

ОГЛАВЛЕНИЕ

ОГЛАВЛЕНИЕ.....	4
ОПРЕДЕЛЕНИЯ, ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ.....	5
ВВЕДЕНИЕ	6
1 АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ	9
1.1 Анализ предметной области	9
1.2 Постановка задачи	10
2 ОБЗОР ИЗВЕСТНЫХ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ.....	14
2.1 Определение области решения задачи.....	14
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	20

ОПРЕДЕЛЕНИЯ, ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ

ПО — программное обеспечение.

ЯП — язык программирования.

Целевая программа — программа, получающаяся в результате работы компилятора.

Целевой язык — язык, на котором составлена целевая программа.

JVM (Java Virtual Machine) — виртуальная машина ЯП Java — основная часть исполняющей системы Java, так называемой Java Runtime Environment (JRE). Виртуальная машина Java исполняет байт-код Java, предварительно созданный из исходного текста Java-программы компилятором Java.

Байт-код — стандартное промежуточное представление, в которое может быть переведена компьютерная программа автоматическими средствами. По сравнению с исходным кодом, удобным для создания и чтения человеком, байт-код — это компактное представление программы, уже прошедшей синтаксический и семантический анализ.

IDE (Integrated development environment, интегрированная среда разработки) — комплекс программных средств, используемый программистами для разработки ПО. Как правило, среда разработки включает в себя: текстовый редактор, компилятор и/или интерпретатор, средства автоматизации сборки, отладчик.

IntelliJ платформа — платформа, разработанная для создания инструментов анализа кода на различных языках программирования в рамках IDE.

Дерево разбора PSI (Program Structure Interface) — конкретное синтаксическое дерево определенного формата, используемое в IntelliJ платформе.

Профилировщик (профайлер) — инструмент, предназначенный для сбора характеристик программы, таких как время выполнения отдельных ее фрагментов (функций, строк) с целью оценки производительности программы и проведения её дальнейшей оптимизации.

ВВЕДЕНИЕ

В области разработки программного обеспечения довольно часто поднимается вопрос производительности разрабатываемых программ. Требование к производительности — одно из важнейших нефункциональных требований для большинства продуктов.

На пути от написания кода программы до исполнения соответствующего ей машинного кода на процессоре есть множество факторов, которые так или иначе могут влиять на производительность разрабатываемой программы.

Не углубляясь в конкретные факторы, выделим стадии с этими факторами от написания кода до исполнения машинного кода программы на процессоре:

- написание кода программистом,
- компиляция кода (некоторые стадии могут отсутствовать, либо быть совмещены):
 1. лексический анализ,
 2. синтаксический анализ,
 3. семантический анализ,
 4. оптимизации на абстрактном синтаксическом дереве,
 5. трансляция в промежуточное представление,
 6. машинно-независимые оптимизации,
 7. трансляция в конечное представление (машинный код),
 8. машинно-зависимые оптимизации.
- интерпретация или компиляция «на лету» промежуточного кода виртуальной машиной (при трансляции кода компилятором не в машинный код, а в код некоторой виртуальной машины),
- планирование исполнения машинного кода ядром операционной системы,
- исполнение кода программы на процессоре,

- исполнение кода функций библиотек поддержки времени исполнения, используемых в программе,
- исполнение кода системных вызовов, используемых в программе.

На каждой из перечисленных стадий существует множество факторов, способных в конечном счете повлиять на производительность программы. Под контролем программиста непосредственно целевой программы находится лишь одна группа факторов. За остальные группы факторов ответственны разработчики соответствующих инструментов и вспомогательных программ или их частей: виртуальных машин, библиотек поддержки времени исполнения, ядер операционных систем и непосредственно самих процессоров и других физических компонентов, способных влиять на производительность исполняемой программы.

В данной работе предлагается провести исследование, связанное с анализом влияния на производительность программ групп факторов в рамках стадий написания кода и его компиляции (в терминах теории компиляторов — в рамках стадии анализа, опуская стадию синтеза).

Хочется сразу отметить, что результаты такого анализа могут быть использованы как разработчиками целевых программ, так и разработчиками языка программирования, на котором эти программы составляются.

В качестве языка программирования, программы на котором и компилятор которого будут исследоваться, был выбран Kotlin, как один из наиболее молодых, быстро развивающихся и ещё недостаточно исследованных языков.

Таким образом, целью данной магистерской диссертации является разработка набора инструментов для анализа исходного кода программ на ЯП Kotlin и выявления потенциальных проблем производительности в них, а также проведение исследования по данной теме с использованием разработанного набора инструментов.

Практическая значимость работы заключается в получении по результатам исследования и разработки:

1. сгруппированного списка файлов с исходным кодом из достаточно объемного набора данных, являющихся с точки зрения тех или иных алгоритмов аномальным;
2. набора инструментов, позволяющего получать аналогичный список файлов на заданном проекте.

Первый результат должен стать важным и полезным в первую очередь разработчикам языка программирования Kotlin; второй же — пользователям языка, программистам, использующих для разработки своих проектов язык программирования Kotlin.

1 АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

1.1 Анализ предметной области

Предметной областью, как уже было сказано, является анализ исходного кода на языке программирования Kotlin (и других представлений этого исходного кода) с целью обнаружения потенциальных проблем производительности в программах, написанных на нём.

Компилятор ЯП Kotlin транслирует исходный код в промежуточный код (называемый также байт-кодом) — набор инструкций для виртуальной машины ЯП Java — JVM. Исследование предлагается проводить в рамках представлений исходного кода, ответственность за которые лежит непосредственно на стороне компилятора Kotlin (дальнейшая интерпретация или компиляция «на лету» в машинный байт-код JVM и исполнение кода рассматриваться не будут, т. к. данные стадии лежат за рамками ответственности компилятора Kotlin).

В компиляторе Kotlin производятся следующие преобразования исходного кода:

1. Преобразование исходного кода в набор лексем (токенизация или лексический анализ);
2. Построение дерева разбора на основе набора лексем (в компиляторе Kotlin данное дерево называется PSI — Program Structure Interface — по общепринятой терминологии его можно назвать конкретным синтаксическим деревом);
3. Генерация байт-кода JVM на основе дерева разбора PSI.

Стоит отметить, что построение дерева разбора PSI возможно на любом исходном коде. Для синтаксически некорректных конструкций (тех, которые не вписываются в грамматику ЯП Kotlin) в дереве разбора будет создаваться узел специального типа; в то время, как генерация байт-кода JVM по исходному коду с синтаксически и/или семантически некорректными конструкциями невозможна.

К сожалению, на данный момент в компиляторе Kotlin нет представления исходного кода в виде абстрактного синтаксического дерева при компиляции в JVM байт-код. Генерация JVM байт-кода производится напрямую по дереву разбора PSI.

Дерево разбора PSI, как уже было сказано, представляет из себя конкретное синтаксическое дерево. В отличие от абстрактного синтаксического дерева в нём в том числе содержатся узлы, несущие исключительно синтаксический характер (не несущие семантический характер с точки зрения целевого языка — например, отступы, пробелы, комментарии и т. д.). Листья данного дерева, как правило, соответствуют конкретным лексемам (таким образом, список листьев данного дерева является набором лексем, которые, в свою очередь, являются результатом работы лексического анализатора в компиляторе Kotlin). Корень дерева разбора PSI является узлом с типом FILE, который представляет весь исходный код анализируемого файла. Таким образом, по данному дереву разбора может быть однозначно восстановлен исходный код программы.

1.2 Постановка задачи

После освещения предметной области — того, как происходит компиляция кода на ЯП Kotlin в компиляторе, и в каких представлениях он может находиться, можно определить задачу для исследования и разработки.

Задачей будет являться анализ исходного кода на ЯП Kotlin в представлении в виде дерева разбора PSI, а также сгенерированного по нему JVM байт-кода. Такой анализ должен будет быть направлен на обнаружение потенциальных проблем производительности в программах с анализируемым кодом.

Потенциальные проблемы производительности могут быть выражены в слишком объемном сгенерированном JVM байт-коде, в большом количестве повторяющихся JVM инструкций или наборов инструкций, в слишком объёмном и/или глубоком дереве разбора PSI, в большом количестве повторяющихся узлов или наборов узлов, а также в нетипичном (по меркам анализируемого набора данных) JVM байт-коде или дереве разбора PSI. Будет называть файлы с исходным кодом, которым соответствует такое дерево разбора PSI и/или JVM байт-код, аномальными.

В первую очередь предлагается провести исследование на некотором эталонном наборе данных: определить способы анализа, оптимальные параметры алгоритмов, обсудить полученные результаты с экспертами, получить результаты при некоторых заданных ограничениях и других параметрах алгоритмов.

На втором этапе предлагается разработать набор инструментов для запуска поиска аномальных файлов на заданном проекте (наборе исходных кодов). Предполагается, что такие файлы будут интересны программистам, занимающихся разработкой этого проекта, как файлы, имеющие потенциальные проблемы производительности.

Разработчикам же ЯП Kotlin предполагается, что будут интересны следующие результаты:

- полный набор найденных файлов-аномалий с исходным кодом на эталонном наборе данных: предполагается, что такие файлы могут способствовать переосмыслению некоторых дизайнерских решений в конструкциях языка, либо разработке новых конструкций — вероятно, код таких файлов будет трактоваться как нерациональное использование конструкций языка;

- набор файлов с исходным кодом, сгенерированный JVM байт-код по которым считается аномальным, а дерево разбора PSI не превышает некоторые заданные ограничения (на глубину, либо на количество узлов), такой случай может соответствовать одному из двух вариантов:

1. по заданной конструкции было либо сгенерировано больше JVM байт-кода, чем ожидалось, либо был сгенерирован нетипичный (по меркам анализируемого набора данных) JVM байт-код, что может свидетельствовать о наличии каких-либо проблем в кодогенераторе компилятора Kotlin;
2. по заданной конструкции было сгенерировано большое количество JVM байт-кода вследствие удачной реализации данной конструкции: код, который предполагает выполнение большого числа действий, удалось

записать достаточно коротко (данный случай, хоть и имеет позитивный характер, также должен быть интересен разработчикам компилятора Kotlin — можно перенять опыт реализации данных конструкций для других конструкций);

- набор файлов с исходным кодом, дерево разбора PSI которых считается аномальным, а размер JVM байт-кода не превышает некоторые заданные ограничения: гипотетически такой случай также должен нести позитивный характер — по аномальному дереву разбора PSI был сгенерирован достаточно небольшой JVM байт-код, что безусловно должно позитивно сказаться на производительности программы (но такие файлы также могут быть интересны разработчикам компилятора Kotlin: можно также перенять опыт реализации данных конструкций, и, помимо этого, слишком большая разница в размере дерева разбора PSI и JVM байт-кода может гипотетически соответствовать некорректной генерации кода по каким-либо конструкциям).

Предполагается и следует из вышеизложенного, что анализ исходного кода и JVM байт-кода будет статическим (без фактического запуска программы), т. к. анализ поведения программы во время исполнения выходит за обозначенные рамки: целью исследования является анализ исходного кода в разных представлениях.

Также предполагается отсутствие заранее предоставленных примеров файлов-аномалий, т. к. их характер может быть самым различным, и предполагается, что может оказаться, что известна лишь малая часть аномалий.

Найденные файлы-аномалии также должны сопровождаться некоторым численным показателем, показывающим «степень аномальности» для дальнейшего ранжирования списка и отсека не интересующих аномалий.

Для анализа поведения программы во время исполнения существует множество инструментов. Одни из самых популярных — профилировщики. Они осуществляют сбор характеристик работы программы: времени выполнения отдельных фрагментов, числа верно предсказанных условных переходов, числа кэш-промахов и т. д. Данные характеристики могут быть так же использованы для оценки

производительности программы в целом и для осуществления её дальнейшей оптимизации. Но в данном способе поиска потенциальных проблем производительности по сравнению с предложенным есть ряд отличий:

- необходимость фактического запуска программы в тестовой среде, что, как правило, является более сложно организуемым, чем статический анализ кода;
- оценка лишь фактического времени выполнения части кода (как правило, замеряется время и другие характеристики процесса исполнения соответствующего JVM байт-кода), без привязки к конкретной стадии преобразования анализируемого кода, которая могла повлечь найденную проблему (по этой причине динамический анализ кода будет мало полезен для разработчиков языка);
- более позднее обнаружение проблемы, как правило, может повлечь большие убытки различного характера (стадия написания кода и его компиляции в отличие от стадии исполнения является самой ранней в этапе программирования при разработке ПО).

По вышеизложенным причинам для решения обозначенной задачи и был выбран статический анализ кода.

2 ОБЗОР ИЗВЕСТНЫХ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ

2.1 Определение области решения задачи

Как уже было отмечено, объектом поиска будут являться файлы с исходным кодом на ЯП Kotlin, PSI дерево разбора и сгенерированный JVM байт-код которых, по тем или иным параметрам являются аномальными (нетипичными), поскольку предполагается, что аномальность будет заключается в слишком объемном JVM байт-коде и слишком объемном и/или глубоком дереве разбора PSI.

Задача обнаружения аномалий уже была поставлена в области машинного обучения. Для её решения существует множество техник. Рассмотрим эти техники, оценим их пригодность для поставленной задачи и определим условия для их применения.

2.2 Методы решения задачи обнаружения аномалий

В области машинного обучения под аномалией понимают отклонение поведения системы от ожидаемого. Аномалии подразделяют на три вида:

- точечные аномалии: соответствуют случаям, когда отдельный объект данных является аномальным по отношению к остальным данным (см. Рисунок 2.2.1: C1 и C2 — не аномальные группы объектов, A1 и A1 — аномалии);
- контекстуальные аномалии: соответствует случаям, когда отдельный объект данных является аномальным лишь в определенном контексте, определяется контекстуальными атрибутами — например, определенным временем наблюдения аномальных объектов (см. Рисунок 2.2.2: в точке A наблюдается аномалия в отличие от точек N1-N5 с аналогичным значением функции);
- коллективные аномалии: соответствуют случаям, когда совместное появление некоторого числа объектов является аномальным объектов (см. Рисунок 2.2.2: участок A является коллективной аномалией).

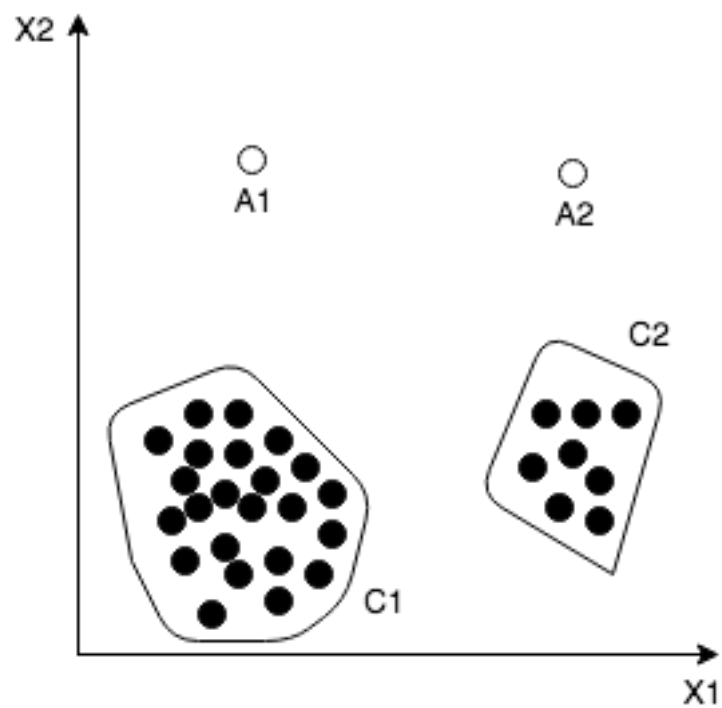


Рисунок 2.2.1 — демонстрация вида точечных аномалий.

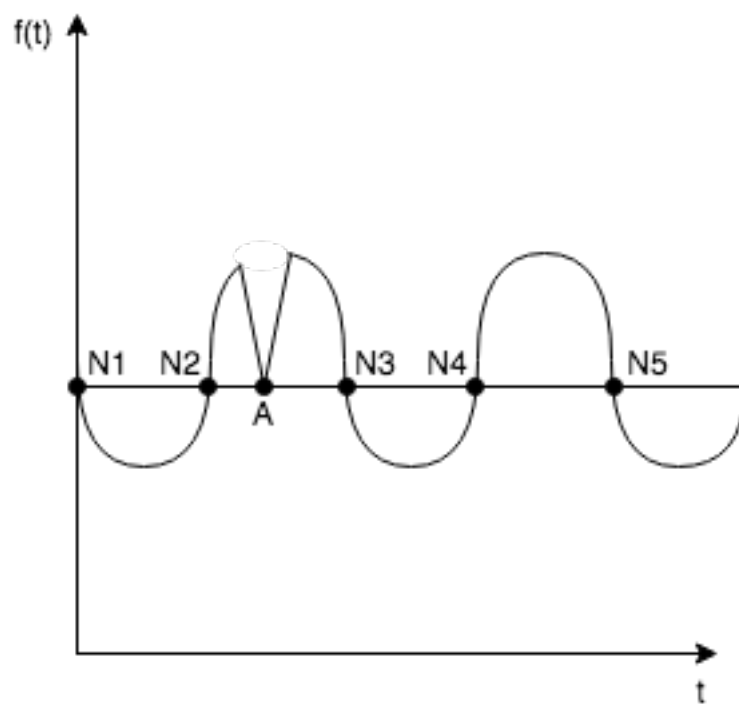


Рисунок 2.2.2 — демонстрация вида контекстуальных аномалий.

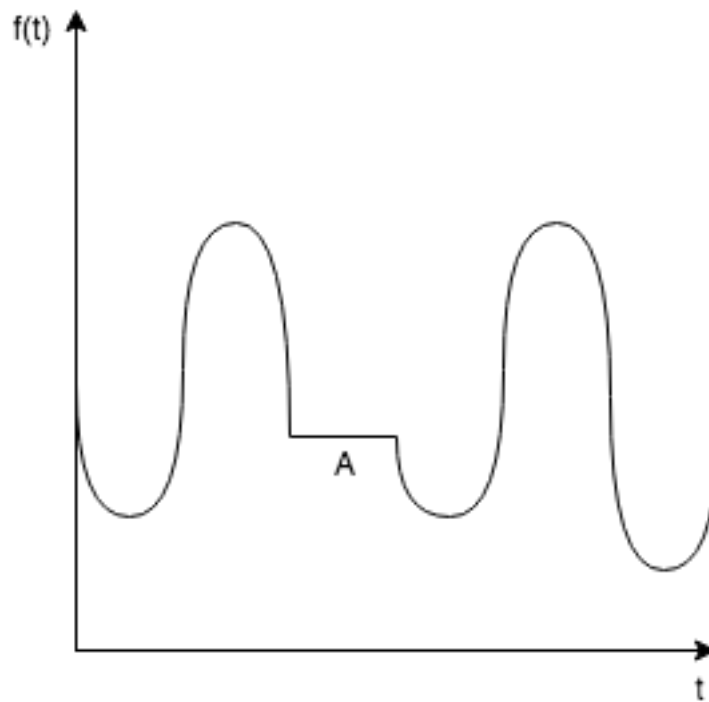


Рисунок 2.2.3 — демонстрация вида коллективных аномалий.

Для поставленной задачи предполагается обнаружение точечных аномалий, т. е. потенциальные объекты-аномалии, деревья разбора PSI и JVM байт-код, рассматриваются изолированно (не коллективные аномалии) и не имеют контекстной привязки к чему-либо (не контекстуальные аномалии).

Существующие методы обнаружения аномалий делят на две больших категории:

1. Обучение с учителем: в обучающей выборке на вход поступают помеченные данные (каждый объект относят либо к нормальной группе, либо к группе аномалий);
2. Обучение без учителя: подразумевается, что подавляющее большинство объектов являются нормальными, а в выборке производится поиск объектов, отличающихся по своим свойствам от нормальных.

Нас преимущественно будет интересовать группа методов обучения без учителя, так как в поставленной задаче предполагается отсутствие примеров объектов-аномалий (предполагается работа с непомеченными данными).

Тем не менее рассмотрим существующие техники с обучением как с учителем, так и без учителя, позволяющие осуществлять обнаружение точечных аномалий.

2.3 Методы основанные на классификации

Методы, основанные на классификации, предполагают обучение с учителем — т. е. помеченные данные в обучающей выборке. На выходе предполагается двоичный результат, показывающий принадлежность объекта к тому или иному классу (к какому-либо классу из нормальных объектов или к какому-либо классу объектов-аномалий). Одним из преимуществ данной группы методов является возможность отнесения объектов сразу к нескольким классам (например, к нескольким классам объектов-аномалий), что может оказаться полезным при дальнейшем анализе аномальных объектов.

Представителями данной группы методов являются:

1. Метод опорных векторов (SVM, support vector machine) — метод для решения задачи классификации, являющийся линейным классификатором, использующий перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве;
2. Метод опорных векторов с одним классом (OCSVM, one class support vector machine) — метод, аналогичный методу опорных векторов, но позволяющий работать с непомеченными данными (одним классом);
3. Некоторые нейронные сети (например, нейронные сети с архитектурой перцептрон);
4. Байесовские сети.

2.4 Методы основанные на кластеризации

В методах кластеризации объекты данных, которые похожи, относятся к сходным группам или кластерам, что определяется их расстоянием от локальных центров. Данные методы предлагают решение задачи с помощью обучения без учителя (т. е. подразумеваются непомеченные входные данные).

Применительно к задаче поиска аномалий можно выделять те объекты, которые не удалось отнести ни к одному кластеру (такие объекты помечаются как аномальные).

На выходе, также как и в методах, основанных на классификации, предполагается двоичный результат — принадлежность к тому или иному кластеру (а применительно к задаче поиска аномалий — принадлежность к какому-либо известному кластеру). Часть методов также требует на входе задание числа кластеров.

Одним из представителей данной группы методов является метод k -средних (k -means). Он подразумевает разбиение множества элементов векторного пространства на заранее заданное число кластеров. Идея состоит в том, что на каждой итерации заново вычисляется центр масс кластера (тем самым минимизируется суммарное квадратичное отклонение точек кластеров от центров этих кластеров). Остановка алгоритма происходит тогда, когда внутрикластерное расстояние перестает меняться.

К методам кластеризации, заранее не требующих задания числа кластеров, относятся, например, алгоритмы семейства FOREL.

2.5 Методы основанные на оценки плотности

В данных методах применительно к задаче поиска аномалий предполагается, что нормальные объекты данных (точки) встречаются вокруг плотной окрестности, а отклонения находятся далеко. Также, предполагается обучение без учителя.

Один из наиболее известных методов данной группы — метод k -ближайших соседей.

2.6 Статистические методы

Статистические методы предполагают сопоставление точек с некоторым статическим распределением. Если отклонение от распределения превышает некоторое пороговое значение, то объект считается аномальным. Соответственно, на выходе можно получить не просто двоичный результат (принадлежность к

аномалиям), а численную оценку — степень аномальности, выраженную в величине отклонения.

Для части методов данной группы требуется начальное предположение о распределении данных, для другой части построение модели возможно на самих данных, без априорных сведений.

2.7 Методы, основанные на применении репликаторных нейронных сетей

Методы данной группы основаны на сжатии данных с потерями и их последующем восстановлении. Ошибку восстановления применительно к задаче поиска аномалий можно трактовать как численную оценку аномальности.

Данные нейронные сети способны обучаться без учителя — то есть для них не требуются помеченные данные.

Одним из представителей репликаторных нейронных сетей является автоэнкодер (autoencoder). Автоэнкодер использует метод обратного распространения ошибки. Простейшая архитектура автоэнкодера представляет из себя три слоя: входной, промежуточный и выходной. Количество нейронов на входном слое должно совпадать с количеством нейронов на выходном. Количество нейронов на промежуточном слое соответствует требуемой степени сжатия данных (но обязательно меньше количества нейронов на выходном и входном слоях). Принцип обучения автоэнкодера заключается в получении на выходном слое отклика наиболее близкому к входному.

2.8 Выбор метода для решения задачи обнаружения аномалий

...

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. ...

