

4. Точицкая И., Могилевский Р. Внешняя торговля Кыргызской Республики: состояние и перспективы. – Варшава: Центр экономических и социальных исследований, 2001.
5. [www.sti.gov.kg](http://www.sti.gov.kg) - сайт Журнала «Нормативные акты КР»
6. [www.minfin.kg](http://www.minfin.kg) - сайт Министерства Экономики и Финансов КР

**Рецензент: д.э.н., профессор Биримкулова К.Д.**

УДК 336.719:004.9

**Джалбиев Э. А., Амирова З. П.**

т.и.к., доцент, И.Раззаков атындагы КМТУнин Экономикадагы информациялык системалар кафедрасынын башчысы,  
И.Раззаков атындагы КМТУнин Экономикадагы информациялык системалар кафедрасынын магистранты

### **МААЛЫМАТТЫК ТЕХНОЛОГИЯЛАРЫН КОЛДОНУП КОММЕРЦИЯЛЫК БАНКТАРДЫН НАСЫЯЛЫК ПОРТФЕЛЬ ТОБОКЕЛИНИН САНДЫК БААСЫН ЧЕЧУУ ЫКМАЛАРЫ**

*Макалада Монте – Карло жана нейротүйүн ыкмаларын колдонуу менен орчундуу коэффициенттин аныктоого түзүлгөн карыз алуучу дефолтунун мүмкүнчүлүктөрү каралган. Эксперименттүү иш жөндөмдүүлүк системасы, моделдөө системасы иштелип чыккан.*

**Негизги сөздөр:** *насыялык тобокел, маалымат системасы, VaR, болжолдоо, өзгөчө окуя.*

**Джалбиев Э. А., Амирова З. П.**

к.т.н., доцент, зав. кафедры Информационные системы в экономике  
КГТУ им. И.Раззакова,  
магистрант кафедры Информационные системы в экономике КГТУ им. И.Раззакова

### **КОЛИЧЕСТВЕННОЙ ОЦЕНКИ РИСКОВ КРЕДИТНОГО ПОРТФЕЛЯ КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА И СПОСОБ ИХ РЕШЕНИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

*В статье рассмотрен один из методов управления риском кредитного портфеля, построенного на применение метода Монте-Карло и нейросети при определении весовых коэффициентов для определения возможности дефолта заемщика. Проведено моделирование системы и экспериментальное исследование работоспособности разработанной системы.*

**Ключевые слова:** *кредитный риск, информационная система, VaR, прогнозирование, рисковое событие.*

**E. A. Dzhalbiev, Z.P. Amirova**

Ph.D., Associate Professor, Head of the Department Information Systems in Economics  
KSTU n.a. I.Razzakova,  
Master of the Department Information Systems in Economics KSTU n.a. I.Razzakova

**QUANTITATIVE ASSESSMENT OF THE RISKS OF THE COMMERCIAL BANK'S  
LOAN PORTFOLIO WITH THE WAY TO SOLVE THEM USING INFORMATION  
TECHNOLOGY**

*The article considers one of the methods of risk management of the loan portfolio. Built on the application of the Monte Carlo method and neural network in determining of weight coefficients in determining the possibility of default of the borrower. The system was simulated and an experimental study of the operability of the system developed.*

**Key words:** *credit risk, information system, VaR, forecasting, risk event.*

На современном этапе развития науки и техники, при широком применении информационных технологий и повсеместном распространении интернет технологий, в банковской деятельности так же начинаются трансформации. Так как возросшая конкуренция на финансовых рынках за клиента и распространения небанковских финансовых компаний, предъявляет повышенные требования к традиционным банковским учреждениям и их услугам. Данные требования относятся к качеству и сроку предоставления операций и услуг банками. Что вынуждает банки инвестировать значительные финансовые ресурсы в информационные технологии и исследования.

Всоответствии с чем даннаястатьярассматриваетодну из актуальнейших проблем, это количественную оценку рисков кредитного портфеля коммерческого банка.

В современных реалиях, видоизменяются операции и услугифинансово-кредитных учреждений, что приводит к разнообразию услуг и операций предоставляемые банками клиентам. Что так же приводит к видоизменению кредитных рисков. А согласно исследований PricewaterhouseCoopers (PwC) совместно с Центром по изучению финансовых инноваций (Centre for the Study of Financial Innovation; CSFI) в 2012 году, кредитный риск это один из значительных рисков в деятельности банков, он занимает второе место в рейтинге значительных рисков присущих деятельности финансово-кредитных учреждений.

Анализ методик оценки кредитных рисков показал, что чаще всего риск отождествляется с угрозой (невыполнения обязательств со стороны заемщика) или с комбинацией угрозы и уязвимости (процесса согласования и выдачи кредита). Но в новых реалиях с развитием информационных технологий данный параметр можно снизить, так как;

- Применение новых технологий в практической деятельности финансово-кредитных учреждениях, влечет не только появление новых угроз и уязвимостей, но и так же дает возможность анализа большинства параметров этих угроз и уязвимостей;
- Угрозы чаще всего могут быть как внешние, так и внутренние по отношению к банку и зависят от множества факторов, в соответствии с чем, вероятность ее реализации труднопрогнозировать;
- Для оценки причинно-следственныхсвязей наступления рисковогособытия, требуется применение сложного математического аппарата;
- Происходит наложение и пересечениерисков, что приводит к усложнению расчетариска всего кредитногопортфелякоммерческогобанка.

Дляболее эффективного расчета риска кредитного портфеля, предлагаем прогнозировать вероятностьрисковогособытия. Что даст, по нашему мнению, более полную оценку, и возможность работы на опережение.

Одной из проблем существующих методик в оценке кредитного риска заключается в сложности получения объективных количественных оценок. И если величину ущерба посчитать можно, выразив его через качество кредитного портфеля, которое оценивается посредством коэффициента качества кредитного портфеля. То прогнозирование вероятности рискового события с приемлемой точностью является весь материал трудоемкой и трудновыполнимой задачей.

Для решения этой задачи на практике применяются методы прогнозирования вероятности случайного события. Все многообразие методов прогнозирования можно разделить на экспертные (интуитивные) и формализованные.

Каждый из применяемых методов имеет как преимущества, так и недостатки, так для нивелирования недостатков одних методов другими, предлагаем использовать комбинацию методов при оценке рисков, включающие экспертные, статистические и структурные методы прогнозирования.

Так на первоначальном этапе, функцию вероятности рискового события задается аналитически группой экспертов на основе разработанных метрик, и на ее основе проводится обучение нейросети по определению вектора весовых функций, что позволяет автоматизировать процесс управления кредитованием банковской деятельности. Что отвечает современным реалиям. Но в данной работе рассматриваем процесс оценки кредитного риска при выдаче кредитов. Данную подсистему предлагаем построить на основе методологии Value-at-Risk (VaR).

Основными элементами при вычислении значения VaR являются доверительный уровень и длина временного интервала, на который рассчитывается данный показатель. Доверительный уровень выбирается согласно отношению к риску или регламентируется регулирующими органами. В качестве временного горизонта очень часто используется период времени, в продолжение которого кредитный портфель не подвергался существенным изменениям.

Дадим определение Value-at-Risk — это выраженная в базовой валюте оценка величины убытков, которую с заданной вероятностью (доверительной вероятностью) не превысят потери портфеля в течение заданного периода времени:

$$P\{[Loss]_p < VaR\} = p$$

где  $Loss_p$  — величина убытков по портфелю,

$p$  — заданный доверительный уровень.

Максимальные убытки по анализируемому кредитному портфелю состоят из: ожидаемых (Expected Loss,  $EL_p$ ) потерь и неожиданных (Unexpected Loss,  $UL_p$ ) потерь.

$$VaR^\alpha = Expected Loss + Unexpected Loss$$

Ожидаемые потери (Expected Loss) — это математическое ожидание потерь в случае невыполнения контрагентом установленных договором обязательств. Рассчитывается данный показатель по формуле:

$$EL_p = \sum_{i=1}^N ((1 - PD_i) * 0 + PD_i * CE_i * (1 - RR_i))$$

$$EL_p = \sum_{i=1}^N (PD_i * CE_i * (1 - RR_i))$$

где  $PD_i$ (probabilityofdefault)— вероятность наступления дефолта  $i$ -го заемщика;

$CE_i$ (creditexposure)— стоимость подверженных риску активов в момент наступления дефолта;

$RR_i$ (recoveryrate)— уровень возмещения потерь по кредиту.

Неожиданные потери (Unexpected Loss)представляют собой отклонение от величины средних ожидаемых потерь и определяют уровень кредитного риска портфеля. Вычисление неожиданных потерь осуществляется по формуле:

$$\text{Unexpected Loss} = \text{VaR}^\alpha - \text{Expected Loss}$$

Для расчета VaR в соответствии с рекомендациями Базельского комитета по банковскому надзору обычно выбирается уровень надежности, равный 99%. Временной горизонт вычисления VaR для кредитных портфелей, в основном, принимается равным одному году.

Если требуется оценить вероятность наступления дефолта отдельного заемщика  $PD_i$ , то необходимо, прежде всего, выделить основные характеристики заемщиков, оказывающие непосредственное влияние на неспособность клиента-заемщика выполнить свои обязательства. Специфика данных, влияющих на указанную переменную, требуют применения логит-модели. Логит-модель позволяет лучшим образом отразить связь различных факторов риска и дефолтов, принимающих бинарные значения 0 или 1.

$$P\{y_i = 1|X\} = \Lambda(x * \beta)$$

$$\text{где } y_i = \beta_0 + \beta_1 * x_{1i} + \beta_2 * x_{2i} + \dots + \beta_k * x_{ki} + \varepsilon_i$$

где  $i$ — номер взятого заемщика ( $i= 1, \dots, n$ ),

$\beta_k$ — весовые коэффициенты;

$\varepsilon_i$ — случайная величина,

$\Lambda$  — логит-функция.

В качестве результирующего параметра используется бинарная переменная, которая отражает факт наступления дефолта  $i$ -ого заемщика. Переменная  $y$  может принимать следующие значения:

$$y = \begin{cases} 0, & \text{в случае своевременного исполнения обязательств} \\ i - \text{м заёмщиком} \\ 1, & \text{в случае дефолта } i - \text{го заемщика.} \end{cases}$$

Согласно опубликованным исследованиям, основными финансовыми показателями, используемыми при построении моделей предсказания дефолта, являются  $x_i$ — коэффициент финансового состояния и устойчивости компаний-заемщиков, его отраслевую принадлежность и другие качественные характеристики.

Для количественной оценки кредитного риска строим эмпирическую функцию распределения потерь по кредитному портфелю и рассчитываем значение VaR.

В связи с ограниченностью объема статьи, в настоящей работе не рассмотрена информационный модуль для оценки и управления риском, и не приведена логика работы

данного специализированного приложения. Но приведем некоторые элементы системы. Интерфейс программы создан на C#, база данных реализована на SQL, оценка приоритетов значений степени важности параметров уравнения осуществлялась при помощи специализированной программы написанной на C# и встроенной в основное приложение, оценка весовых коэффициентов построенная на применение многослойного персептрона выполнена на Python 3.4. Приложение имеет возможность встраивания в корпоративную сеть и получения данных из внешних источников посредством как локальной, так и внешних сетей.

Для оценки работоспособности была проведена моделирование системы. Дляэтого смоделирована работа коммерческого банка по выдаче кредитов.

Исходными данными являлось:

- сумма займа каждого заемщика;
- кредитный рейтинг заемщика;
- дефолты по кредитам, в каждой группе заемщиков .

Данные предоставлены в Таблице 1.

Каждый заемщик отнесен к конкретной группе, в соответствии с внутренней градацией заемщиков согласно присвоенному рейтингу.

Таблица 1.

<b>Кредитный портфель ОАО «Виртуальный Банк»</b>			
<b>Кредитный рейтинг</b>	<b>Число заемщиков</b>	<b>Количество дефолтов</b>	<b>Сумма займа (сом)</b>
<b>A</b>	112	3	6 205 287 533
<b>B</b>	154	7	11 926 497 428
<b>C</b>	144	12	7 301 977 580
<b>D</b>	136	8	6 589 571 455
<b>E</b>	25	2	860 303 936
<b>Итого</b>	<b>571</b>	<b>32</b>	<b>32 883 637 932</b>

На основе смоделированных данных рассчитана дефолтность каждой группы заемщиков относительно внутреннего рейтинга (Таблица 2).

Таблица 2.

<b>Соотношение уровня дефолтности и рейтинга заемщика</b>	
<b>Рейтинг</b>	<b>Вероятность дефолта</b>
<b>A</b>	$p_A = 0,0268$
<b>B</b>	$p_B = 0,0455$
<b>C</b>	$p_C = 0,0833$
<b>D</b>	$p_D = 0,0588$
<b>E</b>	$p_E = 0,08$

При проведении имитационного моделирования с применением метода Монте-Карло, число итераций выставлено 10 000.

По результатам эксперимента построили эмпирическую функцию распределения потерь. Показана на Рис.

Так при заданном доверительном уровне  $P_L=0,99$  с горизонтом в один год для оцениваемого портфеля максимальные убытки составили 1 813 648 930 сом.

Максимальные убытки банка, которые делятся на ожидаемые и не ожидаемые, то находим значение неожиданных потерь по портфелю с использованием следующей формулы:

$$UL = \text{Credit VaR} = \text{VaR}^{99\%} - EL$$

$$UL = 1\ 813\ 648\ 930 - 1\ 324\ 276\ 355 = 489\ 372\ 575 \text{ сом.}$$

В процентном выражении уровень кредитного VaR портфеля составляет 5,5% от суммы всех кредитов портфеля.



Рис. Эмпирическая функция распределения

Следовательно, с применением частотного подхода к оценке вероятности, применением концепции VaR и метода Монте-Карло были получены следующие характеристики кредитного портфеля коммерческого банка:

- Размер ожидаемых потерь по каждому заемщику  $EL_i$ ;
- Количественная оценка ожидаемых потерь по кредитному портфелю  $EL_p = 1\ 813\ 648\ 930$  сом.;
- Размер не ожидаемых потерь по кредитному портфелю  $UL_p(\text{Credit VaR}^{99\%}) = 489\ 372\ 575$  сом.

Результаты эксперимента подтверждают эффективность применения современных информационных технологий в практической деятельности финансово-кредитного учреждения.

Разработанный модуль для оценки кредитного риска коммерческого банка позволяет:  
во-первых - автоматизировать процесс оценки кредитного риска банка;  
во-вторых - дать количественную и качественную оценку;  
в-третьих – управлять кредитным риском банка.

Также данный инструмент в виде модуля информационной системы является универсальным, если рассматривать банковские операции как производные от кредитных операций, тогда данную методику и модуль можно использовать для широкого спектра банковских операций.

**Список использованной литературы:**

1. Ивлиева С.В. "Исследование кредитного риска методом Монте-Карло"
2. Loffler, G. Credit Risk Modelling Using Excel and VBA [Text] / G. Loffler, P. Posch. — Chichester: John Wiley & Sons, 2007. — 261 p.

**Рецензент: д.т.н. Джолдошов Б.О.**

УДК 330.322.011:004.9

**Джалбиев Э. А., Аракеева Ф. С.**

т.и.к., доцент, И.Раззаков атындагы КМТУнин Экономикадагы  
информациялык системалар кафедрасынын башчысы,  
И.Раззаков атындагы КМТУнин Экономикадагы информациялык системалар  
кафедрасынын магистранты

**МААЛЫМАТТЫК ТЕХНОЛОГИЯНЫ КАБЫЛ АЛУУДА ИНВЕСТИЦИЯЛЫК  
ДОЛБООРДУН ИНТЕГРАЛДЫК БААНЫН НАТЫЙЖАЛУУЛУГУ**

*Макалада инвестициялык долбоорлордун интегралдык натыйжалуулугун баалоо гана эмес, скаляризация векторунун жеке натыйжалуу көрсөткүчтөрү жана долбоордун сапаттык мүнөздөмөлөрү каралган. Маалымат тармагынын автоматташтыруу баасын жана ишке ашыруу мүмкүнчүлүктөрүн берилген логиканын негизинде көрсөтүү. Бул чечим кабыл алуу процессинде жана инвесторду ыңгайлуу курал менен жабдыланышына жол берет.*

**Негизги сөздөр:** башкаруу, инвестициялык долбоору, натыйжалуу көрсөткүчтөр, интегралдык баалоо, маалымат тармак

**Джалбиев Э. А., Аракеева Ф.С.**

к.т.н., доцент, зав. кафедры Информационные системы в экономике  
КГТУ им. И.Раззакова,  
магистрант кафедры Информационные системы в экономике КГТУ им. И.Раззакова

**ИНТЕГРАЛЬНАЯ ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПРОЕКТА  
С ПРИМЕНЕНИЕМ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**