Система моделирования включает:

1. Информационную базу (подсистему спецификаций проекта в виде иерархии классов для поддержки оперирования данными UML-диаграмм; коды шаблонов, элементов интерфейса и правила, используемые в процессе модификации исходных шаблонов; коды исходных и модифицированных каркасов).

2. Программную составляющую (модули работы с каркасами и их модификации; - модули управления информационной базой, файловой системой; сервисные средства, поддержку пользовательского интерфейса и др.).

3. Требует для работы установки готовой среды программирования.

На рисунке 1 представлена схема действий пользователя при работе с системой:

1) в среде программирования Visual Studio (VS) создается выбранный пользователем каркас проекта (КП). Например, при моделировании приложения на языке C#, используется каркас с формами, сохраняемый в указанном месте файловой системы;

2) пользователь активизирует систему моделирования (СМ), задает исходные данные – список и параметры прецедентов (условия запуска, описания потоков событий, сценариев использования и др.);

3) генерирует модифицированный каркас проекта (МКП) – соответствующие коды исходного текста (файла), используя заданные спецификации, шаблоны, правила модификации;

4) пользователь при необходимости дорабатывает МКП, вносит изменения;

5) в среде VS выполняется сборка, на базе МКП создается действующий прототип (exe-файл) проекта приложения (ПП).

Макетирование системы проведено с использованием языка visual C# (среда Visual Studio 2022), использован шаблон Windows Forms (.NET Framework). Результаты апробированы, использовалась для организации и проведения учебных занятий по дисциплинам, связанным с проектированием программ, изучением объектного моделирования.

Система позволяет наращивать исходный шаблон, добавляя прецедент за прецедентом с учетом декларированных в потоках событий элементов интерфейса (новых форм; пользовательского меню; элементов управления; обработчиков сообщений), а также заново “собирать” проект и контролировать результаты модификации.

Список использованных источников

1. Липаев, В. В. Программная инженерия. Методологические основы : учебник / В. В. Липаев. – Гос. ун-т – Высшая школа экономики. – М. : ТЕИС, 2006. – 608 с.

2. Муравьев, Г. Л. К построению действующих макетов проектов оконных приложений / Г. Л. Муравьев, С. В. Мухов, К. В. Попов // Инновационные технологии обучения физико-математическим и профессионально-техническим дисциплинам : материалы 15-й междунар. науч-практ. конф., Мозырь, 24 марта 2023. – С. 224–226.

3. Мяцяшек, Л. А. Анализ требований и проектирование систем. Разработка информационных систем с использованием UML / Л. А. Мяцяшек, пер. с англ. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2022. – 432 с.

UDK 51-7

M. NEAGU[1], E. OVSIYUK[2]
[1] Transilvania University of Brasov (Brasov, Romania)
[2] Mozyr State Pedagogical University named after I. P. Shamyakin (Mozyr, Belarus)

A NOTE ON THE JACOBI STABILITY OF DYNAMICAL SYSTEMS VIA LAGRANGE GEOMETRY AND KCC THEORY

Lagrange geometry and KCC theory for a given dynamical system

Let M be a n-dimensional smooth manifold, whose coordinates are $\left(x^i\right)_{i=\overline{1,n}}$. Let TM be the tangent bundle, whose coordinates are $\left(x^i, y^i\right)_{i=\overline{1,n}}$, and let us consider a vector field $X = \left(X^i(x)\right)_{i=\overline{1,n}}$ on M, which produces the dynamical system

$$\frac{dx^i}{dt} = X^i(x(t)), \quad i = \overline{1,n}. \tag{1}$$

It is obvious that the solutions of class C^2 of the dynamical system (1) are the global minimum points for the *least squares Lagrangian* $L : TM \to \mathrm{R}$, given by (see Balan-Neagu [1])

$$L(x,y) = \delta_{ij}\left(y^i - X^i(x)\right)\left(y^j - X^j(x)\right). \tag{2}$$

The Euler-Lagrange equations of (2) are expressed by ($i = \overline{1,n}$)

$$\frac{\partial L}{\partial x^i}-\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial L}{\partial y^i}\right)=0 \Leftrightarrow \frac{d^2x^i}{dt^2}+2G^i(x,y)=0, \tag{3}$$

where $y^i=dx^i/dt$ and

$$G^i(x,y)=\frac{1}{4}\left(\frac{\partial^2 L}{\partial x^j \partial y^i}y^j-\frac{\partial L}{\partial x^i}\right)=-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{\partial X^i}{\partial x^j}-\frac{\partial X^j}{\partial x^i}\right)y^j+\frac{\partial X^j}{\partial x^i}X^j\right]$$

is endowed with the geometrical meaning of *semispray* of L. The preceding semispray allows us to construct a whole collection of Lagrangian geometrical objects (such as nonlinear connection and $d-$torsions) that characterize the initial dynamical system (1) and that can be studied further via the Kosambi-Cartan-Chern (KCC) theory for SODEs. For more details on these topics, see Miron-Anastasiei [4], Udri S te-Neagu works [6] and [5], Böhmer et al. [2] and Bucataru-Miron [3, pp. 71–72].

It is important to note that the above Lagrange geometry produced by the Lagrangian (2) is exposed in details in the monograph [1, pp. 129-133]. If we use the notation $J=\left(\partial X^i/\partial x^j\right)_{i,j=\overline{1,n}}$ for the Jacobian matrix of X, then this Lagrange geometry is achieved via the nonzero geometrical objects:

- $N=\left(N_j^i\right)_{i,j=\overline{1,n}}=-\frac{1}{2}\left[J-J^t\right]$ is the *Lagrangian nonlinear connection*, where

$$N_j^i=\frac{\partial G^i}{\partial y^j}=-\frac{1}{2}\left(\frac{\partial X^i}{\partial x^j}-\frac{\partial X^j}{\partial x^i}\right);$$

- $R_k=\left(R_{jk}^i\right)_{i,j=\overline{1,n}}=\frac{\partial N}{\partial x^k},\ \forall\ k=\overline{1,n},$ are the *Lagrangian* $d-$*torsions*, where

$$R_{jk}^i=\frac{\delta N_j^i}{\delta x^k}-\frac{\delta N_k^i}{\delta x^j},\quad \frac{\delta}{\delta x^k}=\frac{\partial}{\partial x^k}-N_k^r\frac{\partial}{\partial y^r};$$

- $P=\left(P_j^i\right)_{i,j=\overline{1,n}}=R_k y^k+\mathrm{E}$ is the *deviation curvature tensor* which is given by the formula

$$P_j^i=-2\frac{\partial G^i}{\partial x^j}-2G^l\frac{\partial N_j^i}{\partial y^l}+\frac{\partial N_j^i}{\partial x^l}y^l+N_l^iN_j^l=R_{jk}^iy^k+\frac{\delta \mathrm{E}^i}{\delta x^j},$$

where

$$\mathrm{E}^i=2G^i-N_j^iy^j=-\frac{1}{2}\left(\frac{\partial X^i}{\partial x^j}-\frac{\partial X^j}{\partial x^i}\right)y^j-\frac{\partial X^j}{\partial x^i}X^j$$

is the *first invariant of the semispray* of the Lagrangian (2). Here we have

$$\mathrm{E}=\left(\frac{\delta \mathrm{E}^i}{\delta x^j}\right)_{i,j=\overline{1,n}},$$

where

$$\frac{\delta \mathrm{E}^i}{\delta x^j}=-\frac{1}{2}\left(\frac{\partial^2 X^i}{\partial x^j\partial x^k}-\frac{\partial^2 X^k}{\partial x^i \partial x^j}\right)y^k-\frac{\partial^2 X^k}{\partial x^i\partial x^j}X^k-\frac{\partial X^k}{\partial x^i}\frac{\partial X^k}{\partial x^j}-$$
$$-\frac{1}{4}\left(\frac{\partial X^k}{\partial x^j}-\frac{\partial X^j}{\partial x^k}\right)\left(\frac{\partial X^i}{\partial x^k}-\frac{\partial X^k}{\partial x^i}\right).$$

In the background of KCC theory from the paper [2, pp. 10-12] we note that the solutions of the Euler-Lagrange equations (3) are Jacobi stable iff the real parts of the eigenvalues of the deviation tensor P are strictly negative everywhere, and Jacobi unstable, otherwise. The Jacobi stability or instability has the geometrical meaning that the trajectories of the Euler-Lagrange equations (3) are bunching together or are dispersing. As a consequence of all above we infer

Theorem 1 *If the dimension* $n\geq 2$ *is odd and the matrix* E *is skew-symmetric, then the dynamical system (1) is Jacobi unstable.*

Proof. If the matrix E is skew-symmetric it follows that the deviation tensor matrix P is also skew-symmetric because the Lagrangian $d-$torsion matrices are skew-symmetric (cf. above formulas). Consequently, the condition of odd dimensionality implies that the matrix P has its determinant equal to zero. In other words, the value $\lambda=0$ is an eigenvalue for the deviation tensor matrix P.

It is obvious now that we obtain what we were looking for.

References

1. Balan, V. Jet Single-Time Lagrange Geometry and Its Applications / V. Balan, M. Neagu. – Hoboken, New Jersey : John Wiley & Sons, Inc., 2011.

2. Böhmer, C. G. Jacobi stability analysis of dynamical systems – applications in gravitation and cosmology / C. G. Böhmer, T. Harko, S. V. Sabau // Adv. Theor. Math. Phys. – 2012. – Vol. 16. – P. 1145–1196.

3. Bucataru, I. Finsler-Lagrange Geometry. Applications to Dynamical Systems / I. Bucataru, R. Miron. – Bucharest : Romanian Academy Eds, 2007.

4. Miron, R. The Geometry of Lagrange Spaces: Theory and Applications / R. Miron, M. Anastasiei. – Dordrecht : Kluwer Academic Publishers, 1994.

5. Neagu, M. From PDE systems and metrics to multi-time field theories and geometric dynamics / M. Neagu, C. Udriste // Seminarul de Mecanica. – 2001. – Vol. 79. – P. 1–33.

6. Udriste, C. Geometric Dynamics / C. Udriste. – Dordrecht : Kluwer Academic Publishers, 2000.

УДК 004.852

А. А. ОМОНОВ

Самаркандский государственный университет им. Ш. Рашидова (Самарканд, Узбекистан)

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕКОТОРЫХ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МЕХАНИЗМОВ АДАПТАЦИИ

Цель работы – исследование механизмов адаптивного обучения с применением алгоритмов машинного обучения, изучение применения МО при разработке модели, способную предсказывать эффективность адаптивного обучения на основе структуры курсов, характеристик обучающихся и динамики изменения образовательной среды. При этом используется SVM, кластеризация и алгоритмы обучения с подкреплением для выделения оптимальных стратегий адаптации и повышения качества обучения.

Использование алгоритмов МО для определения механизмов адаптации может быть эффективным способом анализа и понимания, как системы (в том числе образовательные системы, процессы или организмы приспосабливаются к изменяющимся условиям [1].

Один из таких алгоритмов – это методы кластеризации, например, k-средних (k-means), которые применяются при кластеризация данных, и они могут помочь выделить группы объектов с похожими характеристиками, что полезно для выявления схожих стратегий адаптации, например, кластеризация паттернов поведения для выделения различных стратегий адаптации [2].

Алгоритмы обучения с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) может использоваться для моделирования стратегий принятия решений в условиях изменяющейся среды, адаптивного контента, что является ключевым аспектом адаптации [3].

Использование методов, алгоритмов обучения с учителем и без учителя, таких как деревья решений или алгоритмы кластеризации без учителя, может помочь выявить важные признаки и закономерности в данных, связанные с адаптацией. Например, построение модели, предсказывающей успешность адаптации учащихся на основе различных входных факторов [4].

Нейронные сети (Глубокое обучение, Deep Learning), в том числе рекуррентные нейронные сети (RNN) и сверточные нейронные сети (CNN), могут быть использованы для анализа временных рядов и изображений, что может быть важно для изучения адаптации, в анализе изменений во времени с использованием RNN для выявления тенденций адаптации учащихся.

При использовании этих методов важно правильно сформулировать задачу, подготовить данные, выбрать соответствующие признаки и оценить результаты для достижения наилучших результатов в анализе механизмов адаптации.

Для подготовка данных сначала производится идентификация данных, т. е. определение и сбор данных, связанные с адаптивным обучением, включая характеристики обучающихся, структуру курсов, результаты тестирования и динамику изменения среды обучения. Для применения этих данных для обработки необходимо очистка данных: избавления от выбросов, пропущенных значений и неинформативных признаков. Для этого можно применить методы обработки данных, такие как нормализация или стандартизация. Определим целевую переменную, которую следует предсказать, например, эффективность адаптивного обучения.

Разделение данных на обучающую и тестовую выборки – важный этап в построении модели машинного обучения. Это позволяет оценить производительность модели на новых, ранее не виденных данных. Процедура разделения данных обычно включает в себя использование обучающего набора для обучения модели и тестового набора для оценки ее производительности. Такое разделение данных на обучающую и тестовую выборки для последующей оценки производительности модели можно производить с помощью