

**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ АЗЕРБАЙДЖАНСКОЙ
РЕСПУБЛИКИ**

**АЗЕРБАЙДЖАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭКОНОМИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ**

«ЦЕНТР МАГИСТРАТУРЫ»

На правах рукописи

МУСАЕВА САБИНА БАХТИЯР

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

НА ТЕМУ:

**«ИССЛЕДОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АНАЛОГИЙ В
ИСКУССТВЕННЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ
СИСТЕМАХ»**

Наименование и шифр специальности: 060509 «Компьютерные науки»

Наименование и шифр специализации: İİM020004 «Информационные
технологии управления»

Научный руководитель: доц. АЛИЕВА Т.А.

Руководитель

магистерской программы: к.ф.-м.н., доц. АЛИЕВА Т.А.

Заведующий кафедрой: акад. АББАСОВ А.М.

Баку-2019

Содержание

ВВЕДЕНИЕ	3
I ГЛАВА. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ	
1.1. Понятие интеллектуальной информационной системы	5
2.1. Классификация систем искусственного интеллекта	11
3.1. Модели приобретения и представления знаний	18
II ГЛАВА. ЭВОЛЮЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ	
2.1. Эволюционное моделирование - особенности, значение, приложения...	26
2.2. Генетические алгоритмы - особенности, значение, применение.....	33
2.3. Использование генетических алгоритмов для эволюционного моделирования.....	44
III ГЛАВА МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ В ЭКОНОМИКЕ	
3.1. Эволюционный характер протекающих в экономической системе изменений.....	53
3.2. Неравновесные состояния, устойчивость и эволюция	65
ПРЕДЛОЖЕНИЯ И РЕКОМЕНДАЦИИ	74
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	78
XÜLASƏ	79
SUMMARY	80

Введение

Актуальность темы. Эволюционное моделирование, основанное на теории видов Дарвина, часто используется для построения интеллектуальных систем. Эволюционное моделирование - направление в искусственном интеллекте, в основе которого лежат принципы, заимствованные из эволюционной биологии и популярной генетики и сочетающие компьютерные методы (генетические алгоритмы, генетическое программирование, эволюционное программирование и эволюционные стратегии), моделирующие эволюционные процессы в искусственном интеллекте.

Эволюционное моделирование применяется для оптимизации различных задач науки и техники.

В данной работе рассматривается влияние технологий искусственного интеллекта, к которым относится и эволюционное моделирование, на экономику и бизнес.

Предмет и объект исследования. В работе были исследованы интеллектуальные информационные системы и их классификация, модели приобретения и представления знаний, эволюционное моделирование и генетические алгоритмы, а также их особенности, значение и применение использование генетических алгоритмов для эволюционного моделирования. Был представлен эволюционный характер протекающих в экономической системе изменений.

Основная цель и задачи исследования - это построение и моделирование математического аппарата социально-экономических циклов и процессов с помощью эволюционных механизмов.

Научная новизна исследования заключается в научном обосновании роли эволюционных технологий в моделирование математического аппарата социально-экономических циклов и процессов, в обосновании теоретического

и практического применения механизмов естественной эволюции, с помощью которых были созданы специальные компьютерные программы для решения прикладных задач в разных сферах экономической деятельности.

Теоретико-методологической основой исследования является моделирование принципов естественного эволюционного на основе генетических алгоритмов, были использованы теории и методы когнитивной науки, в особенности её формальная сфера, изучающей приобретение, представление, создание, сохранение и передачу знаний.

Практическая значимость данного исследования состоит в том, что результаты диссертационного исследования могут найти свое применение в самых широких областях общественных наук, в частности экономики, имеют педагогическую и когнитивно-логическую направленность. Проведенное исследование позволяет уточнить ряд фундаментальных положений эволюционного развития применительно к конкретным прикладным экономическим задачам.

Объем и структура исследования. Работа состоит из введения, 3 глав, 8 параграфов, 6 схематических рисунков, 41 формулы, предложения и рекомендация, списка использованной литературы, и заключения на азербайджанском и английских языках.

В I главе рассматриваются интеллектуальные информационные системы в общем, их классификация, а так же модели приобретения и представления знаний.

Во II главе рассматриваются эволюционное моделирование и генетические алгоритмы, их особенности, значение и применение.

В III главе рассмотрено моделирование эволюционных процессов в экономике и эволюционный характер протекающих в экономической системе изменений.

I ГЛАВА. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ

1.1. Понятие интеллектуальной информационной системы

С середины прошлого века исследователи пытаются интегрировать интеллект в информационные системы. Последние достижения в области искусственного интеллекта и наличие недорогой вычислительной мощности лежат в основе сегодняшнего успеха интеллектуальных информационных систем.

Для удовлетворения растущих потребностей людей в высокодинамичном мире, сегодня системы должны быть интеллектуальными и автономными. Интеллектуальная информационная система может принимать свои решения самостоятельно в зависимости от ситуации в постоянно меняющихся условиях. Для достижения этого система должна непрерывно обучаться. Этого можно достигнуть как в автономном режиме, так и в режиме онлайн, чтобы создать подходящую базу знаний. Правильная комбинация оффлайн и онлайн обучения может дать эффективную и интеллектуальную информационную систему.

Искусственный интеллект уже применяется в телефонах, которые распознают человеческую речь и экспертных системах. За прошедшие годы исследования в области искусственного интеллекта прошли через несколько этапов и по мере развития каждой технологии, они стали частью нашей повседневной жизни.

Интеллектуальная система должна в некоторой степени быть способной научиться выполнять поставленные задачи и принимать самостоятельные решения. Интеллект определяется, как способность системы действовать соответствующим образом в неопределенной среде, где соответствующее действие - это то, что увеличивает вероятность успеха, а успех - это

достижение поведенческих подцелей, который поддерживает конечную цель системы. В инженерной системе интеллект предоставляется в виде искусственного интеллекта. Система называется интеллектуальной, когда она может самостоятельно выполнять поставленную задачу без постоянного участия человека. Важно отметить, что не все информационные системы могут быть интеллектуальными. Интеллектуальная информационная система способна принимать решения подстраиваясь к требованиям различных условий.

Интерес к интеллектуальным информационным системам вытекает из двух основных мотивов, а именно: достижение лучшего понимания людей и усовершенствование технологии.

В основе первого вида мотивации лежит объяснение поведения человеческой познавательной деятельности, таких, как решение сложных проблем, планирование, создание и так далее.

Вторым мотивом, а именно улучшением существующих технологий с помощью интеллектуальных информационных систем, является стремление стать еще более важными, поскольку системы проникают и управляют нашим обществом и становятся еще более сложными.

Растущую потребность в интеллектуальных информационных системах можно проиллюстрировать персональными компьютерами (ПК), которые в наше время, имеются практически в любом доме. Ученые в области компьютерных технологий разработали эти машины таким образом, что функции реализуются в аппаратном или программном обеспечении алгоритмическим способом. Чтобы справиться с растущей сложностью функциональности ПК, уровень функциональной абстракции повышался на протяжении десятилетий, насколько это возможно. Тем не менее, чтобы решить определенные задачи (например, установить нестандартное программное обеспечение), пользователь должен погрузиться в функциональный лабиринт системы более низкого уровня, что большинство

пользователей просто не в состоянии сделать. Эта ситуация породила желание создания интеллектуальных информационных систем, которые могут выполнять такую задачу без какого-либо технического руководства со стороны пользователя.

Другой областью потенциального применения интеллектуальных информационных систем является контроль окружающей среды. Они применимы в концепции “умный дом” (электронный контроль электричества, отопления, вода, сигнализация и многое другое), которые необходимо контролировать или поддерживать. То же самое относится к производственным мощностям, организациям и предприятиям (метеостанции, спутники, станции управления движением, мониторинг качества воды рек, озер, морей и т. д.) через определенные промежутки времени. Последняя, но не менее важная, отрасль заинтересована в интеграции интеллектуальных информационных систем в процессы производства и распределения для снижения затрат на рабочую силу и улучшения качества продукта.

Это всего лишь несколько примеров из множества возможных и полезных применений интеллектуальных информационных систем. Из-за этого огромного потенциала использования ИИС в самых разных областях, они стали обсуждаемой темой, имеющей большое значение в современных исследованиях.

Область интеллектуальных информационных систем охватывает широкий спектр аспектов. Поэтому эта глава может касаться только некоторых общих аспектов. Технология ИИС на более низком уровне функциональности достигла зрелости, что позволяет ей сейчас сосредоточиться на когнитивных функциях высокого уровня.

Интеллектуальные информационные системы касаются распространения информации и идей, и до сих пор существуют многочисленные информационные системы, которые постоянно обновляются с целью продвижения когнитивных подходов, обеспечения целостности

данных и повышения социальной эффективности и действенности всего процесса. ИИС ориентированы на обработку информации в организациях, особенно на предприятиях, и на совместное использование выгод с современным обществом.

Интеллектуальные информационные системы охватывают множество дисциплин, которые включают, помимо прочего, анализ и проектирование систем, компьютерных сетей, информационной безопасности, а также систем управления базами данных и поддержки принятия решений. В интеллектуальных информационных системах существует подгруппа управления информацией, которая занимается практическими и теоретическими проблемами сбора и анализа информации в области бизнес-аналитики, включая инструменты повышения эффективности бизнеса, разработку и внедрение приложений, электронную торговлю, производство цифровых медиа, анализ данных и поддержка при принятии решения. ИИС связывают бизнес и информатику, использование теоретических основ информации и вычислений для изучения различных бизнес-моделей и связанных алгоритмических процессов в рамках дисциплины информатики.

Интеллектуальные информационные системы — это научная область исследований, которая охватывает целый ряд стратегических, управленческих и оперативных мероприятий, связанных со сбором, обработкой, хранением, распространением и использованием информации и связанных с ней технологий в обществе и организациях. Термин «информационная система» также используется для описания организационной функции, которая применяет знания информационных систем в различных отраслях промышленности, государственных учреждениях и некоммерческих организациях. Информационные системы часто относятся к взаимодействию между алгоритмическими процессами и технологиями. Это взаимодействие может происходить внутри или за пределами организационных границ. Информационная система - это технология, которую использует организация,

а также то, как организации взаимодействуют с технологией и как эта технология работает с бизнес-процессами организации.

Интеллектуальные информационные системы могут быть разделены на пять подкатегорий, которые включают управление информационной системой, стратегии информационной системы, разработку информационной системы, итерацию информационной системы и организацию информационной системы. Поле информационной системы включает людей в организации, которые проектируют и строят информационную систему (Макаренко, 2009).

Несмотря на то, что первым исследователям довелось работать с ограниченными вычислительными мощностями и компьютерным хранилищем, они все же заложили основу искусственного интеллекта с такими языками программирования, как LISP, и такими понятиями, как деревья решений и машинное обучение. Программы, написанные на LISP, могут легко анализировать такие игры, как шахматы, отображать все возможные ходы за несколько ходов, а затем выбирать лучшую альтернативу. Эти программы также могут изменять логику принятия решений и учиться на предыдущих ошибках, становясь «умнее» со временем. Благодаря более мощным компьютерам и более дешевому запоминающему устройству эта отрасль ИИ породила индустрию компьютерных игр, а также множество персонализированных поисковых систем и сайтов онлайн-покупок, которые не только запоминают наши предпочтения, но и предвосхищают наши потребности.

Интеллект - это способность учиться, понимать или иметь дело с новыми или трудными ситуациями для достижения цели. Исследователи пытаются спроектировать такие информационные системы, которые могли бы справиться с изменениями окружающей среды. К сожалению, представить, как изменится окружающая среда, довольно сложно. Столкнувшись с непредвиденной ситуацией, приходится перенастраивать систему, чтобы справиться с изменившейся средой.

В современном обществе, где миллиарды людей и организаций взаимодействуют, усилия по поддержанию интеллектуальных информационных систем намного выше, чем стоимость товаров и услуг, которые эти информационные системы поддерживают.

Существующие информационные системы можно сделать более умными с помощью интегрирования искусственного интеллекта. Чтобы реально изменить ситуацию и снизить стоимость информационных систем, необходимо создавать интеллектуальные информационные системы, которые адаптируются и изменяются сами.

Если интеллект - это способность адаптироваться и меняться с изменяющимися обстоятельствами, то все формы жизни проявляют интеллект. Жизненные формы адаптируются, изменяются и учатся приспособливаться к окружающей среде, чтобы выжить с наименьшими затратами и усилиями. Индивиды не выживают, но виды выживают. Данный процесс называется эволюцией. Индивиды меняются небольшими шагами, а те, которые лучше всего приспособлены к окружающей среде, выживают и с большей вероятностью размножаются.

Наиболее совершенной информационной системой, которая обладает интеллектом, является человеческий мозг. Если это так, то было бы разумно создать информационные системы, которые будут работать аналогично мозгу.

Несмотря на то что единого мнения о суждении «искусственный интеллект» не имеется, однако в многочисленных определениях возможно обнаружить общее: искусственный интеллект как система, которая моделирует процесс решения человеком различных задач его жизнедеятельности («имитирующая система» как система искусственного интеллекта, способная подобно человеку решать сложные задачи, но иначе, чем человек). Подобная система может осуществлять интеллектуальные функции человека, однако при этом выполнять их не так, как это происходит в мозгу человека, а лишь имитируя работу мозга. Обобщая, можно заключить,

что искусственный интеллект есть искусственная система, имитирующая интеллектуальную деятельность человека.

1.2. Классификация систем искусственного интеллекта

Искусственный интеллект можно классифицировать бесчисленным количеством способов. Существует два основных типа классификации.

Тип 1.

- 1. Слабый искусственный интеллект (слабый ИИ)** - это подход к исследованиям и разработкам в области искусственного интеллекта с учетом того, что ИИ является и всегда будет симуляцией человеческой когнитивной функции, и что компьютеры могут только казаться думающими, но фактически не осознающими в каком-либо смысле этого слова. Слабый искусственный интеллект просто действует по навязанным ему правилам, и он не может выходить за эти правила. Хорошим примером слабого ИИ являются персонажи в компьютерной игре, которые правдоподобно действуют в контексте своего игрового персонажа, но не могут ничего сделать кроме этого.

Слабый искусственный интеллект также известен как узкий искусственный интеллект.

Слабый искусственный интеллект - это форма ИИ, специализирующаяся на узкой задаче. Это контрастирует с сильным ИИ, в которых искусственный интеллект способен на любые когнитивные функции, которые может иметь человек, и по сути не отличается от реального человеческого разума. Слабый ИИ никогда не воспринимается как общий интеллект, а скорее, как конструкция, предназначенная для того, чтобы быть разумной в узкой задаче, которой она назначена.

2. Сильный искусственный интеллект (сильный ИИ) - это конструкция искусственного интеллекта, способная мыслить и осознавать себя как отдельную личность (в частности, понимать собственные мысли), хотя и не обязательно, что её мыслительный процесс будет подобен человеческому.

Сильный искусственный интеллект - это скорее философия, а не реальный подход к созданию ИИ. Это другое восприятие искусственного интеллекта, при котором оно приравнивает ИИ к людям. Он предусматривает, что компьютер можно запрограммировать на то, чтобы он действительно был человеческим разумом, был разумным во всех смыслах этого слова, обладал восприятием, убеждениями и имел другие когнитивные состояния, которые обычно приписывались только людям.

Тип 2 (на основе функциональных возможностей):

1. Реактивные машины. Это одна из основных форм ИИ. Он не имеет прошлой памяти и не может использовать прошлую информацию для информации о будущих действиях.

Большинство самых ранних роботов появилось после того, как инженеры использовали карты и другие очень подробные данные, чтобы сообщить гаджетам, как перемещаться в своей среде. Реактивные машины полностью устраняют карты и другие формы предварительного планирования и фокусируются на наблюдениях за окружающей средой в реальном времени.

Реактивные машины получают определенные задания и не имеют возможностей, выходить за рамки этих обязанностей. Реактивные машины не взаимодействуют с миром, они реагируют на идентичные ситуации одинаковым образом каждый раз, когда встречаются эти сценарии.

2. Ограниченная память: системы ИИ могут использовать прошлый опыт для информирования будущих решений. Искусственный интеллект, который работает по принципу ограниченной памяти,

зависит как от заранее запрограммированных знаний, так и от наблюдений, проводимых во времени. В последнем случае ИИ смотрит на определенные вещи в среде и определяет, как они меняются, а затем вносит необходимые корректировки.

- 3. Теория мышления.** Этот тип искусственного интеллекта должен уметь понимать эмоции, убеждения, мысли, ожидания людей и быть способным к социальному взаимодействию. Несмотря на то, что в этой области существует множество улучшений, этот вид ИИ еще не завершен.

Теория мышления искусственного интеллекта представляет собой очень продвинутый класс технологий, в соответствии с которыми соответствующие приложения интерпретируют свои миры, а также людей в них. Этот вид ИИ требует глубокого понимания того, что чувства и поведение людей в окружающей среде могут меняться.

Теория мышления ИИ еще не сильно развита в обществе, но исследования показывают, что путь к прогрессу - начат с разработки роботов, которые могут выполнять некоторые из вещей, которые могут делать дети в начале процесса развития, такие как обнаружение лиц и движения глаз и слежение за взглядом других.

- 4. Самосознание.** Этот наиболее продвинутый тип искусственного интеллекта включает машины, которые имеют собственное сознание. Ученые еще не смогли создать что-то, что отображало бы этот тип ИИ, но, когда это произойдет, гаджет сможет продемонстрировать желание определенных вещей и распознать свои собственные внутренние чувства.

Самосознательный ИИ является продолжением теории мышления искусственного интеллекта. Это означает, что соответствующие устройства настроены на сигналы от людей, такие как внимание и эмоции, но также способны отображать и самостоятельные реакции.

Существует множество классов методов искусственного интеллекта, наиболее важными из которых являются следующие:

1. **Машинное обучение (МО)** - это категория алгоритмов, которая позволяет программным приложениям быть более точными в прогнозировании результатов без явного программирования. Основная предпосылка машинного обучения заключается в создании алгоритмов, которые могут принимать входные данные и использовать статистический анализ для прогнозирования выходных данных по мере появления новых данных.

Процессы, вовлеченные в машинное обучение, похожи на процессы интеллектуального анализа данных и прогнозного моделирования. И то, и другое требует поиска данных для создания шаблонов и соответствующей корректировки действий программы.

Алгоритмы машинного обучения часто классифицируются как контролируемые или неконтролируемые. Для контролируемых алгоритмов требуется, чтобы специалист по данным или аналитик данных обладал навыками машинного обучения, чтобы обеспечить как ввод, так и желаемый результат, в дополнение к предоставлению обратной связи о точности предсказаний во время обучения алгоритму. Исследователи данных определяют, какие переменные или характеристики модель должна анализировать и использовать для разработки прогнозов. После завершения обучения алгоритм будет применять полученные данные к новым данным.

Необученные алгоритмы используют итеративный подход, называемый глубоким обучением, для анализа данных и получения выводов. Алгоритмы обучения без присмотра - также называемые нейронными сетями - используются для более сложных задач обработки, чем контролируемые системы обучения, включая распознавание изображений, преобразование речи в текст и создание естественного языка. Нейронные сети работают,

комбинируя миллионы примеров обучающих данных и автоматически выявляя тонкие корреляции между многими переменными. После обучения алгоритм может использовать свой банк ассоциаций для интерпретации новых данных. Эти алгоритмы стали возможными только в эпоху больших данных, поскольку они требуют огромных объемов обучающих данных.

2. Обработка естественного языка (ОЕЯ) - это способность компьютерной программы понимать человеческий язык, на котором с ней говорят. ОЕЯ является компонентом искусственного интеллекта.

Разработка приложений, обрабатывающих естественный язык является сложной задачей, потому что компьютеры традиционно требуют, чтобы люди «разговаривали» с ними на языке программирования, который является точным, однозначным и высоко структурированным, или с помощью ограниченного числа четко сформулированных голосовых команд. Человеческая речь, однако, не всегда точна - она часто неоднозначна, и языковая структура может зависеть от многих сложных переменных, включая сленг, региональные диалекты и социальный контекст.

Современные подходы к обработке естественного языка основаны на глубоком обучении типу ИИ, который анализирует и использует шаблоны данных для улучшения понимания программы. Модели глубокого обучения требуют огромного количества данных для обучения и определения соответствующих корреляций, и сборка такого большого набора данных является одним из основных препятствий для ОЕЯ в настоящее время.

Ранние подходы к обработке естественного языка включали основанный на правилах подход, где более простые алгоритмы машинного обучения поясняли, какие слова и фразы искать в тексте, и давали конкретные ответы при появлении этих фраз. Но глубокое обучение - это более гибкий, интуитивно понятный подход, при котором алгоритмы учатся определять

намерения говорящих по многим примерам, почти как то, как ребенок изучает человеческий язык.

3. **Машинное зрение** - это способность компьютера видеть; в нем используется одна или несколько видеокамер, аналого-цифровое преобразование (АЦП) и цифровая обработка сигналов (ЦОС). Полученные данные поступают на компьютер или контроллер робота. Машинное зрение по сложности похоже на распознавание голоса. (Davies, 2004)

Двумя важными характеристиками в любой системе зрения являются чувствительность и разрешение. Чувствительность - это способность машины видеть при слабом освещении или обнаруживать слабые импульсы на невидимых длинах волн. Разрешение - это степень, в которой машина может различать объекты. В целом, чем лучше разрешение, тем более ограничено поле зрения. Чувствительность и разрешение взаимосвязаны. Все остальные факторы остаются постоянными, увеличение чувствительности уменьшает разрешение, а улучшение разрешения уменьшает чувствительность.

4. **Робототехника** - это отрасль машиностроения, которая занимается разработкой, проектированием, производством и эксплуатацией роботов. Эта область совпадает с электроникой, информатикой, искусственным интеллектом, мехатроникой, нанотехнологиями и биоинженерией. Область робототехники обычно включает рассмотрение того, как любая физически сконструированная технологическая система может выполнять задачу или играть роль в любом интерфейсе или новой технологии.

5. Автономные транспортные средства: эта область искусственного интеллекта привлекла большое внимание. Интеллектуальность автомобиля повышает безопасность вождения и повышает эффективность работы двигателя.

Автономные транспортные средства не обязательно способны управлять движения автомобилем, они также могут использовать интеллект только для обеспечения комфорта и безопасности вождения. Функции, которые могут зависеть от интеллекта автомобиля, включают в себя адаптивный круиз-контроль, контроль устойчивости, системы предотвращения аварий, навигацию и адаптивное управление двигателем.

Как показано в приведенном ниже графике, мы можем понять, почему машинное обучение играет важную роль в достижении ИИ.

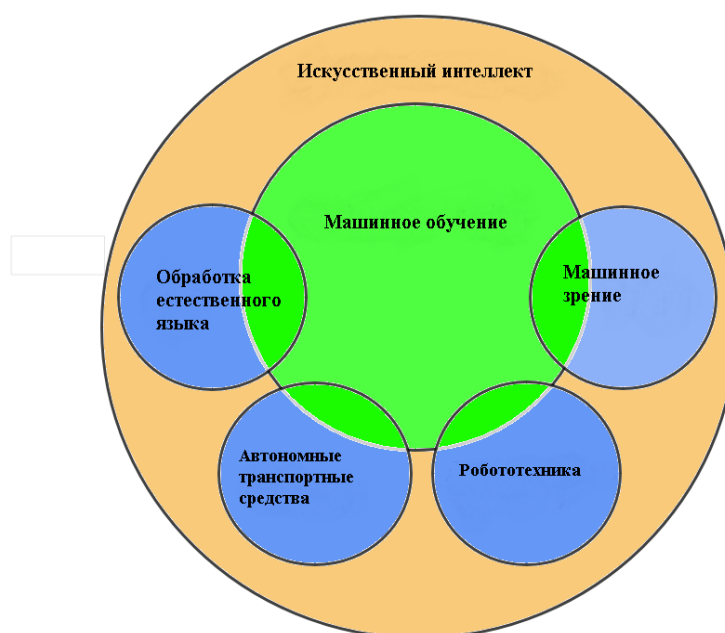


Рисунок 1. Области искусственного интеллекта

1.3. Модели приобретения и представления знаний

Конец 20-го и начало 21-го века могут характеризоваться переходом от индустриального к так называемому информационному обществу,

особенностью которого является значительное повышение роли знаний и информации. Переход от экономики, в которой доминировали такие традиционные факторы, как земля, труд и капитал, к экономике, основанной на знаниях, ознаменовал новый подход к концепции экономической эффективности. В условиях новой реальности интерес общества к информации и знаниям возрос как в теоретическом, так и в практическом аспектах, поскольку, по-видимому, отсутствие инноваций, инновационных продуктов и услуг значительно снижает экономическую эффективность.

Компьютерные системы, использующие базы данных для решения нескольких типичных формализованных задач, основаны на разработанных правилах, моделях и алгоритмах. С другой стороны, возникшие сложные задачи не всегда разрешимы формализованными правилами и алгоритмами. Для решения новых проблем применяются интеллектуальные системы, основанные на знаниях, которые основаны на базах знаний и где основное внимание уделяется обработке знаний.

Одной из центральных и наиболее сложных задач, решаемых при разработке систем, основанных на знаниях, является проблема представления и обработки знаний: эффективность разрабатываемой системы и правильность решений, полученных с ее помощью, зависят от успешности решения этой проблемы.

Успех настройки моделей представления знаний напрямую зависит от того, соответствуют ли применяемые модели установленным требованиям. Проблема выбора модели представления знаний и методов обработки может быть определена следующим образом: как представить структуры знаний из таких источников, как специальная литература и знания высококвалифицированных специалистов (а именно, выбрать модель представления знаний), чтобы их автоматизированная обработка могла получать положительные результаты.

Основой интеллектуальной системы является база знаний, включающая в себя всю информацию, которую система использует в систематизированном виде. Таким образом, вся используемая и работоспособная информация в интеллектуальных системах представлена в семантически структурированной единой базе знаний, которая представляет собой представление о мире, где эта система «живет».

Целью представления знаний является организация необходимой информации в такой форме, чтобы интеллектуальная система могла применять ее для принятия решений, планирования, анализа, вывода суждений и других процессов реализации функций. Для того чтобы модель представления знаний была применима при разработке интеллектуальной системы, она должна обеспечивать представление всех типов знаний, необходимых для работы интеллектуальной системы.

База знаний интеллектуальной системы должна содержать знания в той области, где эта система будет функционировать. Это знания об основных единицах (понятиях и объектах) в домене, а также знания о том, как эти единицы связаны. Такие знания включают в себя отношения, которые напрямую связывают понятия, а также более сложные типы знаний, которые представляют несколько типов зависимости между понятиями предметной области (логические и функциональные).

Важным типом знаний, необходимых для представления в интеллектуальной системе, являются знания о проблемах и решениях в моделируемой области (методы и алгоритмы). Эти знания характеризуют проблемную среду интеллектуальной системы. Такие знания могут быть декларативными и процедурными.

Декларативные знания описывают разделение задач на подзадачи и их связь с методами решения. Такая информация - это знания, полученные от пользователя.

Процедурные знания - это методы решения задач и конкретные алгоритмы. Такие знания разрабатываются один раз и таким образом, что настройка системы осуществляется только на основе декларативных знаний.

В дополнение к знаниям, включенным в базу знаний, необходимо, чтобы знания, описывающие фрагмент реальности (ситуации), который определяет контекст и исходные данные для задач, были представлены в интеллектуальной системе. Такие знания, подобно предметным знаниям, обычно даются в виде концепции и отношения и типа образца ограничения.

Существует много требований, предъявляемых к модели представления знаний. Анализируя эти требования, можно определить кластер требований для модели представления знаний в интеллектуальных системах, а именно:

- Представление смыслового значения знаний; приобретение единого характера знаний для представления с намерением соответствовать всем существенным объектам с точки зрения решаемой задачи, их характеристик и отношений и игнорировать не относящиеся к делу;
- Представление знаний в рамках понятий естественного языка изучаемой области; четкость разработки и представления логических связей и семантических отношений предметной области для изучения;
- Сохранение исходной информации и получение новой информации;
- Представление иерархической структуры знаний;
- Возможности представления нечетких знаний;
- Представление как декларативных, так и процедурных знаний;
- Возможности представления логических операций и квантификаторов;
- Возможности распознать противоречие в знаниях, которые будут представлены;
- Однородность модели;
- Обеспечение целостности знаний, которые будут представлены;
- Возможность объединения структур знаний.

Семантические сети

Одной из моделей представления знаний является модель сетевого типа, в которой домен рассматривается как совокупность объектов и их связывающих отношений (например, семантические сети, концептуальные графы). Представление знаний в сетевых моделях наиболее близко к знаниям в текстах на естественном языке. Первоначально семантическая сеть создавалась как модель представления структуры долговременной памяти в психологии, но позже она стала одним из основных типов представления знаний. Задачей семантических сетей является представление концептуальных кластеров, а именно создание базовой организации доменных понятий. Необходимости для развития семантической сети:

- анализ структурного взаимодействия исследуемого контента;
- исчерпывающее описание понятий и их взаимосвязей;
- тщательная обработка знаний;
- связь между новыми концепциями и существующими концепциями и понятиями.

Концепция представления знаний в семантическом типе сети основана на идее, что все знания могут быть представлены в виде кластера объектов (понятий) и связей (отношений) между ними. Семантическая сеть обладает такими характеристиками с точки зрения требований, упомянутых в предыдущем разделе: представление знаний в понятиях естественного языка, декларативное представление знаний, представление семантических связей в предметной области, четкость описания знаний, целостность представления структуры знаний. Таким образом, можно сделать вывод, что необходимая модель может быть продолжением семантической модели сети, дополняя ее логику и вычислительные свойства.

Преимущества семантических моделей обработки информации:

- Сходство структуры семантической сети с семантической структурой фраз естественного языка;
- Ясность модели представления знаний;
- Представление знаний с помощью семантических сетей позволяет значительно упростить процесс интеграции знаний, который реализуется как идентификация и вставка синонимических элементов интегрированных семантических сетей;
- Правильно разработанная база знаний интеллектуальной системы как семантическая сеть полностью исключает дублирование информации в такой базе знаний;
- Семантические модели обработки знаний хорошо подходят для параллельной асинхронной обработки информации.

Расширенные семантические сети

Как уже было сказано, база знаний является хранилищем различных видов знаний, которые постоянно, без каких-либо ограничений должны храниться, изменяться и корректироваться. Это возможно, если модель представления знаний допускает довольно произвольную модификацию своих конструкций. Таким образом, предпочтительно, чтобы внутренний язык включал простые однородные структуры, которые можно удалять и добавлять. На основании таких соображений разработана концепция единообразия. Семантические сети соответствуют требованиям единообразия, но ограничены, например, с точки зрения обобщенной информации, отношений между ситуациями или представления отношений. В связи с этим были разработаны расширенные семантические сети. Расширенные семантические сети могут использоваться для представления сложных объектов, логической, обобщенной информации, различных требований и так далее.

В расширенных семантических сетях узлы соответствуют не только объектам или понятиям, но также отношениям, логическим компонентам информации (истина или неправда), сложным объектам и так далее. Все, что можно рассматривать как независимую единицу, должно соответствовать отдельному узлу. В таких сетях вместо семантических ребер сети используются так называемые узлы связи. Этот узел не соответствует какому-либо объекту или отношению, он используется только для указания ссылки и обеспечивает унифицированное значение для узлов, которые соответствуют отдельным компонентам или информационным единицам. В результате формируется фрагмент, соответствующий элементарной ситуации. Из таких фрагментов составлены сети.

Существуют также специальные конструкции, которые называются семантическими графами. С их помощью дополнительно указывается, какой компонент следует искать первым, какой - потом и так далее. Каждый граф дает свои собственные операции, которые выполняются в сети, и приводит к нахождению или распределению по сетевым узлам. Сеть можно рассматривать как частный случай графа, а именно сеть - это граф, где направление обработки не задано. Сети и графы состоят из единых фрагментов, каждый фрагмент может быть удален или добавлен в сеть без ущерба для правильности синтаксиса или семантики.

Специальный сложный элемент «узел связи» соединяется с помощью отмеченных ребер с «узлом-отношением» и «узлами-объектами», в результате получается фрагмент, соответствующий элементарной ситуации, то есть объектам, связанным с определенным отношением. Этот фрагмент называется элементарным фрагментом в следующем случае: $D_0 (D_1, D_2, \dots, D_k / D_{k+1})$, где D_0 - слово отношения, D_1, D_2, \dots, D_k - участие объектов в отношении, D_{k+1} - узел связи, который описывает весь кластер, участвующий в отношении, $D_0, D_1, D_2, \dots, D_{k+1} \in D$, D - узел, $k > 0$. Расширенные семантические сети рассматриваются как конечный кластер элементарных фрагментов. С

помощью кластера отношений семантических сетей представлены различные ситуации, сценарии. Каждый элементарный фрагмент имеет свой собственный узел связи, который описывает его фрагмент.

Формальное описание расширенной семантической сети:

1) если $\{D_0, D_1, D_2, \dots, D_k, D_{k+1}\} \subseteq D$, $k > 0$, то $D_0 (D_1, D_2, \dots, D_k / D_{k+1}) = T_0$;

2) каждый T_k является расширенной семантической сетью;

3) если T_1 и T_2 - расширенные семантические сети, то композиции $T_1 T_2$ и $T_1 T_2$ также являются расширенными семантическими сетями, причем $T_1 T_2 \equiv T_2 T_1$.

В расширенной семантической сети допускается довольно свободное размещение узлов на разных позициях. Любой узел, стоящий в позиции любого элементарного фрагмента (и представляющий конкретный объект, или кластер объектов, или слово отношения), может быть помещен в другую позицию другого фрагмента. В результате можно представить ситуацию, когда слова отношения играют роль объектов и закрывают их отношения. Узел связи элементарного фрагмента также может быть включен в разные элементарные фрагменты, но в другую роль. С помощью таких элементарных фрагментов обеспечивается представление таких случаев, когда некоторый кластер рассматривается как сложный объект, который, в свою очередь, вступает в связь. Он определяет единообразие модели.

Для обработки расширенных сетей применяется сравнительный пример по принципу наложения двух сетей. Этот принцип основан на правилах идентификации, которые позволяют связывать узлы и сравнивать сети на основе логических законов.

II ГЛАВА. ЭВОЛЮЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ

2.1. Эволюционное моделирование - особенности, значение, приложения

В природе эволюция в основном определяется естественным отбором, вызванным конкуренцией между различными индивидами за доступные ресурсы. В этом соревновании наиболее приспособленные индивиды, более вероятно, выживут и распространят свой генетический материал через будущие поколения. Это естественное явление было в значительной степени изучено учеными в области компьютерных наук. Эти ученые почувствовали, что естественная эволюция способна создавать очень сложные структуры, например, растения и животные. Алгоритмы, имитирующие этот естественный процесс, могут быть разработаны для решения проблем, требующих сложного и комплексного решения. Результатом этого понимания стала новая парадигма вычислений, в основном используемая для реализации нескольких различных алгоритмов, способных найти адекватные решения для многих задач.

Эволюционное моделирование (ЭМ) - универсальный термин для методов машинного обучения, которые используют симуляцию эволюции для автоматического поиска решений проблем. ЭМ - это стохастическая парадигма, означающая, что ее методы контролируются случайным процессом. Интуитивность, случайность - это основная движущая сила эволюционного моделирования, способная находить уникальные решения сложных проблем. Следствием использования случайности является то, что лучшее решение, найденное после одного запуска алгоритма, может отличаться от лучшего решения следующего запуска. Однако использование высокой степени избыточности в популяции и практика использования нескольких прогонов для одного и того же эксперимента обычно означает, что

мы можем регулярно находить одно и то же оптимальное решение. Алгоритмы, использующие принцип эволюции, известны как эволюционные алгоритмы. Эксперты работают, поддерживая множество потенциальных решений проблемы, которые совершенствуются в течение ряда последующих поколений. Каждое из этих решений оценивается функцией пригодности, которая показывает, насколько хороши эти решения при устранении проблемы. Эта приспособленность нужна для достижения цели, новая популяция создается путем рекомбинации текущей популяции; то есть, более эффективные индивидуумы с большей вероятностью будут влиять на следующее поколение, чем менее эффективные. Таким образом, популяция медленно развивается, генерируя все более эффективные группы населения, пока не будет достигнут некоторый критерий остановки. Хотя в некоторых проблемных областях невозможно понять, насколько оптимальным может быть наилучшее решение, и поэтому преждевременная остановка может стать проблемой.

Термин «естественная эволюция» обычно используется для обозначения процесса, который превратил сообщество живых существ, населяющих Землю, из набора простых одноклеточных организмов в огромное разнообразие живых организмов, каждый из которых интегрировался в окружающую среду. Законы, которые внесли такое грандиозное развитие в геологическую эпоху, вплоть до создания самого сложного из когда-либо известных видов - человеческого, по сути, до сих пор неизвестны. В прошлом было предпринято несколько попыток объяснить это необычное и удивительное природное явление. Наиболее аккредитованная научная теория эволюции видов все еще в наши дни принадлежит Дарвину:

... если изменения, полезные для любого органического существа, действительно имеют место, то, несомненно, индивидуумы, охарактеризованные таким образом, будут иметь наилучшие шансы на

сохранение в борьбе. для жизни; и из сильного принципа наследования они будут иметь тенденцию производить потомство, аналогично характерному.

Этот принцип сохранения называется «Естественным отбором». Большая заслуга Чарльза Дарвина заключалась в том, чтобы идентифицировать небольшой набор существенных элементов для управления эволюцией посредством естественного отбора: воспроизводство индивидов, вариативные явления, влияющие на вероятность выживания индивидов, наследования многих функций родителей потомством в репродукции и наличия ограниченного количества ресурсов, вызывающих конкуренцию за выживание между индивидуумами.

Эти простые особенности - воспроизводство, вероятность выживания, вариации, наследование и конкуренция - кирпичики, которые строят простую модель эволюции, используемую учеными для определения новой вычислительной схемы. Эта модель способна решать сложные задачи, такие как задачи N-сложной оптимизации или задачи машинного обучения, в которых решения представлены сложными моделями, способными представлять объекты, принадлежащие к различным классам.

Большинство терминов, используемых в жаргоне эволюционного моделирования, были заимствованы из биологии. Описание живого существа написано в виде серии хромосом, большинство многоклеточных живых существ имеют много хромосом, в их ДНК (РНК в случаях некоторых организмов). В эволюционном моделировании генетический код эволюционирующего индивида просто называется его хромосомой (единственное число). Каждая хромосома состоит из множества генов. Различные возможные состояния этих генов, в биологии, упоминаются как аллели. Область ЭМ разрушила это различие и просто описывает эволюционирующую хромосому, состоящую из многих аллелей.

Существует важное различие между генетическим кодом организма и самого организма. Хотя оба они развиваются одновременно и неразрывно

связаны, в некоторых случаях могут существовать важные причины существования этого различия в эволюционном моделировании. В биологии кодирование организма (хромосом) называется генотипом этого организма а, физическая реализация организма называется фенотипом этого организма. Те же термины (генотип и фенотип) также используются в эволюционном моделировании для обозначения кодировки, используемой для представления решений стоящей проблемы и самих решений. Тем не менее, в некоторых видах ЭМ-алгоритма генотип и фенотип идентичны. В биологии жизнеспособность организма - это способность этого человека жить достаточно долго, чтобы произвести генетически жизнеспособное потомство. В эволюционном моделировании пригодность развивающегося индивида, как правило, заключается в способности фенотипа этого индивида соответствовать спецификациям, установленным этой конкретной системой ЭМ.

Более конкретно, алгоритмы на основе ЭМ находят решения для данной проблемы, порождаящие популяцию отдельных лиц, то есть набор предварительных решений. Затем «добродетель» каждого индивидуума как решение проблемы оценивается с помощью функции пригодности, содержащей все знания по проблеме, подлежащей решению. Наконец, новая популяция генерируется путем отбора отдельных индивидуумов в текущей популяции и изменения их с помощью вариационных операторов, чтобы генерировать новых и лучших, если возможно, особей. Этот процесс повторяется до тех пор, пока одно или несколько условий не будут выполнены. Формально, учитывая популяцию p_t в момент времени t , эволюционный алгоритм применяет операторы вариации v . Вариации применяются в соответствии с методами отбора s , когда индивидуумы соревнуются в отборе в соответствии с их пригодностью. Численность популяции p_{t+1} по времени $t + 1$ вычисляется:

$$P_{t+1} = v(s(p_t)) \quad (1)$$

Операторы вариации предоставляют новые решения, которые модифицируют существующие. В эволюционных алгоритмах эти операторы обычно состоят из операторов рекомбинации и коммутации. В жаргоне ЭМ индивиды, выбранные этим методом и заданные в качестве входных данных для операторов вариации, называются родителями, тогда как индивидуумы, сгенерированные этими операторами в качестве выходных данных, называются потомками. Использование совокупности решений вместе с операторами вариаций и механизмом выбора, реализующим конкуренцию среди отдельных лиц, обеспечивает эффективную стратегию для изучения пространства решений решаемой задачи. Стоит обратить внимание, что только те решения, которые достижимы операторами, то есть те, которые могут быть получены путем итеративного применения операторов к индивидуумам начальной популяции (p_0), могут быть посещены в ходе эволюционного процесса или запуска.

Из-за общности только что описанной вычислительной схемы многие ЭМ-основанные алгоритмы были предложены с момента первого появления этого природного явления. Учитывая проблему, которая должна быть решена, может быть разработан эволюционный алгоритм, определяющий следующие элементы:

- Кодирование решения, то есть структура данных, должна быть определена для того, чтобы кодировать решения проблемы. Определение такой структуры должно облегчить определение операторов вариации.

- Операторы вариации, которые производят потомство путем модификации выбранных родительских особей. Операторы реализуют концепцию наследования посредством стохастической вариации и строго связаны с структурой данных, используемой для представления решений рассматриваемой проблемы;

- Функция пригодности, которая оценивает каждого индивидуума и присваивает ему значение балла, или значение пригодности.

- Метод выбора, реализующий механизм выбора, который благоприятствует людям с более высокой физической подготовкой.

Далее описываются эти ключевые элементы алгоритма на основе эволюционного моделирования.

Согласно Британской энциклопедии, код может быть определен как система символов и правил, используемых для определения преобразования, устанавливающего соответствия между элементами, принадлежащими двум различным доменам. В природе длинные последовательности молекул ДНК (дезоксирибонуклеиновой кислоты) кодируют инструкции, определяющие биологическое развитие всех клеточных форм жизни. Последовательности ДНК содержат всю информацию, характеризующую людей и их способность выживать в окружающей среде. Например, у людей это может варьироваться от цвета волос до любых наследственных заболеваний. Эта кодировка позволяет наследовать черты от родителей до потомства. Более того, мутации, произошедшие в ДНК-коде, немедленно передаются в кодируемый организм. Этот механизм дает природе возможность исследовать новые возможности жизни, приспособленные к окружающей среде.

В области эволюционного моделирования разница между решением и его кодировкой не всегда очевидна, поскольку в некоторых случаях они идентичны. Однако во многих случаях роль кодирования решения заключается в определении более простого и часто более эффективного оператора.

Различные представления, используемые для кодирования соответствующих операторов, используются при классификации четырех основных ветвей, на которые может быть разделено эволюционное моделирование:

-генетические алгоритмы используют пересечение битовой строки и пересечение с двумя родителями;

-эволюционные стратегии используют действительный вектор и гауссовскую мутацию;

-эволюционное программирование использует конечный автомат и операторы мутаций;

-генетическое программирование использует компьютерную программу или исполняемую структуру и кроссовер с двумя родителями.

Эти классификации представляют общие или начальные реализации. Но многие реализации используют компоненты из разных ветвей и делают классификации менее точными.

К преимуществам и недостаткам эволюционного моделирования можно отнести следующие пункты.

Преимущества эволюционного моделирования:

- обширная сфера применения;
- возможность проблемно-ориентированной кодировки решений, подбор первоначальной популяции, комбинирование эволюционных моделирования с неэволюционными алгоритмами, продолжение процесса эволюции до тех пор, пока имеются необходимые средства;
- пригодность для поиска в сложном пространстве решений большой размерности;
- отсутствие ограничений на вид целевой функции;
- ясность схемы и базовых принципов эволюционного моделирования;
- интегрируемость эволюционного моделирования с другими неклассическими парадигмами искусственного интеллекта, такими как искусственные нейросети и нечеткая логика.

Недостатки эволюционного моделирования:

- эвристический характер эволюционного моделирования не гарантирует оптимальность полученного решения;

- относительно высокая вычислительная трудоемкость, решаемая за счет распараллеливания на уровне организации эволюционного моделирования и на уровне их непосредственной реализации в вычислительной системе;
- относительно невысокая эффективность на заключительных фазах моделирования эволюции;
- нерешенность вопросов самоадаптации (Каширина, 2007).

2.2 Генетические алгоритмы - особенности, значение, применение.

Генетические алгоритмы были выведены для имитации некоторых процессов, наблюдаемых в естественной эволюции. Многие люди, в том числе биологи, удивлены тем, что уровень жизни, который мы наблюдаем, мог развиться за относительно короткое время, о чем свидетельствуют сохранившиеся окаменелости. Идея генетического алгоритма состоит в том, чтобы использовать эту силу эволюции для решения задач оптимизации. Отцом первоначального генетического алгоритма был Джон Холланд, который изобрел его в начале 1970-х годов (Holland, 1975).

Генетический алгоритм (ГА) - это алгоритм адаптивного эвристического поиска, основанный на эволюционных идеях естественного отбора и генетики. Как таковой, он представляет собой интеллектуальное использование случайного поиска, используемого для решения задач оптимизации. Несмотря на рандомизацию, генетические алгоритмы отнюдь не случайны, вместо этого они используют историческую информацию, чтобы направить поиск в область более высокой производительности в пространстве поиска. Базовые методы ГА предназначены для моделирования процессов в естественных системах, необходимых для эволюции, особенно те, которые следуют принципам, впервые изложенных Чарльзом Дарвином «выживание наиболее приспособленных». Поскольку в природе конкуренция между людьми за

скудные ресурсы приводит к тому, что наиболее приспособленные люди доминируют над более слабыми.

Генетические алгоритмы симулируют выживание наиболее приспособленных людей в течение последовательного поколения для решения проблемы. Каждое поколение состоит из совокупности символьных строк, которые аналогичны хромосоме, которую мы видим в нашей ДНК. Каждый человек представляет собой точку в пространстве поиска и возможное решение. Людей в популяции затем заставляют проходить процесс эволюции.

Генетические алгоритмы основаны на аналогии с генетической структурой и поведением хромосом в популяции людей, используя следующие основы:

- Люди в популяции соревнуются за ресурсы и партнеров.
- Гены «хороших» людей распространяются по всей популяции, так что два хороших родителя иногда дают потомство, которое лучше, чем любой из родителей.
- Таким образом, каждое последующее поколение станет более подходящим для своего окружения.

Популяция индивидов поддерживается в пространстве поиска для генетических алгоритмов, каждый из которых представляет возможное решение данной проблемы. Каждый индивид кодируется как вектор конечной длины компонентов или переменных в терминах некоторого алфавита, обычно двоичного алфавита $\{0,1\}$. Чтобы продолжить генетическую аналогию, этих людей сравнивают с хромосомами, а переменные аналогичны генам. Таким образом, хромосома (решение) состоит из нескольких генов (переменных). Оценка фитнеса присваивается каждому решению, представляющему способности человека «соревноваться». Требуется человек с оптимальным (или вообще близким к оптимальному) показателем пригодности. ГА стремится использовать выборочное «разведение» решений, чтобы

производить «потомство» лучше, чем родители, путем объединения информации из хромосом.

Генетический алгоритм поддерживает популяцию из n хромосом с соответствующими значениями приспособленности. Родители выбираются для спаривания, исходя из их пригодности, для производства потомства с помощью репродуктивного плана. Следовательно, подходящие решения дают больше возможностей для размножения, так что потомство наследует характеристики от каждого родителя. Поскольку родители спариваются и производят потомство, должно быть место для вновь прибывших, так как численность населения остается на прежнем уровне. Люди в популяции умирают и заменяются новыми решениями, что в конечном итоге создает новое поколение после того, как все возможности для спаривания в старой популяции были исчерпаны. Таким образом, есть надежда, что в течение последующих поколений будут процветать лучшие решения, а наименее подходящие решения вымирают.

Выпускаются решения нового поколения, содержащие в среднем больше хороших генов, чем типичное решение предыдущего поколения. Каждое последующее поколение будет содержать больше хороших «частичных решений», чем предыдущие поколения. В конце концов, как только популяция сошлась и не производит потомство, заметно отличающееся от таковых в предыдущих поколениях, говорят, что сам алгоритм сходится к набору решений для рассматриваемой проблемы.

Имеется множество концепций биологической эволюции выдвинутых известными учеными, но самой распространенной и общепринятой, конечно, считается концепция биологической эволюции выдвинутая Чарльзом Дарвином. Однако, эта концепция, как и другие, содержит множество нерешенных проблем. Попробуем выделить несколько наиболее распространенных из них. Парадоксальным является то, что работа написанная Чарльзом Дарвином под названием «Происхождение Видов»

совсем не объясняет конкретно происхождения видов. Обусловлено это тем, что новый вид «по алгоритму Дарвина» возникает с довольно малой вероятностью, т.к. для этого требуется соблюдения условия случайного возникновения в одной точке пространства и времени сразу не менее 100 особей нового вида, т.е. особей, способных произвести новое потомство. Процесс образования нового вида основанный на случайных мутациях занимает очень много времени. Также, «алгоритм Дарвина» не раскрывает явную системность многообразия возникших форм, как закон гомологичных рядов Н.И. Вавилова. Исходя из этого Л.С. Берг выдвинул довольно интересную теорию номогенеза, основанную на закономерности и направленности эволюции живого. Эта теория предполагает, что филогенез основан на определенном направлении и смена формы происходит не в случайном порядке, а задана некоторым вектором, неизученной природы (Берг, 1977).

Также, Дарвин не раскрыл алгоритм наследования, поддерживающий и закрепляющий изменчивость. Несмотря на это, генетический алгоритм традиционно моделируется именно по теории Дарвина, это не отрицает применение и других моделей. Основой модели эволюции Дарвина является случайное изменение материальных элементов живого организма в ходе перехода из поколения в поколение. Целесообразные изменения, облегчающие процесс выживания и производства потомства наследуются, т.е. сохраняются и передаются новому потомству. Приняв во внимание то, что количество потомства прямо пропорционально степени приспособленности, можно смело утверждать, что особи, не владеющие соответственными приспособлениями, по причине того, что не оставили потомства или оставили его меньше, чем приспособленные особи. Результатом естественного отбора становятся популяции более адаптированных особей, которые могут стать основой для новых видов.

Естественный отбор является процессом конкуренции членов популяции, друг с другом за различные ресурсы. Помимо этого, представители одной популяции конкурируют между собой за привлечение брачного партнера. Из этого следует, что особи, наиболее приспособленные к окружающим условиям, имеют относительно большие шансы на воспроизведение потомства. Что, насчет слабо приспособленных особей, так их шансы на произведение потомства довольно низки, однако, есть вероятность на произведение немногочисленного потомства.

Генетические алгоритмы заимствуют из биологии:

- понятийный аппарат;
- идею коллективного поиска экстремума при помощи популяции особей;
- способы представления генетической информации;
- способы передачи генетической информации в череде поколений (генетические операторы);
- идею о преимущественном размножении наиболее приспособленных особей (приспособленность особи пропорциональна количеству ее потомков).

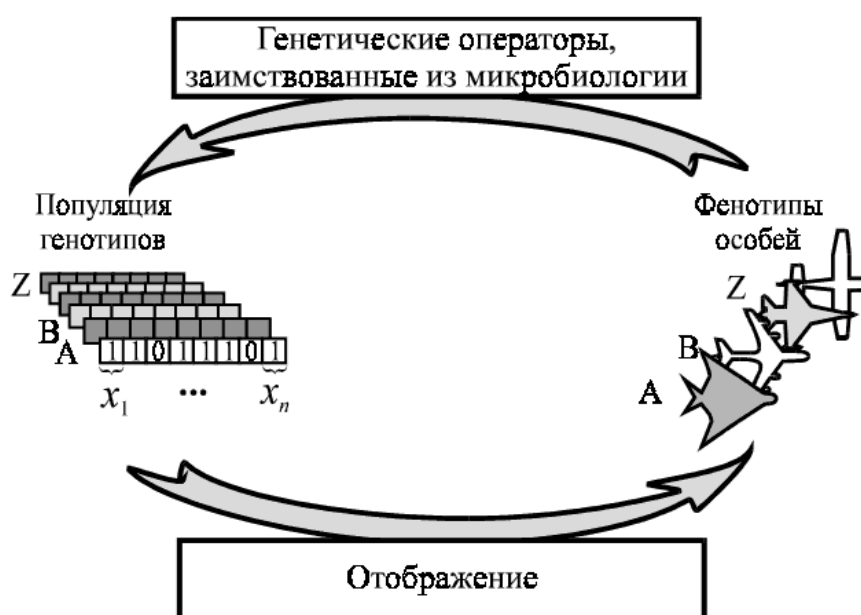


Рисунок 2. Преобразование наследственной информации в ГА

Генетический алгоритм - это метод решения как ограниченных, так и неограниченных задач оптимизации, основанный на естественном отборе, процессе, который симулирует биологическую эволюцию. Генетический алгоритм неоднократно модифицирует совокупность индивидуальных решений. На каждом этапе генетический алгоритм случайным образом выбирает отдельных индивидов из текущей популяции в качестве родителей и использует их для производства детей для следующего поколения. На протяжении последующих поколений популяция «эволюционирует» в направлении оптимального решения. Генетический алгоритм можно применять для решения различных задач оптимизации, которые не совсем подходят для стандартных алгоритмов оптимизации, включая задачи, в которых целевая функция является прерывистой, недифференцируемой, стохастической или сильно нелинейной. Генетический алгоритм может решать проблемы смешанного целочисленного программирования, где некоторые компоненты ограничены целочисленными значениями (Макаренко, 2009).

Многие проблемы подбора моделей могут быть решены аналитически, не прибегая к итерационным методам, таким как генетические алгоритмы. В некоторых случаях аналитическое решение очевидно. В других случаях аналитическое решение может быть более неясным и требует аналитических навыков, недоступных для исследователя. Аналитическое решение может лежать за пределами полномочий исследователя или проблема может не иметь аналитического решения, если смотреть на полный набор данных. Тогда это оправдывает использование итерационных методов, даже если они не являются строго необходимыми. Тем не менее, противоположный случай также довольно распространен: небольшая информация может показать, что проблема аналитически разрешима. Также некоторые части неразрешимой проблемы можно решить аналитически, уменьшив количество параметров,

решаемых с помощью итеративного поиска. Гибридный подход частично основанный на аналитических методах может уменьшить сложность итеративного решения.

Рассмотрим алгоритм линейной регрессии:

Модели линейной регрессии дают пример проблем, которые могут быть решены аналитически.

Рассмотрим набор из «n» точек данных $\{x_i, y_i\}$ которые соответствуют линейной модели:

$$y = a + bx \quad (2)$$

Модель имеет два параметра «a» (точка пересечения) и «b» (уклон), как показано на рисунке.

Функция несоответствия, которая должна быть минимизирована, представляет собой среднеквадратичную ошибку $F(a, b)$:

$$F(a, b) = \sum (a + bx_i - y_i)^2 / n \quad (3)$$

Дифференцирование F по a и b показывает, что F минимизируется, когда:

$$b = (\sum y_i \sum x_i - n \sum y_i \sum x_i) / ((\sum x_i)^2 - n \sum x_i^2) \quad (4)$$

$$a = (\sum y_i - b \sum x_i) / n \quad (5)$$

Важно, чтобы функция несоответствия была статистически приемлемой. Мы можем предположить, что рассеивание вокруг прямой линии должно увеличиваться с увеличением x . Использование функции несоответствия, переменной в уравнении (2), приведет к тому, что точки большего x будут иметь слишком большой относительный вес. В этом случае минимизируемая функция несоответствия будет F / x . Иногда соответствующая функция несоответствия может быть оптимизирована аналитически, а иногда это невозможно, даже если сама модель может быть довольно простой.

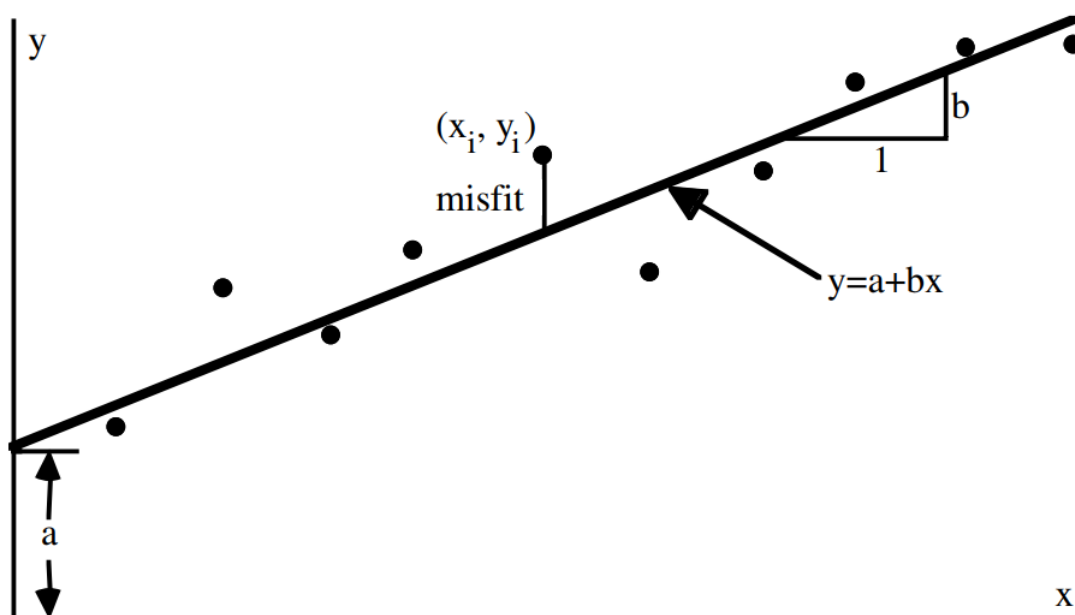


Рисунок 3. Простая линейная регрессия.

Более сложные модели линейной регрессии могут быть сформированы несколькими независимыми переменными:

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 \dots \dots \quad (6)$$

Аналитическое решение этих моделей множественной регрессии описано в любом стандартном учебнике по статистике, вместе с множеством другими аналитически разрешимых моделей. Однако многие модели и их функции несоответствия не могут быть выражены в аналитически растворимой форме. В такой ситуации нам следует рассмотреть итеративные методы решения (Chambers, 1999).

2.3. Использование генетических алгоритмов для эволюционного моделирования.

Предположение о рациональных ожиданиях стало стандартной характеристикой общего теоретического экономического равновесия. Многие экономисты утверждают, что, хотя такое предположение может показаться экстремальным, оно может быть оправдано как конечный результат (обычно неуказанного) процесса обучения. Этот аргумент привел многих к

теоретизированию относительно того, как может работать такой процесс обучения, и будут ли системы с такими ожиданиями фактически сходиться к рациональному равновесию ожиданий. Некоторые авторы начали исследовать модели обучения с общим равновесием, основанные на генетических алгоритмах, с в значительной степени многообещающими результатами.

Моделирование процессов обучения с использованием генетических алгоритмов может осуществляться двумя различными способами. В первом методе операторы рассматриваются как обучающиеся тому, как оптимизировать, в том смысле, что они экспериментируют с различными значениями своей переменной выбора, основываясь на том, какие значения работали хорошо для других агентов в прошлом. Все известные приложения общего генетического равновесия, используют этот первый метод. Во втором методе агенты рассматриваются как обучающиеся прогнозированию, что означает, что они выбирают значение для своей переменной прогноза, основываясь на том, какие значения работали хорошо в прошлом, а затем решают задачу максимизации, чтобы найти значение переменной выбора с учетом их прогноза. При использовании этого второго метода сохраняется предположение, что агенты максимизируют полезность. В этой диссертационной работе рассматривается пример второго метода и обсуждаются его сильные и слабые стороны.

Чтобы определить эволюционный подход к проблеме отдельных агентов в среде общего равновесия - однородных предпочтений, необходимо определить, как агент выбирает значение переменной выбора. Изучение того, как оптимизировать реализацию обучения генетическому алгоритму, предполагает, что все агенты имеют одинаковое представление о будущем, и что генетический алгоритм используется для присвоения агентам значения переменной выбора с учетом набора обычно сдержанных ожиданий. Ясно, что если бы все агенты оптимизировали общую цель с учетом этих общих ожиданий, все агенты приняли бы одно и то же решение, и гетерогенность, от

которой зависит генетический алгоритм, была бы потеряна. Вместо оптимизации агенты просто выбирают значения переменной выбора в соответствии с назначением генетического алгоритма. Тем не менее, когда равновесие достигнуто, убеждения и действия всех агентов согласуются с рациональными ожиданиями и максимизацией полезности (Wang, 1997).

Применяя генетические алгоритмы к проблемам обучения, многие экономисты могут ослабить предположение о рациональных ожиданиях, не ослабляя постулат оптимизации. Одна из причин для принятия такого подхода заключается в том, что в моделях экономики, в которых оба допущения имеют место, как правило, существует несколько равновесий. Достижение одного из этих равновесий требует определенной координации убеждений среди всех агентов популяции.

Агенты изначально имеют разнородные представления о будущем, которые они используют для индивидуального решения своей общей проблемы максимизации. Генетический алгоритм используется только для обновления убеждений. Таким образом, в разрабатываемом примере единственным отступлением от стандартных допущений является то, что агенты изначально имеют разнородные убеждения, которые они в конечном итоге учатся координировать для достижения равновесного результата. Тот факт, что ожидания легко моделируются и обновляются с использованием генетического алгоритма интересен сам по себе. Генетические алгоритмы предоставляют собой чрезвычайно гибкий инструмент, который можно использовать различными способами.

Время t дискретно с целым числом $t \in (-\infty, \infty)$. Агенты существуют в течение двух периодов и стремятся максимизировать полезность в течение этого времени. Популяция агентов, существующих в любой момент времени t , установлена на уровне $2 \times N$, где N - это количество агентов в каждом поколении. Например, существует один товар скоропортящегося потребления и фиксированная поставка бумажных денег. Агенты наделены количеством

ω_1 потребительского товара в первый период жизни и количеством ω_2 потребительского товара во второй период жизни, где $\omega_1 > \omega_2 > 0$. В первом периоде жизни агенты могут выбирать просто потреблять свои накопления, или они могут решить сохранить часть своего накопления первого периода, чтобы увеличить потребление во втором периоде жизни. Во втором периоде жизни они могут использовать любые бумажные деньги, которые они приобрели в первом периоде, для покупки потребительских товаров сверх их накопления во втором периоде.

Репрезентативный агент, образовавшийся в момент времени t , решает следующую проблему:

$$\max_{c_t(t), c_t(t+1)} U = \ln c_t(t) + \ln c_t(t+1) \quad (7)$$

при условии:

$$c_t(t) + c_{t+1}(t+1)\beta(t) \leq \omega_1 + \omega_2\beta(t)$$

где $c_t(t+i)$, $i = 0, 1$ обозначает потребление агентом, родившимся в момент времени t в период $t+i$, а $\beta(t)$ обозначает прогноз фактора валовой инфляции между датами t и $t+1$:

$$F[P(t+1)] = \beta(t)P(t) \quad (8)$$

где $P(t)$ обозначает цену потребительского товара в пересчете на бумажные деньги, а $F[P(t+1)]$ – прогноз цены потребительского товара в момент времени $t+1$. Этот прогноз может быть сформирован любым количеством способов. В настоящий момент мы рассматриваем случай, когда все агенты имеют совершенное предвидение, и в этом случае $F[P(t+1)] = P(t+1)$, так что $\beta(t) = \frac{P(t+1)}{P(t)}$.

Комбинируя условия первого порядка с бюджетным ограничением, получаем:

$$c_t(t) = \frac{\omega_2}{2} [\lambda + \beta(t)], \quad (9)$$

где $\lambda = \omega_1 / \omega_2$. Из этого следует, что решение представителя по сбережениям в момент времени t определяется как:

$$s_t(t) = \omega_1 - c_t(t) = \frac{\omega_2}{2} [\lambda - \beta(t)] \quad (10)$$

Правительство печатает деньги на каждую дату t в размере $M(t)$ на душу населения. Эти деньги используются для покупки g единиц на душу населения потребления в каждом периоде:

$$P(t)g = M(t) - M(t-1). \quad (11)$$

Предполагается, что государственное потребление не дает агентам какой-либо дополнительной полезности.

Поскольку агенты могут делать сбережения только путем удержания бумажных денег, условием клиринга денежного рынка является то, что совокупные сбережения, $N \frac{M(t)}{P(t)}$, равны совокупному запасу остатков реальных денег на каждую дату t или, проще говоря,

$$s_t(t) = \frac{M(t)}{P(t)} \quad (12)$$

По закону Вальраса, рыночная очистка на денежном рынке подразумевает также рыночную очистку на потребительском рынке. Подставляя g в уравнения и задний диапазон, получим разностное уравнение первого порядка $\beta(t)$:

$$\beta(t) = 1 + \lambda - \frac{2g}{\omega_2} - \frac{\lambda}{\beta(t-1)} \quad (13)$$

Уравнение (13) имеет два стационарных уравнения равновесия, определяемые как

$$\beta^{H,L} = \frac{1 + \lambda - \frac{2g}{\omega_2} \pm \sqrt{(1 + \lambda - \frac{2g}{\omega_2})^2 - 4\lambda}}{2} \quad (14)$$

где β^H обозначает более высокое из двух стационарных значений, а β^L обозначает более низкое стационарное значение. Эти два решения будут иметь реальную ценность, если государственные закупки потребительских товаров не слишком велики. В частности, требуется

$$0 < g < \frac{\omega_2}{2} [1 + \lambda - 2\sqrt{\lambda}] . \quad (15)$$

Легко установить, что превосходящее состояние по Парето является устойчивым состоянием с низкой инфляцией β^L . В предположении совершенного предвидения это решение локально неустойчиво. Другое состояние, β^H , локально устойчиво в идеальной динамике предвидения и является аттрактором для всех начальных значений фактора валовой инфляции $\beta(0) \in (\beta^L, \lambda)$.

Два стационарных равновесия показаны на рисунке 4, который изображает качественный график уравнения (13). По мере увеличения государственных расходов на душу населения (g) кривая, представляющая уравнение (13), смещается вниз, и два стационарных равновесия, β^L и β^H , сближаются. Таким образом, увеличение государственных закупок приводит к увеличению значения фактора низкой стационарной инфляции β^L , и уменьшению значения фактора высокой стационарной инфляции, β^H .

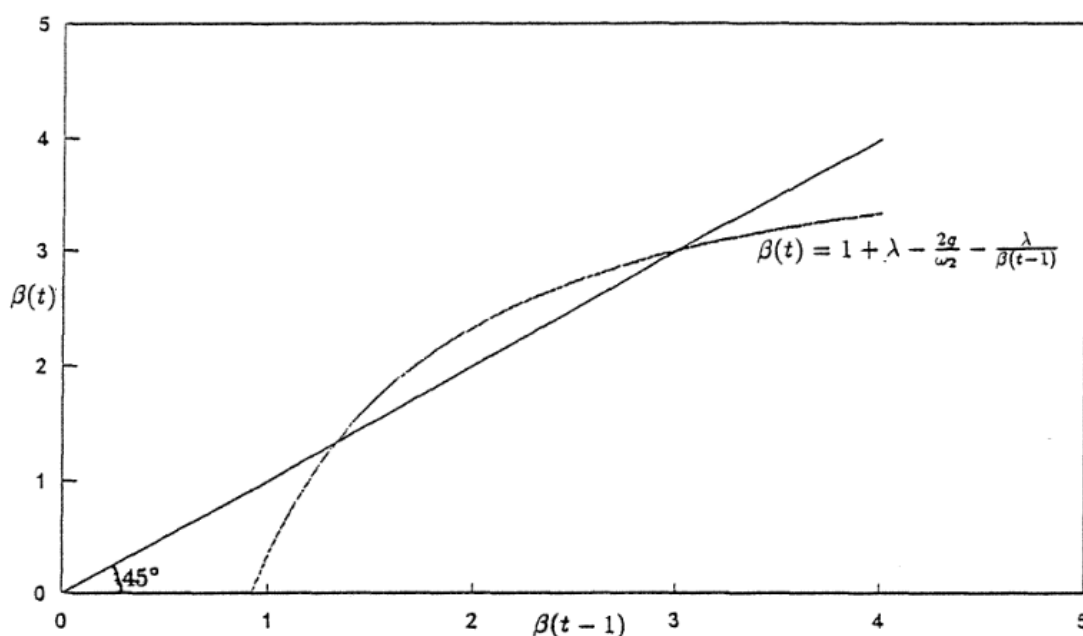


Рисунок 4 Качественный график уравнения

Обучение

Предположение о том, что агенты обладают совершенным предвидением, полезно для понимания динамики модели. Теперь мы

ослабляем предположение, что агенты имеют совершенное предвидение, знают, каковы будут цены в будущем. Вместо этого мы предполагаем, что N агентов прогнозируют будущие цены, используя линейную модель.

$$F_i[P(t + 1)] = b_i(t)P(t), \quad (16)$$

где $b_t(t)$ обозначает параметр, который агент $i = 1, 2, \dots, N$ поколения t использует для прогнозирования цены следующего периода. В то время как все N агенты используют одну и ту же спецификацию (16) для своего правила прогноза, у каждого агента могут быть разные убеждения относительно подходящего значения для неизвестного параметра b . Мы также ограничиваем мнение агента относительно параметра b , чтобы он попадал в интервал:

$$0 \leq b_i(t) \leq \lambda \text{ для всех } i, t$$

Нижняя граница гарантирует, что ценовые прогнозы всегда будут положительными. Верхняя граница λ представляет собой наивысший фактор инфляции, который агенты должны были бы прогнозировать и при этом соответствовать равновесию. Инфляционные факторы выше λ означают, что агенты всегда потребляли свои вклады, как ясно показывает уравнение для индивидуальных сбережений (10).

Каждый агент использует свой прогноз из уравнения (16) для решения задачи максимизации с ограничениями, приведенной в предыдущем разделе. Чем точнее прогноз агента, тем выше полезность агента. Поэтому в интересах агента максимально приблизить «истинное» значение неизвестного параметра b . Конечно, пока агенты учатся, это «истинное» значение фактора валовой инфляции будет зависеть от убеждений всех агентов и, следовательно, будет изменяться во времени.

Спецификация для правила прогноза агента (16) согласуется с фактическим законом движения цен, когда агенты имеют совершенное предвидение. Агенты будут иметь согласованные убеждения или сойдутся при стационарном равновесии, если $b_1(t) = b_2(t) = \dots = b_N(t) = \beta(t) = P(t +$

1)/ $P(t)$, то есть, если все агенты имеют одинаковые правила прогноза, и их прогнозы всегда верны.

Эволюция

Теперь мы применим генетический алгоритм, чтобы описать, как параметр $b_i(t)$ эволюционирует со временем. Сначала мы опишем, как убеждения закодированы в двоичной строке, а затем, как генетические операторы используются для обновления убеждений.

В каждый момент времени t в популяции живет два поколения N агентов. Первое поколение - это нынешняя «молодая» популяция - агенты первого периода жизни, а второе поколение - нынешняя «старая» популяция - агенты во втором периоде жизни. Каждый член каждого поколения может изначально иметь разные представления о параметре b . Их убеждения относительно истинного значения этого параметра закодированы в битовой строке конечной длины l . В первом периоде $t = 1, N$ l -битовые строки выбираются случайным образом для каждого поколения. Эти битовые строки достаточны для полной характеристики потребления и сбережения каждого агента, как мы сейчас продемонстрируем.

Пусть битовая строка для агента i будет задана как:

$$\langle a_{i1}(t), a_{i2}(t), \dots, a_{il}(t) \rangle \text{ где } a_{ij}(t) \in \{0,1\}$$

Битовая строка агента может быть декодирована в целое число 10, используя формулу:

$$d_i(t) = \sum_{j=1}^l a_{ij}(t) \cdot 2^{l-j} \quad (17)$$

Чтобы вычислить оценку параметра агента i , $b_i(t)$, мы берем значение $d_i(t)$ и делим его на максимально возможное декодированное значение: $d_{max} = \sum_{s=1}^l 2^{l-s}$. Результатом является значение в интервале $[0, 1]$. Затем эта доля умножается на максимальный коэффициент валовой инфляции, который агент должен был бы спрогнозировать, в соответствии с равновесием,

которое определяется значением параметра λ . Следовательно, значение каждого агента для $b_i(t)$ определяется в соответствии с формулой:

$$b_i(t) = \frac{d_i(t)}{d_{max}} \cdot \lambda. \quad (18)$$

Как только значение для $b_i(t)$ определено, агент использует это значение для прогнозирования цены следующего периода $P(t + 1)$. С этим прогнозом модель закрывается, и агент может решить задачу максимизации. Алгоритм, разработанный для этой диссертационной работы, фактически решает эту проблему максимизации с ограничениями для каждого агента, учитывая оценку параметра агента для b . Таким образом, агенты не испытывают трудностей в решении ограниченной задачи максимизации. Эта неопределенность может рассматриваться естественным образом, если мы считаем агентов изначально неуверенными в убеждениях других агентов. Начальная неопределенность этого типа может возникнуть, потому что, даже если все агенты хорошо понимают природу своей ситуации, они не уверены, во что верить, поскольку существует множество убеждений, которые согласуются с равновесием; какой из них правильный, зависит от убеждений всех других агентов.

Агенты поколения t формируют прогнозы будущих цен только в период t , когда они являются членами «молодого» поколения. Фактический коэффициент инфляции между датой $t + 1$ определяется в соответствии с уравнением (13) и не будет раскрываться членам поколения t , пока эти агенты не окажутся во втором периоде своей жизни. Таким образом, провал преемника конкретного прогноза не может быть сразу же определенным.

Генетическое обновление убеждений происходит следующим образом. Первый шаг - рассчитать совокупную экономию молодого поколения, родившегося в момент времени t . Это делается путем решения проблемы максимизации каждого молодого агента, при условии, получения

индивидуальных сберегательных сумм $s_{it}(t)$. Совокупная экономия тогда дается:

$$S(t) = \sum_{i=1}^N s_{it}(t)$$

Используя это значение для совокупных сбережений в уравнении (11) и используя уравнение (12) для замены баланса реальных денег, мы получаем, что новый, реализующий коэффициент инфляции $\beta(t - 1)$ определяется как:

$$\beta(t - 1) = \frac{P(t)}{P(t-1)} = \frac{S(t-1)}{S(t) - N_g}. \quad (19)$$

Значение $\beta(t - 1)$ зависит от совокупных сбережений в момент времени t и в момент времени $t - 1$, а также от стоимости государственных закупок на душу населения, g . Как только $\beta(t - 1)$ известно, можно оценить прогнозы, сделанные поколением $t - 1$. Альтернативно, теперь можно вычислить фактическую полезность времени жизни, достигнутую каждым членом поколения $t - 1$. Эти значения времени жизни полезности будут использоваться на первом этапе генетического алгоритма.

Генетический алгоритм используется для моделирования эволюции убеждений следующего поколения. Первым шагом в генетическом алгоритме является размножение. Здесь мы используем простой метод отбора турниров. Два члена старого поколения выбираются случайным образом и сравниваются значения их полезности на протяжении жизни. Сравнение значений полезности в течение жизни эквивалентно оценке того, насколько близко каждый из этих двух агентов подошел к правильному прогнозированию фактической инфляции, поскольку прогнозы двух агентов использовались для решения одной и той же задачи максимизации полезности. Старый агент с самым высоким значением полезности за всю жизнь копируется и помещается в группу «новорожденных» агентов. Этот процесс выбора турнира повторяется N раз, где N - (постоянный) размер каждого поколения. Эти

прогнозы оказались относительно более успешными, чем другие прогнозы, сделанные членами поколения $t - 1$.

Следующими шагами в генетическом алгоритме являются операторы кроссовера и мутации. В дополнение к этим двум стандартным операторам мы добавили элитарный оператор выбора. Мы рассматриваем все эти три оператора как описание процесса, с помощью которого «новорожденное» поколение (продукт оператора производства) экспериментирует с «альтернативными прогнозами», прежде чем принять решение о прогнозе, который они фактически будут использовать при рождении в молодом поколении следующего периода.

Эти «альтернативные прогнозы» создаются с помощью операторов кроссовера и мутации. Кроссовер применяется ко всем строкам в новорожденной популяции с вероятностью p^c . Строки в паре выстраиваются случайным образом. Мы используем одноточечное пересечение, выбирая произвольно выбранную точку в обеих битовых строках, обрезая строки в этой точке и меняя местами все биты справа от этой точки. Мутация применяется к каждому биту в каждой новорожденной строке с вероятностью p^m : бита $a_{ij}(t)$ изменяется на $\bar{a}_{ij}(t)$ с вероятностью p^m .

После того, как кроссовер и мутация были выполнены на N новорожденных строках, новорожденные должны решить, хотят ли они принять какой-либо из этих альтернативных прогнозов как свои собственные. Эти прогнозы декодируются для получения прогноза инфляции, и проблема максимизации полезности затем решается с учетом этого прогноза. Затем полезность оценивается с использованием самого последнего фактического уровня инфляции $\beta(t - 1)$, и для каждого альтернативного прогноза рассчитывается значение полезности в течение жизни (ожидаемое).

После того, как ожидаемая полезность продолжительности жизни, связанная с альтернативным прогнозом, рассчитана, оператор выбора определяет, показывают ли новорожденные агенты выбор между строкой,

которую они унаследовали, и альтернативной строкой, которую они создали. «Новорожденные» агенты подбираются попарно с соответствующими им альтернативами. Затем оператор выбора выбирает два прогноза, которые дали наибольшую полезность в течение жизни, из числа двух новорожденных и двух альтернатив. Два «победителя» становятся членами новорожденного поколения; "проигравшие" отбрасываются. Оператор выборов применяется $N / 2$ раза, чтобы получить N агентов нового поколения.

Как только последовательности новорожденного поколения выбраны, время меняется на следующий период, $t + 1$, и популяция агентов стареет соответствующим образом. Агенты, которые родились в момент времени $t - 1$, и которые были членами старого поколения в момент времени t , перестают существовать. Агенты, которые родились в момент времени t и были членами молодого поколения в момент времени t , теперь становятся членами старого поколения. Новорожденное поколение - это новое молодое поколение, «рожденное» в момент времени t . Процесс, описанный в этом разделе, это повторение с новым значением, рассчитанным для совокупного сбережения, $S(t + 1)$.

В целях интерпретации мы подчеркиваем, что нам не нужно думать о модели как о наборах агентов, фактически передающих генетическую информацию через биологический процесс. Вместо этого мы могли бы рассматривать новых агентов, входящих в модель, как новых участников рабочей силы. Они общаются с другими агентами относительно возможных прогнозов будущей инфляции и предпринимают действия на основе прогноза, который они принимают. Таким образом, агентов можно рассматривать как обмен идеями о наилучшем способе прогнозирования будущего. Оператор воспроизведения гарантирует, что лучшие идеи старшего поколения будут приняты молодым поколением. Операторы кроссовера и мутации позволяют агентам экспериментировать с альтернативными прогнозами. И оператор

выбора гарантирует, что агенты не будут вынуждены принимать какие-либо «плохие идеи».

Система обучения с использованием генетического алгоритма генерирует последовательность уровней валовой инфляции, последовательность поколений N -строк и последовательность наборов из N ошибок прогноза. Система развивается до тех пор, пока не будут выполнены следующие критерии сходимости. Во-первых, необходимо, чтобы инфляция находилась на устойчивом уровне, предсказанном моделью при совершенном предвидении; во-вторых, все строки в самом последнем поколении должны быть идентичны; и в-третьих, последние два набора ошибок прогноза должны быть равны нулю с точностью до заданного допуска. Если эти критерии не были выполнены после 1000 итераций, процесс был прекращен.

III ГЛАВА. МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ В ЭКОНОМИКЕ

3.1. Эволюционный характер протекающих в экономической системе изменений.

Данная диссертационная работа выдвигает гипотезу о том, что эволюционное моделирование сыграло значительную роль в процессе экономического развития. Теория предполагает, что распространенность предпринимательских качеств развивалась немонотонно в ходе человеческой истории. На ранних стадиях развития, признаки, способствующие росту, давали эволюционное преимущество, и их внедрение ускоряло темпы технического прогресса, внося существенный вклад в процесс развития и переход от стагнации к росту. Однако по мере развития экономики эта эволюционная модель утратила свою актуальность. Не подверженные риску модели, получили эволюционное преимущество, уменьшив потенциал роста стран с развитой экономикой и способствуя сближению экономического роста в разных странах. Исторические различия в географических, институциональных и культурных факторах, которые влияли на темпы этого эволюционного процесса и, таким образом, преобладание способствующих росту предпринимательских качеств в разных странах, способствовали разнице в производительности и доходе на душу населения в разных странах.

В отличие от экономической конвергенции (то есть более высокой отдачи от человеческого капитала, физического капитала и технологического внедрения для отстающих стран), исследование предполагает, что более высокая распространенность способствующих росту предпринимательских качеств в развивающихся странах способствовала экономическому схождению. Более того, предсказания предложенной теории обеспечивают дальнейшее понимание пути неравенства доходов в обществе с течением

времени. Диссертационная работа показывает, что по мере развития экономики неравенство уменьшается из-за более высокой представленности предпринимательских качеств среди людей с низким доходом. Этот прогноз согласуется с классовым происхождением предпринимателей во время промышленной революции. Неспособности аристократии возглавить инновационный процесс индустриализации может объясняться низкой представленностью способствующих росту предпринимательских качеств в землевладельческом дворянстве и их распространенностью среди среднего и низшего классов.

Исследование развивает теорию эволюционного роста, которая подчеркивает важность развития предпринимательского духа при переходе от стагнации к росту. Она создает экономику пересекающихся поколений, которая благодаря силам естественного отбора эндогенно развивается из мальтузианской эпохи в состояние устойчивого экономического роста. Процесс роста стимулируется техническим прогрессом, на который положительно влияет уровень дохода на одного работника, а также преобладание предпринимательских качеств в экономике

Теория опирается на два фундаментальных строительных блока. Во-первых, на технологические изменения положительно влияет частота подверженных риску черт в популяции. Интенсивность предпринимательского духа влияет на выбор современного производства и продвигает технологическую границу, доступную для последующих поколений. Вторым центральным строительным блоком является наследуемость таких признаков от поколения к поколению.

Различия в степени принятия риска в отношении потребления отражают различия в эластичности замещения между потреблением и рождаемостью, отражая чувствительность отдельных лиц к изменениям относительных цен. Различия в степени непринятия риска по отдельным лицам влияют на их репродуктивный успех и передаются через поколения, генетически или

культурно. На ранних стадиях развития непринятие риска оказывает неблагоприятное воздействие на фертильность и репродуктивный успех, повышая частоту устойчивых к риску, способствующих росту черт в экономике и стимулируя процесс роста. По мере развития экономики непринятие риска оказывает благотворное влияние на репродуктивный успех, уменьшая потенциал роста экономики (Richard R. Nelson & Sidney G. Winter, 1982).

Изменение в эволюционном преимуществе толерантных к риску признаков связано с влиянием уровня дохода на относительные затраты на потребление и воспитание детей. По мере развития экономики и увеличения дохода на душу населения альтернативные издержки по воспитанию детей (индексированные по уровню дохода на душу населения) возрастают по сравнению с потреблением. При достаточно низких уровнях дохода затраты на воспитание детей ниже, чем стоимость потребления. Люди, склонные к риску, чей выбор более чувствителен к относительным ценам, чем люди, не склонные к риску, оптимально распределяют больше ресурсов на воспитание детей, и с течением времени в популяции увеличивается их тип. По мере развития экономики и увеличения доходов на душу населения затраты на воспитание детей возрастают по сравнению со стоимостью потребления.

Интересно, что силы естественного отбора имеют решающее значение для выхода из эпохи застоя. В их отсутствие экономика может оставаться в мальтузианском равновесии бесконечно долго. А именно, если предпринимательские черты не являются наследственными, и распределение этих черт остается неизменным с течением времени, уровень дохода на одного работника может быть постоянным, а рождаемость будет на уровне замещения. Технологический прогресс будет уравновешен увеличением численности популяции, тогда как неблагоприятные технологические шоки будут компенсированы сокращением численности популяции.

Прогнозы относительно изменения эволюционного преимущества предприимчивых, толерантных к риску людей на более продвинутых этапах развития могут быть изучены на основе влияния степени неприятия риска на выбор рождаемости в современных развитых и менее развитых странах. Существующие данные согласуются с предложенной гипотезой, предполагающей, что толерантность к риску положительно связана с количеством детей в менее развитых странах и отрицательно в развитых странах.

Существуют две причины полагать, что эволюционный подход применим к экономике. Одна из них основана на аналогии и обращении к типу объяснения, обычному для биологии. Формы конкуренции, инновации, вариации и отбора имеют аналоги по двум предметам и, таким образом, аналогичные рассуждения могут быть выгодно применены в небιологической области. Здесь большинство авторов подчеркивают, что к аналогии не следует относиться слишком серьезно, поэтому бесполезно искать то, что точно соответствует генам, половому размножению, кроссоверу или мутации в экономической сфере. Более того, дискредитированные формы эволюции, такие как «Ламаркианство», наследование приобретенных характеристик, могут быть вполне мыслимыми в социально-экономической сфере (Gerald Silverberg & Bart Verspagen, 1995).

Вторая причина принимает более универсальную перспективу. В ней утверждается, что подобно тому, как биологическая эволюция прошла через различные этапы (прокариотическая и эукариотическая жизнь, бесполое и половое размножение, а также пребиотическая стадия), так и современное индустриальное общество - это просто отдельная стадия этого единственного процесса, подверженная тем же основополагающим законам, ограниченная специфическими особенностями её текущей реализации. Таким образом, экономическая эволюция была бы неотъемлемым компонентом более

крупного эволюционного процесса, а не просто чем-то случайно поддающимся определенным формам рассуждений по аналогии.

Американским математиком Альфредом Лотка была предложена концепция «преобразователей энергии», термодинамически открытые системы, далекие от равновесия, которые поддерживают высокое состояние внутренней организации, импортируя свободную энергию из окружающей среды, потребляя ее в целях самовосстановления и самовоспроизводства и экспортируя полученные отходы в виде высокой энтропии обратно в среду. Жизнь (или, по крайней мере, жизнь на основе углерода, как мы ее знаем до промышленной революции), можно рассматривать как море таких «преобразователей», живущих за счет водопада свободной энергии, протекающей между солнцем и низкочастотным инфракрасным излучением, отражаемым землей в глубокий космос (Lotka, 1989).

С этой точки зрения человеческая цивилизация отличается от более ранних форм биологической эволюции тем, что носители информации самоорганизующихся структур вместо того, чтобы кодироваться в форме, подобной ДНК, внутренней по отношению к организму, теперь приобрели экзосоматическую форму. Информация кодируется как в нематериальной сфере, существующей между человеческими умами, известной как культура, так и в более осязаемой сфере, состоящей из письменности и других форм представления, а также культурных и промышленных артефактов. Но факт остается фактом: в рамках ограничений, налагаемых различными физическими субстратами хранения и передачи информации, эволюция все еще должна идти по основным дарвиновским линиям (случайного) изменения и отбора.

Таким образом задача эволюционной теории экономического роста, могла бы состоять в том, чтобы сформулировать демографическую динамику этого многоуровневого эволюционного процесса, принимая во внимание как человеческие компоненты, так и все более изощренные формы артефактных

энергетических и информационных преобразователей, на которые коллективно ссылаются экономисты. Но даже если мы согласимся с тем, что этот более фундаментальный взгляд на экономику как неотъемлемую часть эволюционного процесса имеет определенную ценность, все еще остается находится «генетический код» различных уровней, не основанных на ДНК. Даже в биологии, с появлением четкого понимания молекулярных основ генетики, многие формальные следствия феноменологического рода все еще должны были применять формальные модели популяционной генетики и эволюции. Таким образом, с практической точки зрения, это может не иметь большого значения, если мы применяем эволюционное мышление к экономике или рассматриваем экономику человеческих обществ как особую стадию в универсальном эволюционном процессе. В настоящее время приходится обходиться с более или менее правдоподобными и героическими предположениями о сущностях и механизмах изменения и передачи и оценивать их на основе ограниченного диапазона микро- и макроэкономических «стилизированных фактов».

Поведенческие основы и формальное эволюционное моделирование в экономике роста и шумпетерской конкуренции: выбор

Формализация эволюционного мышления в биологии началась с введения так называемых уравнений репликаторов, чтобы отразить представление Дарвина о выживании наиболее приспособленных. Если предположить, что популяция состоит из n различных конкурирующих «видов» с ассоциированными, частотно-зависимыми характеристиками $f_i(x)$, где x - вектор относительных частот видов (x_1, x_2, \dots, x_n) тогда их эволюция может быть описана следующими уравнениями:

$$\dot{x}_i = x_i (f_i(x) - \bar{f}(x)), i = 1, n \text{ с } \bar{f}(x) = \sum_{i=1}^n x_i f_i(x) \quad (20)$$

Виды с приспособленностью выше средней будут расширяться в относительном приоритете, а особи с пригодностью ниже средней будут сокращаться, а средняя приспособленность $\bar{f}(x)$ в свою очередь изменяется с относительными весами популяции. Если функции пригодности f_i являются простыми константами, то можно показать, что виды с наивысшей приспособленностью будут вытеснять все остальные и что средняя приспособленность будет монотонно увеличиваться до тех пор, пока не будет достигнута однородность в соответствии с

$$\frac{d\bar{f}}{dt} = var(f) \geq 0 \quad (21)$$

где $var(f)$ - взвешенная по частоте дисперсия приспособленности популяции. Таким образом, средняя приспособленность динамически максимизируется эволюционным процессом (математически она называется функцией Ляпунова). Также она известна как Фундаментальная теорема Фишера о естественном отборе, но следует отметить, что она справедлива только для постоянных функций пригодности. В случае частотно-зависимого отбора, где пригодность зависит от долей популяции, включая собственную долю вида, и увеличение и уменьшение «отдачи» могут смешиваться, возможны множественные равновесия, и никакое количество не может быть максимизировано априори.

Уравнение репликатора описывает только динамику относительной доли и, таким образом, имеет место на единичном симплексе S^n (где $\sum_{i=1}^n x_i = 1$), $n-1$ -мерное пространство. Для выведения абсолютной популяции, необходимо ввести дополнительное уравнение для общего уровня популяции. Альтернативное описание основано на уравнениях роста для уровней популяции y_i (с часто используемой логарифмической версией на правой стороне):

$$\bar{y}_i = g_i(y) = r_i y_i + \sum_{j=1}^n a_{ij} y_i y_j. \quad (22)$$

Большинство моделей эволюционной экономики в значительной степени состоят из придания функциям f_i или g_i экономического значения с точки зрения конкуренции на рынке или механизмов отбора, основанных на дифференцированной ставке прибыли. Первая обычно определяет переменную, представляющую конкурентоспособность продукта, которая может быть сочетанием цены, качества, задержки доставки, рекламы и других переменных. Последнее предполагает, что качество и цена продукта являются однородными между производителями (или подвержены быстрой уравнивающей динамике по сравнению с эволюционными интересующими процессами), но себестоимость единицы продукции различается, так что фирмы осознают различные нормы прибыли.

Все модели, рассматриваемые в этой главе, сосредоточены главным образом на технических изменениях как центральном движущем элементе эволюционных процессов, с которыми они связаны. Однако они значительно различаются в своих представлениях о технологиях и о том, как они взаимодействуют с фирменными стратегиями и рынком. Основной отличительной характеристикой является то, связаны ли изменения в технических характеристиках в первую очередь с инвестициями в новое оборудование или нет. В первом случае технические изменения сильно ограничены инвестициями в физический капитал (а также возможными дополнительными факторами); в последнем случае они не ограничены или могут быть почти бесплатными. Тем не менее, даже исходя из предполагаемых технических изменений, могут существовать важные различия в формальном подходе. Предполагается, что в любой момент времени существует единственная передовая технология, в которую осуществляются инвестиции. Основной капитал может быть легко вычислен из данных, но у них есть два недостатка, которые умаляют их реалистичность и управляемость. Во-первых, это предположение об единой передовой технологии, которая исключает множество конкурирующих технологий на инвестиционной границе. Во-

вторых, несмотря на то, что, дискретные временные запасы капитала могут быть легко рассчитаны на основе данных, когда они встроены в динамическую структуру, они могут привести к неловким математическим сложностям. Разностные или дифференциальные уравнения с запаздыванием и даже возрастная динамика численности популяции становятся участниками, чьи математические свойства, за исключением очень простых предположений, все еще плохо изучены по сравнению с системами обычных разностных или дифференциальных уравнений.

Также имеется альтернативная модель, называемая квази-винтажные рамки. Капитальные переменные помечены по типу, а не по дате приобретения, так что срок службы больше не играет никакой роли, только технические характеристики (хотя распад по типу независимо от возраста все еще возможен). Таким образом, несколько качественно различных технологий могут одновременно распространяться в основной капитал и из него. Кроме того, только обычные дифференциальные (или разностные) уравнения необходимы для обработки квази-винтажной структуры, что является значительным математическим упрощением. Этот выигрыш в реалистичности и управляемости, однако, компенсируется неспособностью отследить переменные по хронологическому возрасту. Но квази-винтажи более естественным образом поддаются динамике множественной замены. И один взгляд на эволюцию гласит, что его сущность заключается именно в последовательности таких замен, будь то связанные с технологиями, поведенческими моделями или социальными структурами.

Нефизическая сторона технических изменений (по крайней мере, в том смысле, что она не может быть представлена материальным оборудованием) все еще является скорее черным ящиком, чем воплощенная сторона. Она может зависеть от человеческих навыков или организационных и общественных способностей, но мало что известно об основополагающей природе её накопления, хранения и обновления. Обучение на практике - это

стандартный феноменологический подход, который находит выражение в степенных законах для связи между производительностью и совокупными инвестициями или производством. В последнее время он также стал центральным в большей части неоклассической литературы по эндогенному росту.

Поведенческие основы и формальное эволюционное моделирование в экономике роста и шумпетерской конкуренции: инновации и обучение

Эволюция скоро утратила бы свою актуальность, если бы не постоянное формирование новых видов, на которые может повлиять отбор. Это особенно важно для моделей роста, где постоянный характер процесса технических изменений находится на переднем плане, хотя другие аспекты могут хорошо сходиться к устойчивым стационарным моделям. Таким образом, значительное внимание должно быть уделено тому, как инновации внедряются фирмами, индивидуально и коллективно. Большинство ученых согласны с тем, что инновации следует моделировать стохастически, чтобы отразить неопределенность в отношениях между усилиями и результатами. Однако детали того, как это сделать, могут быть весьма значительными. Классическая формулировка подробно описывает поведенческие правила и стратегии в рамках концепции «рутина». Поскольку технические изменения в этих моделях бесплатны, такая эквивалентность может быть приемлемой, поскольку замена оборудования для всего основного капитала компании требует только затрат, необходимых для проведения инновационного поиска. Несмотря на то, что технологическое обучение проводится на уровне всей экономики, сами фирмы не всегда действуют разумно, поскольку работают в соответствии с правилами поиска и инвестирования, которые нельзя изменить в соответствии с результатами опыта. Вместо этого фирма выбирается как следствие технологии, на которые она натывается. Несколько необычным аспектом является буквальное применение концепции удовлетворения,

означающее, что фирмы ищут инновации, только если их результаты являются неудовлетворительными.

Также существует интересная разработка поисковой деятельности и записи в оригинальной модели, где фирмы делятся на два типа: инновационные или подражательные. Кроме того, вводится понятие технологического режима в зависимости от того, является ли источник технического прогресса внешним по отношению к фирме (например, из общедоступных баз научных знаний) или из собственных накопленных технологических возможностей фирм. Эти режимы называются предпринимательскими и рутинизированными и экзогенно налагаются посредством определенных настроек параметров. Хотя фирмы могут быть двух типов, ни один тип не способен к обучению. Вместо этого рынок подразумевает выбор между двумя типами в зависимости от технологического режима. Вступление новых фирм также приобретает большее значение, чем простая вспомогательная роль, отводимая ему в большинстве эволюционных моделей и стимулируемая предпринимательским режимом.

В то время как обучение, основанное на динамике отбора / мутации, стало играть важную роль в литературе об эволюционных играх, очень немногие нашли входение в эволюционные модели общей экономической ориентации. Здесь мутации носят локальный характер по отношению к текущей стратегии, и вероятность имитации является возрастающей функцией неудовлетворенности текущими показателями и размером подражаемой фирмы. Алгоритм обучения применяется только к стратегиям расходов фирм на научно-исследовательские и опытно-конструкторские работы, затем их технологические характеристики несколько сложным образом вытекают из этих решений и отзывов рынка. Таким образом, можно реализовать простые ограниченно рациональные правила принятия решений, основанные на реальной деловой практике, такие как целевые показатели научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ / общих инвестиций или

коэффициентов научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ / продаж или их комбинации.

В последние годы генетические алгоритмы и системы классификаторов также завоевывают популярность в качестве механизмов практизации обучения с использованием искусственных агентов. Цель философии моделирования искусственной экономики, состоит в том, чтобы собрать базовую сеть экономических взаимодействий между искусственными агентами, наделенными табличными знаниями об окружающей среде.

Обзор эволюционных моделей роста

В этом разделе рассматриваются сходства и различия между несколькими моделями роста, которые были разработаны в течение последних десятилетий и которые основывались на эволюционных принципах. Первая модель, которая будет рассматриваться - это модель, представленная исследователем Ричардом Нельсоном. Эту модель можно рассматривать как первую модель эволюционного роста, и ее можно рассматривать как новаторскую работу в этой области. Модель Ричарда Нельсона - это модель с явной микроэкономической основой, которая состоит из моделирования поведения фирм в их поиске более совершенных методов. В основном из-за сложности, возникающей из-за одновременного существования нескольких фирм с разным поведением поиска и, следовательно, с разными технологическими уровнями, модель Ричарда Нельсона анализируется с помощью компьютерного моделирования (Richard R. Nelson & Sidney G. Winter, 1982).

Один из классов более поздних моделей роста в эволюционной традиции следует за перспективой Ричарда Нельсона о принятии микроэкономической основы. Следовательно, эти модели также прибегают к компьютерному моделированию для анализа. В этой группе моделей основной вклад заключается в том, чтобы расширить первоначальную схему Ричарда Нельсона, введя более реалистичные представления о технологиях, расширить

анализ на многонациональные рамки или распространить эволюционные принципы на проблемы поведенческих стратегий.

Вторая группа моделей эволюционного роста не принимает явной микроэкономической точки зрения, предложенной Ричардом Нельсоном, по крайней мере, не в смысле моделирования отдельной фирмы. Следовательно, сходство с исходной моделью Ричарда Нельсона в этой группе работ менее выражено. По-видимому, основной причиной отказа от явного учета микроэкономических основ является стремление держать модели аналитически поддающимися анализу или сохранять сложность имитационной модели в определенных рамках, с тем чтобы расширить, например, многонациональный контекст. Более систематический анализ случая закрытой экономики становится легче.

Поскольку вторая группа моделей не имеет четких корней в каком-либо конкретном подходе, эти вклады более разнородны, чем вклады первой группы. Тем не менее, здесь можно найти два широких подхода. Граница между двумя подгруппами - это различие между аналитическими решениями и компьютерным моделированием.

3.2. Неравновесные состояния, устойчивость и эволюция

Основная структура модели

Рассмотрим эволюционную модель экономики, в которой экономическая активность распространяется на бесконечное дискретное время. В каждый период экономика производит один однородный товар, используя землю и рабочую силу в качестве ресурсов в производственном процессе. Предложение земли является экзогенным и фиксированным с течением времени, тогда как предложение рабочей силы определяется численностью населения.

Производство происходит в соответствии с технологией с постоянным возвратом в масштабах, которая подвержена эндогенному техническому прогрессу. Совокупная продукция, произведенная в момент времени t , Y_t , составляет:

$$Y_t = (A_t X)^\alpha L_t^{1-\alpha}; \alpha \in (0,1) \quad (23)$$

где L_t - труд, использованный в период t , X - земля, используемая в производстве в каждом периоде, A_t - средний технологический уровень в период t , и, следовательно, $A_t X$ - это «эффективные ресурсы», доступные в течение периода.

Предположим, что не существует никаких прав собственности на землю. Следовательно, возврат на землю в каждом периоде равен нулю, а выход на одного работника, произведенный в момент времени t , y_t , определяется как:

$$y_t = [(A_t X) / L_t]^\alpha \quad (24)$$

где $(A_t X) / L_t$ - уровень эффективных ресурсов на одного работника в период t .

Предпочтения и ограничения

В каждый период t поколение, которое состоит из континуума индивидуумов с массой L_t , присоединяется к рабочей силе. У каждого индивидуума есть один родитель. Члены поколения t (те, кто присоединяется к рабочей силе в период t) живут в течение двух периодов. В первый период жизни (детство) индивид i экономически бездействует. Во втором периоде жизни (родительства) индивид i поколения t наделен 1 единицей времени. Индивид работает и приносит доход Y_i^t .

Каждое поколение t состоит из двух типов индивидуумов, 1 и 2, различающихся по степени неприятия риска по отношению к потреблению. Предпочтения передаются без изменений из поколения в поколение в династии как генетически, так и культурно. Распределение типов в каждом периоде меняется со временем из-за влияния естественного отбора на репродуктивный успех каждого типа.

Функция полезности индивида i в период t определяется по потреблению, c_t^i , а у детей, n_t^i , в период t .

$$u_t^i = \begin{cases} c_t^i + \gamma n_t^i & \text{для } i = 1 \\ \frac{(c_t^i)^{1-\theta}}{1-\theta} + \gamma n_t^i & \text{для } i = 2 \end{cases} \quad (25)$$

где $\gamma > 1$ и $\theta > 1$ - степень неприятия риска, которая также определяет эластичность замещения. Чем выше θ , тем больше склонность к риску относится к типу 2. Различия в отношении к риску являются единственным источником неоднородности в поколении, и поэтому распределение типов изменяется вследствие эффекта естественного отбора.

Люди распределяют свои доходы, Y_t , между потреблением, C_t^i , и расходами на воспитание детей. Предполагается, что затраты на воспитание ребенка составляют долю $\tau < 1/2$ от уровня выпуска на одного работника в экономике, Y_t . Следовательно, бюджетное ограничение индивидуума i составляет

$$y_t \tau n_t^i + c_t^i \leq y_t^i \quad (26)$$

где $y_t \tau n_t^i$ - стоимость воспитания n_t^i детей в период t .

Иновации

В каждый период t индивидуум i может заниматься безопасным или рискованным производством. Индивидуум i может использовать безопасную технологию производства в период t , A_t , которая отражает успешные способы производства предыдущего периода. Индивидуум i , работающий в режиме безопасного производства, генерирует доход $y_t^i = [(A_t X) / L_t]^\alpha$. В качестве альтернативы, индивидуум i может поэкспериментировать с рискованной технологией. Если эксперимент будет успешным, индивидуум будет работать с превосходной технологией производства, $A_t^H > A_t$, и будет генерировать более высокий доход, $y_t^{i,H} = [(A_t^H X) / L_t]^\alpha > y_t^i$. Однако, если эксперимент не будет успешным, индивидуум будет работать с более низкой технологией

производства, $A_t^L > A_t$, и будет генерировать более низкий доход, $y_t^{i,L} = [(A_t^L X) / L_t] \alpha > y_t$.

Пусть p - вероятность успешного эксперимента. Предположим, что ожидаемый доход, связанный с рискованным режимом производства, равен доходу, связанному с безопасным способом производства. А именно,

$$pA_t^H + (1 - p)A_t^L = A_t \quad (27)$$

Индивидуум i будет вовлечен в режим рискованного производства, пока ожидаемая полезность из режима рискованного производства будет, по крайней мере, такой же, как полезность из безопасного. Таким образом, из (27) следует, что индивиды, не склонные к риску, будут выбирать безопасный способ производства, отражая тот факт, что (некомпенсированная) разница ожидаемого дохода препятствует экспериментам с рискованными производительными методами. Следовательно, индивидуумы 2 типа будут получать доход, равный среднему доходу в экономике в период t , т.е.

$$y_t^2 = y_t \quad (28)$$

С другой стороны, не подверженные риску индивидуумы 1 типа, из-за их постоянной предельной полезности в отношении потребления и рождаемости ведут рискованный режим производства. Следовательно, фракция p нейтральных к риску лиц будет генерировать более высокий доход, чем склонный к риску тип, тогда как фракция $(1 - p)$ будет генерировать более низкий доход. Особенно,

$$y_t^1 = \begin{cases} y_t^{1,H} & \text{с вероятностью } p \\ y_t^{1,L} & \text{с вероятностью } 1 - p \end{cases} \quad (29)$$

Из (27) следует, что средний доход по двум типам будет одинаковым в каждом периоде t . В частности, новые продуктивные знания будут генерироваться частями p нейтральных к риску, индивидуумов, а последующие поколения будут пожинать технологические преимущества этого эксперимента. Таким образом, общества, в которых преобладают индивиды, склонные к риску, связаны с более низкой степенью

экспериментирования, пассивно передавая существующие продуктивные знания от одного поколения к другому.

Оптимизация

Типы риска

Не склонный к риску тип 2 в поколении t выбирает количество потомства и личное потребление, чтобы максимизировать функцию полезности (25), с учетом бюджетных ограничений (26). А именно:

$$n_t^2 = \operatorname{argmax} \left\{ \frac{(c_t^2)^{(1-\theta)}}{1-\theta} + \gamma n_t^2 \right\} \quad (30)$$

при условии:

$$\begin{aligned} c_t^2 = y_t(1 - \tau n_t^2) &\geq 0; \\ n_t^2 &\geq 0. \end{aligned}$$

Потребление индивида типа 2 как функция уровня дохода y_t составляет:

$$c_t^2(y_t) = (\tau y_t / \gamma)^{1/\theta} . \quad (31)$$

Число потомства индивидуума типа 2 как функция уровня дохода y_t составляет:

$$\begin{aligned} n_t^2 &= n(y_t) \\ &\equiv \begin{cases} 0 & \text{если } y_t \leq (\gamma/\tau)^{1/(1-\theta)} \equiv \tilde{y} \\ [1 - (\tau/\gamma)^{1/\theta} y_t^{(1-\theta)/\theta}] / \tau & \text{если } y_t > (\gamma/\tau)^{1/(1-\theta)} \equiv \tilde{y} \end{cases} \end{aligned} \quad (32)$$

Следовательно, как показано на Рисунке 5, коэффициент рождаемости особей 2 типа в период t , y_t^2 , является слабо возрастающей вогнутой функцией y_t .

$$\frac{\partial n_t^2}{\partial y_t} = \begin{cases} 0 & \text{если } y_t < (\gamma/\tau)^{1/(1-\theta)} \\ [(\theta - 1) \left(\frac{\tau}{\gamma}\right)^{1/\theta} y_t^{(1-2\theta)/\theta}] / \theta \tau & \text{если } y_t > (\gamma/\tau)^{1/(1-\theta)} \end{cases} \quad (33)$$

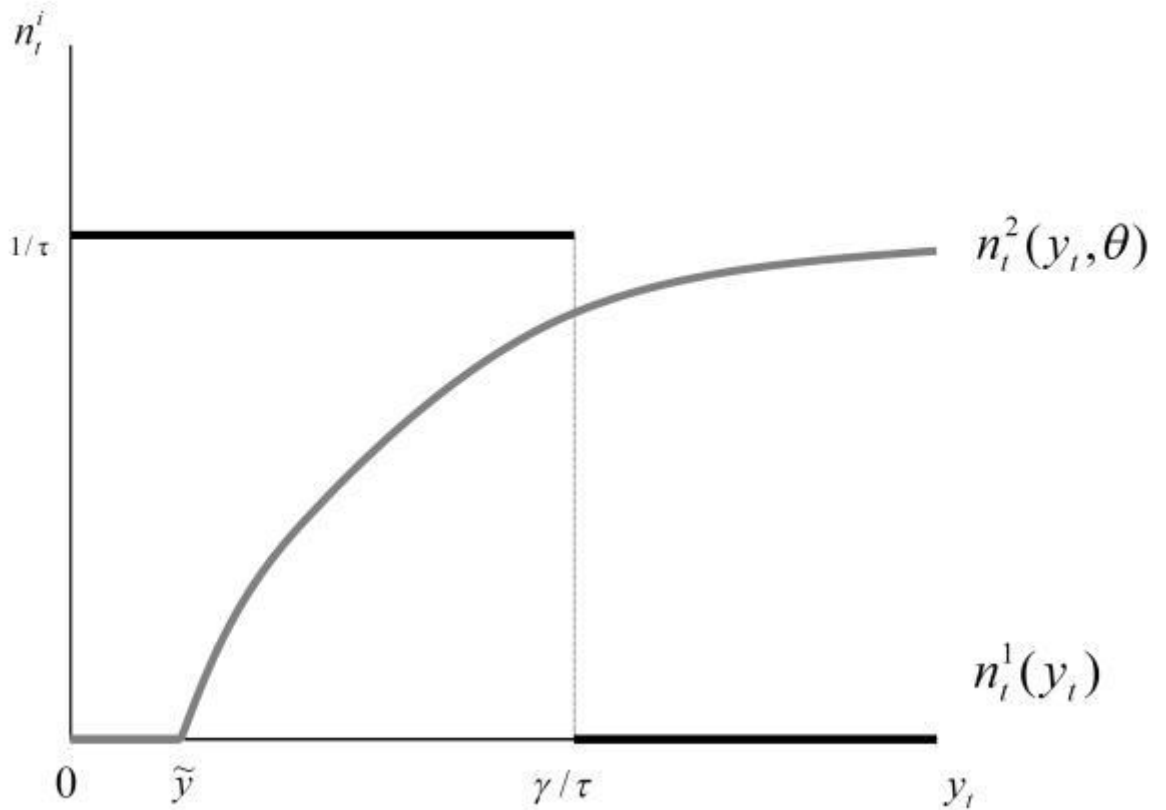


Рисунок 5. Обращение в эволюционном преимуществе в процессе развития.

Нейтральный тип риска

Нейтральные к риску индивидуумы участвуют в экспериментах, которые дают более высокий или более низкий доход в зависимости от того, успешны ли их инновационные усилия. Следовательно, существует неоднородность дохода в типе 1, где каждый индивидуум j типа 1 генерирует доход $y_t^{1,j}$ с $j = \{H, L\}$.

Индивидуум j типа 1 в период t выбирает количество детей и, следовательно, собственное потребление, чтобы максимально увеличить (25) с учетом (26):

$$n_t^{1,j} = \operatorname{argmax} \{c_t^{1,j} + \gamma n_t^{1,j}\} \quad (34)$$

при условии

$$c_t^{1,j} = y_t^{1,j} - y_t \tau n_t^{1,j} \geq 0$$

$$n_t^{1,j} \geq 0.$$

Потребление индивида j типа 1 в зависимости от уровня дохода $y_t^{1,j}$ составляет:

$$c_t^{1,j} = c_t(y_t^{1,j}; y_t) \equiv \begin{cases} 0 & \text{если } 0 < y_t < \gamma/\tau \\ y_t^{1,j} & \text{если } y_t > \gamma/\tau \end{cases}. \quad (35)$$

Число потомков индивида j типа 1 как функция уровня дохода $y_t^{1,j}$ составляет:

$$n_t^{1,j} = n(y_t^{1,j}, y_t) \equiv \begin{cases} (y_t^{1,j}/\tau y_t) & \text{если } 0 < y_t < \gamma/\tau \\ 0 & \text{если } y_t > \gamma/\tau \end{cases} \quad (36)$$

На низких стадиях развития, когда средний доход достаточно низок (т. е. $Y_t < \gamma / \tau$), относительная стоимость воспитания ребенка, τy_t , ниже, чем γ (т. е. предельная норма замещения между потреблением и рождаемостью). По мере развития экономики и увеличения среднего дохода возрастает относительная стоимость воспитания ребенка. Таким образом, на достаточно высоких стадиях развития (т. е. $Y_t > \gamma / \tau$) относительная стоимость воспитания ребенка, τy_t , выше, чем γ , и нейтральные к риску люди выделяют все ресурсы на собственное потребление.

Коэффициент рождаемости индивидуума j типа 1 в период t , $n_t^{1,j}$, является неотрицательной, неубывающей функцией дохода, $y_t^{1,j}$.

$$\frac{\partial n_t^{1,j}}{\partial y_t^{1,j}} = \begin{cases} 1/\tau y_t & \text{если } 0 < y_t < \gamma/\tau \\ 0 & \text{если } y_t > \gamma/\tau \end{cases}, \quad (37)$$

$$\text{и } \frac{\partial n_t^{1,j}}{\partial y_t^{1,j}} = 0$$

Процесс развития

Процесс развития определяется временной зависимостью от уровня технологии, дохода на одного работника и состава отношения риска к населению.

Эволюция в композиции типов

В соответствии с исторической структурой рождаемости предполагается, что доход на одного работника является достаточно высоким в каждый период, чтобы обеспечить положительный уровень рождаемости для обоих типов популяции. Следовательно, предполагается, что доход на одного работника в период 0 достаточен, чтобы позволить склонному к риску типу выделять положительные ресурсы на воспитание детей, то есть $y_0 > \tilde{y}$.

Эволюция доли нейтральных к риску признаков в популяции с течением времени определяется средними показателями рождаемости двух типов особей. Поскольку нет разнородности доходов среди особей типа 2, рождаемость каждого особи типа 2 равна n_t^2 . Тем не менее, решения о доходе и, соответственно, фертильности различаются у успешных и неуспешных индивидуумов типа 1. В частности, средняя рождаемость у индивидуумов типа 1 в каждый период t составляет:

$$n_t^1 = pn_t^{1,H} + (1 - p)n_t^{1,L}, \quad (38)$$

где $n_t^{1,L}$ и $n_t^{1,H}$ приведены в (36).

Технологический прогресс

Технический прогресс, $g_t + I$, который происходит между периодами t и $t + I$, зависит от доли нейтральных к риску людей в рабочем поколении в период t , β_t . Кроме того, предполагается, что это функция уровня дохода на одного работника в период t , y_t . А именно,

$$g_{t+1} \equiv \frac{A_{t+1} - A_t}{A_t} = g(\beta_t, y_t). \quad (39)$$

Предположим, что уровень технического прогресса между периодом t и $t + I$ является (слабо) положительной, (слабо) возрастающей вогнутой функцией доли предпринимателей в рабочем поколении в момент времени t и уровня дохода на одного работника, т. е.,

$$\begin{aligned} g_y(\beta_t, y_t) &\geq 0 \text{ и } g_{yy}(\beta_t, y_t) \leq 0 \quad \forall \beta_t \in [0,1] \text{ и } \forall y_t > 0 \\ g_\beta(\beta_t, y_t) &\geq 0 \text{ и } g_{\beta\beta}(\beta_t, y_t) \leq 0 \quad \forall \beta_t \in [0,1] \text{ и } \forall y_t > 0 \end{aligned} \quad (40)$$

Временной путь уровня технологии определяется следующим образом:

$$A_{t+1} = (1 + g_{t+1})A_t \quad (41)$$

где уровень технологии в момент времени 0 дается на уровне A_0 .

Следовательно, как показано на Рисунке 6, для данного уровня дохода на одного работника, y_t , доля нейтральных к риску лиц в популяции монотонно увеличивается со временем и приближается к 1, если $0 < y_t < \gamma / \tau$, тогда как эта доля исчезает раз $y_t > \gamma / \tau$.

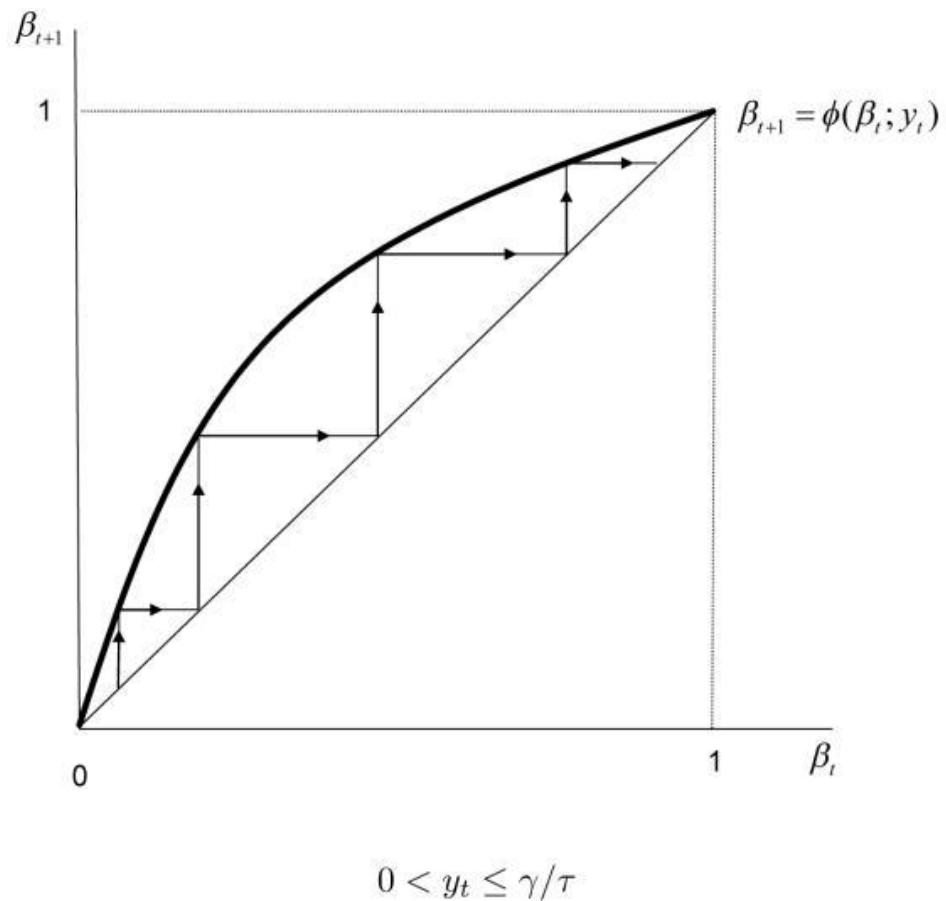


Рисунок 6. Эволюция доли риска-нейтральных индивидов, β_t .

ПРЕДЛОЖЕНИЯ И РЕКОМЕНДАЦИИ

Основная задача данной диссертационной работы – это исследование влияния технологий искусственного интеллекта, к которым относится и эволюционное моделирование, на экономику и бизнес.

Это связано с тем, что повседневная реальность меняется так быстро, что законы и закономерности, актуальные 20-30 лет, сегодня теряют свою ценность. Людям приходится сталкиваться с проблемой другого типа, которую мы могли бы назвать «инженерной», так как в становлении и развитии производительных сил общества проблема «инженерии экономики» занимает особое место. Современные технологии имеют перспективы во всех сферах экономической жизнедеятельности.

Несомненно, существуют проблемы экономического поведения людей. Эти проблемы в связи с развитием ИКТ, нарастают в экспоненциальном объеме, и внедрение интеллектуальных информационных технологий невольно ставят вопрос об изменении устоявшихся правил и норм или создании новых законов и закономерностей.

По словам, экономиста, сторонника классического либерализма, Людвиг фон Мизеса, в отсутствие частной собственности не будет добровольного обмена, и, следовательно, не будет цен для определения прибыли или убытка. Отсутствие информации о прибылях и убытках не мешает производственным планам определять, следует ли использовать целевые ресурсы для наилучшего использования или их следует направлять на альтернативные решения. Материальная прибыль и убыток, таким образом, понимались как каналы, через которые реализуются все предпринимательские взгляды на «создание стоимости» и экономическую полезность производства, так что недостойные взгляды отбрасываются и ресурсы не направляются на неправильные идеи. (Мизес., 2001)

Аналогичный процесс также наблюдается в истории эволюции. Общим знаменателем является естественный отбор. Без отбора организмы росли бы в геометрической прогрессии, что аналогично с представлением людей о том, как следует использовать ограниченные ресурсы. Отбор устраняет нежелательные изменения гена. Он отнимает ресурсы у тех, кто менее приспособлен для адаптации, и направляет их к тем, кто лучше соответствует потребностям среды. Здесь общий знаменатель, определяющий победителей и проигравших, - это приспособленность. Другими словами, способность передавать свои гены следующему поколению. Таким образом, приведенную выше рыночную теорию можно понимать как эволюционный процесс, в котором производственные планы служат генами, которые, если они выживают при капитализме, должны превосходить другие планы.

Рыночный механизм предлагает уникальные новые способы инноваций и творчества, которые в странах с централизованно планируемой экономикой явно отсутствуют.

В данной диссертационной работе рассматриваются подобные явления. Одной из них является мутация. Мутация является стержнем правильного функционирования эволюции, поскольку она стимулирует новые изменения в развитии организмов. Генетическая мутация является решающим моментом в биологической эволюции, которая позволяет инновациям возникать в ходе эволюции. Следовательно, предприниматель играет роль своего рода мутатора в экономике, без которого невозможно было бы генерировать устойчивый поток новых идей и инноваций в экономике.

Разница между ними заключается в том, что мутации с точки зрения удовлетворения потребностей в отличие от их генетического аналога не происходят абсолютно случайно. Некоторые люди склонны постоянно иметь лучшие идеи, чем другие. Рыночный механизм отражает это и перераспределяет скудные ресурсы тем, кто выдержал испытание временем с

точки зрения принятия решений о распределении. Иными словами, они постоянно получали прибыль.

Третий общий фактор экономической интерпретации внутренней работы рынка и эволюционных процессов - память или наследование системы. В биологическом смысле слова наследование означает способность организма или системы хранить наборы информации и со временем передавать их потомкам. Память способствует развитию системы. В биологии носителями наследственных наборов навыков и системы в целом являются хромосомы. Они несут генетическую информацию, закодированную в одной молекуле ДНК.

Экономическое отражение хромосом - это цены. Структура цен в экономике - это своего рода коллективная память, которая отражает расположение относительных ценностей в обществе и, что важно, их будущее развитие. Следовательно, ценовая структура обеспечивает устойчивую эволюцию культуры в отношении производственных планов и процессов. Это помогает записывать прошлые решения, а также способствует формированию будущего.

В своей книге «Богатство народов», Адам Смит отмечал что, порядок в рыночной экономике помогает наилучшим образом использовать ограниченные ресурсы, предоставляя каждому возможность делать то, что он может, с наименьшими альтернативными затратами, с наибольшими сравнительными преимуществами, и что вся экономическая деятельность руководствуется предпочтениями людей и современными технологиями. Чарльз Дарвина в книге «О происхождении видов», подводит итоги того, как каждый организм со своими целенаправленными характеристиками идеально адаптируется к окружающей среде и всей природе. (Smith, 2018)

Специалисты в области экономики, выступающие за рыночную экономику, отстаивают необходимость создания институциональной структуры, которая способствовала бы непрерывной культурной эволюции в

отношении распределения скудных ресурсов. Стоит учесть то, что «социальный дарвинизм» рыночной экономики не ориентирован на людей, так как выбор не отсеивает реальных людей. Таким образом, частая критика не может примирить несоответствие между функционированием и целью экономической эволюции, с одной стороны, и ее биологическим аналогом, с другой. В то время как неспособность человека к размножению приводит к исчезновению генома этого человека, а потеря экономической системы просто ведет к устранению его неэффективных представлений о том, как должно быть организовано производство.

Социалистическая проблема заключается в попытке централизованного планирования, которое мешает надлежащему функционированию культурной эволюции производства, и поэтому не может адаптироваться к предпочтениям потребителей, доступным технологиям и скудным ресурсам.

Современное рыночное планирование на основе эволюционного моделирования существенно отличается от предыдущего периода развития систем планирования. Его реализация предполагает значительное сокращение времени реакции предприятия на изменения внешней среды, что создает дополнительное конкурентное преимущество. Кроме того, следует иметь в виду, что отдельные рыночные изменения выходят за рамки нормального цикла планирования, что предполагает использование техники скользящего планирования. Эволюционное моделирование акцентирует внимание менеджмента предприятия на его рыночных возможностях и их реализации путем использования «генетических алгоритмов».

Таким образом, эволюционное моделирование систем планирования как в командной, так и в рыночной экономике возникало и модифицировалось на фоне изменения экономических условий и призвано решать определенные задачи управления промышленным предприятием.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Chambers, L. D. (1999). *Practical Handbook of Genetic Algorithms*. Washington: Chapman and Hall/CRC .
2. Davies, E. R. (2004). *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*.
3. Fontanello, F. (2005). *Pattern Recognition by Evolutionary Computation*.
4. Gerald Silverberg & Bart Verspagen. (1995). *Evolutionary Theorizing on Economic Growth*. Merit.
5. Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press.
6. Lotka, A. J. (1989). Lotka on population study, ecology, and evolution. *Population and Development Review*, 539–550.
7. Richard R. Nelson & Sidney G. Winter. (1982). *An Evolutionary Theory of Economic Change*. Belknap Press: An Imprint of Harvard University Press.
8. Smith, A. (2018). *The Wealth of Nations*. CreateSpace Independent Publishing Platform.
9. Берг, Л. С. (1977). *Труды по теории эволюции*. Л.: Наука.
10. Каширина, И. (2007). *Эволюционное моделирование*. Издательско-полиграфический центр Воронежского государственного университета.
11. Макаренко, С. И. (2009). *Интеллектуальные информационные системы*. Ставрополь: СФ МГГУ им. М. А. Шолохова.
12. Мизес., Л. ф. (2001). Либерализм в классической традиции. *Социум; Экономика*, 239.

XÜLASƏ

Təqdim olunan dissertasiya işinin əsas məqsədi - süni intellekt texnologiyalarının iqtisadiyyata təsiri, bu sahədə təkamül modelləşdirmənin tətbiqləridir. Gündəlik həyatın sürətlə dəyişməsi 20-30 il əvvəl aktual olan qanun və qaydaların artıq öz aktuallığını itirilməsinə gətirib çıxarmışdır. İnsanlar fərqli tip problemlərlə rastlaşır, biz bu problemləri "mühəndis" problemləri adlandırırıq, çünki onların formalaşmasında, inkişaf prosesində və cəmiyyətin istehsal gücündə "mühəndis iqtisadiyyatı"nın xüsusi rolu mövcuddur. İKT inkişafı ilə əlaqədar bu problemlər eksponensial dərəcədə artır və yeni intellektual informasiya texnologiyaları tətbiqi qayda və qanunların dəyişməsi ilə bağlı suallar yaradır. İntellektual sistemlərin qurulmasında Darvinin növlərinin mənşəyi nəzəriyyəsinə əsaslanan təkamül modelləşdirmədən mütamadi istifadə olunur. Təkamül modelləşdirmə - süni intellektin istiqamətidir ki, onun əsasında aydın prinsip və normalar aparatı durur.

SUMMARY

The main purpose of this thesis work - research on the influences of artificial intelligence technologies, which also includes evolutionary modeling on economy and business. It related to the result of fast-changing daily life that rules and laws, actual for 20-30 years, nowadays lose this value. People have to face another type of issue which we can call "an engineer", as during creation and development of community production forces the issue of "engineering economy" has a special place. Modern technologies have perspectives in all spheres of economic vital functions. Undoubtedly, the issues of people economic behavior also exist. This issue arises with the development of ICT, grows in exponential progression and implications of intellectual information technologies involuntary brings the question of changing settled rules and norms or creating new laws and regularity. Evolutionary modeling, based on Darwin's theory of species, has been often used for building intelligent systems. Intelligent modeling - the direction in artificial intelligence, in the base of which lays principles, borrowed from evolutionary biology and popular genetics and combining computer methods (genetic algorithms, genetic programming, evolutionary programming, and evolutionary strategies) modeling evolutionary processes in artificial intelligence.