

Контос (Жукова) Е. Г.

аспирант, МИЭПП

e-mail: ezoukova@gmail.com

Нейронные сети в банковском бизнесе: исследование влияния экзогенных факторов

По причине ряда недостатков классических методов математического моделирования, обнаруженных в процессе их использования в банковской сфере, была сделана попытка обращения к новым методам. В частности, был предложен метод автоматического построения обучаемой нейронной сети которая имитирует выходные сводные банковские показатели на основании ряда входных демографо-экономических показателей страны дислокации. Предлагается новый подход к исследованию влияния входных факторов нейронной сети на единственный выходной. В качестве апробации исследовано влияние ряда выбранных экзогенных (демографо-экономических) факторов на такой выходной банковский показатель как «Изменение процента просроченных задолженностей по выданным кредитам» на данных двенадцати стран Европейского содружества. Результаты апробации могут служить эмпирическим доказательством правомочности предлагаемого метода.

Ключевые слова: математическая модель, банковский бизнес, нейросетевое моделирование, экзогенные факторы.

Kontos (Zhukova) E. G.

postgraduate student of MIEPL

Neural networks in the banking business: study of the influence of exogenous factors

Due to a number of weaknesses of the mathematical models found in use in the banking industry, the author proposes the use of new methods such as the «automatic generation of a trained neural network». The neural network simulates outgoing consolidated banking indicators based on the input of a number of economic and demographic indicators associated with the country of the banks' location. This new approach was designed to research the influence of input factors in the neural network on a single output factor. It was tested using data of twelve (12) European countries and researching the influence of a few selected exogenous (economic and demographic) indicators on the «Percentage of Bank Non-performing loans». The results may be used as empirical evidence for the eligibility of the proposed method.

Keywords: banking models, neural network modeling, exogenous factor.

В продолжение исследования применения нейронных сетей банковской сфере ¹ рассмотрим влияние на них различных экзогенных факторов.

Анализ

История развития математического моделирования в банковском бизнесе насчитывает уже более 80-и лет и включает в себя множество разнообразных моделей имеющих всё же общие недостатки которые ограничивают их широкое использование. К наиболее важным недостаткам математических моделей классического типа (построенным на базе статистических и вероятностных методов), используемых в банковском бизнесе, можно отнести следующие:

- Экономический смысл и содержание теряется за математической формой представления в процессе формализации данных.
- При формализации банковской деятельности невозможно обойтись без общих допущений которые искажают существующую реальность.
- В большом потоке данных зачастую упускаются скрытые закономерности которые не учитываются в процессе формализации.
- Трудно (или даже невозможно) формализовать и отбросить информационный шум.
- Нет оценок чувствительности уже созданных математических моделей к экзогенным факторам банковской деятельности таким как, к примеру, спрос на банковские продукты, финансовые пузыри, стихийность инвестиций для большинства инвесторов, изменение уровня безработицы и инфляции, и т.д.
- Ограниченные возможности адаптации готовых разработок к характеристикам конкретного банка или к быстро меняющимся внешним факторам.

Поэтому, несмотря на бурное развитие как математического моделирования в банковской сфере, так и прикладных программных средств, они мало применяются в практической деятельности банков.

В течение последних десятилетий арсенал средств математического моделирования пополнился новыми подходами, такими как, к примеру, нечёткая логика, нейросетевое моделирование, нечёткая логика с использованием нейросетевого моделирования и другими.

¹ Контос (Жукова) Е.Г. Использование нейронных сетей в процессе построения новой эффективной модели банковской системы // Ученые записки РАП: Роль и место цивилизованного предпринимательства в экономике России: Сб. науч. трудов / Под общей ред. В.С. Балабанова. Вып. XXXVII. — М.: Российская академия предпринимательства; Агентство печати «Наука и образование», 2013.

Созрели все предпосылки (как теоретические так и технические) к разработке прикладных (в том числе и банковских) нейронных сетей (с нечёткой логикой или без таковой). В частности, представляется целесообразной разработка методики построения математических нейросетевых моделей позволяющих учитывать влияние экзогенных факторов таких как демографическая статистика или колебание учётных ставок центробанков и других экономических факторов района дислокации банка.

Недостатком метода нейро-сетевого моделирования являются трудности в построении самой сети так как это требует глубоких знаний нейросетевого программирования. Но уже существуют готовые системы-приложения которые могут быть использованы для прикладных разработок, как например, ANFIS (Adaptive neuron fuzzy inference system) или MatLab. В частности, после подробного изучения доступного арсенала функций последнего из них (в той его части которая специализирована на инициации и тренировке нейронных сетей), нам показалось интересным попытаться найти такое их(функций) сочетание, которое бы воплотило в себе оптимальную имитационную нейронную сеть(одну или несколько) на конкретном наборе входных и выходных данных. При этом, мы попробовали двигаться в направлении обратном общепринятому в создании нейронных сетей, полагая архитектуру искомой нейронной сети так называемым «чёрным ящиком», внутренние составляющие которого не определены разработчиком, а подобраны автоматически самой системой (с помощью нами разработанной программы) на основании правила «проб и ошибок». Программа нахождения оптимального сочетания функций построения и тренировки такой нейронной сети (имитирующей выбранные показатели результатов банковской деятельности на заданных демографо-экономических показателях) была написана для широко-известного и специализированного программного приложения MatLab по ниже приведённому алгоритму. Для каждой из шести(6) функций инициализации нейронной сети (предположительно подходящих к условиям конкретной задачи) осуществлялись вложенные друг в друга циклы перебора по функциям тренировки (19 шт.), исполнения и оценки ошибки (7 шт.), обучающей адаптации (15 шт.), активации синапсов (13 шт.), инициации слоёв сети (2 шт.), количества слоёв сети. Каждая комбинация всех выше перечисленных функций-переменных автоматически встроена в текущую (исследуемую на данном этапе) нейронную сеть. Созданная нами, на основании этого алгоритма, процедура позволяет задавать параметрически следующие переменные и пороги:

- Входной и выходной наборы данных (input dataset sample) в виде матриц в формате MatLab.
- Максимально допустимые значения оценок средне-квадратичных ошибки на этапах тренировки, проверки, теста и на полном наборе данных.

Для апробации описанной выше программы, в качестве входных данных, были подобраны наборы данных по выбранным для примера демографо-экономическим факторам страны (или региона) дислокации банков для двенадцати (12) Европейских стран за 10-летний период. В качестве выходных данных, мы подобрали хронологически и территориально соответствующие данные сводных банковских показателей. В результате, удалось автоматически выявить оптимальные нейронные сети, удовлетворяющие заданным характеристикам-параметрам уровней средне-квадратичных ошибок.

Учитывая тот факт что параметры запуска программы могут быть различными, в то время как начальные значения весов сети и смещений всегда случайны, результирующие оптимальные нейронные сети будут различными для каждого нового запуска программы. При этом, так как ошибка прогноза будет зависеть от характеристик каждой конкретной нейронной сети, повторные запуски программы позволят пользователю выбрать наилучший её (сети) вариант. Нам удалось проследить общие, стабильно повторяющиеся, тенденции оптимальных комбинаций функций.

Однажды натренированная на реальных данных имитационная нейронная сеть может быть использована для изучения влияния изменения значений входных факторов на выходные. Для этого с помощью нашей программы были построены оптимальные нейронные сети на нескольких (в нашем случае, для примера, девяти) входных экзогенных факторах (таких как, Рейтинг Уровня потребления, Рейтинг Уровня инвестиций, Рейтинг Уровня Сбережений частного сектора, Рейтинг активности населения, Процент работающего населения, Усреднённый годовой процент инфляции, ВВП на душу населения, Процентные ставки по долгосрочным кредитам, Процентные ставки по краткосрочным кредитам) с целью имитации значений какого-либо **одного** выбранного фактора банковских результатов (в нашем случае «Изменение процента просроченных задолженностей по выданным кредитам» («Bank nonperforming loans to Total loans»).

В результате апробации и анализа полученных результатов на конкретном примере входных и выходных данных, мы пришли к заключению, что:

- для пяти стран (Бельгия, Франция, Финляндия, Италия и Ирландия) с низким уровнем ошибки имитации (до 3,15%), зависимость такого показателя банковской деятельности как «Изменение процента просроченных задолженностей по выданным кредитам» от выбранных демографо-экономических показателей региона действительно существует и может быть дальше исследована;
- для всех других стран (по которым такой процент ошибки колеблется от 4,5% для Люксембурга до 5,26% для Испании), выбранный набор входных демографо-экономических показателей региона видимо не оказывает достаточного однозначного влияния на конкретный выбранный показатель банковской деятельности и, следовательно, должен быть изменён с целью попытки построения новых оптимальных сетей.

Задаваясь вопросом: а какой именно входной фактор из всего набора не позволяет добиться желаемого уровня средне-квадратичной ошибки и должен быть заменён, мы пришли к проблеме оценки устойчивости созданных оптимальных нейронных сетей. Учитывая то что наши нейронные сети динамические и нелинейные, вопрос о том как оценить их устойчивость и её границы является не простым. Прямой метод для анализа устойчивости решений систем дифференциальных уравнений был предложен Ляпуновым в 1898 году. Были сделаны попытки его теоретического развития в смысле применения на круговые и линейные нейронные сети, описываемые дифференциальными уравнениями с запаздыванием². Один из альтернативных подходов к анализу устойчивости линеаризованных нелинейных динамических систем в программах нейронного управления сложными техническими установками, был предложен Буянкиным В.М. и Ковалевой С.К. в их статье, где предлагается новый метод анализа аппроксимируемой устойчивости нелинейных динамических систем путем вычисления производных первого порядка любого нейросетевого узла с учетом первоначального изменения момента нагрузки. Но там же отмечается, что касательно устойчивости нелинейных динамических систем, уже долгое время широко применяются прямой метод Ляпунова и методы анализа линейной устойчивости. Однако поиск необходимой функции Ляпунова представляется довольно затруднительным³.

² Хохлова Т.Н. Устойчивость нейронных сетей. ЮУГУ, Хроники ОФЭРНиО. – 2011. – 7(33). Челябинск (<http://www.delwin.lact.ru/smo2011/Khohlova.pdf>)

³ Буянкин В.М. (к. т. н. МГТУ им. Н.Э.Баумана), Ковалева С.К. (к. ф-м. н. РНЦ «Курчатовский институт»). Анализ локальной устойчивости, базирующийся на затухании высших производных ошибки обучения нейронных сетей. (http://www.rusnauka.com/6_PNI_2012/Informatica/1_102572.doc.htm)[*] [In-line.WMF](#)[*].

Опираясь на классическое определение устойчивости по Ляпунову, но преломляя (адаптируя) его применительно к конкретному случаю нейронных сетей и исследования пригодности («устойчивости») отдельных входных факторов для каждой из стран, мы **предлагаем считать** что для каждой конкретной нейронной сети (как решения задачи соответствия входного набора данных выходному), выдающей среднеквадратичные ошибки:

$$\varphi_{ij}(t, \varepsilon_0), i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m,$$

где n – количество входных факторов, m – количество лет наблюдений на исходном наборе входных данных $x_{ij}(t, \varepsilon_0), i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$ при отклонении исходных данных на величину $\varepsilon_0 = 0$ **какой-либо конкретный входной фактор** имеет **устойчивое** влияние на выбранный выходной фактор, если найдутся такие $\varepsilon > 0$ что для всех из них будет существовать такое единое правило $\delta(\varepsilon) > 0$ что для любого набора входных данных

$$\forall x_{ij}(t, \varepsilon), _ _ _ |x_{ij}(t, \varepsilon) - x_{ij}(t, \varepsilon_0)| = \varepsilon, \text{ при } i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m, (1)$$

для разниц соответствующих средне-квадратичных ошибок всегда имеют место неравенства:

$$\forall \varepsilon > \varepsilon_0 _ _ _ | \varphi_{ij}(t, \varepsilon) - \varphi_{ij}(t, \varepsilon_0) | < \delta(\varepsilon), \text{ при } i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m, (2)$$

Тогда **нейронная сеть** будет считаться «**устойчивой в смысле влияния определённого уровня ε и правила $\delta(\varepsilon)$** » если все её входные факторы имеют «устойчивое влияние определённого порядка ε » на исследуемый выходной фактор.

Если, при таком $\varepsilon > 0$ хотя бы для одной среднеквадратичной ошибки $\varphi_{ij}(t, \varepsilon)$ для какого-либо входного фактора на значениях какого-либо года выборки, неравенство (2) не выполняется, то построенная оптимальная нейронная сеть является **неустойчивой**.

Принимая во внимание, что:

- Поиск строгой функциональной зависимости $\delta(\varepsilon)$ мог бы стать предметом самостоятельного исследования (имея в виду его трудоёмкость и необходимость дальнейшей разработки теоретической базы),
- Цель нашего исследования не включает в себя создание какой-то конкретной нейронной сети для конкретного практического использования, но включает разработку методологии исследования зависимостей входных и выходных данных нейронной сети, для данного исследования было решено **ограничиться использованием концепции как таковой** с примене-

нием значений ε и δ , найденных эмпирическим путём на основании визуального анализа отклонений среднеквадратичных ошибок, полученных на разных отклонениях входных данных. Например, пусть порядок изменения d совпадает с порядком изменения ε , который не превышает его пятикратного значения, так что если $\varepsilon = 1\%$, то значения d должны быть меньше, чем $(\varepsilon * 5) = 5\%$ (так же как при $\varepsilon = 0,1\%$, $\delta < \varepsilon * 5 = 0,5\%$).

Чтобы апробировать предложенный нами метод оценки устойчивости, нужно было организовать процедуру генерации заданного отклонения входных данных и оценки отклонения выходных значений. Наша идея состояла в том чтобы на построенных оптимальных нейронных сетях попробовать имитировать значение выходного параметра полученного на наборе входных данных последовательно увеличивая (или уменьшая) значение одного (но каждого) из входных факторов на параметрически заданный процент от его первоначального значения для того чтобы оценить степень влияния входных переменных на выходной фактор. Для этого был создан алгоритм автоматического перебора и фиксирования усреднённого результата, а именно, процента разницы средне-квадратичных ошибок, полученных для новой имитации (на изменённом входном наборе) и имитации с оригинальными значениями входного вектора. Согласно этому алгоритму:

- Производится начальная имитация значений выходного вектора и оценка среднеквадратичной ошибки (по всем годам) *на неизменённом* входном наборе для каждого фактора и конкретной страны. В результате создаётся таблица средне-квдратичных ошибок по строкам равная количеству исследуемых стран и по столбцам равная количеству исследуемых входных факторов.
- Каждый элемент входного набора (конкретнее, значение одного фактора для одного конкретного года) последовательно изменяется на параметрически заданный процент. В результате, для каждой исследуемой страны получается таблица S средне-квадратичных ошибок с количеством строк равным количеству входных факторов и количеством столбцов равным количеству лет входной выборки.
- Значения всех годовых показателей для одного фактора и одной страны (по строкам каждой таблицы, полученной на втором шаге) усредняются и таблица средне-квадратичных ошибок для каждой страны компонуется («складывается») в вектор усреднённых средне-квадратичных ошибок по каждому фактору.

- Усреднённая (по годам изменённого входного значения / имитации) средне-квадратичная ошибка фиксируется в общей таблице результатов имитации для всех стран и факторов.
- После этого вычисляется разница соответствующих значений таблиц полученных на неизменённом и на изменённом входных наборах.
- В зависимости от цели исследования, данная функция используется с разными значениями параметра «процента изменения входных данных» с целью получения сравнительной таблицы результатов для какой-либо одной конкретной страны на разных величинах изменений входных данных.
- Сводная (сравнительная) таблица для одной страны на разных величинах изменений входных данных должна быть проанализирована на предмет «глобального» влияния с точки зрения абсолютных значений наибольшего и наименьшего влияния.
- В случае выявления «стабильных» (на всех значениях изменений) факторов с минимальным влиянием, эти факторы должны быть заменены другими (новыми) входными факторами и процесс построения, тренировки и сравнительной оценки новой оптимальной нейронной сети должен быть начат с начала.

Нами разработанный алгоритм позволяет задавать параметрически следующие переменные и пороги:

- входной набор данных (dataset) в виде рабочего набора (Workspace) формата MATLAB, включающего в себя оригинальные входные и выходные наборы данных и оптимальные сети для каждой из исследуемых стран;
- начальная и конечная позиции процентных изменений входных данных (при том что величины возможных процентных изменений заданы по умолчанию и представлены числовой последовательностью: {1e-6, 1e-5, 1e-4, 1e-3, 1e-2, 1e-1, 5e-1, 1, 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100}, где 1e-5 = 0,00001).

С помощью предложенного алгоритма оценки влияния входных факторов на единственный выходной посредством предлагаемой оценки устойчивости, мы проанализировали устойчивость отдельных входных факторов для всех стран (независимо от полученной оценки процент ошибки имитации). В результате, большинство входных факторов на большинстве стран оказались устойчивыми для полученных оптимальных нейронных сетей, при том, что большинство из сравнительно значимых отклонений, выявивших неустойчивость, пришлось

именно на те страны по которым были получены наибольшие проценты ошибочных результатов имитации на оригинальном (неизменённом) наборе входных данных. Этот факт может являться подтверждением выше высказанному нами предположению по поводу того что для этих стран, выбранный набор входных демографо-экономических показателей региона не оказывает достаточного однозначного влияния на конкретный выбранный показатель банковской деятельности (а именно, «Изменение процента просроченных задолженностей по выданным кредитам»). Теперь же, к этому можно добавить ещё и то, что *предложенная нами оценка устойчивости, выявляет конкретные входные факторы которые должны быть заменены во входном наборе какими-либо другими факторами в случае необходимости оценки их влияния на конкретно заданный выходной фактор.*

Действительно, заменив выявленные неустойчивые входные факторы другими и построив новые оптимальные нейронные сети (с новыми входными наборами), для таких стран как Германия(DE), Франция(FR), Нидерланды(NL), Швеция(SE), Люксембург(LU), Австрия(AT), мы получили второй набор оптимальных нейронных сетей с достаточно низким процентом ошибочных результатов имитации уже для всех 12-и стран (а именно, приблизительно от 0,1% для FI, до 1,8% для DE). Это *подтверждает наше предположение о том что предложенная нами оценка устойчивости является допустимым инструментом для поиска входных демографо-экономических факторов оказывающих наибольшее влияние на выбранный банковский показатель.*

Несмотря на то, что подбор оптимального набора входных факторов на основании оценки их «устойчивости» является одним из главных значимых свойств (или преимуществ) предложенного нами второго алгоритма, не менее важным его функциональным значением обладают также и таблицы сводных результатов изменений входных данных для каждой конкретной, отдельно взятой, страны.

На основании проведённого исследования отклонений входных данных на диапазоне от 0.000001% до 200%, таблицы сводных результатов отклонений по каждой из стран были также автоматически построены для некоторых из «благополучных» (в смысле устойчивости) стран, а именно, для Испании(ES), Люксембурга(LU), Бельгии(BE), Италии(IT), Дании(DK). Анализ этих таблиц позволил сделать следующие выводы:

1. Прослеживается общая тенденция максимального влияния (на выходной фактор) со стороны таких «родственных» (по смыслу) вход-

ных факторов как «Процент работающего населения» («Employment rate») и «Рейтинг активности населения» («Activity rate») для всех стран кроме Люксембурга, в то время как для Люксембурга со стороны таких факторов как «Процентные ставки по долгосрочным кредитам» и «Изменение остатков на текущих счетах в банках». Все эти результаты никак не противоречат здравому смыслу а значит и могут служить эмпирическим доказательством правомочности предложенного метода исследования влияния экзогенных факторов на показатели банковской деятельности.

2. Относительно минимального влияния, не смотря на то, что на разных странах они получились различными (а именно, «Уровень потребления» для всех стран кроме Люксембурга и «Изменение резервных фондов» для Люксембурга), это тоже не вызывает сомнений (или другими словами не противоречит какой-то общей логике вещей).

3. Даже то что результаты полученные для Люксембурга сильно отличаются от результатов полученных для всех других стран выглядит вполне логичным в силу общеизвестных, и именно, демографо-экономических, особенностей этой страны.

4. Выше отмеченное позволяет утверждать что:

- а) Созданный алгоритм исследования влияния экзогенных факторов на результаты банковской деятельности с помощью оптимальных нейронных сетей является допустимым механизмом исследования и может быть успешно использован на практике (как на уровне отдельных локальных банков так и на уровне банковской системы в целом).
- б) Влияние экзогенных факторов на результаты банковской деятельности **не является универсальным** и может сильно различаться для разных стран (или регионов)

5. Предложенная оценка устойчивости позволяет обнаружить (выделить из целого набора) конкретные входные факторы влияние которых на выбранный выходной (фактор) не может быть однозначно оценено для конкретной страны (даже если для других стран этот фактор является устойчивым).

Область практического применения данного исследования, носящего междисциплинарный характер, достаточно широка, так как может быть утилизирована как с технической так и с экономической стороны предлагаемого решения. Предлагаемый нами технический подход предоставляет новые возможности узкоспециализированным исследователям (не являющимся корифеями математического моделирования и

программирования) вообще и специалистам банковского дела в частности для использования нейронных сетей. В то же время, значение создания «механизма» изучения влияния экзогенных факторов на показатели банковской деятельности невозможно переоценить как с точки зрения контроля, планирования и маркетинга отдельно взятой финансовой организации, так и с точки зрения построения новой динамической модели банковской деятельности в глобальном её понимании для поддержания ликвидности и предупреждения кризисов в банковском секторе в целом.

Используемые источники

1. Контос (Жукова) Е.Г. Использование нейронных сетей в процессе построения новой эффективной модели банковской системы // Ученые записки РАП: Роль и место цивилизованного предпринимательства в экономике России: Сб. науч. трудов / Под общей ред. В.С. Балабанова. Вып. XXXVII. – М.: Российская академия предпринимательства; Агентство печати «Наука и образование», 2013.
2. Хохлова Т.Н. Устойчивость нейронных сетей. ЮУГУ, Хроники ОФЭРНиО, 7(33), 2011, Челябинск (<http://www.delwin.lact.ru/smo2011/Khohlova.pdf>).
3. Буянкин В.М. (к. т. н. МГТУ им. Н.Э.Баумана), Ковалева С.К. (к. ф-м. н. РНЦ «Курчатовский институт»). Анализ локальной устойчивости, базирующийся на затухании высших производных, ошибки обучения нейронных сетей. (http://www.rusnauka.com/6_PNI_2012/Informatica/1_102572.doc.htm)[*| In-line.WMF*].