Содержание

От издательства 16

Глава 1. Развитие и основные принципы прогнозирования временны́х рядов 17

1.1. Введение 17
1.2. Подробная история развития прогнозирования в древних цивилизациях (до 1800 г. н. э.) 18
1.2.1. Месопотамия (практические методы в Вавилоне и Ассирии) 18
1.2.2. Древний Египет 19
1.2.3. Древний Китай 21
1.2.4. Древняя Индия 23
1.2.5. Мезоамериканские цивилизации (майя и ацтеки) 25
1.2.6. Древняя Греция и греко-римская цивилизация 28
1.2.7. Золотой век ислама 30
1.2.8. Средневековая Европа и Европа раннего Нового времени 33
1.3. Первоначальный научный вклад в прогнозирование временны́х рядов 36
1.3.1. Уильям Стенли Джевонс (William Stanley Jevons) (1835–1882) 37
1.3.2. Артур Шустер (Arthur Schuster) (1851–1934) 37
1.3.3. Андрей Андреевич Марков (1856–1922) 38
1.3.4. Джордж Удни Юл (George Udny Yule) (1871–1951) 40
1.3.5. Евгений Слуцкий (1880–1948) 42
1.4. Расцвет эконометрического моделирования: Фриш и Тинберген 43
1.4.1. Рагнар Фриш (Ragnar Frisch) (1895–1973) 44
1.4.2. Ян Тинберген (Jan Tinbergen) (1903–1994) 45
1.5. Выделение тренда и статистическая декомпозиция: Маколей и Волд 46
1.5.1. Фредерик Робертсон Маколей (Frederick Robertson Macaulay) (1882–1970) 46
1.5.2. Херман Оле Андреас Волд (Herman Ole Andreas Wold) (1908–1992) 47
1.6. Винер и Колмогоров: основы современной теории прогнозирования 48
1.6.1. Норберт Винер (Norbert Wiener) (1894–1964) 48
1.6.2. Андрей Колмогоров (1903–1987) 50
1.7. Ирвинг Фишер и Роджер Бэбсон: ранние эмпирические исследования экономических колебаний 51
1.7.1. Ирвинг Фишер (Irving Fisher) (1867–1947) 51
1.7.2. Роджер Бэбсон (Roger Babson) (1875–1967) 52
1.8. Состояние науки о прогнозировании с 1950 до 1980 г.: основополагающие модели и статистические инновации 53
1.9. Прогнозирование с 1980 по 2000 г.: институционализация, истоки машинного обучения и рост значимости глобальных данных 54
1.9.1. Роберт Ф. Энгл (р. 1942 г.) 54

1.9.2. Клайв У. Дж. Грейнджер (1934–2009) 54
1.10. Прогнозирование с 2000 г. до настоящего времени: большие данные, глубокое обучение и прогнозирование в эпоху нестабильности 56
1.11. Благодарности 58

Глава 2. Прогнозируемость временны́х рядов: анализ ограничений 59

2.1. Сущность прогнозирования 60
2.1.1. Когда задача становится задачей прогнозирования (а когда нет) 64
2.1.2. Сравнение прогнозирования и других методик прогностического моделирования 73
2.1.3. Сравнение прогнозирования и обнаружения аномалий 76
2.1.4. Сравнение прогнозирования и регрессии (обобщенное прогностическое моделирование) 78
2.1.5. Определение и критерии 80
2.1.6. Сравнение прогнозирования с другими методиками 81
2.1.7. Где прогнозирование работает превосходно 81
2.1.8. Воздействие точности прогнозирования на бизнес 83
2.2. Почему так важна прогнозируемость 84
2.3. Определение прогнозируемости в различных областях деятельности 86
2.4. Основные метрики прогнозируемости 90
2.4.1. Коэффициент вариации (CV) и фреймворк ADI-CV 92
2.4.2. Отношение дисперсий и теоретические пределы предсказуемости 93
2.4.3. Функция автокорреляции (ACF): измерение линейной предсказуемости 95
2.4.4. Частичная автокорреляция и экономность модели 96
2.4.5. Отношение дисперсий как метрика прогнозируемости 96
2.4.6. Информационно-теоретические метрики (энтропия и предсказуемость) 98
2.4.7. Выборочная энтропия (SampEn) 106
2.4.8. Энтропия перестановок (PE) 111
2.4.9. Многомасштабная энтропия (MSE): концепция и интерпретация 117
2.4.10. Спектральная энтропия: сложность частотной области 124
2.4.11. SVD-энтропия: сложность размерности вложенных рядов 131
2.4.12. Анализ прогнозируемых компонентов (ForeCA) 135
2.4.13. Плоскость причинно-следственной связи сложность–энтропия 140
2.4.14. Метрики энтропии и прогнозируемость 146
2.4.15. Метод разложения сигнала на эмпирические моды (EMD): сложность адаптивных сигналов 148
2.4.16. Разложение по вариационным модам (VMD) 150
2.4.17. Ограничения горизонта прогнозирования с помощью экспоненты Ляпунова 152
2.5. Области практического применения и рекомендации 156
2.5.1. Финансы и экономика 156
2.5.2. Прогнозирование спроса (цепочка поставок) 157
2.5.3. Энергетическая нагрузка и генерация электроэнергии 157
2.5.4. Биомедицинские сигналы 157
2.5.5. Климат и погода 158

2.5.6. Итоговый обзор метрик прогнозируемости и соответствующих формул 158
2.6. Резюме 160

Глава 3. Метрики прогнозирования 161
3.1. Метрики точности точечных прогнозов (детерминированные прогнозы) 162
3.1.1. Метрика смещения в оценке точечного прогноза 163
3.1.2. Метрики относительных ошибок в процентах и проблемы MAPE 164
3.1.3. Независимые от масштаба метрики ошибок (MASE, RMSSE) 170
3.2. Прогнозируемая добавленная стоимость (FVA): количественная оценка воздействия модели 172
3.3. Метрики вероятностных прогнозов (неопределенность и распределенная точность) 173
3.3.1. Квантильные и интервальные метрики 174
3.3.2. Распределительные оценки (CRPS и расширения) 175
3.4. Временной паттерн и метрики формы 180
3.5. Иерархические и групповые метрики прогнозов 184
3.6. Использование прогнозируемости для информационных метрик и моделей 186
3.7. Агрегация метрик по горизонтам прогнозов и временны́м рядам 189
3.7.1. Агрегация по горизонтам 189
3.7.2. Агрегация по нескольким рядам 189
3.7.3. Агрегация вероятностных прогнозов 190
3.7.4. Резюме 191
3.8. Фреймворк для выбора метрик на практике 191
3.8.1. StatsForecast от группы разработчиков Nixtla 194
3.9. Расширенные и новые метрики 196
3.10. Справочная информация по характеристикам метрик: выбор метрик по свойствам 200
3.11. Краткое руководство по выбору метрик 201
3.12. Резюме по главе 202

Глава 4. Моделирование ARIMA: теория, практика и расширенные методики 205
4.1. Введение 206
4.2. Модели ARIMA и методология Бокса–Дженкинса 208
4.2.1. Компоненты авторегрессии (AR) и скользящего среднего (MA) 209
4.2.2. Дифференцирование и интегрированный (I) компонент 210
4.2.3. Понимание сущности моделей ARIMA(p, d, q) 211
4.2.4. Часто используемые конфигурации ARIMA и их интерпретации 214
4.2.5. Методика Бокса–Дженкинса 215
4.2.6. Примеры реализации на языке Python 218
4.2.7. Использование ACF/PACF в методологии Бокса–Дженкинса 219
4.2.8. Дополнительные условия 219
4.2.9. Определение, формула и предпосылки для модели ARIMA 224
4.2.10. Сезонная модель ARIMA (SARIMA) 231
4.2.11. Обзор преобразования Бокса–Кокса 237
4.2.12. ARIMAX и другие расширения 243

4.3. AutoARIMA 244
4.4. Сравнение реализаций AutoARIMA на Python, R и Julia 258
4.4.1. Реализации на Python 259
4.4.2. Реализации в среде R 263
4.4.3. Реализации ARIMA на языке Julia 267
4.4.4. Реализации ARIMA на основе языка Rust 268
4.5. Сравнительные оценки эффективности и точности 269
4.6. Интуитивное понимание и исторические заметки о модели ARIMA 271
4.7. Сравнение моделей: AutoARIMA и вручную определяемая SARIMA 273
4.7.1. Общие итоги теста Диболда–Мариано (Diebold–Mariano Test) 275
4.8. Сравнение моделей – автоматической и выбранной вручную SARIMA (StatsForecast и Statsmodels) 277
4.8.1. Таблица подробного сравнения моделей 277
4.8.2. Интерпретация результатов 278
4.8.3. Общий вывод и рекомендации 281
4.8.4. Компромиссы: статистическое соответствие и интерпретируемость 282
4.9. Практическое руководство по выбору модели ARIMA 284
4.9.1. Рабочий процесс итеративного выбора модели ARIMA 284
4.9.2. Типовые характеристики ARIMA и варианты использования 286
4.10. Резюме и выводы по содержанию главы 287

Глава 5. Прогнозирование с использованием экспоненциального сглаживания – от основ к моделям пространства состояний 288

5.1. Введение и обоснование 290
5.1.1. Почему именно экспоненциальное сглаживание? 290
5.1.2. Варианты использования из реальной практики 291
5.1.3. Когда следует использовать экспоненциальное сглаживание 291
5.1.4. Механизмы экспоненциально убывающих весов 291
5.1.5. История развития: от Брауна до Винтерса 294
5.1.6. От эвристики к статистической основе 302
5.1.7. Самые последние инновации: не только классические формы 308
5.2. Основные модели экспоненциального сглаживания: механизмы и обоснование 312
5.2.1. Простое экспоненциальное сглаживание (SES) 313
5.2.2. Метод линейного тренда Холта (двойное экспоненциальное сглаживание) 315
5.2.3. Метод Холта–Винтерса (тройное экспоненциальное сглаживание) 319
5.2.4. Метод Холта–Винтерса с мультипликативной сезонностью 321
5.2.5. Модификации с демпфированным трендом 323
5.2.6. Неопределенность прогноза и интервалы прогнозирования 328
5.2.7. Практические рекомендации по использованию основных моделей 330
5.3. Что в действительности делают современные библиотеки поддержки прогнозирования 333
5.4. Прогнозирование с использованием подогнанных ETS-моделей 338
5.5. Взаимосвязи и сравнение с моделями ARIMA 340
5.5.1. Области пересечения и различающиеся теоретические основополагающие принципы 340
5.5.2. Схожесть ETS-моделей с моделями ARIMA (линейная связь) 341

5.5.3. ETS-модели, не имеющие эквивалентов ARIMA: нелинейная и комплексная связь 342
5.5.4. Выводы по эффективности прогнозирования 343
5.5.5. Вывод эквивалентов ARIMA из линейных ETS-моделей 345
5.5.7. Замечания об условиях равнозначности 345
5.5.8. Основы: стационарность во временны́х рядах 346
5.5.9. Модели ARIMA: обеспечение стационарности с помощью вычисления разностей 346
5.5.10. Сравнение обработки нестационарности в ETS и ARIMA 351
5.5.11. Когда следует использовать ETS, а когда ARIMA: практические рекомендации 352
5.6. Исторический и теоретический контекст разработки 354
5.7. Сравнительный анализ библиотек поддержки экспоненциального сглаживания на языках Python, R, Julia и Rust 356
5.7.1. Реализации метода экспоненциального сглаживания на языке Python ... 356
5.8. Сравнение моделей и оценок прогноза: ETS и ARIMA 388
5.8.1. Общий обзор результатов 391
5.8.2. Модель SARIMA, определенная вручную 392
5.8.3. Эффективность AutoETS 394
5.8.4. Эффективность модели AutoARIMA 395
5.8.5. Визуальное сравнение прогнозов 395
5.8.6. Выводы 396
5.9. Резюме 397

Глава 6. Современная оценка эффективности прогнозирования временны́х рядов 399

6.1. Введение: необходимость надежной оценки прогнозирования 400
6.2. Основные концепции надежного прогнозирования 401
6.2.1. Принципы строгой оценки: научный подход к анализу прогнозов 403
6.2.2. Качество данных: стратегии обработки выбросов, отсутствующих значений и шума 405
6.2.3. Устойчивые функции потерь для оценки прогноза 409
6.3. Стабильность прогноза при прогнозировании временны́х рядов: модели, метрики и промышленные перспективы 411
6.3.1. Промышленные перспективы в отношении стабильности прогнозов ... 412
6.3.2. Характеристики стабильности различных моделей прогнозирования ... 417
6.3.3. Измерение и мониторинг стабильности прогнозов 422
6.3.4. Улучшение стабильности прогнозов: наилучшие практические методики 425
6.3.5. Оперативные последствия нестабильности прогнозов и меры по ее снижению 428
6.4. Выявление дрейфа в прогнозировании: освоение динамичной среды 430
6.4.1. Обнаружение ковариантного дрейфа (входных данных) 430
6.4.2. Обнаружение концептуального дрейфа по остаткам 436
6.4.3. Ответная реакция на дрейф: стратегии адаптации модели 445
6.4.4. Сравнение моделей при временно́й агрегации (устойчивость к гранулярности) 449
6.5. Перекрестная проверка со скользящей исходной точкой (пошаговая проверка) 452

6.6. Блочная перекрестная проверка 453
6.7. Продвинутые методики для зависимых данных: очистка и наложение запрета 454
6.7.1. Сравнительный анализ методов перекрестной проверки на основе времени 456
6.7.2. Компромисс смещение–дисперсия в схемах перекрестной проверки 456
6.8. Расширенное сравнение моделей и методик выбора 458
6.8.1. Статистические тесты для сравнения прогнозов 459
6.9. Резюме и выводы по содержанию главы 471

Глава 7. Инженерия признаков для прогнозирования временны́х рядов 473

7.1. Введение в инженерию признаков для временны́х рядов 473
7.1.1. Почему инженерия признаков является основой для прогнозирования временны́х рядов 474
7.1.2. Что мы будем изучать в этой главе 474
7.2. Статистические признаки и признаки распределений 476
7.2.1. Глобальная сводная статистика 477
7.2.2. Скользящие признаки и признаки на основе окон 478
7.2.3. Признаки распределений и связанные с хвостами признаки 480
7.2.4. Надежные статистические дескрипторы и моменты высшего порядка 481
7.2.5. Приложения и стратегическое использование 482
7.3. Временные и автокорреляционные признаки 483
7.3.1. Лаговые признаки 484
7.3.2. Разностные признаки 486
7.3.3. Признаки на основе автокорреляции 489
7.4. Признаки диапазона частот и спектральные признаки 492
7.4.1. Преобразование Фурье и коэффициенты БПФ 492
7.4.2. Вейвлет-преобразования 497
7.4.3. Приложения и стратегическое использование 498
7.4.4. Наилучшие практические методики для спектральной инженерии признаков 499
7.4.5. Оценка спектральной плотности и пиков периодограмм 499
7.5. Признаки на основе формы и паттернов 503
7.5.1. Динамическая трансформация времени 503
7.5.2. Расстояние, инвариантное относительно сложности 506
7.5.3. Обнаружение повторяющихся фрагментов с использованием профиля разреженной матрицы 509
7.5.4. Шейплеты и символьные представления 512
7.5.5. Символьные представления (SAX) 514
7.5.6. Распознавание режимов и кластеризация подпоследовательностей 516
7.5.7. Использование энтропии для конструирования признаков для прогнозирования 517
7.5.8. Показатель Хёрста и фрактальные индикаторы 520
7.5.9. Показатели Ляпунова и хаотические системы 522
7.5.10. Резюме: энтропия, память и сложность в прогнозировании 524
7.6. Признаки на основе декомпозиции 525

7.6.1. Обзор методов декомпозиции 525
7.6.2. STL: декомпозиция сезонность–тренд, использующая LOESS 526
7.6.3. Сингулярный спектральный анализ SSA: подробно о теоретическом обосновании, источниках и полезности для прогнозирования 529
7.6.4. Метод разложения сигнала на эмпирические моды EMD 537
7.6.5. Преобразование Фурье, вейвлет-преобразование и EMD: предпосылки и различия 542
7.6.6. Декомпозиция по вариационным модам VMD 543
7.6.7. Замечания по реализации 545
7.6.8. Сравнительный обзор методов декомпозиции 545
7.7. Вложенные признаки и признаки представления 546
7.7.1. Вложения с задержкой по времени (теорема Такенса) 547
7.7.2. Представления на основе изображений 551
7.7.3. Поле перехода Маркова MTF 553
7.7.4. Позиционное кодирование для трансформеров 555
7.7.5. Резюме 558
7.8. Обучение представлениям данных временны́х рядов: TS2Vec и TS-TCC 558
7.9. Многомерные и причинно-следственные признаки 561
7.9.1. Признаки взаимной корреляции (кросс-корреляции) 561
7.9.2. Взаимная информация 562
7.9.3. Коинтеграция 562
7.9.4. Причинность по Грейнджеру 562
7.9.5. Энтропия переноса 563
7.9.6. Резюме 565
7.10. Календари событий, праздничных и выходных дней 565
7.10.1. Пометка событий скользящего окна с использованием библиотеки pandas 566
7.11. Признаки устойчивости и признаки на основе шума 568
7.12. Хаотические и нелинейно динамические признаки 569
7.12.1. Рекуррентный количественный анализ RQA 569
7.12.2. Наибольший показатель Ляпунова LLE 570
7.12.3. Метрики бифуркации 570
7.12.4. Практическое применение 570
7.13. Стратегии определения горизонта прогноза и инженерия признаков 571
7.14. Неконтролируемые и основанные на автокодировании признаки 572
7.15. Наборы признаков, специфических для предметной области 573
7.16. Экосистема инструментальных средств и проектирование конвейера 575
7.17. Наилучшие практические методики для реализации 577
7.18. Методы определения целей прогнозирования 579
7.19. Резюме и перспективные направления 579
7.20. Ссылки на реализации и библиотеки 581

Глава 8. Расширенное машинное обучение для прогнозирования временны́х рядов 582

8.1. Ограничения классических методов 584
8.2. Современное конструирование признаков для временны́х рядов 588
8.2.1. Теоретические основы 588
8.2.2. Информационно-теоретический лаг и выбор признаков 601

8.3. Расширенная инженерия признаков для прогнозирования временны́х рядов: методики, наилучшие практические методы и практические приложения ... 603
8.3.1. Чрезвычайно важная роль конструирования признаков в прогнозировании временны́х рядов ... 603
8.3.2. Основные временны́е признаки: лаги и окна ... 605
8.3.3. Кодирование времени: календарные и сезонные признаки ... 615
8.3.4. Учет многомасштабной динамики ... 622
8.3.5. Вейвлет-признаки и сверточные признаки для обработки многомасштабной временно́й динамики ... 627
8.3.6. Включение категориальной и статической информации ... 630
8.3.7. Робастность и надежность: обработка аномалий в данных ... 636
8.3.8. Безусловная необходимость проверки с учетом временны́х факторов и предотвращения утечек ... 640
8.3.9. Резюме: высокая эффективность хорошо информированного конструирования признаков ... 644
8.4. Обнаружение тренда и моделирование для временны́х рядов ... 646
8.4.1. Статистические методы для обнаружения тренда ... 646
8.4.2. Деревья решений с градиентным бустингом для обработки трендовых данных ... 649
8.4.3. Предварительная обработка трендов и восстановление после прогнозирования ... 652
8.4.4. Практические рекомендации по бустингу для временных рядов: прогнозирование на основе декомпозиции ... 655
8.4.5. Подкрепление на основе более широкой практики прогнозирования: стационарность, декомпозиция и проектирование моделей ... 658
8.5. Сезонность во временны́х рядах: обнаружение, проверка и обработка с использованием моделей машинного обучения ... 661
8.5.1. Обнаружение и проверка сезонности ... 662
8.5.2. Учет сезонности в моделях машинного обучения ... 664
8.5.3. Обнаружение гибридной и ансамблевой сезонности ... 665
8.5.4. Резюме ... 665
8.6. Кластеризация в прогнозировании временны́х рядов ... 666
8.7. Градиентный бустинг для прогнозирования временны́х рядов ... 670
8.7.1. Основы: процесс итеративной коррекции ... 670
8.8. Ограничения деревьев решений с градиентным бустингом и стратегии их устранения для прогнозирования временны́х рядов ... 674
8.9. Глобальные модели машинного обучения ... 679
8.10. Методы реализации ... 681
8.10.1. Слияние данных: от широкого формата к длинному ... 681
8.11. Режимы отказов в деревьях решений с градиентным бустингом (GBDT) ... 685
8.11.1. Введение ... 685
8.11.2. Почему GBDT испытывают трудности с долгосрочными временны́ми зависимостями ... 685
8.11.3. Теоретическое обоснование: отсутствие памяти или последовательного моделирования ... 686
8.11.4. Практическое подтверждение отказов, связанных с долгосрочными зависимостями ... 689

8.11.5. Другие режимы отказов GBDT-моделей в различных вариантах использования ... 690
8.12. Резюме ... 696

Глава 9. Глубокое обучение для прогнозирования временны́х рядов ... 698
9.1. Введение: от классического до глубокого прогнозирования временны́х рядов ... 699
9.1.1. Основы прогнозирования: от ARIMA до нейронных сетей ... 699
9.1.2. Начало применения методов глубокого обучения в прогнозировании ... 700
9.1.3. Почему в этой главе не рассматриваются трансформеры ... 700
9.1.4. Промышленные эталонные тесты и возврат к простоте ... 701
9.1.5. Индуктивное смещение и его взаимосвязь со статистической теорией обучения ... 702
9.1.6. Как организована эта глава ... 706
9.2. Рекуррентные нейронные сети: LSTM, GRU, DeepAR и DeepState ... 707
9.2.1. История развития и эмпирическая оценка рекуррентных нейронных сетей, используемых для прогнозирования временны́х рядов ... 707
9.2.2. Практическая эффективность моделей прогнозирования на основе RNN ... 709
9.2.3. Почему именно рекуррентность? Память, состояние и последовательные зависимости ... 711
9.2.4. Архитектура LSTM и формулы обновления ... 711
9.2.5. Управляемые рекуррентные блоки с вентилями GRU ... 712
9.2.6. DeepAR ... 713
9.2.7. DeepState: гибрид RNN + пространство состояний ... 715
9.2.8. Компромиссы рекуррентных архитектур ... 716
9.2.9. Разбор кода: простая модель прогнозирования LSTM ... 716
9.3. Сверточные нейронные сети для прогнозирования временны́х рядов: историческое развитие ... 717
9.3.1. Первые шаги в применении одномерной свертки к временны́м данным (1980–2000 гг.) ... 717
9.3.2. Архитектурные нововведения: TCN, LSTNet и гибридные модели (2017–2019 гг.) ... 719
9.3.3. Современные достижения и внедрение в промышленность (2020-е гг.) ... 720
9.3.4. Сравнение практической эффективности CNN и RNN: оценки Бая и др. (2018 г.) ... 721
9.3.5. Резюме ... 721
9.4. Многослойные перцептроны для прогнозирования временны́х рядов: N-Beats, N-HiTS, DLinear, TSMixer ... 722
9.4.1. N-Beats: базисное разложение для прогнозирования ... 722
9.4.2. N-HiTS: иерархическая интерполяция для временно́го масштаба ... 724
9.4.3. NLinear: упрощенная линейная базовая модель ... 726
9.4.4. DLinear: минималистичная декомпозиция и проекция ... 728
9.4.5. TSMixer: смешивание MLP для временны́х рядов ... 730
9.4.6. TimesNet: временны́е сверточные нейронные сети, учитывающие частоту ... 732

9.4.7. TiDE: кодировщик уплотнения временны́х рядов 734
9.4.8. SOFTS: слияние рядов в общее ядро для многомерного прогнозирования 736
9.4.9. Сводная таблица: где каждая модель превосходит остальные 738
9.4.10. MLPMultivariate: полносвязное прогнозирование для групп (панелей) 739
9.4.11. StemGNN: структурированное прогнозирование с использованием графовых нейронных сетей 741
9.4.12. TimeMixer: многомасштабное смешивание с возможностью декомпозиции для прогнозирования временны́х рядов 743
9.5. Гибридные и модульные архитектуры: классические + нейронные методы 745
9.5.1. ES-RNN: экспоненциальное сглаживание + рекуррентная нейросеть 745
9.5.2. DeepState: прогнозирование с использованием пространства состояний и обучаемой динамики 747
9.5.3. NeuralProphet: интерпретируемое прогнозирование временны́х рядов 748
9.5.4. AR-Net: обучающие авторегрессионные модели с использованием MLP 750
9.5.5. Варианты использования 751
9.6. Новейшие архитектуры без механизмов внимания: Mamba и диффузионные модели 752
9.6.1. Mamba: моделирование последовательности с использованием пространства состояний 752
9.6.2. Диффузионные модели для прогнозирования временны́х рядов 753
9.7. Анализ эффективности по категориям моделей 754
9.7.1. Сравнение моделей глубокого обучения с обычными статистическими моделями 754
9.7.2. Сравнение моделей глубокого обучения с обычными моделями машинного обучения 755
9.7.3. Теорема «бесплатных обедов не бывает» в прогнозировании 756
9.8. Роль гибридных моделей в прогнозировании 757
9.8.1. Репрезентативные гибридные архитектуры 757
9.8.2. Почему гибридные модели так важны 758
9.8.3. Варианты использования для конкретных предметных областей 758
9.8.4. Резюме 758

Глава 10. Трансформеры для прогнозирования временны́х рядов 760
10.1. Введение 762
10.2. Основы и важные разработки 764
10.2.1. Модели на основе трансформеров для прогнозирования временны́х рядов 764
10.2.2. Упрощенные модели и классические базовые модели 766
10.3. Критический анализ опубликованных результатов 768
10.3.1. Отсутствие сильных базовых моделей 769
10.3.2. Предвзято выбранные наборы данных и метрики 770
10.3.3. Сравнение метабенчмарков 773
10.3.4. Компромиссы по масштабированию, сложности и эффективности 775
10.4. Обсуждение 777

10.4.1. Почему трансформеры испытывают трудности при обработке временны́х рядов 777
10.4.2. Новые альтернативные решения для использования трансформеров в прогнозировании временны́х рядов 779
10.5. Самые современные архитектуры трансформеров для прогнозирования временны́х рядов 782
10.5.1. Трансформеры, занявшие высокие места в таблице результатов эталонных тестов 782
10.5.2. PatchTST: независимый от канала патчинг в трансформерах 784
10.5.3. TimeXer: усиленные трансформеры для прогнозирования временны́х рядов с внешними переменными 787
10.5.4. Crossformer: механизм внимания по измерениям для многомерного прогнозирования 789
10.5.5. TFT: трансформер временно́го слияния для интерпретируемого прогнозирования с несколькими горизонтами 791
10.5.6. Scaleformer: итеративное многомасштабное улучшение для прогнозирования с длинным горизонтом 794

Глава 11. Базовые и большие языковые модели для прогнозирования временны́х рядов 797
11.1. Что такое базовые модели для временны́х рядов 798
11.2. Самые значимые базовые модели для временны́х рядов 800
11.2.1. Лучшие базовые модели из таблицы GIFT-Eval 800
11.2.2. Chronos: обучение языку временны́х рядов 801
11.2.3. Sundial: генеративные базовые модели для временны́х рядов 803
11.2.4. Moirai-MoE: разреженная маршрутизация «смеси экспертов» для эффективного прогнозирования 805
11.2.5. Toto: оптимизированный трансформер временны́х рядов для обеспечения наблюдаемости 807
11.2.6. TimeGPT: коммерческое прогнозирование с использованием предварительно обученного API 809

Список литературы 812

Предметный указатель 826

От издательства

Отзывы и пожелания

Мы всегда рады отзывам наших читателей. Расскажите нам, что вы думаете об этой книге – что понравилось или, может быть, не понравилось. Отзывы важны для нас, чтобы выпускать книги, которые будут для вас максимально полезны.

Вы можете написать отзыв на нашем сайте *www.dmkpress.com*, зайдя на страницу книги и оставив комментарий в разделе «Отзывы и рецензии». Также можно послать письмо главному редактору по адресу *dmkpress@gmail.com*; при этом укажите название книги в теме письма.

Если вы являетесь экспертом в какой-либо области и заинтересованы в написании новой книги, заполните форму на нашем сайте по адресу *http://dmkpress.com/authors/publish_book/* или напишите в издательство по адресу *dmkpress@gmail.com*.

Список опечаток

Хотя мы приняли все возможные меры для того, чтобы обеспечить высокое качество наших текстов, ошибки все равно случаются. Если вы найдете ошибку в одной из наших книг, мы будем очень благодарны, если вы сообщите о ней главному редактору по адресу *dmkpress@gmail.com*. Сделав это, вы избавите других читателей от недопонимания и поможете нам улучшить последующие издания этой книги.

Нарушение авторских прав

Пиратство в интернете по-прежнему остается насущной проблемой. Издательство «ДМК Пресс» очень серьезно относится к вопросам защиты авторских прав и лицензирования. Если вы столкнетесь в интернете с незаконной публикацией какой-либо из наших книг, пожалуйста, пришлите нам ссылку на интернет-ресурс, чтобы мы могли применить санкции.

Ссылку на подозрительные материалы можно прислать по адресу электронной почты *dmkpress@gmail.com*.

Мы высоко ценим любую помощь по защите наших авторов, благодаря которой мы можем предоставлять вам качественные материалы.

Глава 1

Развитие и основные принципы прогнозирования временны́х рядов

«Очень трудно сделать точный прогноз, особенно о будущем».
– Нильс Бор (Niels Bohr)

1.1. Введение

Прогнозирование (предсказание) как искусство и наука предвидения будущих событий уже давно занимает весьма важное место в процессе принятия решений человеком. Наша способность делать выводы о том, что нас ждет в будущем, на основе уже известных закономерностей – от прогнозирования погоды до оценки потребительского спроса – всегда обеспечивала стратегическое преимущество. Хотя прогнозирование временны́х рядов часто ассоциируется с современной наукой о данных, его корни уходят в глубь веков и формировались под влиянием достижений в математике, экономике, статистике и методах вычислений.

В этой главе рассматривается развитие прогнозирования, включая его концептуальные основы, заложенные в конце XIX – начале XX века. Мы узнаем о том, как первооткрыватели разрабатывали идеи о циклах, временны́х сдвигах (лагах), автокорреляции и сезонной корректировке, т. е. концепции, которые впоследствии легли в основу формальных статистических моделей. Задолго до появления машинного обучения практические методы прогнозирования уже применялись в предсказании погоды, сельском хозяйстве, экономике и управлении запасами.

Мы также попробуем найти ответ на самый главный вопрос: когда прогнозирование является правильным инструментом? Прослеживая путь от ин-

туитивных догадок до современных алгоритмов, мы стремимся выяснить сильные и слабые стороны прогнозирования временны́х рядов. Независимо от того, используется ли прогнозирование для согласования древних календарей посева со звездными моделями или для управления алгоритмическими торговыми системами, оно всегда было направлено на преодоление неопределенности с помощью предположений на основе имеющейся информации.

В этой главе мы постепенно переходим от исторического контекста к более техническим концепциям, которые будут доступны как специалистам-практикам, так и исследователям-теоретикам.

1.2. Подробная история развития прогнозирования в древних цивилизациях (до 1800 г. н. э.)

1.2.1. Месопотамия (практические методы в Вавилоне и Ассирии)

В Древней Месопотамии, в частности в Вавилоне и Ассирии, были впервые разработаны некоторые методы прогнозирования. Прогнозирование было тесно связано с гаданиями по небу – ученые составляли обширные списки предзнаменований, связывающих астрономические и погодные явления с будущим развитием событий. Например, вавилонский свод клинописных табличек с предзнаменованиями «Энума Ану Энлиль» (Enūma Anu Enlil) (ассирийский государственный архив VII века до н. э. (библиотека Ашшурбанипала в Ниневии)) подтверждает, что прогнозирование погоды было государственным занятием, и официальные жрецы-астрологи использовали «предзнаменования разных видов» для предсказания засухи, наводнений и урожайности. Например, правило на одной из глиняных табличек гласит: «Если солнце окружено кольцом, то будет дождь и перемена погоды».

Другая примета связывает осенний гром с обильным урожаем. На практике засуху или наводнение можно было предсказать так же легко по печени жертвенного животного (экстиспиция), как и по виду неба, что отражает сочетание практических наблюдений и символического ритуала. В итоге вавилонские ученые наряду с традицией предзнаменований внедрили более систематические протонаучные методы. В период позднего Вавилонского царства (ок. IV–I вв. до н. э.) ученые вели подробные астрономические журналы, в которых регистрировали движение планет, погоду и даже рыночные цены. Эти ежедневные записи позволяли проводить определенное прогностическое моделирование: тексты объединяли регулярные небесные циклы с выводимыми правилами для прогнозирования земных событий, таких как

погода. Например, некоторые таблички связывали положение планет с сезонными осадками, т. е. представляли собой первую попытку сопоставить периодическую астрономию с климатом [179]. Имело место и экономическое прогнозирование: в журналах отслеживались цены на потребительские товары (ячмень, финики и т. д.), а некоторые приметы явно предсказывали ситуацию на рынке. Вавилонское предзнаменование гласит: «Лунное затмение на 14-й день седьмого месяца предвещает потоп и… ячмень будет стоить столько же, сколько кунжут», связывая астрономическое событие с экономическим прогнозом [179].

Подобные записи показывают, что, связывая наблюдаемые циклы с будущими последствиями, вавилоняне постепенно продвигались к эмпирическому распознаванию образов (т. е. к методике простейших временны́х рядов) в рамках системы, по-прежнему основанной на символической интерпретации. В медицине месопотамские целители также использовали прогнозы: диагностический справочник Diagnostic Handbook (ок. XI в. до н. э.) давал условные прогнозы относительно болезни («Если у пациента симптомы X, он выздоровеет через Y дней» или «он умрет»), по существу предсказывая течение болезни на основе наблюдаемых признаков, проявление которых часто приписывалось определенным богам или демонам. Эти практические методы использовались при принятии решений на всех уровнях: правители полагались на предзнаменования, решая военные и политические вопросы, земледельцы рассчитывали время сева по календарным признакам, а торговцы следили за небесными знаками, чтобы определить динамику цен. Подводя итог, можно сказать, что месопотамское прогнозирование сочетало символическое гадание (экстиспицию, астрологию) с ранними эмпирическими записями, что привело к появлению таких примечательных примеров, как табличка наблюдений за Венерой в период правления царя Амми-цадуки (астрономические эфемериды (таблицы)), использовавшаяся для предсказания появлений Венеры и связанных с ней событий. Такое сочетание суеверий и наблюдений заложило основу для более поздних научных подходов.

1.2.2. Древний Египет

Древнеегипетская цивилизация развивала прогнозирование в контексте собственных стабильных сезонных циклов и религиозного мировоззрения. Главной задачей было прогнозирование ежегодного уровня воды в реке Нил, от которого зависели сельское хозяйство и экономика. Египтяне заметили, что разлив Нила происходил приблизительно в одно и то же время каждый год и отмечался гелиакальным восходом Сириуса (Сотиса), т. е. непосредственно перед восходом солнца, на восточном горизонте. К 3000 г. до н. э. египтяне согласовали свой календарь с этим звездным событием, эффективно используя астрономию для предсказания сезона наводнений. Хотя общие сроки были известны, для прогнозирования масштабов наводнения в каждом году требовались конкретные измерения.

Египтяне изобрели ниломер – приспособление для наблюдения за уровнем воды в самых важных пунктах (например, в Асуане) и передавали показания вниз по течению, чтобы прогнозировать уровень и время наводнения. Это позволяло делать краткосрочные прогнозы относительно того, будет ли наводнение недостаточно мощным (предупреждение о возможном недостатке пищи) или чрезмерно большим (предупреждение о разрушениях), что давало правителям возможность надлежащим образом позаботиться о запасах зерна и планах орошения. Таким образом, предсказание наводнений в Египте было в значительной степени эмпирическим, основанным на наблюдениях и сборе данных, но оно стимулировало развитие астрономии и гидравлики.

Помимо гидрологии, египетские жрецы и писцы занимались астрологическим и основанным на предзнаменованиях прогнозированием [46]. Они создали «календари счастливых и несчастливых дней», по существу представляющие собой ежедневные альманахи с предсказаниями. Каирский календарь (ок. 1200 г. до н. э.) – сохранившийся до наших дней папирус, в котором на каждый день дается прогноз («благоприятный» или «неблагоприятный»), основанный на мифологических событиях или астрономических наблюдениях. Например, определенные дни отмечались как особенно удачные или неудачные, а записи часто были связаны с небесными событиями (египтяне заметили 29,6-дневную закономерность в удачных днях, что соответствовало лунному циклу). Эти ежедневные прогнозы помогали людям определить, когда следует предпринимать какие-либо действия или избегать их, отражая символическую, религиозную форму прогнозирования времени для повседневной жизни.

В египетской религии оракулы были еще одним средством предсказания: в храмах во время праздников можно было задавать вопросы о статуях божеств, и таким способом истолковывалась воля бога (например, правители, как известно, обращались за советом к оракулу Амона в Сиве). Такие оракулы давали указания, касающиеся государственных решений (например, когда начинать какую-либо кампанию или как разрешить кризис) и личных дел, выступая в роли божественных предсказаний, хотя часто загадочных. В египетских медицинских папирусах обнаруживается удивительно рациональный подход к прогнозированию, что указывает на существование примитивного научного мышления наряду с магией. Хирургический папирус Эдвина Смита (Edwin Smith) (ок. 1600 г. до н. э.) описывает 48 случаев травм с систематическими обследованиями, диагнозами и прогнозами.

Описав симптомы и поставив диагноз, врач оценивает вероятный исход и классифицирует случай как «заболевание, которое я буду лечить», «заболевание, с которым я буду бороться» или «заболевание, не подлежащее лечению». Это равнозначно основанному на фактических данных прогнозу шансов на выживание или выздоровление пациента. Такое ясное медицинское предсказание, по сути предсказывающее течение болезни при телесных повреждениях, было по своей природе эмпирическим, основывалось на анатомических наблюдениях и предыдущем опыте и определяло решения египетских хирургов.

Конец ознакомительного фрагмента.
Приобрести книгу можно
в интернет-магазине
«Электронный универс»
e-Univers.ru