

Методика прогнозирования развития научно-технических циклов

В работе проведено исследование тенденций развития патентной и научной библиографической информации в распределенных базах данных в рамках теории циклической динамики социально-экономических систем Кондратьева. Проведен структурный анализ ресурсов интеллектуального информационного пространства и построен алгоритм прогнозирования развития научно-технических тенденций на основе анализа эквидистантных временных рядов распределения патентов в ее базах данных. Разработаны индикаторы, отражающие потенциал развития технологических тенденций и представлена методика их расчета. Разработанные алгоритмы апробированы на примере моделирования развития реальных научно-технических направлений.

Ключевые слова: НИОКР, прогнозирование научно-технических тенденций, патенты, публикации, инновационная деятельность, интеллектуальная среда, обработка патентных данных, библиометрия, форсайт.

Введение

Процессы модернизации государства согласно распространенной точке зрения должны подчиняться четко заданной системе стратегических целей, которые определяются в рамках общенациональных программ стратегического планирования развития страны. С начала семидесятых годов прошлого века во всем мире разрабатывается и непрерывно совершенствуется методология определения магистральных путей развития науки и техники, для обозначения которой введен термин форсайт (от английского foresight — «взгляд в будущее»). Первые опыты и проекты, связанные с целенаправленным построением картины будущего состояния науки и техники были сделаны в США в рамках внутренних исследований корпорацией РЭНД технологической сферы ее функционирования (был разработан метод Дельфи опроса). Национальные проекты форсайта впервые были организованы в 1970-х гг. в Японии, с целью преодолеть отставание страны от мировых лидеров экономического роста [1]. Уже с начала 1990-х гг. свои проекты национального форсайта на регулярной основе проводят в странах ЕС, Китае, Корее, Таиланде и Австралии [2, 3]. Результаты соответствующих исследований используются для выбора национальных научно-технических приоритетов и формирования государственных программ. Таким образом, форсайт представляет собой систему методов прогнозирования стратегических перспектив инновационного развития [4]. На рис. 1 представлено «ромб-иллюстрированное» изображение наиболее



В. Р. Месропян,
аспирант кафедры РК-9
(«Компьютерные системы автоматизации
производства») МГТУ им. Н. Э. Баумана
e-mail: mesr0pyan@yahoo.com

распространенных качественных и количественных методов, используемых данной методологией [5].

В течение последнего десятилетия, бурный рост продемонстрировали методы мониторинга технологий в рамках форсайта, основывающиеся на методиках анализа библиометрической информации в специализированных базах данных (далее — БД). Появление данного импульса обусловлено развитием технологий



Рис. 1. Ромб-матрица методов форсайта

обработки текстовых научно-технических электронных документов и появлением веб-ориентированных приложений, предоставляющих доступ к ним как в пользовательском, так и в автоматизированном режиме. Обработка патентной информации (в англоязычной среде — patent mining) так же активно используется в корпоративном секторе экономики многих развитых стран в целях конкурентной разведки [6–10]. В данной работе будут исследованы тенденции развития информации о различных направлениях и поколениях технологий в распределенных БД Европейского патентного агентства (ЕРО) и построены количественные модели прогнозирования их будущего состояния.

Анализ и обработка библиометрических данных интеллектуального информационного пространства

За последние несколько лет были созданы информационно-аналитические инструменты нового поколения, позволяющие проводить исследования состояния науки и техники на принципиально новом уровне. К сожалению, необходимо отметить, что в российских научно-технических кругах анализ информации о патентах и публикациях на сегодняшний день слабо развит, тогда как на Западе (США, страны ЕС), в Японии и Юго-Восточной Азии (Корея, Тайвань, Китай) именно электронная библиографическая среда и ее анализ создают поле для развития отличительных конкурентных компетенций исследовательских организаций.

Введем следующие термины:

- интеллектуальное информационное пространство (ИИП) — совокупность современных информационных ресурсов, аккумулирующих информацию о результатах научно-исследовательской деятельности всего мирового сообщества;
- интеллектуальная среда — это самоорганизующаяся и управляемая распределено совокупность ИИП, организационных ресурсов (субъектов: исследователей, менеджеров, лиц принимающих решения и т. д.) и рынка высоких технологий.

В сети Интернет существует большое количество сервисов, предоставляющих доступ к базам данных издательств научных журналов, сборников статей и патентных агентств в автоматизированном режиме для разработки пользовательских аналитических программных средств. В качестве примера можно привести построенную на основе веб-ориентированной клиент-серверной технологии систему STING [11], созданную в Институте компьютерных технологий Греции. Данная разработка позволяет проводить специализированный поиск по БД патентных агентств, строить выборки в различных разрезах, проводить их кластеризацию, а также вводит оригинальный набор индикаторов (индикатор развития анализируемых технологий в разрезе стран, ученых и изобретателей; индикатор использования технологии в разрезе отраслей промышленного применения и т. д.). Однако ее применение ограничивается, по ряду объективных причин, только экспертным сообществом инвестиционных аналитиков. Мировыми лидерами, предоставляющими информационно-аналитическое

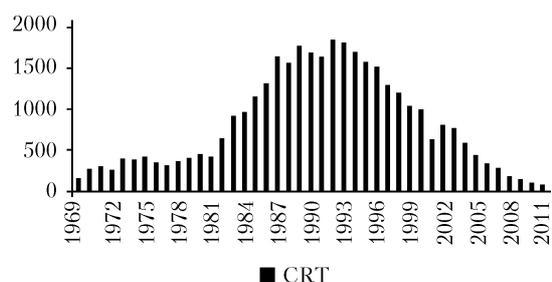


Рис. 2. Распределение патентов, относящихся к технологии ЭЛТ

обеспечение, основанное на анализе библиометрических данных, являются системы Sciverse фирмы Elsevier [12] и Web Of Knowledge фирмы Thomson Reuters [13].

Используя патентную базу данных Global Patent Index (далее — GPI), доступ к которой предоставляет Европейское патентное агентство, как в пользовательском режиме на официальном сайте [14], так и в режиме открытого сервиса для разработчиков (по протоколам SOAP/WSDL), была получена выборка патентов, относящихся к технологии ЭЛТ (в англоязычной среде — Cathod Ray Tube). Затем данная выборка была отсортирована по времени публикации патентов и построена следующая гистограмма (рис. 2).

На данном примере отчетливо видно, что развитие технической идеи электронной лучевой трубки имело ясно выраженный восходящий тренд до 1989 г. и устойчивый нисходящий тренд с 1992 г. Далее, посредством аналогичных операций, была построена гистограмма выборки по технологии жидкокристаллического дисплея (LCD), которая имеет тот же характер что и приведенная выше, но находится в начале нисходящего тренда. В общем и целом, на сегодняшний день уже проанализировано порядка 200 полученных таким способом эквидистантных временных рядов, представляющих собой ежегодный прирост количества патентов в базе GPI, и все они имеют характерную форму тренда. Здесь немало важным будет сразу оговорить факторы задания критериев поиска: они должны быть достаточно ясными и прозрачными для выделения «чистой» выборки, дабы не происходило аддитивное наложение двух и более семантико-лексически близких совокупностей. Также подчеркнем, что во всех вышеперечисленных экспериментах производился

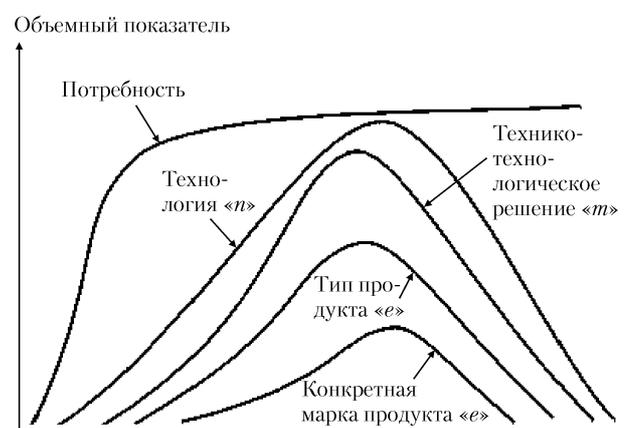


Рис. 3. Модель жизненного цикла спроса и технологий

полнотекстовый поиск в обязательном разделе патентов «abstract», то есть в кратком содержании.

Интересна сама форма гистограммы временного ряда ЭЛТ, очевидно, что она отвечает вполне логичным соображениям о развитии рынка товаров и услуг, коррелирующим с теорией циклической динамики социально-экономических сред Н. Д. Кондратьева [15] (рис. 3).

Следует обратить внимание на кривую «потребность», в нашем случае она представляет собой потребность участников рынка в экранах и дисплеях, а в общем случае — потребность в устройствах визуального человеко-машинного интерфейса. А теперь рассмотрим кривую ниже «технология “n”», которая в достаточной степени соответствует форме полученного нами графического результата по развитию ЭЛТ-технологий. Семейства кривых, расположенных ниже этой кривой — конкретные подтипы выбранной технологии. Согласно оценочному источнику [16] можно сделать вывод, что пик продаж устройств с ЭЛТ-технологией пришелся на 2000 г. и остановился на отметке 11 млн устройств по всему миру, а далее продажи имели устойчивую тенденцию к падению. Тогда можно предположить, что кривая объемов продаж должна иметь аналогичную форму с пиком в районе 2000 г. С момента перелома на «интеллектуальной» технологической кривой в 1991 г. и спадом объемов продаж во втором тысячелетии прошло 9 лет. Таким образом, на всем протяжении «патентной кривой» с начала 1992 г. она фактически находилась не в тренде и большая часть произведенных патентов имели, либо обслуживающий характер, либо являлись бесперспективными. Итак, если в качестве разработчика ориентироваться на тенденции интеллектуальной среды, то можно получить своевременные сигналы о смене технических тенденций и необходимости форсировать развитие НИОКР для технологий заменяющих ЭЛТ.

Основываясь на положениях теории циклической динамики Кондратьева, приведенный жизненный цикл технологии ЭЛТ относится к среднесрочным циклам, который затем сменяется следующим научно-техническим циклом технологии LCD в рамках текущего поколения техники визуального человеко-машинного интерфейса (рис. 4).

Оба данных научно-технических цикла должны развиваться в рамках долгосрочного цикла развития

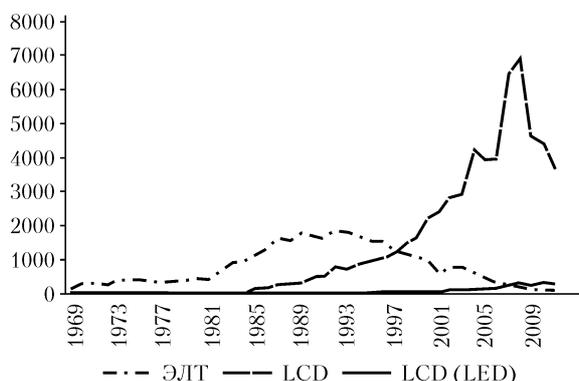


Рис. 4. Совмещенный график распределения патентов для технологий CRT и LCD

поколения техники визуального человеко-машинного интерфейса, что подтверждается и их развитием в ИИП. Далее представлена гистограмма прироста патентов в БД GPI, относящихся к технологиям вывода изображения на экран, с 1969 г. до современного состояния (рис. 5). Исходя из объемов и динамики развития данной совокупности библиографических объектов в ИИП (патентов), можно сделать вывод об их соответствии долгосрочному (конъюнктурному) динамическому циклу развития поколения техники дисплеев и экранов согласно положениям социально-экономической теории Н. Д. Кондратьева. Следует обратить внимание на тот факт, что оба среднесрочных цикла приходились на фазу повышения большого конъюнктурного цикла, который на сегодняшний день переходит в фазу понижения. Эти выводы свидетельствуют о том, что следующие циклы в рамках данного поколения экранной техники будут характеризоваться меньшим успехом и более протяженными кризисными периодами.

Сравним динамику развития сред публикаций и патентов (под публикациями здесь будем понимать совокупность научных статей в журналах и сборниках конференций). В наглядном виде результат сравнения представлен на гистограмме (рис. 6), где приведены данные по технологии LCD, относящиеся к публикациям в БД SCOPUS и патентам в базе данных GPI. Рассматривая форму патентной кривой LCD на рис. 4, нетрудно видеть сформировавшийся научно-технический цикл, перешедший в фазу затухания, тогда как кривая распределения публикаций (рис. 6) все еще находится в фазе интенсивного роста. Очевидно, что развитие трендов в патентной среде много опережает коррелирующие процессы в среде публикаций. В конечном итоге, можно прийти к следующему выводу: принципиально новые научно-технические тренды нужно искать в ИИП публикаций, а анализировать и выстраивать приоритеты прикладных направлений исследований по данным ИИП патентов.

Перейдем непосредственно к вопросам анализа эквидистантных временных рядов, полученных обработкой выборок. Поскольку они могут также трактоваться как сгруппированные выборки наблюдений случайной величины, то в первом приближении были выполнены проверки статистической гипотезы (далее — H_0) об их принадлежности нормальному закону распределения

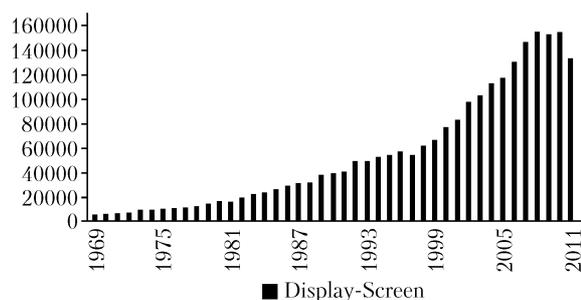


Рис. 5. Распределение патентов, относящихся к технической концепции вывода изображений на экран

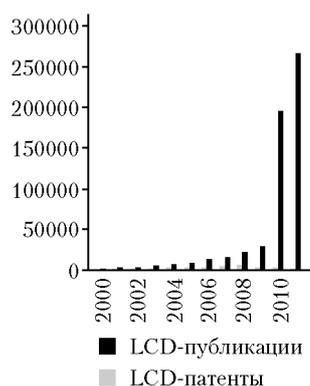


Рис. 6. Сравнение динамики прироста патентов и публикаций, относящихся к технологии LCD

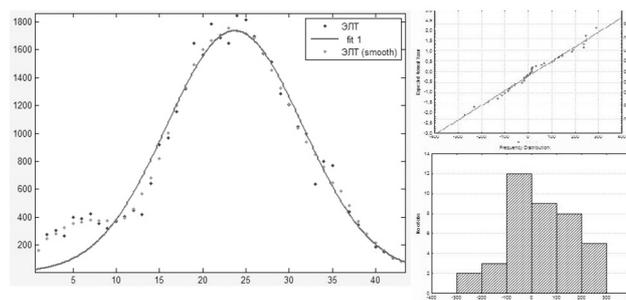


Рис. 7. Аппроксимация ряда ЭЛТ функцией Гаусса. Распределение остатков модели

случайных величин. Данные тесты проводились по критерию согласия хи-квадрат с помощью статистических функций автоматизированной проверки гипотез в программной среде MS Excel, и во всех случаях на уровне значимости $\alpha=0.95$ была доказана невозможность отвергнуть гипотезу H_0 . По результатам данного эксперимента следующим шагом стало решение применить по отношению к известным временным рядам элементы одномерного регрессионного анализа, а именно найти аппроксимативную гладкую параметрическую функцию. Сразу заметим, что искать ее предполагалось среди гауссового семейства моделей (1) по аналогии с известной функцией плотности вероятности распределения нормального закона.

$$f = a \exp(-(x-b)^2/c). \quad (1)$$

Однако в ходе экспериментов были проверены и другие типы гладких параметрических функций (например, линейные комбинации синусоид, экспонент, прямых), но результаты оказывались значительно хуже как с точки зрения оптимизации функционала суммы квадратов невязок (метод наименьших квадратов), так и статистического распределения их величин относительно подобранной функции.

Далее приведен графический результат аппроксимации выше озвученного эквидистантного временного ряда, относящегося к технологии ЭЛТ, функцией Гаусса в модуле Curve Fitting Tool системы MATLAB с помощью алгоритма Левенберга–Марквардта [17] (рис. 7):

Также получены оценки искомых параметров функции на уровне достоверности 95% и границы их доверительных интервалов: $a=1735(1646; 1825)$; $b=23,7(23,24; 24,17)$; $c=11,15(10,48; 11,82)$. В данном эксперименте для удобства вычисления была проведена замена внутри временного интервала (1969; 2011) на интервал (1; 43), таким образом, пользуясь тем, что унимодальная функция Гаусса имеет один экстремум в точке заданной значением $x=b_1=23,7$ было определено, что смена тренда произошла в 1991 г. А значение параметра $a_1=y_{\max}=1735$ равно величине экстремума данной математической модели. В правой части рис. 7 показано распределение отклонений от модели

аппроксимации относительно нормального распределения и их гистограмма. Модель показывает хорошие результаты, так как остатки с большой вероятностью распределены по нормальному закону с математическим ожиданием равным нулю. Аналогично были построены 25 аппроксимативных моделей различных выборок и все они выявили преимущество выбранной модели над другими распространенными гладкими параметрическими функциями. По результатам эксперимента была выдвинута гипотеза о том, что чистые эквидистантные временные ряды, извлеченные из базы GPI, с достаточной точностью аппроксимируются функцией Гаусса и они инвариантны к линейным\аффинным преобразованиям.

Для подтверждения гипотезы для всех 25 выше озвученных аппроксимативных моделей были проведены эксперименты по их оптимизации с помощью открытого программного обеспечения MVR Composer, реализованного и исполняемого в среде MATLAB [18]. Данный продукт изобретен и развивается специалистами Вычислительного центра РАН. Суть работы алгоритма заключается в том, что для экспериментального временного ряда задается начальное множество моделей аппроксимации, требующих уточнения, и множество гладких параметрических функций, из которых строятся аппроксимации нового поколения посредством механизмов мутации и естественного отбора. Алгоритм генерирует новые поколения аппроксимативных моделей, в которые входят лучшие модели из предыдущих поколений и мутировавшие потомки в определенном соотношении, до выполнения критериев останова. Данный алгоритм фактически является развитием хорошо известного метода группового учета аргументов, однако он более эффективен, так как использует адаптивные механизмы составления композиций функций потомков. В результате эксперимента было получено 25 оптимизированных моделей, в которых функция Гаусса осталась наиболее чувствительным элементом суперпозиции функций. По результатам численного моделирования была нестрого принята гипотеза об аппроксимации эквидистантных рядов из базы GPI функциями Гаусса и о том, что данная аппроксимация инвариантна к аффинным преобразованиям.

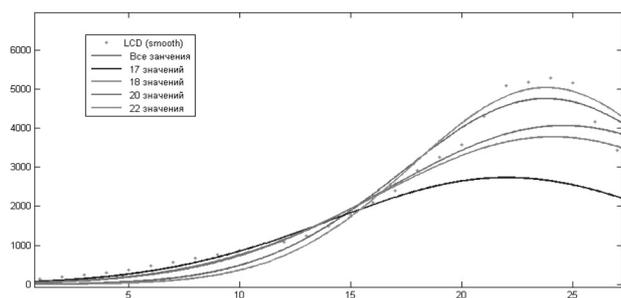


Рис. 8. Комплексный графический результат работы алгоритма

Следующий принципиальный шаг поиска заключается в том, чтобы простроить алгоритм, который бы давал приемлемые оценки параметров функции аппроксимации (особенно интересны для нас «*a*» и «*b*») на начальных этапах формирования тенденции, а, следовательно, позволяющий строить валидные прогнозы. Существует достаточно широкий спектр методов и подходов к решению этой проблемы, а задача требует серьезного уровня компетенции в области обработки и интеллектуального анализа данных (в англоязычной среде — data mining). На текущий момент в рамках данного исследования разработан алгоритм прогнозирования развития научно-технических тенденций, который строит регрессионные модели среднесрочных циклов технологий и связывает их в рамках долгосрочного (общего для них) конъюнктурного цикла. Данная методика позволяет наложить достаточные ограничения на прогнозирующую регрессионную модель целевого ряда, чтобы получить приемлемые оценки перспектив ее развития на начальном этапе формирования.

Приведем результаты работы алгоритма на временном ряде технологии LCD, состоящем из 27 проанализированных годовых значений, а оценку параметра «*c*» возьмем из расчетов по ЭЛТ, приведенных выше. В ходе эксперимента были построены модели по первым 17, 18, 20, 22 и 27 значениям ряда и отслежено изменение их параметров в табл. 1 (рис. 8).

Необходимо отметить, что при прохождении временного порога b^* (то есть реального, эталонного значения параметра b), оценки «*a*» и «*b*» становятся «стабильными» и меняются слабо. Данный алгоритм обладает достаточной точностью для определения потенциала развития тренда: оценки параметра «*b*» при приближении к точке разворота тренда (можно считать этим временем значение параметра b^* в эксперименте с полной выборкой) входят в 10-процентный коридор. Так уже на 17 шаге алгоритм показал достаточно реалистичный прогноз времени разворота тренда, приняв который к сведению мы бы имели 7 лет в «буфере безопасности» до реального события. Оценка параметра «*a*» также сходится к эталонному значению по мере приближения к точке b^* .

Далее были построены индексы потенциала развития технологии на основе информации и тенденций ИИП, в рамках теории циклической динамики развития

Количество значений	Оценка « <i>a</i> »	Оценка « <i>b</i> »	Оценка « <i>c</i> »
17	2733 (2284; 3183)	22,04 (20,78; 23,3)	11,15 (Зафиксировано на границе)
18	3776 (2020; 5532)	24,11 (17,58; 30,64)	11,15 (7,363; 14,94)
20	4065 (3518; 4612)	24,59 (23,53; 25,66)	11,15 (Зафиксировано на границе)
22	5038 (4507; 5570)	23,82 (22,25; 25,39)	8,525 (6,487; 10,56)
27 (полная выборка)	4758 (4459; 5056)	23,79 (22,74; 24,84)	9,137 (7,805; 10,47)

науки и техники. Для этого воспользуемся принятой нами параметрической регрессионной моделью (1):

- индекс запаса по объему:

$$i_o = h(b_{II}) (a_{II} - a) a_{II}; \quad (2)$$

- индекс запаса по времени:

$$i_b = (b_{II} - b) b_{II}; \quad (3)$$

- индекс потенциала развития:

$$i_{II} = (b_{II} - b) / b_{II} (a_{II} - a) a_{II}; \quad (4)$$

$$h(b_{II}) = \begin{cases} 1, & b \leq b_{II} \\ -1, & b \geq b_{II} \end{cases} \quad (5)$$

где a_{II} и b_{II} — прогнозные параметры регрессионной модели целевого временного ряда (1); a — объем выборки за последний анализируемый год; b — анализируемый момент времени от начала периода исследования информации.

Нетрудно видеть, что все значения введенных индексов лежат в пределах $(-1; 1)$ и в развитии реагируют на изменение произведенных оценок регрессионных моделей.

Применяя вышеизложенную методику, построим актуальный научно-технический прогноз развития технологии построения экранов на органических светодиодах (далее — Organic Light-Emission Diode или OLED). Таким образом, мы продолжим исследовать долгосрочный конъюнктурный цикл развития дисплейных технологий, в котором на смену LCD экранам пришли устройства использующие принципы OLED. Первые патенты в базе GPI, относящиеся к органическим светодиодам в основе экранов, появились в 1998 г. Динамику их прироста можно видеть на рис. 9:

По результатам эксперимента были найдены параметры модели аппроксимации данного эквидистантного временного ряда — $a_{II} = 716 (266; 1165)$ и $b_{II} = 16,28 (6,683; 25,87)$ (рис. 10). После были вычислены индексы научного потенциала развития технологии OLED: $i_o = 0,112$; $i_b = 0,063$; $i_{II} = 0,007$. Анализируя результаты эксперимента, можно сделать выводы о том, что направления научных исследований, связанные с

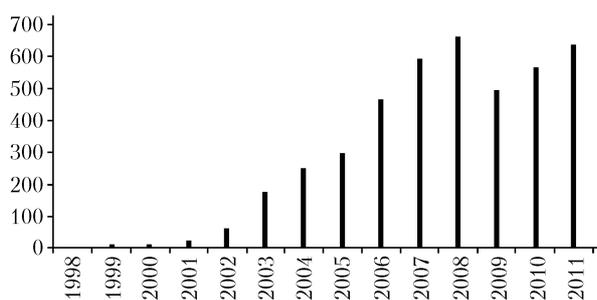


Рис. 9. Прирост патентов по технологиям OLED

органическими светодиодами, близятся к концу фазы устойчивого развития, о чем в частности сигнализирует близкий к нулю положительный индекс потенциала развития. И хотя экраны и дисплеи, построенные на принципах OLED уже давно не новость на рынках, можно ожидать в будущем их широкую экспансию в секторы больших экранов и телевизионных панелей, которая сейчас ограничена объективными технологическими и экономическими причинами. Однако с точки зрения развития научного потенциала и отличительных компетенций на сегодняшний день органические светодиоды не могут быть высоко приоритетными. Вероятно, будущие дивиденды от роста их рыночного применения получают текущие основные собственники патентных единиц, которые могут быть точно определены построением патентной карты в разрезе компаний, финансирующих исследования.

Описанные выше подходы отнюдь не являются эталонными, а в рамках развития данного исследования ведется работа по уточнению моделей и усовершенствованию математического обеспечения. В частности планируется введение в модели дополнительных данных, а именно — других эквидистантных временных рядов. В эконометрике такие данные называются экзогенными переменными, тогда как основная анализируемая выборка эндогенной. Основная цель этих экспериментов — определить взаимное влияние различных факторов на развитие интеллектуальной среды. Среди тех данных, влияние которых планируется оценить: объемы инвестиций в развитие исследований; объемы продаж на рынках, связанных с исследованиями; введение в расчеты экспертных оценок и анализ влияния событий на тренды. Для обработки экзогенных эквидистантных рядов будут использоваться алгоритмы множественной регрессии и усовершенствованный метод группового учета аргументов. Основная проблема заключается в труднодоступности финансовых данных, так как на сегодняшний день их можно извлечь либо из годовых отчетов фирм, либо в агрегированном виде из отчетов консалтинговых компаний. И в том и в другом случае они не пригодны для автоматизированного анализа данных. Поэтому нами одновременно рассматривается их полезность и все возможные источники. Однако уже

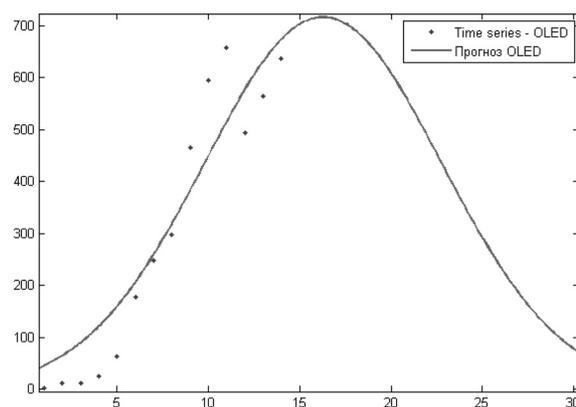


Рис. 10. Модель прогноза развития патентной информации по технологиям OLED

сейчас ясно, что экзогенные данные в определенных условиях могут оказывать большое влияние на развитие технических тенденций. В качестве примера такого внешнего воздействия мы можем рассмотреть ряд, построенный по выборке патентов технологий роторных двигателей (рис. 11).

В конце 60-х гг. прошлого столетия началось серийное производство автомобилей с использованием роторных двигателей, в частности одной из передовых и опередивших свое время моделей была «NSU Ro 80» компании AUDI. Этот автомобиль выпускался серийно с 1967 по 1977 гг., а уже в 1969 г. был признан «европейским автомобилем года» [19]. Небывалая волна популярности и очевидные преимущества в показателе «объем двигателя/мощность» делали роторные двигатели главными кандидатами на замену поршневым аналогам. Однако непреодолимые технологические ограничения на величину моторесурса и высокий уровень расхода топлива сделали автомобиль неликвидным в рыночном отношении, в частности последние серийные образцы продавались уже за бесценок, и в 1977 г. серия была закрыта полностью. На гистограмме временного ряда технологий роторных двигателей (рис. 11) можно видеть как интеллектуальная среда «реагирует» на приведенные выше по тексту факты. Таким образом, регрессионная модель данной выборки с учетом экзогенного ряда динамики продаж автомобилей обеспечила бы большую точность параметрических оценок.

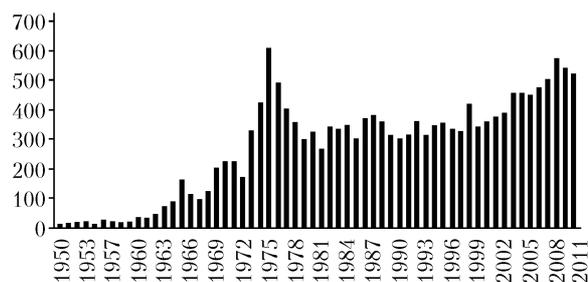


Рис. 11. Гистограмма временного ряда патентов, относящихся к технологиям роторных двигателей

Заключение

Так как интеллектуальное информационное пространство непрерывно эволюционирует благодаря устойчивому развитию сектора информационных технологий, оно становится значимым фактором, оказывающим влияние на интеллектуальную среду в целом и конкурентную борьбу ее субъектов. В данной работе были исследованы тенденции развития информации о различных направлениях и поколениях технологий в распределенных БД ИИП и построены количественные модели прогнозирования их будущего состояния. Обнаруженные тенденции в патентной БД GPI позволили описать их с позиций приложения теории циклической динамики социально-экономических сред Н. Д. Кондратьева: были выявлены и построены математические модели основных научно-технических циклов (краткосрочных, среднесрочных и долгосрочных) и соответствующих связей между ними. Опережающий характер развития «интеллектуальных» технических циклов в ИИП по отношению к их классическим аналогам, опирающимся на статистику произведенных единиц продукции, был использован для создания методики прогнозирования развития научно-технических направлений деятельности (обнаружение перспективных тенденций в рамках развития направлений техники и их ранжирование).

Список использованных источников

1. *I. Miles*. New horizons and challenges for future-oriented technology analysis. First International Seville Seminar on Future-Oriented Technology Analysis: Impact of FTA Approaches on Policy and Decision-Making. Seville, 28–29 September 2002.
2. *C. Freeman*. Technology policy and economic performance: lessons from Japan. F. Pinter London, 1987
3. *Н. В. Гапоненко*. Форсайт теория. Методология. Опыт: монография. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2008.
4. *Б. Н. Кузык, В. И. Кушлин*. Прогнозирование, стратегическое планирование и национальное программирование. М.: Экономика, 2011.
5. *R. Popper*. Methodology: Foresight Practices & Tools, in Georghiou, L. et al., International handbook on Foresight and Science Policy: Theory and Practice. UK, Edward Elgar, 2007.
6. *L. Ruotsalainen*. Data Mining Tools For Technology And Competitive Intelligence. <http://www.vtt.fi/inf/pdf/tiedotteet/2008/T2451.pdf>.
7. *G.J. Kirsch, C.F. Brown*. Using Patents in Competitive Intelligence// SCIP Competitive Intelligence Magazine 9, no. 1 (Jan.–Feb. 2006).
8. *P. Cabena, P. Hadjinian, R. Stadler, J. Verhess, A. Zanasi*. Discovering data mining: from concept to implementation. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall; 1997.
9. *M. Hehenberger, P. Coupet*. Text mining applied to patent analysis. Paper presented at the 1998 Annual Meeting of American Intellectual Property Law Association (AIPLA), October 15–17, Arlington, VA.
10. *M. Krier, F. Zacca*. Automatic categorisation applications at the European patent office. World Patent Inf 2002; 24(3): 187–96.
11. *S. Sirmakessis, K. Markellos, P. Markellou, G. Mayrissakis*. STING: Evaluation of Scientific & Technological Innovation and Progress in Europe Through Patents: Statistical data mining and knowledge discovery/edited by H. Bozdogan. CRC Press Company 2004.
12. Онлайн сервис поиска и анализа патентов и публикаций «Sciverse». <http://www.sciverse.com>.
13. Официальный сайт «Web Of Knowledge». <http://wokinfo.com>.
14. Сервис доступа к базе данных GPI на официальном сайте европейского патентного агентства. <http://www.epo.org/searching/subscription/expert.html>.
15. *Н. Д. Кондратьев*. Большие циклы конъюнктуры и теория предвидения. М.: Экономика, 2002.
16. *О. П. Холчук*. Обзор развития технологий экранов. <http://www.podberi.tv/review/479>.
17. Алгоритм Левенберга–Макгвардта: электронный учебник MATLAB. http://matlab.exponenta.ru/optimiz/book_1/13.php.
18. MVR Composer. http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=MVR_Composer.
19. Статья об автомобиле NSU Ro 80. http://ru.wikipedia.org/wiki/NSU_Ro_80.

The method of predicting the development of science and technology cycles

V. R. Mesporyan, postgraduate student of RK-9 («Computer systems automation»), Moscow state technical university named after N. E. Bauman.

A research of trends of the development of the scientific bibliometric information in distributed databases as an application of the Kondratyev's theory of cyclic dynamics of the socio-economic systems was carried out in this work. A structural analysis of resources of the intellectual information space was fulfilled and an algorithm for forecasting of the development of scientific and technological trends which basis on the analysis of equidistant time series' distribution of patents in databases was designed. Indicators, which are reflecting the development of the potential of technology trends and the methodology for calculating ones, were built and represented.

Keywords: research and development, forecasting scientific and technical developments, patents, publications, innovations, patent mining, bibliometrics, Foresight, intellectual environment, intellectual information space.