10. МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ К ВЫПОЛНЕНИЮ ЛАБОРАТОРНОГО ПРАКТИКУМА

Согласно рабочей программе дисциплины лабораторный практикум состоит из четырех лабораторных работ, выполняемых на компьютерах студентами в индивидуальном порядке.

Программное обеспечение (ПО) практикума разработано для IBM-совместимых ПЭВМ любого типа, со средой MS-DOS любой редакции с кириллицей. ПО запускается как с дискет, так и с винчестера и не предъявляет каких-либо требований к наименованию директории, где оно располагается.

ПО состоит из командного файла mmlab.bat, выполняемых файлов mmk1.exe, mmk2.exe, mmk3.exe, askk.exe, ncview.exe и текстовых файлов краткого описания лабораторных работ mm1.txt, mm2.txt, mm3.txt. Для входа в практикум и проведения любой лабораторной работы следует запустить на выполнение лишь командный файл mmlab.bat – дальнейшие действия запрашиваются в диалоге со студентом.

11. ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 1

Оценка адекватности результатов вычислительного эксперимента поведению реального объекта

Цель лабораторной работы: оценка адекватности результатов вычислительного эксперимента поведению реального объекта с помощью оценки точности и непротиворечивости.

Теоретические основы

В теории математического моделирования под адекватностью результатов, полученных с помощью математической модели, понимают их соответствие поведению оригинала. Для выявления этого соответствия необходимо сравнивать отдельные параметры объекта, полученные в расчетах и зарегистрированные при наблюдении за оригиналом в одних и тех же условиях. Очевидно, что сравнивать следует лишь соответствующие друг другу параметры между собой и только в той области функционирования объекта, в которой предполагается его исследовать. Таким образом, необходимо исследовать величину рассогласования результатов контрольного вычислительного эксперимента с результатами натурного наблюдения в тех же условиях: $\Delta v = v_{модели} - V_{оригинала}$.

Если моделируется процесс или множество состояний системы, то величина рассогласования принимает множество значений. Поэтому возникает необходимость применения статистических методов.

Для получения этого множества значений рассогласования необходимо иметь:

• исчерпывающую информацию о поведении оригинала в конкретном случае;

• исчерпывающие данные результатов контрольного вычислительного эксперимента, воспроизводящего тот же случай поведения объекта;

а для оценки адекватности с точки зрения целей исследования необходимо иметь:

• критерии оценки адекватности.

Цели исследования бывают самыми разнообразными, поэтому возможен выбор различных критериев. Для технических систем и процессов наиболее важными факторами при оценке **АДЕКВАТНОСТИ** необходимо считать **ТОЧНОСТЬ** и **НЕПРОТИВОРЕЧИВОСТЬ**.

Для большинства случаев исследований этих двух составляющих адекватности достаточно, поскольку в технике используются в основном подобные детерминированные математические модели, обладающие общим с оригиналом математическим описанием.

ТОЧНОСТЬ означает, что обобщенная характеристика рассогласования соответствующего параметра модели и оригинала должна быть не больше, чем заранее заданное значение приемлемой погрешности.

НЕПРОТИВОРЕЧИВОСТЬ подразумевает идентичный характер изменения соответствующих параметров, т.е. идентичный вид основных свойств функциональных зависимостей на отдельных участках траектории, как-то: возрастание, убывание, экстремумы, выпуклость и т.п.

В математической статистике известно несколько объектов, которые могут характеризовать точность и непротиворечивость.

Как известно даже на бытовом уровне, для повышения **ТОЧНОСТИ** измерений проводят не одно измерение, а несколько. Это делается не из-за того, что какое-то из них может оказаться ошибочным, а из-за замечательного свойства дисперсии средней арифметической величины измерений: уменьшаться с ростом числа повторений опытов:

$$D_N = \frac{D}{N}, \qquad \text{или} \qquad \sigma_N = \frac{\sigma}{\sqrt{N}},$$

где D и σ – дисперсия и среднее квадратическое отклонение в одном опыте (измерении), D_N и σ_N – дисперсия и среднее квадратическое отклонение результата осреднения замеров по N опытам. Поэтому с помощью бóльшего числа опытов достигают меньшего РАССЕИВАНИЯ (среднего квадратического отклонения) данных, т.е. большей точности.

Поэтому для оценки точности математической модели по сравнению с данными наблюдения за оригиналом можно использовать величину среднего квадратического отклонения, статистическую оценку s которого можно получить непосредственно из результатов сравнения. Однако такая оценка страдает неполнотой, так как не учитывает, насколько часто встречаются большие и малые, положительные и отрицательные рассогласования. Величина статистического среднего рассогласований $\overline{\Delta v}$ страдает теми же недостатками, но может быть использована в качестве оценки СИСТЕМАТИЧЕСКОЙ погрешности.

Так как точность следует определять единой оценкой всего множества наблюдаемых значений случайной величины рассогласования результатов вычислительного эксперимента и "истинного" значения наблюдаемой величины, то в качестве такой оценки должно выступать m – математическое ожидание рассогласования. Какое истинное значение оно имеет, нам знать не дано, но его можно оценить с помощью ДОВЕРИТЕЛЬНОГО ИНТЕРВАЛА ДЛЯ МАТЕМАТИЧЕСКОГО ОЖИДАНИЯ РАССОГЛАСОВАНИЯ m оцениваемых параметров – этот подход дает возможность не только учесть все виды рассогласования, но и получить вероятностную характеристику точности. Так, например, может звучать вывод о точности в этом случае: с доверительной вероятностью 0,98 гарантируется рассогласование не более 0,3 м. Критерием оценки точности тогда является соблюдение этой пары значений, приемлемой с точки зрения целей исследования.

Поэтому наиболее полную оценку точности (вернее, погрешности) вычислительного эксперимента дает доверительный интервал для математического ожидания рассогласования: интервал, внутрь которого с заданной доверительной вероятностью попадает "истинное" значение m рассогласования:

$$\overline{\Delta v} - t(\gamma, N) \cdot \frac{s}{\sqrt{N}} < m < \overline{\Delta v} + t(\gamma, N) \cdot \frac{s}{\sqrt{N}},$$

$$\overline{\Delta v} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^{r} N_i \Delta v_i, \qquad s = \sqrt{\frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^{r} N_i \left(\Delta v_i - \overline{\Delta v}\right)^2};$$

где t(γ,N) определяется по распределению Стьюдента в случае нормального распределения рассогласования Δv при заданной доверительной вероятности γ и числе степеней свободы N; N_i – число попаданий в i-й интервал наблюдаемых рассогласований Δv; N – общее число наблюдаемых значений Δv. Центр этого доверительного интервала определяется значением средней статистической величины рассогласования $\overline{\Delta v}$. РАЗМЕР ДОВЕРИТЕЛЬНОГО ИНТЕРВАЛА ТЕМ МЕНЬШЕ, ЧЕМ МЕНЬШЕ ДОВЕРИТЕЛЬНАЯ ВЕРОЯТНОСТЬ γ, И ЧЕМ БОЛЬШЕ ЧИСЛО ОПЫТОВ N.

Естественно, при планировании вычислительного эксперимента следует стремиться к тому, чтобы такая оценка погрешности (т.е. доверительный интервал) не выходила за границы требуемой с точки зрения целей исследования погрешности ±δ, чего можно добиться разумным увеличением числа опытов и уменьшением доверительной вероятности. Иными словами, следует стремиться к тому, чтобы доверительный интервал целиком укладывался внутри допустимой погрешности (от $-\delta$ до $+\delta$).

Если такого условия не удается выполнить на данной серии опытов, то следует или увеличить число опытов N, или уменьшить доверительную вероятность γ. Однако последнее значительно слабее влияет на результат, тем более, что значения доверительной вероятности $\gamma < 0{,}7$ применять не желательно, так как это означает, что почти треть значений рассогласований будет выходить за границы доверительного интервала (и будет трудно уследить за поведением исследуемого параметра).

Единственным практическим недостатком такой оценки может быть лишь необходимость знать закон распределения исследуемого рассогласования.

СИСТЕМАТИЧЕСКАЯ погрешность свидетельствует о закономерности рассогласования между моделью и оригиналом и не позволяет пользоваться ею. Для оценки систематической погрешности, как указано выше, можно исследовать величину статистического среднего рассогласований $\overline{\Delta v}$. Для этого тоже необходимо знать закон распределения рассогласования. Наличие существенной систематической ошибки, подчиняющейся нормальному закону распределения, проверяется с помощью критерия Стьюдента, по которому сравниваются две величины:

$$t = \frac{\overline{\Delta v}}{s}\sqrt{N} \quad \text{и} \quad t_{\text{крит.}}(1-\alpha, N-1).$$

Здесь $t_{\text{крит.}}(1-\alpha, N-1)$ определяется по таблице распределения Стьюдента при уровне значимости α (вероятности совершить ошибку первого рода: отвергнуть верную гипотезу) с N–1 степенями свободы.

Если $|t| < t_{\text{крит.}}$, то систематическая ошибка НЕЗНАЧИМА, т.е. несущественна и может быть принята нулевой. В случае противоположного неравенства: $|t| > t_{\text{крит.}}$ – систематическая ошибка ЗНАЧИМА, т.е. не может считаться нулевой.

НЕПРОТИВОРЕЧИВОСТЬ со статистической точки зрения может означать незначимость каждого отдельного значения рассогласования по сравнению с общим ходом отображаемой зависимости, иными словами, неподверженность рассогласования каким-либо закономерностям, непринципиальность – случайность. Последний термин и служит идеологической основой для построения критерия оценки непротиворечивости. Как известно, нормальный закон распределения характерен для случайной ошибки измерений. Поэтому достаточно проверить статистическую гипотезу о подчиненности рассогласования данных эксперимента и реального поведения объекта НОРМАЛЬНОМУ ЗАКОНУ распределения с нулевым математическим ожиданием $m = 0$ (как у простой ошибки измерений без систематической погрешности). По критерию Пирсона χ^2 для этого сравниваются две величины:

$$\chi^2_{\text{наблюдаемое}} = \sum_{i=1}^{r} \frac{(N_i - Np_i)^2}{Np_i} \quad \text{и} \quad \chi^2_{\text{крит.}}(\alpha, n),$$

где p_i – вероятность попадания в i-й интервал нормально распределенной случайной величины с математическим ожиданием m = 0 и среднеквадратическим отклонением $\sigma = s$), а $\chi^2_{\text{крит.}}(\alpha, n)$ определяется по таблице распределения χ^2 при уровне значимости α (вероятности совершить ошибку первого рода: отвергнуть верную гипотезу) с n = r–2 степенями свободы.

Если $\chi^2_{\text{наблюдаемое}} < \chi^2_{\text{крит.}}(\alpha, n)$, то различие статистического и гипотетического (нормального) законов распределения НЕЗНАЧИМО. Т.е. при заданном уровне значимости α гипотезу о поведении рассогласования между экспериментом и "истиной", как случайной ошибки измерений, можно принять и можно считать результаты вычислительного эксперимента не противоречащими реальности. В случае противоположного неравенства: $\chi^2_{\text{наблюдаемое}} > \chi^2_{\text{крит.}}(\alpha, n)$ расхождение ЗНАЧИМО (не может считаться случайным) и гипотезу следует отвергнуть, т.е. результаты вычислительного эксперимента противоречат реальному поведению объекта.

Только в том случае, когда выполнены условия И требуемой ТОЧНОСТИ, И НЕПРОТИВОРЕЧИВОСТИ, можно считать результаты вычислительного эксперимента АДЕКВАТНЫМИ реальности с доверительной вероятностью γ и уровнем значимости α в эксперименте из N опытов.

Условия точности и непротиворечивости можно проверить с помощью статистических критериев по следующему алгоритму, предварительно задав допустимую погрешность $\Delta v_{\text{доп}}$, уровни значимости и доверительную вероятность, исходя из целей исследования. В данной лабораторной работе за $\Delta v_{\text{доп}}$ принимается значение около 0,1, что соответствует 10 % относительной погрешности. Уровни значимости и доверительную вероятность в лабораторной работе следует подбирать. В этом алгоритме строго соблюдается последовательность проверки статистических критериев, каждый следующий из которых опирается на вывод предыдущего. Действительно: для построения доверительного интервала и проверки гипотезы о нулевой систематической ошибке необходимо быть уверенным, что рассогласование подчиняется нормальному закону распределения, что может быть проверено по критерию Пирсона вначале алгоритма.

Алгоритм:

1► Выбирается один из параметров объекта, для которого есть результаты наблюдения $\{V_k\}$ в N точках, и соответствующий параметр $\{v_k\}$, полученный в контрольном вычислительном эксперименте в тех же условиях в тех же точках.

Вычисляются разности $\Delta v_k = v_k - V_k$.

Вся область значений Δv разбивается на r интервалов таким образом, чтобы в каждый из них попало не менее пяти значений Δv_k.

Производится расчет количества попадания Δv_k в каждый i-й ($1 \le i \le r$) интервал – частот N_i.

Определяются статистические оценки параметров распределения случайной величины Δv: выборочное среднее $\overline{\Delta v}$ и несмещенная оценка дисперсии s^2.

Этот пункт алгоритма выполняется компьютером без участия студента при запуске расчетной части программного обеспечения.

2► Для проверки **непротиворечивости**, т.е. подчиненности рассогласования нормальному закону распределения, применяется критерий согласия Пирсона χ^2. Уровень значимости α достаточно проверить только для двух крайних (рекомендуемых компьютером) значений. Если $\chi^2_{\text{набл}} < \chi^2_{\text{крит}}(\alpha; r-2)$, то распределение Δv незначимо отличается от нормального, т.е. результаты вычислительного эксперимента можно считать НЕ ПРОТИВОРЕЧАЩИМИ реальному поведению оригинала. Если $\chi^2_{\text{набл}} > \chi^2_{\text{крит}}(\alpha; r-2)$, то значимое отличие распределения Δv от нормального свидетельствует о ПРОТИВОРЕЧИИ результатов вычислительного эксперимента реальному поведению оригинала и исследования адекватности следует прекратить.

3► Для оценки **систематической ошибки** проверяется гипотеза о равенстве нулю математического ожидания ($m = 0$) рассогласования Δv с помощью критерия Фишера. Уровень значимости α достаточно проверить только для двух крайних (рекомендуемых компьютером) значений. Если $|t| > t(1 - \alpha_m; N - 1)$, то дальнейшие исследования адекватности нужно прекратить, так как это означает существование систематической погрешности между результатами вычислительного эксперимента и реальным поведением оригинала. Если $|t| < t(1 - \alpha_m; N - 1)$, то систематическая погрешность отсутствует и можно продолжать исследования.

Замечание. Вывод об отсутствии систематической ошибки ($a = 0$) лишь **подтверждает** возможность исследования непротиворечивости в п. 2, а противоположный вывод – опровергает, т.е. делает его ничтожным.

4► Для оценки **точности** математической модели строится доверительный интервал для математического ожидания рассогласования при заданной доверительной вероятности γ. Если наиболее удаленный от нуля конец доверительного интервала не выходит по модулю за допустимую погрешность $\Delta v_{\text{доп}} = 0{,}1$, то математическую модель можно считать достаточно точной по отношению к оригиналу. Для выполнения этого условия следует подобрать выгодное (наибольшее) значение доверительной вероятности от 0,7 до 0,999.

5► Если по п. 7 можно считать математическую модель не противоречащей оригиналу, а по п. 8 и достаточно точной, то результаты расчетов адекватны реальному поведению оригинала.

Замечание. Если оценка точности математической модели оказывается во много раз лучше допустимой (иными словами, погрешность практически неразличима), то даже в отсутствии непротиворечивости математическую модель можно признать адекватной.

Программное обеспечение

Лабораторная работа № 2 выполняется с помощью имитатора результатов вычислительного эксперимента на математической модели. Он позволяет сымитировать "точные значения реального объекта" и данные "неточного вычислительного эксперимента" на модели, а также:

– определить выборочные характеристики рассогласования (среднего выборочного и выборочную оценку среднеквадратического отклонения);

– проверить гипотезу о нормальном законе распределения рассогласования результатов вычислительного эксперимента с поведением реального объекта с помощью статистического критерия согласия Пирсона;

– проверить гипотезу о равенстве нулю математического ожидания рассогласования результатов вычислительного эксперимента с поведением реального объекта с помощью статистического критерия Стьюдента;

– построить доверительный интервал для математического ожидания рассогласования (погрешности).

Порядок выполнения работы

1) Получить выборочные оценки параметров распределения рассогласования между моделью и оригиналом по данным 120 опытов (результат появляется на экране монитора сразу после входа в режим выполнения расчетов лабораторной работы).

2) Исходя из требуемой обоснованной последовательности действий, провести весь алгоритм оценки адекватности с помощью статистических критериев.

3) Если какие-то результаты проверки критериев Вас не удовлетворяют, повторить исследования с другими значениями уровней значимости, доверительной вероятности или допустимой погрешности. Следует учесть, что необходимость уменьшения доверительной вероятности вплоть до 0,7 свидетельствует о недопустимо низком качестве вычислительного эксперимента. Естественно, следует стремиться к как можно большему значению доверительной вероятности при соблюдении требуемой погрешности.

4) Основываясь на данных проверки статистических гипотез, сформулировать выводы о наличии систематической погрешности математической модели, о ее непротиворечивости и точности, а также в целом об адекватности математической модели реальному поведению оригинала.

Форма отчетности: значения основных точечных характеристик распределения рассогласования, итоговые выбранные значения уровней значимости, доверительной вероятности и допустимой погрешности, результаты проверки статистических гипотез, доверительный интервал для рассогласования, выводы о наличии систематической погрешности математической модели, о ее непротиворечивости и точности, а также в целом об адекватности математической модели реальному поведению оригинала.

12. ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 2

Идентификация математической модели разбега самолета Ан-2 при взлете

Цель лабораторной работы: разработка плана и проведение контрольного вычислительного эксперимента для идентификации одного недостающего числового параметра в математическом описании модели.

Теоретические основы

В процессе построения математических моделей при недостаточной степени их адекватности возникает необходимость уточнения, "доводки" модели. Такой процесс называется идентификацией (определением недостающих или неточно известных исходных) параметров или функциональных зависимостей модели с помощью результатов вычислительного эксперимента и данных о реальном поведении объекта.

Поскольку адекватность математической модели – это соответствие результатов вычислительного эксперимента поведению реального объекта, постольку для выявления этого соответствия необходимо провести сравнение параметров модели и оригинала в одних и тех же условиях. Если удовлетворительного с точки зрения задач исследования соответствия не наблюдается, то приходится проводить специальный контрольный вычислительный эксперимент по поэтапному подбору и коррекции параметров математической модели – подбору некоторых (неизвестных или неточно известных) входных данных математического описания по известным выходным результатам известного реального случая поведения объекта. Это и есть задача идентификации.

Чаще всего математические модели реальных объектов содержат в своем математическом описании нетривиальный вычислительный процесс, который не удается обратить. Это значит, что невозможно построить прямой вычислительный процесс в обратном направлении с тем, чтобы определять входные параметры по известным выходным. Поэтому задача идентификации относится к классу обратных задач и решается в основном методами последовательных приближений.

Для безусловности получения результата решения задачи идентификации необходимо строгое применение методов последовательных приближений, представление о физической сути процесса и о влиянии идентифицируемого (подбираемого) параметра на выходной параметр. Нарушение этих строгостей чаще всего приводит не к решению поставленной задачи, а к случайному попаданию в благоприятную лишь на первый взгляд ситуацию (например, 2¾ землекопа) или к бесконечному вычислительному процессу. Даже в более благоприятном случае нельзя рассчитывать на то, что такая ситуация повторится когда-либо еще. Если же применять известные математические методы, то можно опереться на доказанность их сходимости к решению именно поставленной задачи. Достаточно лишь проверить условия применимости выбранного метода, опираясь на представление о физической сути процесса.

Для идентификации одного входного скалярного параметра по известному значению выходного скалярного параметра можно воспользоваться методами деления отрезка пополам и секущих (хорд) – простейшими итерационными методами.

Для упомянутых итерационных методов сформулированы строгие математические условия применимости и доказана сходимость к решению уравнения. Произвольное искажение методов или "перебор" не гарантируют получение результата идентификации и в математическом моделировании недопустимы.

Итерационные методы применяются для отыскания действительного корня нелинейного алгебраического уравнения. С этой целью уравнение преобразуется к виду $x = \varphi(x)$, и далее строится процесс последовательных приближений ("пошаговое уточнение") по итерационной формуле: $x^{[i+1]} = \varphi(x^{[i]})$, т.е. по найденному на [i]-й итерации приближенному значению решения вычисляется [i+1]-я итерация. Такой процесс продолжается до тех пор, пока не будут выполнены условия обеспечения требуемой точности.

Рассмотрим способы решения задачи идентификации единственного числового параметра математической модели разбега самолета Ан-2. В этом случае удобно представить вычисляемое значение дистанции разбега в виде функции от искомого параметра: $f(x)$. Тогда задача идентификации представится, как задача отыскания такого значения x, которое обеспечивает известное (например, из летных испытаний) значение дистанции разбега $g = f(x)$.

<u>Метод деления отрезка пополам</u>:

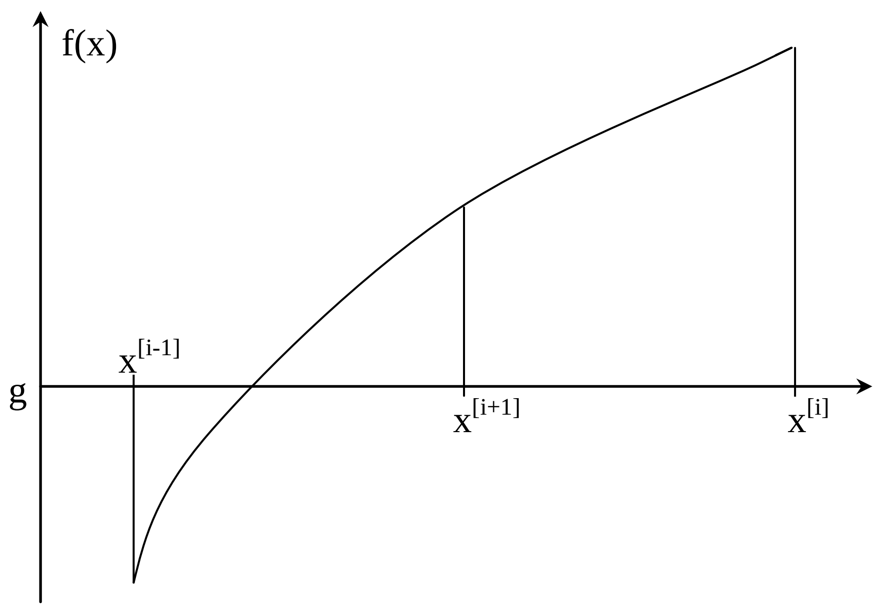

Рис. 1.

использует итерационное уравнение в виде:

$$x^{[i+1]} = \frac{1}{2}\left(x^{[i]} + x^{[i-1]}\right)$$

и **ПРИМЕНЯЕТСЯ ТОЛЬКО В ТОЙ ОБЛАСТИ ИЗМЕНЕНИЯ x, ГДЕ БЕЗУСЛОВНО СУЩЕСТВУЕТ ЕДИНСТВЕННЫЙ КОРЕНЬ ИСКОМОГО УРАВНЕНИЯ.**

Для начала итераций выбирается такой интервал, на котором обязательно выполняются условия применимости метода. Такой выбор начального интервала называется **ОТДЕЛЕНИЕМ КОРНЕЙ**. Указанные условия можно выполнить, опираясь на теорему о монотонной на отрезке функции: всякая монотонная на отрезке функция принимает любое свое промежуточное значение в одной единственной точке внутри отрезка. В этом случае необходимо лишь показать монотонность на этом интервале исследуемой зависимости (для зависимости дистанции разбега от идентифицируемого параметра достаточно из физических или математических соображений обосновать ее монотонность), а также убедиться, что на концах этого отрезка $x^{[0]}$ и $x^{[1]}$ функция принимает значения по обе стороны от необходимого g (т.е. на одном конце $f(x) > g$, а на другом $f(x) < g$).

В итоге процедуры отделения корней получается, что положение корня уравнения (искомого значения идентифицируемого параметра модели) известно с точностью до длины выбранного отрезка. Остается построить итерационный процесс таким образом, чтобы на каждой итерации уменьшать отрезок, на котором находится корень.

На каждом следующем шаге итераций метода деления отрезка пополам находится очередное приближение аргумента $x^{[i+1]}$ по вышеуказанному итерационному уравнению (в центре отрезка), затем с помощью математической модели вычисляется значение $f(x^{[i+1]})$ и выбирается та часть отрезка, на которой опять выполняются все условия применимости метода (рис. 1). Так как функция монотонна на всем отрезке, то она монотонна и на его части, поэтому достаточно выбрать тот (вдвое меньший) отрезок, где на одном конце $f(x) > g$, а на другом $f(x) < g$. Так как очередное приближение аргумента всегда лежит между концами отрезка текущей итерации, то после каждой итерации новый отрезок всегда меньше старого, и область возможного расположения корня постепенно сужается – стягивается в точку. Итерации завершают, когда будет выполнено условие заданной точности: по аргументу $\left|x^{[i+1]} - x^{[i]}\right| < \varepsilon$ или по функции $\left|f\left(x^{[i+1]}\right) - g\right| < \delta$.

Этот экономный метод, как видно из формулы, не использует значения функции для определения очередного приближения; и даже при выборе части интервала для следующего шага использует не столько значения функции, сколько лишь ее знаки. Алгоритм этого метода предельно прост.

<u>Метод секущих</u> (метод хорд): **ПРИМЕНЯЕТСЯ, ПРОВОДИТСЯ И ЗАВЕРШАЕТСЯ АНАЛОГИЧНО МЕТОДУ ДЕЛЕНИЯ ОТРЕЗКА ПОПОЛАМ**, но имеет другую итерационную формулу для отыскания очередного приближения, основанную на пропорции для подобных треугольников (см. рис. 2):

$$x^{[i+1]} = x^{[i]} - \frac{x^{[i]} - x^{[i-1]}}{f(x^{[i]}) - f(x^{[i-1]})} \cdot f(x^{[i]}) - g$$

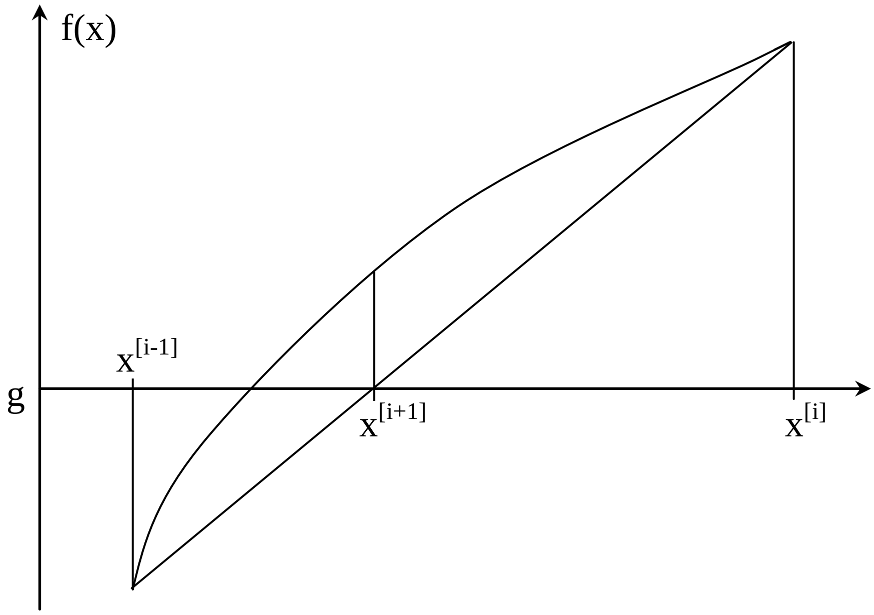

Рис. 2.

Этот метод использует дополнительную информацию о значениях функции в точках последовательных приближений, поэтому он априорно сходится быстрее, чем метод деления отрезка пополам. Однако эта скорость сходимости существенно зависит от выбора исходного приближения.

Программное обеспечение

Лабораторная работа № 3 выполняется с помощью учебной математической модели разбега самолета Ан-2 при взлете. Она позволяет рассчитывать дистанцию разбега при полностью заданном комплекте входных параметров математического описания.

Порядок выполнения работы

Комплект входных параметров, "истинное" значение дистанции разбега и указание недостающего (идентифицируемого) параметра приведены в таблице вариантов к домашнему заданию № 1 (раздел 7). В ней номер варианта выбирается по последним двум цифрам зачетной книжки студента, а идентифицируемый параметр, значение которого необходимо уточнить – подчеркнут.

Задавая полный комплект входных данных своего варианта с варьируемыми значениями идентифицируемого параметра (согласно применяемому методу последовательных приближений), необходимо добиться полного совпадения (до последней цифры) полученного расчетного значения дистанции разбега с заданным в варианте "истинным" ее значением, т.е. $|f(x^{[i+1]} - g| < 0{,}5$.

1) Провести процедуру отделения корней.

2) Провести идентификацию значения недостающего параметра методом деления отрезка пополам.

3) Провести идентификацию значения недостающего параметра методом секущих (методом хорд), начиная с того же исходного отрезка, что и в методе деления отрезка пополам.

4) Сравнить объем вычислительных экспериментов по п. 2 и п. 3.

5) Сформулировать вывод.

Форма отчетности: описание и обоснование плана контрольного вычислительного эксперимента с приведением результатов вычислений всех приближений (указать для каждого приближения значение идентифицируемого параметра и соответствующее ему значение дистанции разбега); вывод.

13. ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 3

Учебное время лабораторной работы № 4 используется для консультаций и выполнения пропущенных контрольных мероприятий, а также для защиты домашних заданий.

14. ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 4

Ознакомление с программой GARLINA для сдачи экзамена

Цель лабораторной работы: Ознакомиться и отработать навыки работы с программой GARLINA для сдачи экзамена.

Порядок выполнения работы

Работа проводится в компьютерном классе в режиме тренировки экзамена.

Отчетность не требуется.