

Содержательный анализ устойчивости банка искусственным интеллектом

Буздалин А.В.

Благодаря современному развитию науки и техники компьютерные системы становятся незаменимыми помощниками человека, начиная с ним конкурировать в таких областях, где его (человека) лидерство еще совсем недавно считалось незыблемым. Речь идет об искусственном интеллекте, вычислительных алгоритмах, действующих по образу и подобию мышления человека.

Уже сегодня интеллектуальные экспертные системы получили широкое распространение в различных областях человеческой деятельности, особенно в медицине. Основными отличительными достоинствами систем искусственного интеллекта являются:

- возможность отвечать на задаваемые человеком вопросы на языке, свойственном предметной области;
- обрабатывать огромные массивы первичного статистического материала, сублимировать его в сжатую информативную форму, выявлять реальные причинно-следственные связи в короткие временные промежутки.
- качество действия интеллектуальных систем, то есть точность производимых ими выводов, может превосходить средний человеческий уровень.

Благодаря таким возможностям системы искусственного интеллекта могут быть эффективно использованы в банковском анализе, особенно в пруденциальном надзоре, где получение правил логических выводов не мыслимо без широкого использования эмпирических методов.

Предлагаемая методика анализа работы кредитных организаций на основе систем искусственного интеллекта позволяет:

1. проводить анализ текущего состояния банка;
2. прогнозировать будущее состояние банка;
3. классифицировать банки по степени текущего или будущего благополучия;
4. получать общие (суммарные) числовые оценки состояния банков;
5. давать четкую экономическую интерпретацию производимым оценкам;
6. осуществлять настройку системы в соответствии с непрерывно меняющимися экономическими реалиями;
7. выявлять наиболее важные слабые и сильные стороны в работе банков, отбрасывая несущественную (шумовую) информацию;
8. реализовать индивидуальный подход в анализе банков, что особенно актуально при анализе наиболее крупных из них, структурообразующих;
9. кластеризовать (сгруппировать) банковское сообщество по типу и качеству деятельности;
10. проводить анализ банков в короткие временные промежутки в автоматическом режиме по "экспресс-схеме";
11. форма эмпирических логических правил получения прогнозных оценок близка к нормативным актам, что позволяет использовать их в нормативотворческой деятельности.

1. Искусственный интеллект, что это такое

1. Моделирование хода мысли

Бурно протекающий в последние десятилетия процесс развития вычислительной техники преобразовал многие сферы человеческой жизни. Задачи, решение которых еще не так давно существовали лишь теоретически, стали доступны многим, не выходя за пределы собственной квартиры. В такой ситуации компьютер, который еще совсем недавно использовался лишь как усовершенствованный аналог арифмометра или печатной машинки, постепенно становится незаменимым помощником и советником человека, начинающий конкурировать с ним не только лишь в скорости счета и хранении больших объемов информации, но и в святой святых человеческого интеллекта, – принятии решений и получении новых знаний. С этим связано развитие, так называемых, систем искусственного интеллекта, превращающие прибор, компьютер, в мыслящее существо, способное получать и обрабатывать информацию, саморазвиваться и самообучаться, четко формулировать ответы на нечетко сформулированные человеком вопросы, принимать решения.

Само название “искусственный интеллект” предполагает, что она связано с некоторым неодушевленным процессом по форме напоминающим мыслительную деятельность человеческого мозга. В этой связи системы искусственного интеллекта можно условно разделить на две категории:

1. моделирующие деятельность мозга на физиологическом уровне;
2. моделирующие ход человеческих мыслей и рассуждений.

К первому типу систем можно отнести нейронные сети, получившие в последнее время большое распространение и ставшие очень популярными в среде биржевых игроков.

Ко второму типу систем, а именно о них в дальнейшем пойдет речь, относятся системы, позволяющие из огромных массивов разрозненных данных выявлять существенную информацию, систематизировать ее, тем самым формулируя новые знания о предметной области, и на их основе производить выводы по тем или иным проблемам.

На сегодняшнем этапе развития таких систем еще рано говорить о том, что они могут полностью вытеснить человека при принятии окончательных решений. Вместе с тем уже сейчас их можно рассматривать как полноценных компаньонов человека, способных разглядеть в море информации то существенное ядро, на выявление которых человеку потребовались бы многие годы, и выявив его, дать адекватный совет, как необходимо поступить в сложившейся ситуации. Причем, не просто сказать, что необходимо сделать, но и обосновать на вербальном уровне необходимость таких действий, соотнести их с целесообразностью других возможных решений.

Уже сейчас экспертные системы на основе искусственного интеллекта широко применяются в человеческой практике, в частности в медицине при диагностике и лечении заболеваний. Хотя они и не в состоянии заменить первоклассных специалистов, но могут работать выше среднего уровня обычных медиков, а даваемые ими рекомендации в любом случае целесообразно принимать к сведению.

В основе действия экспертных систем лежит выявление и анализ логических правил принятия решений. Чтобы понять предлагаемые теоретические конструкции, хорошо пояснить их простым наглядным примером из жизни.

Допустим, что человек, собираясь утром на работу, пытается решить, как ему следует одеться по погоде (тепло или легко). Он может рассуждать следующим образом.

Во-первых, на улице дует сильный ветер и идет дождь, следовательно, стоит одеться потеплее.

Во-вторых, из окна видно, что прохожие на улице тепло одеты, следовательно, и мне стоит одеться потеплее.

В-третьих, по радио передали, что погода днем будет теплой и солнечной, следовательно, стоит одеться легко.

Вместе с тем я знаю, что в последнее время прогнозы погоды ошибаются, а тепло одетые прохожие лучшим образом свидетельствуют о том, что и мне следует тепло одеться. С другой стороны у меня есть два комплекса аргументов, чтобы одеться тепло, и лишь один, чтобы одеться легко, поэтому целесообразно одеться потеплее.

Таким образом, как ни рассуждай, приходим к одному и тому же, нужно одеться тепло.

Только что описанный ход рассуждений может быть строго формализован в терминах математической логики. А именно, человек перед принятием решения имеет совокупность наблюдений

$(X_1 = \text{"ДА"}, X_2 = \text{"ДА"}, X_3 = \text{"ДА"}, X_4 = \text{"НЕТ"}, X_5 = \text{"НЕТ"})$, где

$X_1 = \{\text{дует ветер}\}$;

$X_2 = \{\text{идет дождь}\}$;

$X_3 = \{\text{прохожие тепло одеты}\}$;

$X_4 = \{\text{по радио прогноз холодной погоды}\}$;

$X_5 = \{\text{лежит снег}\}$.

Помимо наблюдений у человека имеется набор логических правил принятия решения $Y = \{\text{необходимо тепло одеться}\}$.

1. если $(X_1 = \text{"ДА"}) \& (X_2 = \text{"ДА"}) \Rightarrow Y = \text{"ДА"};$
2. если $(X_3 = \text{"ДА"}) \Rightarrow Y = \text{"ДА"};$
3. если $(X_4 = \text{"НЕТ"}) \Rightarrow Y = \text{"НЕТ"};$
4. если $(X_5 = \text{"ДА"}) \Rightarrow Y = \text{"ДА"}$

Здесь символ “&” означает логическое произведение или конъюнкцию и читается как “и”, а символ “ \Rightarrow ” читается как “следовательно”.

Далее человек определяет, условиям каких правил удовлетворяют его наблюдения. Так, наблюдения удовлетворяют правилам 1), 2), 3), и не удовлетворяют правилу 4) (снега нет). Соответственно дальше идет анализ только первых трех правил.

Поскольку наблюдения удовлетворяют сразу условиям трех правил, то человеку необходимо выбрать одно из них, на основе которого он примет окончательное решение.

Для этого каждому правилу присваивается свой вес ω_i , $i = 1, \dots, 4$, характеризующие приоритеты одних правил перед другими. Обычно значения весов определяются из соотношения: чем больше вес, тем реже правило ошибается (тем реже приводит к неверным решениям). В нашем примере веса правил удовлетворяют неравенству $\omega_3 < \omega_1 < \omega_2$. В соответствии с чем наибольшим приоритетом среди действующих правил обладает второе, в соответствии с которым человек должен принять решение тепло одеться.

С другой стороны, итоговый вывод может быть сделан и из других соображений. Человек может сосчитать число работающих логических правил, которые “голосуют” за теплую одежду ($Y = \text{“ДА”}$), и число работающих правил, которые голосуют против ($Y = \text{“НЕТ”}$). Число первых 2, а число последних 1, следовательно принимается решение о необходимости тепло одеться.

Важно отметить, что набор логических правил и их приоритеты (веса) в сознании человека не возникают просто так, одномоментно. А приобретаются путем долгого жизненного обучения, зачастую методом проб и ошибок, наблюдая поведение других людей и прислушиваясь к их советам. И чем дольше человек живет, тем лучше он обучается предметной области, тем лучше и полней система его логических правил, тем точней оценка их приоритетов, и как следствие – качественней верней принимаемые им решения.

1. Особенности метода

Пример из предыдущего параграфа позволяет понять общий принцип действия экспертных интеллектуальных систем, которые могут применяться в самых разнообразных областях, в том числе и при анализе деятельности банков.

В этом случае в качестве информации о состоянии банка будем брать последовательность признаков (X_1, \dots, X_n) , среди которых могут быть, например:

- прибыль/убытки банка больше -3% от активов;

- банк не выполняет норматив достаточности капитала;
- произошли изменения в руководстве банка;
- банк не работает с физическими лицами;
- много негативных упоминаний о банке в прессе;

и т.д.

Логические правила m , построенные на основе этих характеристик:

$$P_j) \left(X_{i_1} = \text{"ДА"/"НЕТ"} \right) \& \dots \& \left(X_{i_k} = \text{"ДА"/"НЕТ"} \right) \Rightarrow Y_j ,$$

где i_1, \dots, i_k подмножество индексов из $1, \dots, n$, будут делать вывод Y_j о положении банка, который является либо оценкой качества или особенностей его деятельности (например, признак общего благополучия банка) или видом применяемого регулирующего решения относительно анализируемого банка (например, отзыв лицензии).

Особенно важно, что при получении оценки или при принятии решения на основе

логических правил P_j относительно некоторого банка, помимо итоговых выводов присутствует и четкое объяснение (мотивировка) причин принимаемых решений. Так,

объяснением является выполнение условий выбранного логического правила P_j , то есть наличие у банка комбинации признаков

$$\left(X_{i_1} = \text{"ДА"/"НЕТ"} \right) \& \dots \& \left(X_{i_k} = \text{"ДА"/"НЕТ"} \right) .$$

Таким образом, экспертная система позволяет получить не только ответ на нужный вопрос об устойчивости банка, но и аргументацию, причем на языке, понятным специалистам-экономистам.

Вместе с тем, построение экспертной системы, то есть вывод логических правил принятия решений происходит в процессе "обучения". Важно то, что это обучение происходит эмпирически, путем анализа реальных статистических и фактологических данных, без лишнего вмешательства человека. То есть компьютерная система сама производит обучение, не требуя априорной информации о структуре логических правил. Логические правила строятся так, чтобы они были адекватны происходящим в действительности процессам.

Тем самым, происходит автоматическое (эмпирическое) формирование знаний о предметной области. Компьютер, как человек, сопоставляет причины и следствия, определяя их взаимосвязь, и приобретает новые знания, которые может впоследствии использовать при решении возникающих вопросов. Причем форма компьютерных знаний и методов получения решений совпадает с человеческим миропониманием, при этом по сложности компьютерные логические правила могут даже превосходить человеческие.

Приведем пример знания, полученного эмпирическим путем в процессе обучения системы искусственного интеллекта, призванной прогнозировать ухудшение состояния кредитных организаций (в данном случае речь идет о повышении групп проблемности письма ЦБ РФ №457).

Вычислительный алгоритм после анализа статистических данных выявил, что если у банка наблюдается сочетание следующих признаков:

1. норматив мгновенной ликвидности (Н2) < 27%;

2. доля обязательств в пассивах $> 87\%$,

то он (банк) или уже проблемный или неминуемо ухудшит свое состояние в ближайшем будущем.

Как показала проверка, корректность правила полностью подтвердилась. Так, расчет проводился по состоянию на 01.06.99г., а на 01.07.99г. все банки, ем удовлетворившие, находились в 3 или 4 группах проблемности.

Причем, построенное правило свидетельствует о том, что вышеназванное сочетание двух признаков является наиболее важной информацией о состоянии этих банков и именно это является важнейшей причиной неблагополучия их состояния. Вместе с тем одновременное соответствие показателей совокупности банков некоторому правилу свидетельствует об определенной эквивалентности их состояния, основанной на эквивалентности наиболее существенной информации о их работе.

С экономической точки зрения эмпирически полученное правило имеет вполне ясный смысл: низкая ликвидность банка при большой доли обязательств является негативным фактором. То есть объяснение произведенных выводов о состоянии 7 банков дано на понятном экономисту языке, но это сделал бездушный компьютер!

Предлагаемый подход к анализу банков на основе систем искусственного интеллекта обладает рядом преимуществ по сравнению с другими методами, перечислим только некоторые из них.

1. Методика позволяет давать экономическую интерпретацию производимым выводам.
2. Методика обеспечивает индивидуальный подход к анализу каждого банка с учетом его особенностей.
3. Метод обеспечивает минимальность ошибок. Это достигается именно за счет индивидуальности подхода.
4. Система искусственного интеллекта позволяет не только формировать логические правила, но и проводить их анализ по степени "близости", взаимозависимости. Тем самым производится построение метаструктуры логических правил, то есть систематизация выявленных логических правил.
5. Системы искусственного интеллекта позволяют в сравнительно малые временные промежутки обрабатывать огромные массивы взаимопроверчивой информации, непосильной человеческому разуму, проводить самообучение и получать структурированную базу знаний.
6. С технической стороны построение логических правил принятия решений производится на основе четко действующего алгоритма, исключающего полный перебор возможных комбинаций признаков, который немислим даже при не очень значительных объемах исходной информации.

1. Содержательная сторона методики

1. Задача классификации

Действие интеллектуальных систем анализа банков удобно рассматривать как методику классификации. Так, в случае, когда действие экспертной системы направлено на получение рекомендаций по принятию решений, в качестве классификационных групп

будут выступать всевозможные типы допустимых решений. Если же экспертная система направлена на оценку качества деятельности банков, то классификационными группами будут основные градации финансового благополучия кредитных организаций.

Вместе с тем в дальнейшем будут рассматриваться только два основных типа классификационных задач.

1. Оценка текущего состояния коммерческого банка. В этом случае классификация производится по двум группам: G и B , банк “хороший” или “плохой” на данный момент соответственно.
2. Оценка будущего состояния коммерческого банка. Как и в предыдущем случае, классификация проводится по двум группам:

G') банк хороший на данный момент и будет оставаться таковым на протяжении ближайших k месяцев;

B') банк или уже плохой или станет плохим в течении ближайших k месяцев.

Наполнение содержанием понятий хороший (плохой) банк может зависеть от контекста решаемой задачи и субъективных интересов лиц принимающих решения. Так, в частности, понятие хороший банк для частного вкладчика может отличаться от понятие хороший банк с точки зрения ЦБ РФ. Однако, если изначально четко определить цели применения системы искусственного интеллекта, то четко определится и смысл групп классификации.

При этом в дальнейшем ограничимся пониманием хорошего банка, как банка, к деятельности которого отсутствуют серьезные претензии со стороны ЦБ и нет необходимости проводить корректирующее вмешательство в его работу.

Таким образом, решение задачи классификации первого типа (группы G, B) можно рассматривать как основную проблему оперативного надзора, а решение задачи классификации второго типа (группы G', B') можно рассматривать как основную проблему пруденциального надзора, призванного выявить на ранней стадии серьезные недостатки в работе банков.

Как уже отмечалось, интеллектуальные экспертные системы представляют по сути совокупности логических правил принятия решений (классификаций) с определенными принципами их взаимодействия. Опишем более строго форму представления логических правил. Предположим, что состояние каждого анализируемого банка описывается совокупностью бинарных признаков (X_1, \dots, X_n) , принимающих значения 1 (“ДА”) или 0 (“НЕТ”).

Конструирование таких бинарных признаков можно проводить на основе самой разнообразной информации. Как на основе формальных балансовых данных (числовая форма), так и на основе вербальной информации (нечисловая форма). Числовые показатели могут как “фиксировать” состояние банка на определенную дату, так и отражать изменение других показателей за определенный временной промежуток.

Простейший способ получения бинарных характеристик на основе числовых показателей функционирования банка заключается в ведении пороговых значений. Пусть, например, Z некоторый такой числовой показатель, а z_1, \dots, z_m некоторые как-то определенные для него пороговые величины. Тогда на основе показателя Z можно построить m бинарных признаков X_1^Z, \dots, X_m^Z по правилу

$$X_i^Z = \begin{cases} 1, & \text{если } Z \geq z_i \\ 0, & \text{если } Z < z_i \end{cases}, \text{ где } i = 1, \dots, m.$$

В том случае, если изначально банковский показатель (D) имеет нечисловую форму и принимает m градаций d_1, \dots, d_m , бинарные признаки X_1^D, \dots, X_m^D могут быть получены по правилу

$$X_i^D = \begin{cases} 1, & \text{если } D = d_i \\ 0, & \text{если } D \neq d_i \end{cases}, \text{ где } i = 1, \dots, m.$$

Например, в качестве показателя D может выступать информация о связи банка с криминальными группировками, а градации такой характеристики могут быть следующие

$d_1 = \{\text{банк точно имеет связь с криминалом}\};$

$d_2 = \{\text{банк точно не имеет связи с криминалом}\};$

$d_3 = \{\text{точно не известно есть ли связь с криминалом}\};$

и т.д.

Предположим что экспертная система состоит из n логических правил P_1, \dots, P_n , каждое (j -ое) из которых, в случае соответствия его условиям наблюдений (X_1, \dots, X_n) , рекомендует классифицировать банк к группе Y_j , где Y_j принимает значения G (G') или B (B'). Условия логических правил заключаются в наличие у банка определенных комбинаций значений некоторой части бинарных признаков (X_1, \dots, X_n) . Математически каждое логическое правило можно записать следующим образом

$$P_j) (X_{i_1} = \delta_{i_1}) \& \dots \& (X_{i_k} = \delta_{i_k}) \Rightarrow Y_j,$$

где i_1, \dots, i_k некоторое подмножество индексов из $1, \dots, n$, а величины δ_i принимают значения 0 или 1 (обозначения: “&” -читается как “и”; “ \Rightarrow ” -читается как “следовательно”).

При получении классификации банков на основе системы искусственного интеллекта помимо логических правил необходимо иметь еще и структуру их приоритетов,

задаваемую весовыми коэффициентами $\omega_1, \dots, \omega_n$. Обычно вес правила зависит от величин ошибок, получаемых на его основе. Чем реже правило приводит к неверным классификациям, тем выше его вес.

Стандартная процедура получения итоговой классификации банка на основе логических правил P_1, \dots, P_n производится следующим образом. На первом этапе ищется то подмножество логических правил в общей их совокупности, условиям которых удовлетворяет набор бинарных признаков анализируемого банка. Таких правил может оказаться несколько, причем разные из них могут рекомендовать различные классификации. Возникает ситуация “спора”. Поэтому на втором этапе ищется в выделенной совокупности правило с наибольшим весом, то есть наиболее компетентное, реже всего ошибающееся, и в соответствии с этим правилом производится итоговая классификация. При этом, условия этого правила, то есть комбинацию значений выделенных бинарных признаков, можно расценивать как объяснение произведенной классификации. Причем, форма такого объяснения предельно удобна для восприятия. Так, объяснение будет заключаться в том, что некоторые числовые показатели деятельности банка лежат в некоторых пороговых границах, а некоторые нечисловые признаки принимают определенные свои градации.

Помимо только что описанного принципа получения итоговой классификации банка можно использовать и другую процедуру, действующую по аналогии с известным классификационным алгоритмом КОРА. Для этого на первом этапе, как и в предыдущем случае, выявляются те логические правила, условиям которых удовлетворяют бинарные признаки анализируемого банка. Затем подсчитывается общее число (s_1) правил в выделенной совокупности, которые рекомендуют классифицировать банк к группе G (G'), и общее число (s_2) правил, которые рекомендуют классифицировать банк к группе B (B').

Если окажется, что $s_1 > s_2$, то в итоге банк классифицируется к группе G (G'), в противном случае - к группе B (B'). Данный подход по своей сути напоминает процесс голосования, где в качестве голосующих выступают логические правила. Так, каждое логическое правило имеет возможность проголосовать тремя способами:

1. “воздерживаюсь”, если бинарные признаки банка не удовлетворяют условиям правила;
2. “за”, если бинарные признаки удовлетворяют условиям правила и правило рекомендует классифицировать банк к группе G (G');
3. “против”, если бинарные признаки удовлетворяют условиям правила и правило рекомендует классифицировать банк к группе B (B').

).

В заключении параграфа опишем общий принцип построения логических правил. Уже говорилось, что правила получаются в процессе обучения системы искусственного интеллекта на реальных эмпирических данных. В качестве таких эмпирических данных берутся значения всевозможных бинарных признаков на определенные даты или за определенный период, а также некоторая информация об уровне благополучия банков на те же даты или его изменения в последующем. Подобного рода информацию всегда можно найти, по крайней мере, в ретроспективном плане, собирая сведения об отзыве банковских лицензий или анализируя изменения групп проблемности банков в соответствии с письмом ЦБ РФ №457. Причем, такая информация не обязательно должна быть полной и абсолютно точной. Важно лишь чтобы она отражала общие соотношения между “хорошими” и “плохими” банками, была репрезентативна. После того как такая информация собрана, математический алгоритм производит анализ причинно-следственных связей и автоматически формулирует логические правила.

1. Оценка текущего состояния банка

Для оценки текущего состояния коммерческого банка необходимо провести обучение экспертной системы, что требует первоначальной информации о значениях бинарных характеристик для некоторой совокупности банков, плюс некоторую информацию о том, какие банки являются плохими, а какие – хорошими. Такая информация не обязательно должна быть точной, может быть неполной, то есть доступной только лишь для некоторых банков. Более того, такая информация может быть получена за счет включения в анализируемую выборку банков, представленных значениями бинарных характеристик на предыдущие даты, чье последующее состояние было достоверно хорошим или достоверно плохим.

После построения логических правил на основе обработки обучающей информации, каждый банк может быть классифицирован как хороший, или как плохой. Вместе с тем при оценке состояния банка важно не только получить итоговую оценку его надежности, но и выявить его слабые и сильные стороны, определить их отдельный вклад в общем показателе благополучия.

Именно возможность проведения такого анализа является одной из основных достоинств интеллектуальных экспертных систем. Так, тот факт, что состояние анализируемого банка удовлетворяет условиям

некоторого логического правила (P_j) означает, что комбинация значений признаков в условии этого правила является существенной информацией о его работе. В зависимости от рекомендуемой классификации на основе этого правила выявленная существенная информация расценивается как негативная, или как позитивная. Если правило рекомендует классифицировать банк как неблагополучный, то информация негативная, если как благополучный, то информация позитивная.

Если состояние банка удовлетворяет одновременно условиям нескольких правил, то соотношения важностей вычлененных

информаций определяются соответствующими весами логических правил. Чем выше вес правила, тем важнее (существенней) полученная на его основе информация о значимых негативных или позитивных аспектах деятельности банка.

Вместе с тем для проведения анализа одного конкретного банка не обязательно первоначально проводить полное обучение экспертной системы, то есть строить полный комплекс логических правил, что вообще говоря, требует относительно значительных временных затрат и что оправдано только при проведении последовательного анализа большого количества банков.

Для экономии времени, без существенной потери в информативности выводов, можно ограничиться следующей процедурой. Методика построения логических правил позволяет выявить непосредственно для конкретного банка негативное (классифицирующее к группе B) и позитивное (классифицирующее к группе G) правила с максимальными весами. То есть эти правила изначально строятся таким образом, чтобы состояние анализируемого банка удовлетворяло их условиям, и они были бы наиболее приоритетными (весомыми) среди всех других негативных и позитивных правил, которым данный банк может удовлетворять.

После того, как два таких правила построены, уже можно произвести итоговую классификацию банка. Так, если окажется, что вес позитивного правила выше веса негативного, то банк окончательно классифицируется как хороший, в противном случае, - как плохой. При этом по комбинации значений признаков в условиях негативного и позитивного правил можно определить самую существенную негативную и самую существенную позитивную информацию о состоянии банка.

Необходимо отметить, что в случае, если анализируемый банк изначально является явно плохим или очевидно хорошим, то веса соответственно получаемых позитивного или негативного правил будут очень маленькими. Следовательно, выявленная “существенная” негативная или позитивная информация будет маловажной и не сказывающейся на общем состоянии банка.

Таким образом, предлагаемая методика позволяет автоматически просеять из общего массива информации лишние неинформативные показатели на основе быстрого обчета возможных причинно-следственных связей, непосильного человеческому разуму, и получить итоговый вывод по выявленной значимой информации.

Важно отметить, что вычислительная процедура построения максимальных негативных и позитивных правил для анализируемого банка при наличии соответствующего программного обеспечения занимает примерно 15-20 минут. При этом автоматически получают не только итоговая оценка состояния банка, но и четкое обоснование выводов. В этой связи предлагаемый подход можно

обоснованно назвать “экспресс-методикой”, использование которой не требует глубоких экономических знаний от лиц ее использующих.

Описанный метод использования интеллектуальной системы при анализе состояния кредитных организаций не предполагает возможность получения только лишь итоговой классификации банка с указанием ее причин. Как и многие другие методики, экспертная система позволяет получать и числовые итоговые оценки состояния банков. Такую величину можно, например, определить как степень уверенности интеллектуальной экспертной системы в классификации банка к группе G (хороших), в этом случае такая величина будет характеризовать общую степень благополучия банка.

Как отмечалось, для каждого банка можно построить максимальные позитивные и негативные правила, то есть правила, классифицирующие банк как хороший и как плохой с наибольшими приоритетами (весами). Пусть веса этих правил ω_1 и ω_2 соответственно. Тогда возможный вариант числовой оценки состояния банка можно задать соотношением

$$R_1 = \begin{cases} \omega_1, & \text{если } \omega_1 > \omega_2 \\ -\omega_2, & \text{если } \omega_1 \leq \omega_2 \end{cases}.$$

Рост показателя R_1 будет означать рост благополучия банка. Чем выше R_1 , тем с большей уверенностью интеллектуальная система относит банк к классу хороших, чем ниже, - тем более уверенно относит к разряду плохих.

Другой вариант числовой оценки общего благополучия банка может быть получен на основе анализа информации о соответствии состояния банка условиям комплекса логических правил экспертной системы. Так, если состояние конкретного банка удовлетворяет условиям s_1 позитивных правил и s_2 негативных правил, то общий показатель можно определить по формуле

$$R_2 = \frac{s_1}{s_1 + s_2}.$$

Чем выше показатель R_2 , тем больше правил “голосуют” за благополучие банка относительно числа правил голосующих “против”.

Важно отметить, что вычисление показателя R_2 предполагает построение полного комплекса логических правил и не возможно при

анализе банка по “экспресс” варианту методики. С другой стороны, при использовании показателя R_1 существует опасность получить для банка близкие значения ω_1 и ω_2 , что при их незначительных изменениях в процессе статистического оценивания будет приводить к кардинально различным значениям показателя R_1 . Для ослабления этого негативного эффекта можно использовать показатель R_3 , задаваемый соотношением

$$W_i = \dots$$

2. Прогнозирование будущего состояния банка

Прогнозирование будущего состояния банка является основной проблемой пруденциального надзора. Причем наиболее важно уметь прогнозировать на ранней стадии возможные будущие негативные изменения в состоянии банков. Задача прогнозирования на порядок труднее оценки текущего состояния банка. Умозрительно выявить причины ухудшения неизмеримо сложнее, чем определить негативные аспекты деятельности банка. Поэтому использование интеллектуальных экспертных систем может быть востребовано в целях пруденциального надзора. Вместе с тем получение прогнозов, как и оценку текущего состояния банка, можно свести к проблеме получения классификационных правил.

Принципиально существуют два возможных пути решения прогнозной задачи. Первый предполагает более детальный анализ результатов, полученных при оценке текущего состояния коммерческого банка. Как уже отмечалось, построение логических правил экспертной системой производится исключительно эмпирическим путем, в результате анализа реальных статистических данных. Поэтому есть основания полагать, что полученные логические правила способны выявлять скрытые (латентные) от “классических” методов анализа недостатки в работе банка. При этом скрытые сегодня, они могут приводить к явным негативным изменениям в состоянии банка завтра. Тем самым, факт расхождения классификации банка, полученной на основе системы искусственного интеллекта, с нормативной оценкой его надежности (например, группой проблемности письма ЦБ РФ №457) можно рассматривать как прогноз на ухудшение его состояния. А значения числовых показателей надежности R_i можно расценивать как степень уверенности в таком прогнозе. Чем выше значения этих показателей, тем опаснее выявленные искусственным интеллектом скрытые недостатки в работе банка.

Другой путь получения прогнозов заключается в непосредственной настройке системы искусственного интеллекта таким образом, что

бы полученная на ее основе классификация банков являлась прогнозной. То есть классификация банков производится по группам G' , B' , где G' множество банков, которые на данный момент и в течение некоторого будущего времени будут находиться в благополучном состоянии; а B' - множество банков, которые или плохие на данный момент или в ближайшем будущем перейдут в разряд неблагополучных.

Объединение в одну классификационную группу плохих на данный момент банков и хороших сегодня, но плохих завтра обусловлено контекстом пруденциального надзора. Так как банк, который уже сегодня однозначно относится к неблагополучным не представляет особого интереса и, следовательно, их не целесообразно выделять в особую группу, для получения прогноза их будущего состояния. С другой стороны, прогнозирование будущего таких банков представляется мало продуктивным, так как улучшение их состояния, как правило, связано с проведением волевого регулирующего вмешательства.

Предлагаемый смысловой состав группы B' заметно упрощает структуру экспертной системы по числу возможных решающих выводов, без особого ущерба их информативности в рамках практических задач. При этом получаемый прогноз будет в определенном смысле включать прогнозные результаты, полученные на основе предыдущего подхода, так как банк классифицированный к группе B , то есть неблагополучных на сегодняшний день, автоматически относится к группе B' , то есть неблагополучных сегодня или в ближайшем будущем.

В качестве априорной обучающей информации для настройки интеллектуальной экспертной системы разумно взять динамику банков по группам проблемности письма ЦБ РФ №457. Дело в том, что группы проблемности являются одной из основных частей информации, на основе которой принимается решение о регулирующем вмешательстве в работу банков. При этом наиболее актуальной является задача прогнозирования необходимости будущего вмешательства в работу банка, которую можно свести к прогнозированию будущей негативной группы проблемности.

Обучение экспертной системы в прогнозном варианте возможно только лишь на ретроспективных данных. Иными словами,

необходимо выбрать некую прошлую отчетную дату (t_0), на которую известны группы проблемности всех банков, а также известны их группы проблемности на последующие несколько дат (например, на 2 месяца). Банки, попадавшие на указанные даты в 3 или 4 группы проблемности, относятся к условно плохим, а остальные – к условно хорошим, - это и будет обучающей информацией.

Рассмотрим на дату t_0 значения разных бинарных признаков состояния банков и дадим интеллектуальной системе возможность выявить причинно-следственные связи между их значениями и обучающей классификацией. Тем самым, будут выявлены логические правила, а по сути признаки ухудшения состояния банков. Ценность таких правил весьма высока, так как выявить их умозрительным путем фактически невозможно, но компьютер делает это автоматически.

Числовые оценки надежности R_i классификации банков на основе выявленных логических правил, как и в предыдущем случае можно рассматривать, как степень уверенности в производимых выводах.

Чем ниже показатель R_i для банка, классифицированного к группе неблагополучных, тем больше вероятность ухудшения его состояния, если на анализируемую дату он находился в разряде “официально” стабильных.

Отметим, что построение прогнозных логических правил целесообразно осуществлять на анализе не только стационарных показателей работы банка, но и динамических, то есть отражающих изменение стационарных показателей во времени. То есть при построении бинарных признаков целесообразно брать числовые характеристики X_i , которые отражают изменение неких других характеристик Y_i во времени, например по формуле

$$X_i = Y_i - Y'$$

или

$$X_i = Y_i / Y'$$

где Y_i значение показателя Y_i на предыдущую дату.

Такие соображения достаточно естественны и легко могут быть проиллюстрированы физическим аналогом. Например, для того чтобы определить, где будет находиться объект через некоторый промежуток времени, не достаточно знать где он находится сейчас, необходимо знать хотя бы еще и скорость (с направлением) его перемещения, а для того чтобы определить скорость объекта, необходимо знать где он находился раньше, как изменилось его положение (состояние).

3. Адекватность методики экономической задаче

В арсенале прикладной статистики имеется богатое разнообразие методов, применимых к анализу банков, каждый из которых имеет те

или иные преимущества по сравнению с другими. Вместе с тем методы, основанные на системах искусственного интеллекта, выделяются рядом важных достоинств, об этом и пойдет речь в данном параграфе.

Важнейшей особенностью предлагаемого подхода является возможность проводить максимально индивидуальный анализ банка. Известно, что разные банки имеют различные определяющие показатели деятельности. Так, банки могут иметь принципиально различную клиентуру, разные источники пассивов и способы размещения активов. В этой связи банковское сообщество распадается на довольно обособленные кластеры банков, которые существуют и работают по своим индивидуальным правилам. Поэтому разумно при анализе банков из разных кластеров применять различные критерии оценки. Именно экспертные системы в отличие от большого числа других методов, позволяют это осуществить.

В основе действия систем искусственного интеллекта лежит набор логических правил. Оказывается, что каждое правило в силу специфики его построения действует только лишь в некотором кластере “близких” банков. Иными словами, условиям логических правил могут удовлетворять признаки банков только из одного кластера. Для разных кластеров система искусственного интеллекта подбирает свои индивидуальные логические правила анализа.

Одной из основных характеристик, лежащих в основе кластеризации банков, является их размер. Различные по величине банки имеют различные сферы деятельности, что приводит к четкой кластеризации, наглядно подтверждается статистическими методами. Для отражения этого эффекта при построении логических правил целесообразно использовать бинарные признаки, основанные на абсолютных балансовых показателях (то есть измеряемых в тыс. руб.) К сожалению, многие применяемые в практике методики анализа банков используют лишь различного рода относительные показатели, как то нормативы, различные коэффициенты и т.д. Это является их существенным недостатком, не позволяющим учитывать важнейшие особенности работы банков.

Применение интеллектуальных систем особенно оправдано при анализе наиболее крупных, структурообразующих банков. Эти банки выделяются особыми индивидуальностями, таких банков мало, и каждый из них не похож на другой. Представляется сомнительным возможность построения единых правил анализа даже для общей совокупности крупных банков. Каждый банк требует индивидуального подхода с учетом только ему присущих особенностей. Здесь особенно могут быть востребованы системы искусственного интеллекта.

Существенным ограничением при использовании многих статистических методик является необходимость “типичности” анализируемых банковских показателей. То есть используемые в анализе показатели должны принимать ненулевые значения для

большой совокупности банков. Это прежде всего необходимо для получения устойчивых статистических оценок параметров методик. Вместе с тем многие банковские показатели таким свойством не обладают, например, величина картотеки, которая присутствует лишь у незначительного количества банков. Методы искусственного интеллекта избавлены от таких ограничений, так как позволяет построить логические правила основанные на значениях “редких” показателей, которые будут действовать только лишь для банков, у которых эти показатели ненулевые.

История существования и работы каждого банка индивидуальна. Банки сталкиваются с индивидуальными проблемами, совершают индивидуальные ошибки, принимают индивидуальные решения по индивидуальным проблемам. Каждый банк несет свою индивидуальную важную информацию об особенностях банковской системы в целом. Такая информация очень ценна, но может быть потеряна при процедурах статистического усреднения или агрегирования. Однако обучение системы искусственного интеллекта производится на основе индивидуальных особенностей банков, а следовательно, каждая существенная частная информация будет адекватно представлена в общих правилах анализа банков.

Методы прикладной статистики используются в самых разнообразных предметных областях, при этом каждой области более адекватны те или иные методы. Выбор статистических методов прежде всего определяется теми априорными предположениями, которые можно сделать относительно характера данных, исходя из общих представлений о предмете исследований. Так, физические явления обладают высокой степенью предсказуемости и жесткостью связей, поэтому для их описания чаще всего используются методы, основанные на знании вероятностных распределений данных. Обычно предполагают соответствие данных нормальному закону распределений (нормальной кривой).

Однако, применение таких методов в общественных, гуманитарных науках невозможно, так как статистические данные, получаемые в этих областях, обычно имеют очень сложную, неопределенную, природу, не укладывающуюся в шаблонные схемы, с нечеткими, нестандартными взаимосвязями. В такой ситуации целесообразно использовать так называемые непараметрические методы, применение которых не требует выяснения точной природы данных. Конечно, использование непараметрических методов, связанное с отказом от априорных предположений, необратимо приводит к потере информативности выводов. Вместе с тем, такой недостаток компенсируется повышенной надежностью, обоснованностью выводов. Так, лучше получить меньше выводов, но надежных, чем много, но ненадежных. Особенно это важно при принятии решения регулирующего вмешательства в работу банка. Именно поэтому в экономике целесообразно использовать непараметрические методы статистики, к которым можно отнести и методы искусственного интеллекта.

Другим нюансом при выборе статистических методик является возможный объем доступных выборок. Так, в физике многие эксперименты можно проводить сколь угодно большое число раз, так что недостаточно большой объем выборок не является проблемой. В экономике, особенно в макроэкономике, выборки данных обычно очень маленькие, поэтому применение на них “физических” методов абсурдно. В частности, к сожалению, часто приходится встречать в экономической литературе выводы, основанные на соотношении средних величин, оцененных по малым выборкам (порядка 10 наблюдений) из данных неопределенной вероятностной природы. Однако, методы искусственного интеллекта, в силу возможного индивидуального анализа каждого наблюдения, лишены названных недостатков.

Важным достоинством системы искусственного интеллекта применимо к анализу банков является возможность получения не только обоснованных заключений по состоянию конкретных банков, но и выявление для них совокупности других банков с эквивалентным состоянием. А получив список таких эквивалентных банков, эксперт может выявить новые важные особенности в их работе, которые не вошли в систему искусственного интеллекта. Например, подметить общие особенности в “неформальных” показателях положения банков.

Тот факт, что определение логических правил интеллектуальных систем основано на эмпирической процедуре, дает основания полагать, что полученные соотношения отражают реальное положение дел в экономике. Экономическое положение в стране может меняться, причем меняться кардинально, как это произошло в результате кризиса 17 августа 1998г. То, что было хорошо для банков вчера, может стать опасным или даже невыполнимым сегодня. Все это требует постоянной корректировки в критериях оценки надежности банков, в том числе и в нормативно закрепленных.

Прежний вариант официальных критериев является попыткой пересадки западных банковских стандартов на российскую почву, в частности требований Базельского комитета. Вместе с тем, их сегодняшняя адекватность состоянию российской банковской системы представляется проблематичной.

В этой связи важно отметить, что логические правила интеллектуальных экспертных систем напоминают нормативно закрепленные критерии. Это подводит к мысли о возможности их использования в нормативотворческой работе, по крайней мере на этапе определения общих принципов и показателей выводов. Особенно полезным такой подход может оказаться при разработке норм пруденциального надзора, требующего особой аккуратности в выводах и адекватности реальной экономической ситуации. Здесь без эмпирических методов не обойтись. Причем временные затраты на проведение такого плана исследований сравнительно небольшие.

Важным способом применения систем искусственного интеллекта может стать дополнение других статистических методов анализа банков. В частности, методика классификации банков на основе факторного анализа агрегированных балансовых отчетов и БКБР “экспресс-метод” при получении итогового заключения обоснованно используют большие предположения о вероятностной природе данных, что повышает точность их выводов, по крайней мере для типичных банков. Вместе с тем их недостатком является слабое экономическое объяснение тех или иных классификаций. Система искусственного интеллекта может помочь избавиться от этих проблем, сопоставив каждой итоговой оценке “основных” методик логические объяснения с указанием существенных недостатков и достоинств в работе банков.

4. Показатели качества методики

В соответствии с тем, что действие систем искусственного интеллекта можно рассматривать как механизм классификации банков, в качестве общих показателей качества действия методик естественно взять стандартные показатели качества методик классификации.

В основе всех таких показателей качества лежит требование соответствия производимых выводов с реальным положением дел в банках (оперативный надзор) или совпадения прогноза с последующими событиями (пруденциальный надзор). При этом различные показатели отражают те или иные аспекты качества производимых выводов. Ниже будут приведены основные показатели качества методик искусственного интеллекта применимо к анализу текущего состояния банков. Показатели качества прогнозных методик получаются по аналогии.

Прежде чем перейти непосредственно к построению показателей, введем необходимые обозначения. Пусть

$|G|$ - число банков, отнесенных на основании методики к группе G ;

$|B|$ - число банков, отнесенных на основании методики к группе B ;

$|G_0|$ - число действительно хороших банков;

$|B_0|$ - число действительно плохих банков;

$|G_0G|$ - число действительно хороших банков, попавших в группу G ;

$|B_0B|$ - число действительно плохих банков, попавших в группу B .

Определим шесть основных показателей качества методики.

1. Общий показатель согласованности полученной на основе методики и исходной (априорной) классификаций

$$\alpha_0 = \frac{|G_0 G| + |B_0 B|}{|G_0| + |B_0|} .$$

2. Вероятность парильной классификации хорошего банка

$$\alpha_1 = \frac{|G_0 G|}{|G_0|} .$$

3. Вероятность правильной классификации плохого банка

$$\alpha_2 = \frac{|B_0 B|}{|B_0|} .$$

4. Вероятность правильной классификации банка к группе хороших

$$\alpha_3 = \frac{|G_0 G|}{|G|} .$$

5. Вероятность правильной классификации банка к группе плохих

$$\alpha_4 = \frac{|B_0 B|}{|B|} .$$

6. Вероятность правильной классификации банка

$$\alpha_0 = \frac{|G_0| \alpha_1 + |B_0| \alpha_2}{|G_0| + |B_0|} .$$

Важно отметить, что показатели качества систем искусственного интеллекта выше аналогичных показателей качества для статистических методик, оценка состояния банков в которых получается как взвешенная сумма некоторых числовых характеристик. Такой эффект прежде всего определяется возможностью индивидуального подхода в оценке работы банков на основе систем искусственного интеллекта.