

ОПТИМИЗАЦИЯ УПРАВЛЕНИЯ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬЮ БАНКА В МОДЕЛИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИНКАПСУЛИРОВАННОГО ЗНАНИЯ

Пыркина О.Е., Юданов А.Ю.

Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия

opyrkina@fa.ru, yudanov@yandex.ru

Аннотация. На примере абстрактного банка исследуется система контроля и управления фирмой на основе применения так называемого инкапсулированного знания – эффективной технологии, снижающей издержки. В предложенной скрытой марковской модели внутренняя структура фирмы рассматривается как эргодическая цепь Маркова; для ее оптимизации применяется алгоритм Витерби.

Ключевые слова: инкапсулированное знание, скрытая марковская модель, алгоритм Витерби.

Введение

В последние годы в теории фирмы активно развивается подход к анализу деятельности фирмы как агрегатора и потребителя знаний (knowledge-based view of the firm – KBV [1]); согласно этой концепции, знание рассматривается как основной производственный ресурс фирмы, наличие и эффективное использование которого обеспечивает ей конкурентные преимущества. Такой подход представляется вполне оправданным в условиях наступления четвертой промышленной революции. Однако при этом часто недооценивается то обстоятельство, что знание в основном используется сотрудниками фирм в инкапсулированной форме. Понятие инкапсулированного знания подразумевает, что знания заключаются в некоторую условную оболочку, «капсулу», которая позволяет их использовать как готовый инструмент, некоторую целостную структуру, без необходимости вникать во внутреннюю сущность и структуру этих знаний.

По мере развития технологий инкапсуляция знаний в той или иной степени неизбежна, поскольку использование такого инкапсулированного знания существенно снижает издержки. Вместо полноформатного обучения исполнителя, что дорого, достаточно довести до него алгоритм действия, некую инструкцию, следуя которой, он гарантированно достигает успеха. Основная проблема при этом заключается в том, что при повсеместном применении инкапсулированного знания работу в организации выполняют сотрудники, не видящие полной картины производственного процесса и не владеющие полной информацией о нем. Выполняя должностную инструкцию и прописанный в ней алгоритм последовательных операций, они не нуждаются в понимании того, с какой целью в нее введен тот или иной пункт. Для выполнения работы достаточно четкого последовательного исполнения всех пунктов.

Столь же необязательно исполнителю знать, например, предысторию поступившего в обработку заказа, как то, были ли проведены на предыдущих стадиях все необходимые операции и проверки. Даже, если до передачи обрабатываемого заказа к сотруднику были допущены грубые нарушения, он, руководствуясь инструкцией, должен действовать так, будто все в порядке. Аналогичным образом пользователь инкапсулированного знания лишен функций целеполагания. Например, он не обязан вводить изменения алгоритма, которые улучшили бы общий результат. Да и как бы он сделал это, даже если бы захотел? Ведь он не владеет полной информацией, которая положена в основу составления инструкции - алгоритма. То, что ему представляется улучшением его собственной работы, вполне может обернуться потерями на других стадиях производственной цепочки.

Другими словами, в той степени, в которой производственная цепочка составлена из носителей инкапсулированного знания, изнутри нее невозможны никакие улучшения, подстройки под меняющиеся обстоятельства, даже простое «ручное разруливание» конкретной кризисной ситуации. Во всех этих случаях принятие решений об изменении инструкций требует вмешательства носителя полного знания, находящегося вне производственной цепочки. В качестве последнего на фирме выступает предприниматель или его представители. Находясь сам вне производственной цепочки, не наблюдая непрерывно за процессом, предприниматель, однако, должен ощутить необходимость своего вмешательства по некоторым индикаторам, косвенным признакам. Настоящая статья посвящена моделированию создания таких индикаторов и реакции на них.

Как представляется, существует не менее трех источников неэффективной работы системы инкапсулированного знания в организации и, соответственно, три важных повода вмешательства предпринимателя в целях ее совершенствования.

Во-первых, речь может идти об изъянах инкапсуляции знания внутри организации. Так, алгоритмы работы отдельных исполнителей могут быть плохо прописаны, и не будут гарантировать успеха даже при безукоризненном следовании им. Либо проблемы могут возникать на стыках отдельных звеньев производственной цепочки. В обоих случаях проведение бизнес - операции столкнется с огромным «внутрифирменным трением», когда осуществление ее станет возможным лишь ценой преодоления множества преград, переделыванием плохо сделанной работы и, соответственно, будет низкоэффективным.

Во-вторых, вероятен вариант ошибочного позиционирования на рынке, когда структура компетенций фирмы и структура поступающих заказов плохо соответствуют друг другу. Если не пересмотреть позиционирование, организация при имеющихся у нее ресурсах всегда будет плохо справляться со своими задачами. Необходимо изменить обслуживаемую структуру заказов, а именно отсечь те сферы деятельности, где фирма объективно слаба, и сосредоточиться на тех, где она имеет конкурентные преимущества.

В-третьих, проблема может заключаться избыточном конкурентном давлении на фирму. Она может не привлекать достаточного потока заказов, т.к. он уходит к конкурентам. Теория стратегического менеджмента давно разработала два варианта снятия этой проблемы. Речь может идти либо о трудоемкой и затратной работе по улучшению характеристик самой фирмы и ее продукции на прежнем остро конкурентном рынке, т.е. о стратегии красного океана, либо о стратегии голубого океана. При выборе второй альтернативы фирма так модифицирует свой рынок (изменение характеристик продукта, целевой группы клиентов, сбытовой сети и т.д.), чтобы вырваться в пространство, свободное от конкурентов [2].

Модель, представленная в настоящей статье, в полной степени пока охватывает лишь первую из названных ситуаций. Она направлена на выявление слабых мест в организационной структуре фирмы, включая неэффективно работающие участки производственного процесса и неэффективные связи между ними. Тем не менее с ее помощью можно частично разрешить и вторую ситуацию – отсекать «на входе» заказы, не соответствующие профилю фирмы, чтобы не тратить ресурсы на их выполнение.

1. Скрытая марковская модель использования инкапсулированных знаний

В работе на примере некоторого абстрактного банка рассматривается использование инкапсулированного знания как важного элемента управления деятельностью фирмы. К инкапсулированному знанию, которым обладает банк, помимо упомянутых простейших форм (инструкция, детализированное приказание, внесение в конструкцию элементов «защиты от дурака») относятся очень многие компоненты, без которых функционирование современного банка попросту невозможно: комплексы компьютерных программ самой разной направленности, от сугубо прикладных до исследовательских, математические модели различного вида, используемые банком. К таким моделям можно отнести, например, модели кредитного скоринга на основе машинного обучения, семантические модели для создания чат – ботов, модели обработки данных разного вида (иерархические, реляционные, объектно – ориентированные и др.). Использование всех этих форм инкапсулированного знания обладает одним общим свойством – человек, его применяющий, может не обладать всей полнотой знаний по данному вопросу, для применения инкапсулированного достаточно четкой пользовательской инструкции. Наличие этого свойства приводит к существенной экономии ресурсов, затрачиваемых на обучение персонала, и к повышению эффективности каждодневной рутинной деятельности [3]. При этом творческий процесс, требующий глубокого понимания природы вещей, остается лишь для задач разработки «капсул знаний» и для решения нестандартных задач, не вписывающихся в формат текущей рутинной деятельности.

Использование инкапсулированного знания при работе некоторого абстрактного банка описывается математической моделью на основе модели скрытых цепей Маркова (Hidden Markov Model, НММ). Концепция таких цепей активно разрабатывалась в 60-е и 70-е годы прошлого века применительно к проблеме автоматического распознавания речи [4], но впоследствии стала активно использоваться и во многих других задачах, например, в биоинформатике при изучении генома [5], или в исследованиях по информационной безопасности [6]. В последние годы такого рода модели начинают активно внедряться для финансового прогнозирования [7].

Модель на основе скрытых цепей Маркова – это статистическая модель, имитирующая работу случайного процесса марковского типа с неизвестными характеристиками, и задачей ставится «разгадывание» неизвестных характеристик процесса на основе наблюдаемых. При этом подразумевается, что наблюдению доступны лишь какие-то функции от марковского процесса. «Скрытость» модели в том и заключается, что мы не можем получить сами состояния процесса, мы

не знаем, сколько их и какие между ними существуют связи. Эти состояния и факторы, их связывающие, суть параметры модели. Поэтому в такой модели мы можем следить лишь за переменными, на которые оказывает влияние данное состояние. Значения этих переменных служат индикаторами качества функционирования фирмы.

Каждое состояние имеет вероятностное распределение среди всех возможных выходных значений. Поэтому последовательность символов, сгенерированная НММ, даёт информацию о последовательности состояний. Полученные характеристики (найденные параметры процесса) могут быть использованы в дальнейшем анализе; такая модель может быть рассмотрена как простейшая байесовская сеть доверия [8]. Задачей оптимизации системы управления финансово – кредитной организацией (банком) является нахождение (генерация) такой последовательности скрытых состояний («капсул знания»), которая соответствует оптимальной последовательности значений переменных-индикаторов. Это позволяют, задав переменным – индикаторам значения, отвечающие максимально успешному функционированию банка, получить на выходе желаемый результат – прибыль банка – с наименьшими затратами времени и усилий сотрудников. Категориально эта задача относится к так называемым задачам декодирования (decoding), позволяющим найти последовательность скрытых состояний, которая с наибольшей вероятностью породила последовательность наблюдаемых состояний

В ставшем классическим варианте этой модели (описание модели дано по [4]) предполагается, что рассматриваемая система обладает следующими свойствами:

- в каждый период времени система может находиться в одном из конечного набора состояний;
- система случайно переходит из одного состояния в другое (возможно, в то же самое) и вероятность перехода зависит только от того состояния, в котором она находилась, и не зависит от предыстории (марковское свойство); выше мы отмечали, что именно так работает инкапсулированное знание;
- в каждый момент времени система выдает единственное значение наблюдаемой характеристики – случайную величину, зависящую только от текущего состояния системы.

Следующий набор элементов полностью определяет скрытые марковские модели:

1. Совокупность всех состояний модели есть множество $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$, где N – общее количество состояний в модели; переход в любое из этих состояний возможен из любого состояния системы. Текущее состояние в момент времени t обозначим q_t .

2. Множество символов наблюдаемой последовательности, так называемый «алфавит» наблюдаемой последовательности, есть $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$, где M – общее количество возможных символов в наблюдаемой последовательности.

3. Матрица вероятностей переходов между состояниями $A = \{a_{ij}\}$, где $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i)$, $\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1$, $1 \leq i, j \leq N$. Здесь a_{ij} есть вероятность того, что система перейдет из состояния S_i в состояние S_j . Заметим, что $a_{ij} > 0$, если переход возможен, и $a_{ij} = 0$, если переход невозможен.

4. Распределение вероятностей появления символа в состоянии j , то есть $B = \{b_j(k)\}$, где $b_j(k) = P(v_k | q_k = S_j)$, $1 \leq j \leq N$, $1 \leq k \leq M$. Здесь $b_j(k)$ есть вероятность того, что система, находящаяся в состоянии S_j в момент времени t , выдаст символ v_k в наблюдаемую последовательность.

5. Распределение вероятностей для начального состояния $\pi = \{\pi_i\}$, $1 \leq i \leq N$, $\sum_{i=1}^N \pi_i = 1$. Здесь $\pi_i = P(q_1 = S_i)$ то есть вероятность того, что в начальный момент времени система находится в состоянии S_i .

Таким образом, скрытая марковская модель, для краткости обозначаемая стандартным образом как λ , состоит из совокупности значений $\lambda = \{N, M, A, B, \pi\}$. Эта модель может сгенерировать наблюдаемую последовательность символов $O = O_1 O_2 \dots O_T$, где O_t есть один из символов «алфавита» V , а T есть количество элементов в наблюдаемой последовательности.

Модель строит наблюдаемую последовательность по следующему алгоритму:

1. Выбираем начальное состояние $q_1 = S_i$ в соответствии с распределением π .
2. Устанавливаем $t = 1$.
3. Выбираем $O_t = v_k$ в соответствии с распределением $b_j(k)$ в состоянии S_i .

4. Переводим модель в новое состояние $q_{t+1} = S_j$ в соответствии с матрицей переходов $A = \{a_{ij}\}$ с учетом текущего состояния S_i .

5. Устанавливаем время $t=t+1$; если $t < T$, возвращаемся к шагу 3, иначе – заканчиваем вычисления.

В предлагаемой модели Маркова первого порядка рассматриваются только дискретные марковские процессы, что хорошо соответствует экономическому смыслу рассматриваемой задачи. На вход системы финансово – кредитной организации (банка) попадает какая-то заявка – запрос на финансовую услугу или продукт. Этот запрос нужно правильно распознать, классифицировать и провести через внутреннюю структуру банка (систему состояний), обрабатывая с помощью «капсул знания» на каждом этапе так, чтобы заявка была обработана успешно и с минимальными затратами, что даст возможность на выходе получить желаемый результат – прибыль банка.

В нашей модели распределение вероятностей для начального состояния $\pi = \{\pi_i\}$ отражает спектр категорий и долю заявок различных типов на финансовую услугу (продукт), поступающих в банк. После классификации (отнесения к одной из возможных категорий) заявка проходит серию этапов обработки, последовательно попадая в одно из множества состояний S ; переходы осуществляются в соответствии с матрицей переходных вероятностей $A = \{a_{ij}\}$. При каждом переходе модель генерирует контрольную переменную O_t – один из символов наблюдаемой последовательности $O = O_1 O_2 \dots O_T$, значения которых выбираются из «алфавита» $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$. Эти контрольные переменные суть индикаторы, позволяющие судить об успешности обработки заявки на каждом этапе. Полагаем, что заявка считается обработанной на данном этапе успешно, если происходит переход на следующий этап обработки (переход в следующее состояние); сохранение состояния или возврат к предшествующему состоянию свидетельствуют о неудачной обработке. Таким образом, на начальном этапе нас будет интересовать «алфавит», состоящий всего из трех символов $V = \{1, 0.5, 0\}$, где 1 соответствует успешной обработке заявки, 0.5 соответствует заявке, оставшейся в прежнем состоянии, и 0 выбираем для возврата к предыдущему состоянию (этапу обработки).

При моделировании последовательно решаются 3 задачи:

1. По желаемой (рассматриваемой в качестве наблюдаемой) последовательности $O = O_1 O_2 \dots O_T$ контрольных переменных и модели $\lambda = \{N, M, A, B, \pi\}$ рассчитывается вероятность $P(O|\lambda)$ того, что наблюдаемая последовательность построена именно для данной модели.

2. По наблюдаемой последовательности $O = O_1 O_2 \dots O_T$ контрольных переменных и модели $\lambda = \{N, M, A, B, \pi\}$ подбирается последовательность состояний системы $Q = q_1, q_2, \dots, q_T$ («капсул знаний»), которая наилучшим образом соответствует наблюдаемой модели.

3. Параметры модели $\lambda = \{N, M, A, B, \pi\}$ подбираются таким образом, чтобы максимизировать вероятность $P(O|\lambda)$. В этом случае мы находим наиболее подходящую последовательность скрытых узлов S , которая наиболее точно описывает данную модель. Таким образом, мы определяем, какими должны быть «капсулы знаний», обеспечивающие успешное функционирование банка (финансово – кредитной организации).

2. Алгоритм Витерби, применяемый для моделирования

Для подбора оптимальных скрытых состояний – капсул знания – которые соответствуют заданной последовательности наблюдений контрольных переменных, возможно несколько подходов, в зависимости от того, какой именно критерий оптимальности будет использован. Наиболее широко используется критерий поиска, дающий на выходе единственную оптимальную последовательность состояний на основе максимизации вероятности $P(Q|O, \lambda)$; он известен как алгоритм Витерби [9]. Алгоритм работает путем итеративного вычисления наиболее вероятного пути к каждому состоянию на каждом временном шаге, с учетом как текущего наблюдения, так и предыдущих вероятностей состояний, то есть наиболее вероятной последовательности состояний в целом.

При применении алгоритма делается несколько предположений:

1. Наблюдаемые и скрытые события должны быть последовательностью. Последовательность чаще всего упорядочена по времени.

2. Две последовательности должны быть выровнены: каждое наблюдаемое событие должно соответствовать ровно одному скрытому событию.

3. Вычисление наиболее вероятной скрытой последовательности до момента t должно зависеть только от наблюдаемого события в момент времени t , и наиболее вероятной последовательности до момента $t - 1$.

В этом алгоритме для заданной последовательности наблюдений $O = O_1 O_2 \dots O_T$ находится наилучшая последовательность состояний $Q = q_1, q_2, \dots, q_T$. Для реализации алгоритма в этом алгоритме вводится величина $\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P(q_1, q_2, \dots, q_t = i, O_1 O_2 \dots O_t | \lambda)$, дающая

максимальную вероятность того, что при заданных t первых наблюдениях последовательность состояний в соответствующие моменты времени заканчивается (в момент t) в состоянии S_i .

Тогда по индукции имеем $\delta_{t+1}(j) = \left[\max_i \delta_t(i) a_{ij} \right] \cdot b_j(O_{t+1})$.

Для восстановления последовательности состояний для всех значений t и j , необходимо сохранять значения аргументов, которые максимизируют эту вероятность $\delta_{t+1}(j)$. Для этой цели создается массив $\psi_t(j)$. Полную процедуру, необходимую для определения последовательности состояний, можно описать следующим стандартным образом [4]:

1) Инициализация $\delta_1(i) = \pi_i b_i(O_1)$, $1 \leq i \leq N$, $\psi_1(i) = 0$.

2) Рекурсия $\delta_t(j) = \left[\max_{1 \leq i \leq N} \delta_{t-1}(i) a_{ij} \right] \cdot b_j(O_t)$, $2 \leq t \leq T$, $1 \leq j \leq N$
 $\psi_t(j) = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} (\delta_{t-1}(i) a_{ij})$, $2 \leq t \leq T$, $1 \leq j \leq N$

3) Окончание $P^* = \max_{1 \leq i \leq N} (\delta_T(i))$, $q_T^* = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} (\delta_T(i))$.

4) Восстановление пути (последовательности состояний) $q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*)$.

Для эффективной реализации вычислений по алгоритму Витерби применяется решетчатая структура, но, в отличие от прямого хода вычислений, в данном случае вместо процедуры суммирования используется процедура максимизации по всем предшествующим состояниям.

3. Реализация концепции на модельной задаче и предварительные результаты

Для иллюстрации предлагаемого подхода в работе приведены результаты, полученные на простейшей модели обработки кредитных заявок физических лиц. Банк проводит классификацию поступающих заявок на кредит, относя их к одной из четырех условных категорий, в зависимости от объема запрашиваемой суммы кредита, сроков и условий погашения и формы залога:

- Ипотечный кредит.
- Автокредит.
- Кредит на бытовую технику.
- Потребительский кредит неопределенного назначения.

В результате классификации поступившая на вход системы «банк» кредитная заявка считается отнесенной к одной из четырёх условных категорий, то есть к одному из четырех возможных начальных состояний системы. Для наглядности распределение вероятностей для начального состояния системы выбирается простейшим: $\pi = \{0.25, 0.25, 0.25, 0.25\}$. Понятно, что при реальном моделировании эти вероятности должны отражать доли кредитных заявок каждой из четырех перечисленных выше категорий в соответствии со структурой потока кредитных заявок, поступающих в конкретный банк.

Далее, работа банка с каждой кредитной заявкой проходит 3 глобальных этапа:

1. анализ документов о кандидатуре и финансовом положении заемщика,
2. принятие решения о выдаче кредита и его выдача,
3. контроль за своевременностью выплат и закрытие кредита в случае его погашения.

При необходимости эти три этапа могут быть разбиты еще на несколько «подэтапов», в зависимости от структуры операций, применяемых при обработке кредитной заявки в конкретном банке. Широко распространенное в настоящее время использование искусственного интеллекта для анализа

финансового положения заемщика и принятия решения о выдаче кредита не меняет сути дела, просто заменяя одну «капсулу знаний» – навыки и умения кредитного менеджера – другой «капсулой» – встроенной в банковскую компьютерную систему программой.

Идеальным прохождением заявки через все три этапа считается последовательность $O = 1, 1, 1$, допустимым – последовательность вида $O = 1, 0.5, 1$, содержащая не более одной задержки на любом из этапов, недопустимым – последовательность, содержащая хотя бы одно нулевое значение (нулевое значение означает возврат заявки к предыдущему этапу обработки, или, формально, к предыдущему состоянию).

При этом не вызывает сомнений, что предложенное модельное описание протекания процесса весьма схематично и не учитывает многих реальных деталей процесса. Например, возврат с третьего этапа на второй физически невозможен: нельзя вернуться к вопросу о выдаче кредита, если он уже выдан, но платежи по нему проходят не своевременно. Да и сами просрочки кредита, либо вообще признание его невозвратным свидетельствуют не столько о проблемах именно на третьем этапе, сколько об ошибках на втором и третьем. Выявление просроченных кредитов и работа с ними – а на практике они неизбежно будут – требует введения для них особого четвертого состояния системы (этапа обработки заявки) и т.д. Все это, как представляется, может серьезно усложнить модель при увеличении степени реалистичности, но принципиально не изменят принципы ее построения.

Вероятности перехода из одного состояния в другое при реальном моделировании «под внутреннюю структуру конкретного банка» могут быть оценены по статистическим данным деятельности подразделений. После этого с помощью алгоритма Витерби находится наиболее вероятная последовательность состояний – внутренняя структура банка, приводящая к наилучшему результату. В итоге результатом моделирования является или подбор системы состояний – капсул знания – обеспечивающих успешное прохождение заявки, или вывод о том, что при существующих параметрах модели – наборе капсул знания – успешное прохождение заявки невозможно, что свидетельствует о необходимости изменения параметров модели, то есть изменения внутренней структуры банка.

4. Заключение

В работе продемонстрирована принципиальная возможность моделирования управления фирмой на основе применения инкапсулированного знания на примере некоторого абстрактного банка. Математической основой такого подхода является концепция скрытых марковских моделей (Hidden Markov models, НММ), обеспечивающих высокую интерпретируемость результата и вычислительную эффективность. Применение в модели алгоритма Витерби позволяет определить оптимальный с точки зрения эффективности набор скрытых состояний, то есть внутреннюю структуру банка.

При дальнейшем анализе проблемы инкапсуляции знаний при управлении фирмой и развитии математической модели процесса управления возможно применение гибридных систем, состоящих из комбинации скрытых моделей Маркова и искусственных нейронных сетей, в которых используют преимущества обоих методов моделирования [10]. Это позволит перейти к моделированию решения второй и третьей из упомянутых во вводной части задач – ошибочного позиционирования фирмы на рынке и низкой конкурентоспособности фирмы.

Литература

1. Demsetz H. The theory of the firm revisited. In: O. E. Williamson, S. G. Winter (eds.). The nature of the firm. Oxford: Oxford University Press, 2001. – P. 159–178.
2. Kim W.C. Mauborgne R. Blue ocean strategy: How to create uncontested market space and make competition irrelevant. Boston: Harvard Business School Press, 2005.
3. Мальцев В.В., Юданов А.Ю. // Вопросы экономики. – 2024. – № 1. – С. 115–136.
4. Rabiner L.A. Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition // Proceedings of the IEEE, 1989. – Vol. 77, № 2. – P. 257–286. DOI:10.1109/5.18626 (дата обращения 12.05.2025).
5. Durbin R., Eddy S.R., Krogh A., Mitchison G. Biological sequence analysis: probabilistic models of proteins and nucleic acids. Cambridge University Press, 2002. – 350 p.
6. Токарев В.Л. Скрытые марковские модели в задаче обнаружения атак на компьютерные сети. Чебышевский сборник. – 2021. – 22(5). – С. 391–399. DOI: 10.22405/2226-8383-2021-22-5-391-399 (дата обращения 28.01.2025).
7. Catello L., Ruggiero L., Schiavone L., Valentino M. Hidden Markov Models for Stock Market Prediction. DOI: 10.48550/arXiv.2310.03775 (дата обращения 25.21.2025).
8. Pearl J. Causality: Models, Reasoning, and Inference. – 2-nd Edition. – Cambridge University Press, 2009. – 464 p. – ISBN 9780521895606.

9. *Viterbi A.J.* Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. IEEE Transactions on Information Theory. April 1967. – 13 (2). – P. 260–269. DOI: 10.1109/TIT.1967.1054010 (дата обращения 17.04.2025).
10. *Fink G.A.* Markov Models for Pattern Recognition From Theory to Applications. Springer-Verlag London, 2014. – 276 p.