

*Хотел бы посвятить эту книгу моей матери, Шэрон Лэнхэм.
Она учила меня с раннего возраста мыслить нестандартно
и верить в себя*

Оглавление

| | |
|--|------------|
| ЧАСТЬ I НАЧАЛО РАБОТЫ..... | 21 |
| 1 ■ Введение в эволюционное глубокое обучение..... | 22 |
| 2 ■ Введение в эволюционные вычисления | 42 |
| 3 ■ Введение в генетические алгоритмы с использованием фреймворка DEAP | 76 |
| 4 ■ Еще больше эволюционных вычислений с использованием фреймворка DEAP | 109 |
| ЧАСТЬ II ОПТИМИЗАЦИЯ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ..... | 146 |
| 5 ■ Автоматизация гиперпараметрической оптимизации | 147 |
| 6 ■ Нейроэволюционная оптимизация | 189 |
| 7 ■ Эволюционные сверточные нейронные сети..... | 214 |
| ЧАСТЬ III ПРОДВИНУТЫЕ ПРИМЕНЕНИЯ | 245 |
| 8 ■ Эволюционное выведение автокодировщиков | 246 |
| 9 ■ Генеративное глубокое обучение и эволюция..... | 283 |
| 10 ■ NEAT: нейроэволюция расширяющихся топологий | 317 |
| 11 ■ Эволюционное (само)обучение с помощью метода NEAT | 346 |
| 12 ■ Эволюционное машинное обучение и за его пределами | 379 |

Содержание

| | |
|--|----|
| <i>Предисловие</i> | 13 |
| <i>Благодарности</i> | 14 |
| <i>Об этой книге</i> | 15 |
| <i>Об авторе</i> | 19 |
| <i>Об иллюстрации на обложке</i> | 20 |

ЧАСТЬ I НАЧАЛО РАБОТЫ..... 21

| | |
|---|----|
| 1 <i>Введение в эволюционное глубокое обучение</i> | 22 |
| 1.1 Что такое эволюционное глубокое обучение? | 23 |
| 1.1.1 <i>Введение в эволюционные вычисления</i> | 25 |
| 1.2 Зачем нужно эволюционное глубокое обучение и где оно применяется | 28 |
| 1.3 Потребность в оптимизации глубокого обучения..... | 29 |
| 1.3.1 <i>Оптимизация нейросетевой архитектуры</i> | 30 |
| 1.4 Автоматизация оптимизации средствами автоматизированного машинного обучения | 32 |
| 1.4.1 <i>Что такое автоматизированное машинное обучение?</i> | 33 |
| 1.5 Приложения эволюционного глубокого обучения | 36 |
| 1.5.1 <i>Отбор модели: поиск весовых коэффициентов</i> | 37 |
| 1.5.2 <i>Модельная архитектура: архитектурная оптимизация</i> | 37 |
| 1.5.3 <i>Гиперпараметрическая настройка/оптимизация</i> | 37 |
| 1.5.4 <i>Валидация и оптимизация функции потерь</i> | 39 |
| 1.5.5 <i>Нейроэволюция расширяющихся топологий</i> | 39 |
| 1.5.6 <i>Цели</i> | 39 |
| Резюме | 40 |

| | |
|---|----|
| 2 <i>Введение в эволюционные вычисления</i> | 42 |
| 2.1 <i>Игра Конвея в жизнь в Google Colaboratory</i> | 43 |

| | | |
|--------|---|----|
| 2.2 | Симуляция жизни на языке Python | 46 |
| 2.2.1 | Учебные упражнения | 49 |
| 2.3 | Симуляция жизни как оптимизация | 50 |
| 2.3.1 | Учебные упражнения | 53 |
| 2.4 | Добавление эволюции в симуляцию жизни | 54 |
| 2.4.1 | Симуляция эволюции | 54 |
| 2.4.2 | Учебные упражнения | 57 |
| 2.4.3 | Немного сведений о Дарвине и эволюции | 58 |
| 2.4.4 | Естественный отбор и выживание наиболее приспособленных | 59 |
| 2.5 | Генетические алгоритмы на языке Python | 60 |
| 2.5.1 | Понимание генетики и мейоза | 60 |
| 2.5.2 | Программирование генетических алгоритмов | 63 |
| 2.5.3 | Конструирование популяции | 63 |
| 2.5.4 | Оценивание приспособленности | 64 |
| 2.5.5 | Отбор для размножения (скрещивания) | 65 |
| 2.5.6 | Применение скрещивания: размножение | 66 |
| 2.5.7 | Применение мутации и вариации | 68 |
| 2.5.8 | Сведение всего воедино | 69 |
| 2.5.9 | Понимание гиперпараметров генетического алгоритма | 72 |
| 2.5.10 | Учебные упражнения | 74 |
| | Резюме | 74 |

| | | |
|----------|---|-----|
| 3 | Введение в генетические алгоритмы с использованием фреймворка DEAP | 76 |
| 3.1 | Генетические алгоритмы во фреймворке DEAP | 77 |
| 3.1.1 | Максимизация числа единиц с помощью фреймворка DEAP | 77 |
| 3.1.2 | Учебные упражнения | 81 |
| 3.2 | Решение задачи о ферзевом гамбите | 81 |
| 3.2.1 | Учебные упражнения | 86 |
| 3.3 | Помощь коммивояжеру | 87 |
| 3.3.1 | Сборка решателя задачи о коммивояжере | 89 |
| 3.3.2 | Учебные упражнения | 94 |
| 3.4 | Выбор генетических операторов для усовершенствования эволюции | 94 |
| 3.4.1 | Учебные упражнения | 100 |
| 3.5 | Рисование с помощью EvoLisa | 100 |
| 3.5.1 | Учебные упражнения | 107 |
| | Резюме | 107 |

| | | |
|----------|--|-----|
| 4 | Еще больше эволюционных вычислений с использованием фреймворка DEAP | 109 |
| 4.1 | Генетическое программирование средствами фреймворка DEAP | 110 |
| 4.1.1 | Решение регрессии с помощью генетического программирования | 110 |
| 4.1.2 | Учебные упражнения | 118 |
| 4.2 | Оптимизация роя частиц средствами фреймворка DEAP | 118 |
| 4.2.1 | Решение уравнений с помощью оптимизации роя частиц | 118 |

| | | |
|-------|---|-----|
| 4.2.2 | Учебные упражнения | 124 |
| 4.3 | Козволюционное выведение решений средствами фреймворка DEAP | 124 |
| 4.3.1 | Козволюционное выведение с использованием генетического программирования в паре с генетическими алгоритмами | 125 |
| 4.4 | Эволюционные стратегии средствами фреймворка DEAP | 131 |
| 4.4.1 | Применение эволюционных стратегий для аппроксимации функций | 131 |
| 4.4.2 | Повторный обзор проекта EvoLisa | 138 |
| 4.4.3 | Учебные упражнения | 139 |
| 4.5 | Дифференциальная эволюция средствами фреймворка DEAP | 139 |
| 4.5.1 | Аппроксимация комплексных и прерывных функций с помощью дифференциальной эволюции | 140 |
| 4.5.2 | Учебные упражнения | 144 |
| | Резюме | 144 |

ЧАСТЬ II ОПТИМИЗАЦИЯ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ146

5 Автоматизация гиперпараметрической оптимизации

| | | |
|-------|---|-----|
| 5.1 | Выбор опций и гиперпараметрическая настройка | 148 |
| 5.1.1 | Стратегии гиперпараметрической настройки | 148 |
| 5.1.2 | Выбор модельных опций | 154 |
| 5.2 | Автоматизация ГПО посредством случайного поиска | 157 |
| 5.2.1 | Применение случайного поиска к ГПО | 157 |
| 5.3 | Поиск в параметрической решетке и ГПО | 164 |
| 5.3.1 | Использование поиска в параметрической решетке в автоматической ГПО | 165 |
| 5.4 | Эволюционные вычисления для ГПО | 171 |
| 5.4.1 | Оптимизация роя частиц для ГПО | 171 |
| 5.4.2 | Добавление эволюционных вычислений и фреймворка DEAP в автоматическую ГПО | 171 |
| 5.5 | Генетические алгоритмы и эволюционные стратегии для ГПО | 177 |
| 5.5.1 | Применение эволюционных стратегий к ГПО | 177 |
| 5.5.2 | Редукция размерностей с помощью анализа главных компонент | 180 |
| 5.6 | Дифференциальная эволюция для ГПО | 183 |
| 5.6.1 | Дифференциальный поиск для эволюционной ГПО | 183 |
| | Резюме | 188 |

6 Нейроэволюционная оптимизация

| | | |
|-------|--|-----|
| 6.1 | Многослойный перцептрон средствами NumPy | 190 |
| 6.1.1 | Учебные упражнения | 195 |
| 6.2 | Генетические алгоритмы в качестве оптимизаторов моделей глубокого обучения | 196 |
| 6.2.1 | Учебные упражнения | 200 |
| 6.3 | Другие эволюционные методы нейрооптимизации | 201 |
| 6.3.1 | Учебные упражнения | 202 |

| | | |
|-------|---|-----|
| 6.4 | Применение нейроэволюционной оптимизации к фреймворку Keras | 203 |
| 6.4.1 | Учебные упражнения | 208 |
| 6.5 | Понимание ограничений эволюционной оптимизации..... | 208 |
| 6.5.1 | Учебные упражнения | 211 |
| | Резюме | 212 |

| | | |
|----------|--|-----|
| 7 | Эволюционные сверточные нейронные сети | 214 |
| 7.1 | Краткий обзор сверточных нейронных сетей во фреймворке Keras | 215 |
| 7.1.1 | Понимание проблем слоев сверточной нейронной сети | 221 |
| 7.1.2 | Учебные упражнения | 224 |
| 7.2 | Кодирование нейросетевой архитектуры в генах | 225 |
| 7.2.1 | Учебные упражнения | 230 |
| 7.3 | Создание операции спаривания/скрещивания | 231 |
| 7.4 | Разработка конкретно-прикладного оператора мутации | 234 |
| 7.5 | Эволюционное выведение архитектуры сверточной нейронной сети | 237 |
| 7.5.1 | Учебные упражнения | 242 |
| | Резюме | 243 |

ЧАСТЬ III ПРОДВИНУТЫЕ ПРИМЕНЕНИЯ

| | | |
|----------|---|-----|
| 8 | Эволюционное выведение автокодировщиков | 246 |
| 8.1 | Сверточный автокодировщик | 247 |
| 8.1.1 | Введение в автокодировщики | 247 |
| 8.1.2 | Сборка сверточного автокодировщика..... | 249 |
| 8.1.3 | Учебные упражнения | 253 |
| 8.1.4 | Усиление способности сверточного автокодировщика к обобщению | 254 |
| 8.1.5 | Улучшение автокодировщика | 255 |
| 8.2 | Эволюционная оптимизация автокодировщика..... | 257 |
| 8.2.1 | Формирование последовательности генов автокодировщика | 258 |
| 8.2.2 | Учебные упражнения | 263 |
| 8.3 | Спаривание и мутирование последовательности генов автокодировщика | 264 |
| 8.4 | Эволюционное выведение автокодировщика | 267 |
| 8.4.1 | Учебные упражнения | 270 |
| 8.5 | Сборка вариационных автокодировщиков | 270 |
| 8.5.1 | Вариационные автокодировщики: краткий обзор..... | 271 |
| 8.5.2 | Реализация вариационного автокодировщика..... | 272 |
| 8.5.3 | Учебные упражнения | 280 |
| | Резюме | 281 |

| | | |
|----------|--|-----|
| 9 | Генеративное глубокое обучение и эволюция | 283 |
| 9.1 | Генеративные состязательные сети..... | 284 |

| | | |
|-------|--|-----|
| 9.1.1 | Введение в генеративные состязательные сети | 284 |
| 9.1.2 | Сборка сверточной генеративной состязательной сети средствами Keras | 286 |
| 9.1.3 | Учебные упражнения | 292 |
| 9.2 | Трудности тренировки генеративной состязательной сети | 293 |
| 9.2.1 | Проблема оптимизации генеративной состязательной сети | 294 |
| 9.2.2 | Визуализация исчезающих градиентов | 295 |
| 9.2.3 | Визуализация коллапса режима в генеративных состязательных сетях | 297 |
| 9.2.4 | Визуализация неспособности к сходимости в генеративных состязательных сетях | 300 |
| 9.2.5 | Учебные упражнения | 302 |
| 9.3 | Устранение проблем генеративных состязательных сетей с помощью потери Вассерштейна | 303 |
| 9.3.1 | Понятие потери Вассерштейна | 304 |
| 9.3.2 | Улучшение глубокой сверточной генеративной состязательной сети с помощью потери Вассерштейна | 305 |
| 9.4 | Кодирование глубокой сверточной генеративной состязательной сети Вассерштейна для эволюции | 308 |
| 9.4.1 | Учебные упражнения | 313 |
| 9.5 | Оптимизация глубокой сверточной генеративной состязательной сети с помощью генетических алгоритмов | 313 |
| 9.5.1 | Учебные упражнения | 315 |
| | Резюме | 316 |

10 NEAT: нейроэволюция расширяющихся топологий.....317

| | | |
|--------|--|-----|
| 10.1 | Обследование метода NEAT средствами реализующей его библиотеки NEAT-Python | 319 |
| 10.1.1 | Учебные упражнения | 323 |
| 10.2 | Визуализация эволюционно выведенной нейросети NEAT | 324 |
| 10.3 | Использование возможностей метода NEAT | 327 |
| 10.3.1 | Учебные упражнения | 332 |
| 10.4 | Выполнение упражнения с NEAT для классифицирования изображений | 333 |
| 10.4.1 | Учебные упражнения | 338 |
| 10.5 | Раскрытие роли видообразования в эволюционном выведении топологий | 339 |
| 10.5.1 | Настройка видообразования NEAT | 340 |
| 10.5.2 | Учебные упражнения | 345 |
| | Резюме | 345 |

11 Эволюционное (само)обучение с помощью метода NEAT.....346

| | | |
|--------|---|-----|
| 11.1 | Введение в (само)обучение с подкреплением | 347 |
| 11.1.1 | Агент Q-обучения на замерзшем озере | 349 |
| 11.1.2 | Учебные упражнения | 356 |
| 11.2 | Обследование сложных задач из OpenAI Gym | 357 |
| 11.2.1 | Учебные упражнения | 362 |

| | | |
|--------|---|-----|
| 11.3 | Решение задач (само)обучения с подкреплением с помощью NEAT | 363 |
| 11.3.1 | Учебные упражнения | 367 |
| 11.4 | Решение задачи Gutm о лунном спускаемом аппарате с помощью агентов NEAT | 368 |
| 11.4.1 | Учебные упражнения | 372 |
| 11.5 | Решение задачи Gutm о лунном спускаемом аппарате с помощью глубокой Q-нейросети | 372 |
| | Резюме | 377 |

| | | |
|-----------|--|------------|
| 12 | Эволюционное машинное обучение и за его пределами | 379 |
| 12.1 | Эволюция и машинное обучение с использованием программирования генных выражений | 380 |
| 12.1.1 | Учебные упражнения | 387 |
| 12.2 | Повторное рассмотрение (само)обучения с подкреплением с использованием фреймворка Герру | 387 |
| 12.2.1 | Учебные упражнения | 393 |
| 12.3 | Введение в инстинктивное (само)обучение | 393 |
| 12.3.1 | Основы инстинктивного (само)обучения | 394 |
| 12.3.2 | Развитие обобщенных инстинктов | 396 |
| 12.3.3 | Эволюционное выведение обобщенных решений без инстинктов | 401 |
| 12.3.4 | Учебные упражнения | 404 |
| 12.4 | Обобщенное (само)обучение с помощью генетического программирования | 404 |
| 12.4.1 | Учебные упражнения | 413 |
| 12.5 | Будущее эволюционного машинного обучения | 413 |
| 12.5.1 | Нарушена ли эволюция? | 413 |
| 12.5.2 | Эволюционная пластичность | 414 |
| 12.5.3 | Улучшение эволюции с помощью пластичности | 415 |
| 12.5.4 | Вычисления и эволюционный поиск | 417 |
| 12.6 | Обобщение с использованием инстинктивного (само)обучения и глубокого (само)обучения с подкреплением .. | 418 |
| | Резюме | 423 |
| | Дополнение А | 425 |
| | Тематический указатель | 428 |

Предисловие

Когда более 25 лет назад я начинал свою карьеру в области машинного обучения и искусственного интеллекта, следующими крупными достижениями тогда считались две доминирующие технологии. Обе технологии показали многообещающие результаты в решении сложных задач, и обе были эквивалентны в вычислительном отношении. Этими двумя технологиями были эволюционные алгоритмы и нейронные сети (глубокое обучение).

В течение следующих двух десятилетий я был свидетелем резко упадка эволюционных алгоритмов и взрывного роста глубокого обучения. Хотя эта битва велась и была выиграна глубоким обучением благодаря его вычислительной эффективности, оно также продемонстрировало множество новых приложений. С другой стороны, по большей части знания и использование эволюционных и генетических алгоритмов схлынули до сноски в публикациях.

Моя цель в этой книге – продемонстрировать способность эволюционных и генетических алгоритмов обеспечивать преимущества систем глубокого обучения. Эти преимущества особенно актуальны по мере того, как эпоха глубокого обучения переходит в эпоху автоматизированного машинного обучения (AutoML), в которой возможность автоматизировать крупномасштабную разработку моделей становится магистральной.

Помимо этого, считаю, что нашему поиску общего искусственного интеллекта может помочь обращение к эволюции. В конце концов, ведь именно эволюция является тем инструментом, который природа использовала для формирования нашего интеллекта. Так почему же она не может улучшить и искусственный интеллект? Полагаю, что мы слишком нетерпеливы и самонадеянны, чтобы думать, что человечество может решить эту задачу самостоятельно.

Написав эту книгу, я хотел продемонстрировать мощь эволюционных методов в дополнение к глубокому обучению как способу мышления, выходящему за рамки нормы. Надеюсь, что она продемонстрирует основы эволюционных методов увлекательным и инновационным способом, но в то же время позволит проникнуть на продвинутую территорию эволюционно выводимых нейросетей глубокого обучения (территорию так называемой NEAT) вплоть до инстинктивного (само)обучения. Инстинктивное (само)обучение – это мой взгляд на то, как нужно глядеть на процесс эволюции биологической жизни и отражать те же характеристики в наших поисках более интеллектуальных искусственных нейросетей.

Благодарности

Хотел бы поблагодарить сообщество открытого исходного кода и в особенности следующие ниже проекты:

- Распределенные эволюционные алгоритмы на Python (DEAP) – <https://github.com/DEAP/deap>;
- Фреймворк программирования генных выражений на Python (GEPPY) – <https://github.com/ShuhuaGao/geppy>;
- Нейроэволюция расширяющихся топологий (NEAT) на Python – <https://github.com/CodeReclaimers/neat-python>;
- OpenAI Gym – <https://github.com/openai/gym>;
- Keras/TensorFlow – <https://github.com/tensorflow/tensorflow>;
- PyTorch – <https://github.com/pytorch/pytorch>.

Без труда и времени, которые другие люди неустанно тратили на разработку и поддержание этих репозиторий, подобного рода книги были бы невозможны. Все они также являются отличными ресурсами для тех, кто заинтересован в совершенствовании своих навыков в эволюционных алгоритмах или глубоком обучении.

Особо благодарю мою семью за их постоянную поддержку в моих писательских, преподавательских и ораторских начинаниях. Они всегда готовы прочитать отрывок или раздел и высказать мне свое мнение, будь оно хорошее либо плохое.

Огромная благодарность должна быть выражена как редакционному, так и производственному коллективу издательства Manning, которые помогли создать эту книгу.

Спасибо всем рецензентам: Элу Кринкеру, Алексею Выскубову, Бхагвану Коммади, Дэвиду Паккуду, Динешу Ганте, Доминго Салазару, Говарду Бэнди, Эдмунду Рональду, Эрику Сапперу, Гийому Аллеону, Жасмин Алкин, Хесусу Антонино Хуаресу Герреро, Джону Уильямсу, Хосе Сан-Леандро, Хуану Дж. Дурильо, Кали Канеко, Марию Ане, Максиму Волгину, Нику Декрису, Нинославу Черкезу, Оливеру Кортену, Ору Голану, Раджу Кумару, Рикардо Ди Паскуале, Риккардо Маротти, Серджио Говони, Садхану Джи, Симоне Сгуацци, Шивакумару Сваминатану, Сзи-мон Харабашу и Томасу Хейману. Ваши предложения помогли сделать эту книгу лучше.

Наконец, также хотел бы поблагодарить Чарльза Дарвина за его вдохновение и смелость написать свою основополагающую работу «О происхождении видов». Будучи очень религиозным человеком, Чарльз в течение двух десятилетий вел внутреннюю борьбу, разрываясь между своими убеждениями и наблюдательностью, прежде чем решил опубликовать свою книгу. В конце концов, он продемонстрировал свое мужество и доверие к науке и вышел за рамки своих убеждений и господствующей мысли того времени. Это то, из чего я черпал вдохновение при написании книги, сочетающей эволюцию и глубокое обучение.

Об этой книге

Эта книга знакомит читателей с эволюционными и генетическими алгоритмами, начиная с решения интересных задач машинного обучения и заканчивая сочетанием указанных концепций с глубоким обучением. Книга начинается с введения в симуляцию и концепций эволюции и генетических алгоритмов на языке Python. По мере изложения акцент смещается в сторону демонстрации их ценности применительно к глубокому обучению.

Кому следует прочитать эту книгу

Вы должны хорошо разбираться в языке Python и понимать стержневые концепции машинного обучения и науки о данных. Знания в области глубокого обучения будут необходимы для понимания концепций, описанных в последующих главах.

Как эта книга организована: дорожная карта

Эта книга состоит из трех частей: «Начало работы», «Оптимизация глубокого обучения» и «Продвинутые применения». В первой части мы начнем с рассмотрения основ симуляции, эволюции, генетических и других алгоритмов. Далее переходим к демонстрации различных применений эволюции и генетического поиска в рамках глубокого обучения. Затем завершаем книгу рассмотрением продвинутых приложений в генеративном моделировании, обучении с подкреплением и обобщенном интеллекте. Ниже приводится краткое изложение каждой главы.

Часть I «Начало работы»:

- глава 1 «Введение в эволюционное глубокое обучение» – в этой главе представлена концепция комбинирования эволюционных алгоритмов с глубоким обучением;
- глава 2 «Введение в эволюционные вычисления» – здесь дается базовое введение в вычислительную симуляцию и способы задействования эволюции;
- глава 3 «Введение в генетические алгоритмы с помощью фреймворка DEAP» – в данной главе рассматриваются концепции генетических алгоритмов и использование фреймворка DEAP;
- глава 4 «Еще больше эволюционных вычислений с помощью фреймворка DEAP» – тут разбираются интересные приложения генетических и эволюционных алгоритмов, от задачи о коммивояжере до генерирования изображений Моны Лизы.

Часть II «Оптимизация глубокого обучения»:

- глава 5 «Автоматизация гиперпараметрической оптимизации» – в этой главе демонстрируется несколько методов ги-

перпараметрической оптимизации в системах глубокого обучения с использованием генетических или эволюционных алгоритмов;

- *глава 6 «Нейроэволюционная оптимизация»* – в данной главе рассматривается оптимизация нейросетевой архитектуры систем глубокого обучения с использованием нейроэволюции;
- *глава 7 «Эволюционные сверточные нейронные сети»* – здесь рассматривается продвинутое применение оптимизации архитектуры сверточных нейронных сетей с использованием эволюции.

Часть III «Продвинутые применения»:

- *глава 8 «Эволюционное выведение автокодировщиков»* – в этой главе вводятся и рассматриваются основы генеративного моделирования с использованием автокодировщиков. Затем в ней демонстрируется развитие автокодировщиков в ходе эволюции;
- *глава 9 «Генеративное глубокое обучение и эволюция»* – эта глава подхватывает эстафету у предыдущей главы, продолжая тему рассмотрением генеративной состязательной сети и способов ее оптимизации с помощью эволюции;
- *глава 10 «NEAT: нейроэволюция расширяющих топологий»* – в данной главе рассказывается о методе NEAT и о способах его применения к различным приложениям базового уровня;
- *глава 11 «Эволюционное (само)обучение с помощью метода NEAT»* – здесь обсуждаются основы (само)обучения с подкреплением и глубокого (само)обучения с подкреплением, а затем демонстрируется использование метода NEAT для решения некоторых сложных задач из OpenAI Gym;
- *глава 12 «Эволюционное машинное обучение и за его пределами»* – в этой заключительной главе рассматривается будущее эволюционного машинного обучения и его способности дать представление об обобщенном искусственном интеллекте.

Хотя наша книга предназначена для прочтения от корки до корки, не у всех читателей, возможно, окажется достаточно времени, опыта или интереса, чтобы извлечь пользу из всего материала. Ниже приведено краткое руководство, которое поможет вам выбрать разделы или главы, на которых следует сосредоточиться:

- *часть I «Начало работы»* – обязательно прочтите всю эту часть, если вы – новичок в симуляциях и эволюционных или генетических вычислениях. Данный материал также может стать полезным обзором и продемонстрирует несколько интересных приложений;
- *часть II «Оптимизация глубокого обучения»* – прочтите эту часть либо отдельные главы из нее, если у вас есть реальная необходимость оптимизировать системы глубокого обучения с привлечением нейроэволюции или гиперпараметрической настройки;

- *часть III «Продвинутое приложения»* – главы здесь разбиты на три подчасти: эволюционное генеративное моделирование (главы 8 и 9), метод NEAT (главы 10 и 11) и инстинктивное (само) обучение (глава 12). Каждую из этих подчастей можно проштудировать независимо.

Об исходном коде

Весь исходный код этой книги был написан с использованием блокнотов Google Colab и находится в репозитории автора на GitHub: <https://github.com/cxbxmxcx/EvolutionaryDeepLearning>. Для выполнения исходного кода достаточно просто перейти в репозиторий GitHub в своем браузере и найти соответствующий образец исходного кода. Все примеры исходного кода были помечены префиксом номера главы, а затем номером примера, например EDL_2_2_Simulating_Life.ipynb. Находясь там, просто нажмите на значок Google Colab, чтобы запустить блокнот в Colab. Любые зависимости будут либо предустановлены в Colab, либо установлены как часть блокнота.

Эта книга содержит множество примеров исходного кода в виде отдельных нумерованных листингов и внутри обычного текста. В обоих случаях исходный код отформатирован шрифтом фиксированной ширины, подобным этому, чтобы отделять его от обычного текста. Иногда исходный код также выделяется **жирным шрифтом**, чтобы подчеркивать тот исходный код, который изменился по сравнению с предыдущими шагами в данной главе, например когда новая функциональная возможность добавляется в существующую строку исходного кода.

Во многих случаях изначальный исходный код был переформатирован; мы добавили переносы строк и переработали отступы, чтобы уместиться в доступное пространство страницы книги. В редких случаях даже этого было недостаточно, и листинги включали маркеры продолжения строки (➡). Вдобавок нередко комментарии в исходном коде из листингов удалялись, когда исходный код описывался в тексте. Многие листинги сопровождаются аннотациями к исходному коду, выделяющими важные концепции.

Вы можете получить исполняемые фрагменты исходного кода из онлайн-версии этой книги в liveBook по адресу <https://livebook.manning.com/book/evolutionary-deep-learning>. Полный исходный код примеров книги доступен для скачивания с веб-сайта издательства Manning по адресу <https://www.manning.com/books/evolutionary-deep-learning> и из репозитория на GitHub по адресу <https://github.com/cxbxmxcx/EvolutionaryDeepLearning>.

Отзывы и пожелания

Мы всегда рады отзывам наших читателей. Расскажите нам, что вы думаете об этой книге – что понравилось или, может быть, не по-

нравилось. 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. Издательства «ДМК Пресс» и Manning Publications очень серьезно относятся 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.

Об авторе



Майкл Лэнхэм – хорошо зарекомендовавший себя инноватор в области программного обеспечения и информационных технологий с 25-летним опытом работы. За это время он разработал широкий спектр программных приложений в таких областях, как игры, графика, веб, приложения для настольных компьютеров, инженерное дело, искусственный интеллект, ГИС и приложения машинного обучения для различных отраслей промышленности в качестве разработчика НИОКР. На рубеже тысячелетий Майкл начал работать с нейронными сетями и эволюционными алгоритмами в создании игр. Он использовал эти навыки и опыт работы в качестве архитектора ГИС и больших данных / предприятия для совершенствования инженерных и бизнес-приложений и применения в них различных подходов из компьютерных игр. С конца 2016 года Майкл стал заядлым автором и ведущим, делясь своими знаниями с сообществом. В настоящее время он является автором многочисленных книг по дополненной реальности, звуковому дизайну, машинному обучению и искусственному интеллекту. Он известен своими познаниями во многих областях искусственного интеллекта и разработки программного обеспечения, но в настоящее время специализируется на генеративном моделировании, обучении с подкреплением и операциях машинного обучения. Майкл проживает со своей семьей в Калгари, Канада, и в настоящее время пишет, преподает и выступает с докладами об искусственном интеллекте, операционализации машинного обучения и конструировании программного обеспечения.

Об иллюстрации на обложке

Рисунок на обложке книги «Эволюционное глубокое обучение» – «Homme Kourilien», или «Человек с Курильских островов», взят из сборника Жака Грассе де Сен-Совера, опубликованного в 1788 году. Каждая иллюстрация тонко прорисована и раскрашена вручную.

В те дни было легко определить место жительства людей и их ремесло или положение в жизни просто по их одежде. Издательство Manning прославляет изобретательность и инициативность вычислительного бизнеса обложками книг, основанными на богатом разнообразии региональной культуры многовековой давности, оживленными фотографиями из коллекций, подобных этой.

Часть I

Начало работы

Эволюционные и генетические алгоритмы существуют уже несколько десятилетий. С точки зрения вычислений эволюционные методы машинного обучения далеко не так эффективны, как глубокое обучение. Однако эволюционные методы способны предоставить нам уникальные инструменты, помогающие в широком спектре схем оптимизации, от гиперпараметрической настройки до нейросетевых архитектур. Но прежде чем мы обсудим эти схемы, необходимо познакомиться с эволюционными и генетическими алгоритмами.

В главе 1 мы знакомим с концепцией использования эволюционных методов для целей оптимизации систем глубокого обучения. Поскольку методы оптимизации глубокого обучения, которые мы рассматриваем в этой книге, относятся к автоматизированному машинному обучению, мы также вводим AutoML с эволюцией.

Затем в главе 2 мы знакомим с симуляцией жизни из книги Конвея «Игра в жизнь», используя простой сценарий, который позже эволюционно развивается с помощью генетических алгоритмов. Далее глава 3 знакомит с генетическими алгоритмами в различных формах с применением фреймворка распределенных генетических алгоритмов на Python (DEAP). Наконец, в главе 4 мы завершаем эту часть, представляя другие разнообразные формы эволюционных методов.

Введение в эволюционное глубокое обучение



Эта глава охватывает следующие ниже темы:

- понятие эволюционных вычислений и способы их интеграции в системы глубокого обучения;
- применение эволюционного глубокого обучения;
- устоявшиеся шаблоны оптимизации нейросетей глубокого обучения;
- роль автоматизированного машинного обучения в оптимизации нейросетей;
- применение эволюционных вычислительных методов для усиления разработки моделей глубокого обучения.

Глубокое обучение стало повсеместной технологией, которая больше всего ассоциируется с искусственным интеллектом и бурным развитием машинного обучения¹. Из лженауки, которой его было принято считать (см. «Революция в области глубокого обучения» Теренса Дж.

¹ Термин *learning* означает процесс приобретения/усвоения знаний и выработки навыков в результате тренировки, где термин *train* (тренировать) подчеркивает итеративность процесса; термин *teach* (обучать) как передача знаний в спецлитературе по ИИ/МО практически не используется, т. к. речь идет именно о самообучении. Далее термины *обучение*, *(само) обучение* и *усвоение* используются в переводе взаимозаменяемо. – Прим. перев.

Сейновски, 2018, MIT Press)¹, оно превратилось в массовое применение для всего, что только можно, – от диагностики рака молочной железы до вождения автомобилей. В то время как многие считают его технологией будущего, другие придерживаются более прагматичного подхода к его растущей сложности и потребности в данных.

По мере того как глубокое обучение становится все сложнее, мы пичкаем его все большими объемами данных в надежде на какое-то грандиозное прозрение в определенной области. К сожалению, это случается редко, и слишком часто мы остаемся с плохими моделями, плохими результатами и сердитыми руководителями. Эта проблема будет продолжаться до тех пор, пока мы не разработаем эффективные процессы для наших систем глубокого обучения.

Процесс разработки эффективных и надежных систем глубокого обучения отражает – или должен отражать – процесс любого другого проекта машинного обучения или науки о данных. Хотя некоторые фазы могут отличаться по требуемым ресурсам и сложности, все шаги останутся прежними. Чего зачастую не хватает в относительно новом мире глубокого обучения, так это инструментария, который мог бы способствовать автоматизации некоторых из этих процессов.

И в этом как раз поможет *эволюционное глубокое обучение*². Эволюционное глубокое обучение – это такой инструментарий, или набор шаблонов и практических приемов, который помогает автоматизировать разработку систем глубокого обучения. Используемый в этой книге термин *эволюционное глубокое обучение* охватывает широкий спектр эволюционных вычислительных методов и шаблонов, применяемых к различным аспектам систем глубокого обучения по всему процессу машинного обучения.

1.1 Что такое эволюционное глубокое обучение?

Термин *эволюционное глубокое обучение*, который впервые описан в этой книге, представляет собой общую систематизацию и группировку ряда методик, сочетающих эволюционные методы с глубоким обучением. Указанные методики могут использоваться для оптимизации систем глубокого обучения, начиная со сбора данных и заканчивая валидацией. Эволюционное глубокое обучение не ново; инструменты для комбинирования эволюционных методов с глубоким обучением получили множество названий, включая такие: глубокая нейронная эволюция (Deep Neural Evolution), эволюционно-нейронное автоматизированное машинное обучение (Evolution Neural AutoML), нейроэволюция, эволюционный искусственный интеллект и др.

¹ The Deep Learning Revolution, Terrence J. Sejnowski. – Прим. перев.

² Англ. evolutionary deep learning (EDL). – Прим. перев.

Эволюционное глубокое обучение возникло на стыке двух уникальных областей искусственного интеллекта – эволюционных вычислений¹ и применений глубокого обучения – с целью автоматизации и усовершенствования моделей. Сами по себе эволюционные вычисления представляют собой семейство методов, с помощью которых симулируются биологические или природные процессы, чтобы решать сложные задачи. Они, в свою очередь, могут применяться поверх глубокого обучения, чтобы автоматизировать и оптимизировать решения, при этом имея потенциал раскрывать новые стратегии и архитектуры.

Широкая категория методов, которые мы рассмотрим в рамках эволюционного глубокого обучения, ни в коем случае не нова и существует уже более 20 лет. Хотя большая часть изысканий в данной области показала свою успешность в автоматической настройке моделей глубокого обучения, они получили второстепенное внимание из-за шумихи вокруг искусственного интеллекта и более передовых образцов ручной работы. Авторы многих статей обсуждают значительное время, затрачиваемое на конструирование данных или признаков и настройку гиперпараметров инновационной модели.

Однако для многих, кто сейчас осваивает глубокое обучение, задача разработки надежных, высокорезультативных моделей является пугающе непростой и сопряжена с трудностями. Многие из этих трудностей требуют продвинутого и изощренного знания всех опций и хитросплетений выбранной платформы глубокого обучения, чтобы понимать ситуации, в которых модель, возможно, просто неправильно подогнана. Представленное здесь эволюционное глубокое обучение как решение на основе автоматизированного машинного обучения (AutoML) способно решать большинство задач, с которыми столкнутся практики любого уровня, от начинающих до опытных.

Эволюционное глубокое обучение призвано предоставлять более совершенный механизм и набор инструментов оптимизации и автоматизации разработки решений с использованием глубокого обучения. Эволюционные методы представляют собой отличный и относительно простой механизм, обеспечивающий широкий набор инструментов оптимизации, могущих применяться в глубоком обучении. Хотя и существует неплохой потенциал автоматизации строительства более совершенного ИИ за счет эволюционных методов, это не входит в текущую цель ни эволюционного глубокого обучения, ни этой книги.

Вместо этого мы сосредоточимся на разработке более оптимизированных нейросетей с использованием эволюционных технологий. Однако прежде чем мы это сделаем, в следующем далее разделе мы рассмотрим операции и обсудим использование эволюционных вычислений и эволюционных алгоритмов, чтобы значительно углу-

¹ Англ. evolutionary computation (EC). – Прим. перев.

Конец ознакомительного фрагмента.

Приобрести книгу можно

в интернет-магазине

«Электронный универс»

e-Univers.ru