Вестник ЦЭМИ РАН. 2018-2023

ISSN 2658--3887

URL - <http://cemi.jes.su>

Все права защищены

Выпуск 1 Том 1. 2018

Адиабатические вычисления в экономике знаний

Козырев Анатолий Николаевич

Центральный экономико-математический институт РАН

Российская Федерация, Москва

Аннотация

Рассматривается возможность приведения характерных для экономики знаний оптимизационных задач с булевскими переменными к форме, удобной для решения методом квантового отжига, то есть к задаче минимизации целевой функции Изинга без ограничений. Приведение к требуемой форме означает замену всех ограничений штрафными функция-ми, содержащими только линейные и квадратичные члены. К такой форме приводится типичная для экономики знаний задача оптимизации, содержащая балансовые ограничения с операцией максимума вместо обычного сложения. Содержательно это означает возможность использовать однажды полученное знание сколько угодно раз, при этом повторно полученное знание ничего не добавляет к уже имеющемуся. Предлагаемый подход в принципе позволяет свести задачу к форме, удобной для компьютеров серии D-Wave – ре-ально работающих квантовых компьютеров, использующих метод квантового отжига.

Ключевые слова: квантовый отжиг, целевая функция Изинга, Булева логика, штрафные функции, идемпотентное сложение, экономика знаний

Дата публикации: 20.11.2018

Ссылка для цитирования:

Козырев А. Н. Адиабатические вычисления в экономике знаний // Вестник ЦЭМИ РАН. – 2018. – Т. 1. – Выпуск 1. URL: <https://cemi.jes.su/s111111110000069-8-1/>. DOI: 10.33276/S0000069-8-1

2 Сегодня безусловным лидером в разработке и продвижении адиабатических квантовых компьютеров (далее – АК-компьютеры) является канадская компания D-Wave Systems, производящая и продающая АК-компьютеры серии D-Wave. Уже в 2011 году компания Lockheed-Martin приобрела АК-компьютер D-Wave One с памятью 128 кубит за 10 млн долларов, в 2013 компания Google и космическое агентство – NASA приобрели компьютеры D-Wave Two с чипом 512 кубит. Сумма сделки в том и другом случае также близка к 10 млн долларов, а в январе 2017 компания Temporal Defence Systems (TDS) приобрела АД-компьютер D-Wave 2000Q с памятью 2124 кубит за 15 млн долларов.

3 Впечатляющие успехи фирмы D-Wave Systems в создании все более мощных АК-компьютеров, работающих на принципе квантового отжига, дают основания предполагать, что данная тенденция сохранится, как минимум, еще на несколько лет. А потому растет интерес к вопросу о том, какие задачи можно эффективно решать на таком компьютере, как это делать технически и какие при этом можно использовать математические методы.

4 Этим вопросам посвящена обширная литература, среди которой имеет смысл выделить статью [16], где показан путь к решению разнообразных задач на АК-компьютере, обзор [6], где достаточно полно рассмотрены все основные возможности и проблемы АК-компьютеров, а также статью [23], посвященную математическим методам для работы на АК-компьютере. Диаграмма физического состава кубита в компьютере D-Wave представлена в работе [14]. Сведений, представленных в этих статьях, вполне достаточно, чтобы писать алгоритмы для адиабатических компьютеров, почти не вникая ни в физические проблемы квантовых вычислений, ни в сложную математику.

5 В настоящей работе, как и в [23, 16], рассматриваются только вещественные конечномерные пространства, матрицы с вещественными элементами или булевскими переменными и Булевская логика. Такое упрощение возможно благодаря специфике АК-компьютеров D-Wave. Обратная сторона этой простоты – специфические ограничения на тип задач, эффективно решаемых на АК-компьютерах. Все они так или иначе сводятся к задаче минимизации квадратичной целевой функции от переменных, принимающих только два значения (0 и 1, или 1 и -1), при отсутствии ограничений. Эта функция известна как функция Изинга.

6 Если в исходной задаче ограничения есть, то их приходится заменять функциями штрафов при сохранении общего вида функции Изинга. Как показано в статье [16], к такому виду достаточно просто приводятся задачи из многих прикладных областей. Однако переход к штрафам вместо ограничений – отнюдь не безобидная операция. В частности, она может приводить к получению недопустимых в исходной задаче решений.

7 С точки зрения возможного применения в экономике ценна возможность быстрого и почти точного или с большой вероятностью точного решения задач целочисленного программирования, прежде всего, *np*-трудных задач с булевскими переменными. Типичный пример – задача о коммивояжере. Внешне она очень

проста. Требуется найти оптимальный маршрут посещения заданного набора пунктов и, пройдя их все, вернуться в исходную точку. Трудность задачи состоит в том, что в общем случае она решается лишь полным перебором возможных вариантов. Объем вычислений растет экспоненциально в зависимости от числа пунктов посещения, что делает задачу *np*-трудной. Однако эта задача достаточно легко сводится к удобной для решения на АК-компьютере задаче минимизации функции Изинга. Зависимость количества требуемых для ее описания кубитов полиномиальная, но уже для задачи с 9 пунктами посещения требуется более 1200 кубитов, что довольно много. В результате пока не удастся экспериментально показать, что адиабатический квантовый компьютер решает задачу коммивояжера лучше, чем обычный компьютер. Тем не менее, здесь уже нет экспоненциальной зависимости от числа посещаемых пунктов. С увеличением памяти компьютеров D-Wave это скажется.

8 В настоящей работе рассматривается возможность решения на компьютерах D-Wave задач оптимизации с булевскими переменными и балансовыми ограничениями в виде неравенств, характерных для экономики знаний. Специфика этих балансовых ограничений в том, в них используется операция максимума вместо обычного сложения. Помимо этого, в задаче обычно присутствуют другие сложности, связанные с наличием пакетного производства знаний (исследование имеет побочные результаты), а также с эффектом дополненности. В общем виде задача оказывается *np*-трудной, то есть количество возможных вариантов растет экспоненциально, а метод решения на обычном компьютере с центральным процессором, помимо их полного перебора, неизвестен. Предлагаемый в данной работе подход в принципе позволяет свести задачу к форме, удобной для компьютера D-Wave.

9 Представление знаний в математических моделях

10 Как правило, знания в известных математических моделях – это булевские [1, 7] или вещественные [2, 3, 4] переменные. От переменных, обозначающих обычные продукты, знания отличает иное правило сложения. Для переменных, представляющих знания, сложение идемпотентно, то есть имеет место равенство $A+A=A$. В моделях с непрерывными переменными вместо операции «+» используется операция максимума. [4]. В моделях с булевскими переменными можно использовать логическое сложение «или/или», поэтому применение операции максимума вместо «+» не столь очевидно.

11 Достоинство моделей с вещественными переменными состоит в том, что сохраняется возможность дифференцирования и, как следствие, появление двойственных переменных (множителей Лагранжа), интерпретируемых как цены. Появляется явная связь с экономической теорией общественных благ и ценами Линдаля. Булевские переменные также имеют ряд достоинств, в частности, можно интерпретировать переменные не как количественные показатели чего-то реального, а как констатацию некоего факта. Например, 1 может означать, что некоторая НИОКР выполнена, результаты получены и могут быть использованы в других НИОКР или непосредственно в потреблении, а 0, соответственно, что НИОКР не выполнена, а результаты (знания) не получены, иное не

рассматривается [8]. Примечательно, что идемпотентность сложения переменных здесь сохраняется.

¹² С экономической точки зрения знания обладают свойствами, характерными для общественных или коллективных благ. Рынок таких благ не может быть устроен просто, поскольку традиционные рыночные механизмы здесь работают плохо. В одних случаях они приводят к ненужному дублированию «производства знаний» (например, к дублированию НИОКР), что заведомо расточительно, в других – к проблеме, известной как «трагедия общин», когда никто не хочет вкладывать средства в общественное или коллективное благо. Задача оптимизации производства и распределения таких благ еще более усложняется, если они поставляются в пакетах и обладают свойствами дополненности, что характерно для результатов НИОКР. Тем не менее, даже для этого случая существуют модели и алгоритмы решения, имитирующие рынок с регулятором или «умный» рынок, организованный на принципах двойного аукциона [8].

¹³ Решаемая в процессе проведения двойного аукциона задача целочисленной оптимизации, если рассматривать ее в наиболее общей форме, содержит все упоминавшиеся выше элементы (пакетное производство, дополненность, идемпотентное сложение переменных) и, как показано в [8], является *np*-трудной. Именно этим она интересна.

¹⁴ Содержательно задача состоит в следующем. Задано множество компонентов знания – результатов НИОКР, которые в принципе могут быть получены при наличии соответствующего финансирования. Из него надо выбрать некоторое подмножество для финансирования. Выбрать его надо так, чтобы максимизировать добавленную стоимость вложений в НИОКР для системы в целом, принимая во внимание, что стоимость создается из определенных комбинаций компонентов знания.

¹⁵ Предполагается, что есть поставщики знания и его потребители, желающие поставлять или потреблять знания в пакетах. Все поставщики и потребители знаний объединены некоторой (в том числе, возможно, сетевой) организацией, внутри которой и принимается решение о финансировании НИОКР. Поставщики знаний хотят поставлять *пакеты* компонентов знания, а не отдельные компоненты, так как некоторые из компонентов – побочные продукты при создании других компонентов знания. Каждый пакет знаний включает компоненты знаний, которые производятся при выполнении некоторой НИОКР, а также компоненты знания, необходимые для ее выполнения. Допускается дополненность между компонентами знания и для поставщиков, и для потребителей. Важно, что «потребляемые», то есть используемые при выполнении НИОКР компоненты знания остаются доступными для использования другими потребителями или, иными словами, для включения в другие пакеты. Сказанное выше можно записать формально, а потом перевести в форму, удобную для АК-компьютера.

¹⁶ Математическая задача

¹⁷ Пусть

Ω – множество всех компонентов знания, которые могут быть созданы,

$\mathcal{K}_s(j) \subseteq \Omega$ – множество создаваемых в пакете j компонентов знания,

$\mathcal{K}_c(j) \subseteq \Omega$ – множество потребляемых пакетом j компонентов знания.

¹⁹ Потребитель указывает максимальную денежную сумму v_j , которую он готов заплатить за пакет j . Поставщик знания указывает минимальную сумму $|v_j|$, которую он просит за доступ к пакету j . Модуль здесь появляется в связи с тем, что v_j поставщика – отрицательное число.

²⁰ Агент дает денежную оценку своему пакету, оценивает его, исходя исключительно из своих представлений об использовании для себя; он не учитывает экстерналии или дополнительные выгоды, полученные другими агентами. Во всех последующих вычислениях стоимость знаний аддитивна. Полная стоимость компонентов знания для организации – сумма оценок для всех агентов системы. Если агент представляет более одного пакета, их полная стоимость или затраты на них также складываются.

²¹ Согласно предположению, сделанному выше, как только знание создано, оно становится локальным общественным благом в пределах системы, доступным для вложения в любой пакет без дополнительных затрат. Рынок организован как закрытые торги с двойным аукционом. Потребители или поставщики знания предлагают пакетные заявки, где

²²

$\langle \mathcal{K}_s(j), \mathcal{K}_c(j), v_j \rangle$ – пакетная заявка в целом;

$\mathcal{K}_s(j)$ – компоненты знания, которые поставщик пакета j хочет поставить;

$\mathcal{K}_c(j)$ – компоненты знания, которые поставщик пакета j хочет получить;

v_j – цена поставки (или приобретения) по мнению поставщика пакета j .

²³ Оценки пакетов и комплектации пакетов закрыты для других участников аукциона. Управляющий системой робот или человек (модератор) ищет пакеты знаний, поставляемые в пределах системы, стремясь максимизировать добавленную стоимость – разность между тем, что участники желают заплатить для приобретения пакетов знаний, и платой (или затратами), запрашиваемой поставщиками знания за то, что создали компоненты знания или сделали их доступными. Модератор или робот решает задачу целочисленной оптимизации, формально описанную ниже.

²⁴ Пусть

N – множество всех пакетов e есть n торгуемых пакетов;

$|N| = n$, элементы множества N пронумерованы индексами $j = \overline{1, n}$;

$|\Omega| = m$, элементы множества Ω пронумерованы индексами $i = \overline{1, m}$;

Получается матрица связей между пакетами и получаемыми знаниями:

$$\alpha_{ij} = \begin{cases} +1 & \text{если } i \in \mathcal{K}_c(j) \\ -1 & \text{если } i \in \mathcal{K}_s(j) \\ 0 & \text{если } i \notin \mathcal{K}_c(j) \cup \mathcal{K}_s(j) \end{cases}$$

$$x_j = \begin{cases} 1 & \text{если } j \text{ выбран} \\ 0 & \text{если } j \text{ не выбран.} \end{cases}$$

Если v_j – заявленная цена пакета j , то задача максимизации добавленной стоимости по отобранным пакетам, имеет вид

$$\pi^* = \max \sum_{j=1}^n v_j x_j \quad (1)$$

при условиях

$$\max_{j=1, \dots, n} [\alpha_{ij} x_j] + \min_{j=1, \dots, n} [\alpha_{ij} x_j] \leq 0 \quad \text{для всех } i = 1, \dots, m \quad (2)$$

$$x_j \in \{0, 1\} \quad \text{для всех } j = 1, \dots, n.$$

Ограничения имеют вполне понятный смысл. Если выбранный пакет j включает потребность в компоненте знания i , ограничение в задаче влечет необходимость выбрать, как минимум, один пакет k , обеспечивающий поставку компонента знания i . После того, как пакет j стал доступным, прибавление еще одного пакета j' , потребляющего i , не влечет дополнительных затрат или иных эффектов. Аналогично, при добавлении дополнительного пакета j' , когда компонент i уже обеспечен пакетом j , ограничения не ослабляются. Иначе говоря, ограничения в задаче обеспечивают именно те требования, о которых говорилось в предыдущем разделе.

Сведение задачи к минимизации функции Изинга

Приведение задачи целочисленного программирования с ограничениями к форме, удобной для решения на компьютере D-Wave, заключается в том, что ограничения в виде равенств или неравенств заменяются штрафными функциями.

Строго говоря, это не сведение одной задачи к другой, но эквивалентной прежней, а замена ее задачей с предположительно тем же решением. Чтобы такое предположение было оправданным, нужно достаточно точно определить штрафные функции, а это далеко не всегда просто, если не знаешь решения, его устойчивости и того, как идет процесс вычислений. Некоторое представление об этом полезно все же иметь.

³⁵ Из теории квантового отжига [11] следует, что при супер-охлаждении кубиты достигнут оптимального состояния низкой энергии. Этот процесс может быть представлен выражением, где Гамильтониан начального состояния H_0 эволюционирует в свое низкоэнергетическое состояние с Гамильтонианом H_p согласно формуле

³⁶

$$H(t) = \left(1 - \frac{t}{T}\right) H_0 + \frac{t}{T} H_p \quad 0 \leq t \leq T \quad (3)$$

³⁷ по мере возрастания t от 0 до T и при условии, что H_0 и H_p не коммутируют. В теории T – это время, требуемое согласно уравнению Шредингера на эволюцию квантово-механической системы к её низкоэнергетическому состоянию. На квантовом компьютере D-Wave время t измеряется в микросекундах. Здесь существенно то, что изначально выбирается основное состояние H_0 , которое относительно легко установить (нечто вроде локального минимума). Далее процесс идет под внешним воздействием, но никогда не выходит из основного состояния. Адиабатическая теорема гарантирует, что при достаточно медленной эволюции система будет оставаться в основном состоянии. Иначе говоря, состояние переходит из одного локального энергетического минимума в другой без перехода в возбужденное состояние благодаря туннельному эффекту. Для всех задач Гамильтониан H_0 устанавливается D-Wave. Гамильтониан H_p представляет подлежащую решению комбинаторную задачу и является входом в компьютер квантового отжига. Входные данные, помимо H_p , включают количество выборок задачи, время T в заданном диапазоне и коэффициенты масштабирования. Задача решается много (иногда тысячи) раз. Окончательное решение выбирается из множества предварительных решений, полученных таким образом, но выбор производится уже на обычном компьютере.

³⁸ Физическая реализация (3) не удовлетворяет в точности условиям квантового отжига. Кроме того, значения, загруженные пользователем, могут незначительно отличаться от машинной интерпретации чисел. Эти затруднения преодолеваются путем формирования множества образцов и выбора из них допустимого решения, которое имеет минимальную энергию. По существу, результатом процесса $H(t)$ является выборка из распределения Больцмана.

³⁹

Целевая функция Изинга для оптимального состояния H_p в (3) имеет вид

$$\min \left(\sum_{i>j} s_i J_{ij} s_j + \sum_i h_i s_i \right), \quad (4)$$

где i и j – кубиты, а s_i – окончательное спиновое состояние кубита i . Также h_i – это локальное поле кубита i и J_{ij} – энергия взаимодействия между кубитами i и j . Коэффициенты h_i и J_{ij} зависят от условий оптимизационной задачи и записываются, как константы целевой функции. Методом квантового отжига спиновым состояниям s_i и s_j присваиваются значения ± 1 таким образом, что выражение (4) минимизируется.

Интерфейс между переменными и кубитами в компьютере квантового отжига – это Гамильтониан H_p , который представляет собой квадратную, симметричную матрицу со строкой и столбцом для каждой спиновой переменной, и эта матрица – квантовый оператор – применяется к целевой функции – состоянию квантово-механической системы. Диагональные элементы H_p – это значения энергии, присваиваемые кубитам. Вне-диагональные элементы – энергии парного взаимодействия J_{ij} , присваиваемые связям между кубитами. Элементы в H_p корректируются с учетом штрафных функций, которые будут описаны ниже. Таким образом, (4) является уникальным форматом дискретной задачи оптимизации, обрабатываемой в компьютере квантового отжига.

Чтобы привести к этому виду задачу, определяемую целевой функцией (1) и ограничениями (2), надо найти способ заменить ограничения соответствующими штрафными функциями. Сделать это достаточно просто, но придется вводить довольно много дополнительных переменных. Кроме того, в задаче минимизации функции Изинга (4) переменные принимают значения ± 1 , а не $\{0,1\}$. Однако отношения $s_i = 2x_i - 1$ для любого i позволяют легко переходить от булевских переменных к ± 1 и обратно.

Стоит заметить, что коэффициенты матрицы связей могут принимать не 2, а 3 значения $\{0, 1, -1\}$, а в компьютере D-Wave переменные могут принимать только 2 разных значения (или оба одновременно). Поэтому вместо одной матрицы связей удобно иметь две матрицы В и С с коэффициентами

$$b_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{если } i \in \mathcal{K}_c(j) \\ 0 & \text{если } i \notin \mathcal{K}_c(j), \end{cases}$$

и, соответственно,

$$c_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{если } i \in \mathcal{K}_s(j) \\ 0 & \text{если } i \notin \mathcal{K}_s(j). \end{cases}$$

48 Легко заметить, что

49

$$A = B - C; \quad \mathcal{K}_c(j) \cap \mathcal{K}_s(j) = \emptyset.$$

50 Введем дополнительные переменные

51

$$\begin{aligned} y_{i1} &= b_{i1}x_1; \quad y_{ij} = y_{ij-1} - y_{ij-1}b_{ij}x_j + b_{ij}x_j \quad j = \overline{2, n}; \\ z_{i1} &= c_{i1}x_1; \quad c_{ij} = z_{ij-1} - z_{ij-1}c_{ij}x_j + c_{ij}x_j \quad j = \overline{2, n}. \end{aligned}$$

52 Тогда $y_{in}=1$, если $b_{ij}=1$ хотя бы для одного j ; $y_{in}=0$, если $b_{ij}=0$ для любого j . Аналогично, $z_{in}=1$, если $c_{ij}=1$ хотя бы для одного j ; $z_{in}=0$, если $c_{ij}=0$ для любого j . Теперь из двух этих переменных надо получить 1, если $y_{in}=1, z_{in}=0$ и 0 для всех остальных сочетаний. Это и будет означать, что штраф равен 1, если знание с номером i потребляется, но не производится, чего не может быть, а в остальных случаях штраф равен 0, то есть штрафа нет.

53 Соответствующая штрафная функция для имеет довольно простой вид

54

$$f_i = y_{in}(1 - z_{in}), \quad i = \overline{1, m},$$

55 а для системы в целом это будет

56

$$F = \sum_i y_{in}(1 - z_{in}).$$

57 Если положить также

58

$$E = - \sum_{j=1}^n v_j x_j,$$

59 то задача для компьютера D-Wave принимает вид

$$E + \lambda * F \rightarrow \min,$$

⁶¹ где λ – множитель, выбираемый с учетом того, что размер штрафа должен быть соразмерным. С одной стороны, потери на штрафах должны перекрывать возможный выигрыш от нарушения. С другой стороны, штрафы не должны быть такими большими, что целевая функция исходной задачи (1) перестанет играть какую-либо роль. Ту же задачу можно переписать более подробно

⁶²

$$\left[\lambda * \sum_{i=1}^m y_{in}(1 - z_{in}) - \sum_{j=1}^n v_j x_j \right] \rightarrow \min,$$

⁶³ где все переменные принимают значения 0 или 1. Выражение в квадратных скобках – вход для компьютера D-Wave. Возможно, в будущем удастся найти более подходящий способ перехода от ограничений к штрафным функциям, но пока это сделать не удалось. Гамильтониан в виде матрицы строить, вообще говоря, не требуется, поскольку уже есть язык программирования для этой линейки компьютеров. Интересно было бы также проверить эффективность подхода на практике, но такая возможность пока отсутствует, поскольку компьютеры D-Wave – товар штучный.

⁶⁴ Заключение

⁶⁵ В настоящее время исследования, связанные с адиабатическими квантовыми вычислениями, ведутся одновременно по многим направлениям. В частности, это решение задач целочисленной оптимизации. Так, работа [13] посвящена поиску минимальных идентификационных кодов на графах, работа [24] – адаптации задачи коммивояжера к решению на адиабатическом квантовом компьютере, а работа [16] – широкому классу оптимизационных задач, приводимых в принципе к задаче минимизации функции Изинга. Другое направление – решение технических проблем. Здесь можно выделить встраивание математических задач в квантовые биты и их соединения [9, 10, 15], подавление ошибок из-за специфики аппарата [20, 22], масштабирование больших объемов данных для соответствия среде [20]. Сравнение устройств квантового отжига с традиционными термальными устройствами для отжига [17, 19].

⁶⁶ Приведенный выше перечень тем с дополнением [6] свидетельствует о том, что мы имеем дело с междисциплинарной сферой взаимозависимых исследований, поскольку без решения технических проблем говорить об эффективности рано, а без эффективно решаемых прикладных задач нет потребности в технике такого типа. При этом видно, что в списке решаемых задач экономических задач пока очень мало. Их надо искать и адаптировать к

возможности решения на квантовом компьютере, чтобы потом не терять годы на освоение этой очень перспективной техники.

Библиография:

1. Данилов В.И., Кошевой Г., Сотсков А.И., 2003. Экономическое равновесие на рынке интеллектуальных продуктов // Экономика и математические методы, т. 29, № 4, 2003 г. с. 606—616.
2. Козырев А.Н., 1999. Алгебраические свойства информации и рынок // Научно-техническая информация, сер. 1, – №5 – 1999, с.15-20
3. Козырев А.Н. (2011) Моделирование НТП, упорядоченность и цифровая экономика// Экономика и математические методы, т. 47, № 4, 2011. – с.131-142
4. Макаров В.Л., 1973. Баланс научных разработок и алгоритм его решения // Сб.ст. Оптимизация, Новосибирск, 1973, вып.11(28), С.37-45
5. Application of quantum annealing to training of deep neural networks. arXiv:1510.06356, 18 pages. DOI:10.1103/RevModPhys.90.015002
6. Arrow, K. J., 1962. Economic welfare and the allocation of resources for invention. The Rate and Direction of Inventive Activity: Economic and So-cial Factors. Princeton University Press, Princeton NJ, 609–625.
7. Ba, S., Stallaert, J., 2001. Whinston A.B., Optimal Investment in Knowledge Within a Firm Using a Market Mechanism// Management Science, 2001, 47(9), 1203-1219. Phys. Rev. Lett. 111, 130505.
8. Bian, Z., Chudak, F., Israel, R., Lackey, B., Macready, W.G., Roy, A., 2014. Discrete optimization using quantum annealing on sparse Ising models. Front. Phys. 2 Article 56.
9. , S., Ronnow, T.F., Isakov, S.V., Wang, Z. Wecker, D. Lidar, D.A., Martinis, J.M., Troyer, M. 2014. Evidence for quantum annealing with more than one hundred qubits. Nature Physics 10, 218-224. DOI: 10.1038/nphys2900
10. Henderson, M. Novak, J., Cook, T. 2018. Leveraging adiabatic quantum computation for election forecasting. arXiv:1802.00069
11. A comparison of approaches for finding minimum identifying codes on graphs. Quantum Inf. Process. 15, 1827-1848.
12. Johnson, M.W. et al., 2011. Quantum annealing with manufactured spins. Nature 473, 194-198. DOI: 10.1038/nature10012
13. Karimi, K., Dickson, N.G., Hamze, F., Amin, M.H.S., Drew-Brook, M., Chudak, F. A., Bunyk, P. I., Macready, W. G. Rose, G., 2012. Investigating the performance of an adiabatic quantum optimization processor. Quantum Inf. Process. 11, 77-88.

14. Lucas, A., 2014. Ising formulations of many NP problems. Front. Phys. 2 Article 5, 15 pages. DOI:10.3389/fphy.2014.00005
15. Martin-Mayor V., Hen, I. 2015. Unraveling quantum annealers using classical hardness. Scientific Reports 5, 15324.
16. Experimental evaluation of an adiabatic quantum system for combinatorial optimization, Proceedings of the ACM International Conference on Computing Frontiers, Article No. 23, ACM Press. DOI:10.1145/2482767.2482797
17. McGeoch, C.C. 2014. Adiabatic Quantum Computation and Quantum Annealing: Theory and Practice, Morgan & Claypool.
18. Error-corrected quantum annealing with hundreds of qubits. Nature Communications 5, Article No. 3243.
19. Santoro, G. E., Tosatti, E. 2006. Optimization using quantum mechanics:
http://www.dwavesys.com/sites/default/files/weightedmaxsat_v2.pdf

Adiabatic computing in the knowledge economy

Anatoly Kozyrev

CEMI RAS

Russian Federation, Moscow

Abstract

This article shows that typical for the knowledge economy Optimization problem with Boolean variables may be reduced to the form suitable for solving by the quantum annealing method. That is the problem of minimization for the Ising objective function without restrictions. Bringing to the required form (Ising objective function) means replacing all restrictions with penalty functions containing only linear and quadratic terms. This form is typical for the knowledge economy optimization problem containing balance constraints with the maximum operation instead of the usual addition. In content, this means that once acquired knowledge can be used as many times as needed, and the knowledge gained again adds nothing to the existing knowledge. The proposed approach in principle allows to reduce some economy problems to a suitable form for computers of the D-Wave line (the really working quantum computers using the quantum annealing method).

Keywords: quantum annealing, Ising objective function, Boolean logic, penalty functions, idempotent addition, knowledge economy

Date of publication: 20.11.2018

Citation link:

Kozyrev A. Adiabatic computing in the knowledge economy // Herald of CEMI. – 2018. – V. 1. – Issue 1. URL: <https://cemi.jes.su/s111111110000069-8-1/>. DOI: 10.33276/S0000069-8-1