. – С. 413-419. DOI: <https://doi.org/10.33619/2414-2948/54/55>
10. Картвелишвили В.М., Николаева А.В. Рынок секьюритизации ипотечного кредитования // Вестник Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова. – 2016. – № 2 (86). – С. 122-129. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=25896417>
11. Файзуллин И.Э., Салахова А.Р. Ипотечное кредитование в условиях кризиса // Российское предпринимательство. – 2009. – № 5-1. — С. 99-102. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29736472>
12. Орлова И.В., Турундаевский В.Б. Краткосрочное прогнозирование ипотечного кредитования // Статистика и экономика. – 2013. – № 6. – С. 175-177. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=20902438>
13. Орлова И.В. Эконометрическое моделирование последствий экономического кризиса 2008-2009 годов на темпы роста ВВП в различных странах // Фундаментальные исследования. - 2020. – № 4. – С. 62-69. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42831246>
14. Бабешко Л.О., Орлова И.В. Инструментарий современного эконометрического моделирования. – М.: Центркаталог, 2020. – 336 с. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42923596>
15. Бабешко Л.О. Эконометрическое прогнозирование по разнородной информации. – М.: Вега-Инфо, 2016. – 232 с. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=26880196>

References:

1. Kokin A.S., Oskolkov I.M., Trofimova D.S., Sitnikov R.R. Analysis of the current state of the mortgage lending market in Russia. *Economy: yesterday, today, tomorrow*, 2018, no. 5A (8), pp. 127-142. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=37056592>
2. Savosina D.A. *Development of the mortgage lending market in Russia*. Ufa, Aeterna Publ., 2020 pp. 100-103. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=41880513>

3. Sinichenko O.A. Features of preferential mortgage lending in Russia. *Vector of Economics*, 2020, no. 9 (51), pp. 22. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44044878>
4. Shumeiko A.A. *Statistical analysis of the development of mortgage lending in Russia*. Moscow, Buki-Vedi Publ., 2017, pp. 68-73. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29420114>
5. Egorova A.A., Akimova E.M. Analysis of the situation on the mortgage lending market in Russia. *Economics and Entrepreneurship*, 2018, no. 12 (101), pp. 1087-1091. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=36722289>
6. Domashchenko D.V., Shchegolev A.S. Banking indicators - leading indicators of socio-economic development of regions (on the example of the Central Federal District). *Federalism*, 2019, no. 2 (94), pp. 138-155. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=38576129>
7. Wang Z., Crook J., Andreeva G. Reducing estimation risk using a bayesian posterior distribution approach: Application to stress testing mortgage loan default. *European Journal of Operational Research*, 2020, no. 287 (2), pp. 725-738. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.04.020>
8. Sirignano J., Giesecke K. Risk analysis for large pools of loans // *Management Science*, 2019, no. 65 (1), pp. 107-121. DOI: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2947>
9. Aydamirova L.D. Features and problems of mortgage lending in Russia. *Bulletin of Science and Practice*, 2020, no. 6, pp. 413-419. (In Russian) DOI: <https://doi.org/10.33619/2414-2948/54/55>
10. Kartvelishvili V.M., Nikolaeva A.V. The market for securitization of mortgage lending. *Bulletin of the Russian University of Economics. G.V. Plekhanov*, 2016, no. 2 (86), pp. 122-129. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=25896417>
11. Faizullin I.E., Salakhova A.R. Mortgage lending during the crisis. *Russian Journal of Entrepreneurship*, 2009, no. 5-1, pp. 99-102. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29736472>
12. Orlova I. V., Turundaevsky V. B. Short-term forecasting of mortgage lending. *Statistics and Economics*, 2013, no. 6, pp. 175-177. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=20902438>
13. Orlova I.V. Econometric modeling of the consequences of the economic crisis of 2008-2009 on the rate of GDP growth in different countries. *Fundamental research*, 2020, no. 4, pp. 62-69. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42831246>
14. Babeshko L.O., Orlova I.V. *Toolkit for modern econometric modeling*. Moscow, Tsentrkatalog Publ., 2020, 336 p. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42923596>
15. Babeshko L.O. *Econometric forecasting based on heterogeneous information*. Moscow, Vega-Info Publ., 2016, 232 p. (In Russian) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=26880196>

Submitted: 30 September 2020

Accepted: 02 November 2020

Published: 07 November 2020