

Из этого утверждения, в частности, вытекает, что, если  $X$  удовлетворяет указанному выше свойству, то для любого разбиения  $X = X_1 \cup X_2$  справедливо

$$\min\{\mu(GX_1), \mu(GX_2)\} \leq \mu(GX) \leq \max\{\mu(GX_1), \mu(GX_2)\}.$$

**Заключение.** Основным результатом данной работы является определение меры сходства множества элементов изображения, параметризованное группой преобразований. Выбирая в качестве группы группу отражений или вращений изображений, мы получаем определение для соответствующего типа симметрий.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Henk J. A.M. Heijmans and Alexander Tuzikov. Similarity and Symmetry Measures for Convex Shapes Using Minkowski Addition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(9):980-993, 1998.*
2. *D. Geiger and T. Liu and A. Yuille. Segmenting by seeking the symmetry axis. 1998.*
3. *Stephane Derrode and Faouzi Ghorbel. Shape Distance For Rotation Estimation And Rotational Symmetry Detection In Gray-Level Images.*
4. *Tat-Jen Cham and Roberto Cipolla. Skewed symmetry detection through local skewed symmetries. BMVC 94: Proceedings of the conference on British machine vision (vol. 2), pages 549--558, Surrey, UK, UK, 1994. BMVA Press.*
5. *V. Di Gesu and C. Valenti. The Discrete Symmetry Transform in computer vision. 1995.*
6. *Ming Li and Xin Chen and Xin Li and Bin Ma and Paul Vitányi. The similarity metric. SODA '03: Proceedings of the fourteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms, pages 863-872, Philadelphia, PA, USA, 2003. Society for Industrial and Applied Mathematics.*
7. Горбань А.С., Каркищенко А.Н. Инвариантные характеристики в задачах обнаружения симметрии изображений // Вторая Международная конференция «Системный анализ и информационные технологии» САИТ-2007 (10-14 сентября 2007г., Обнинск, Россия): Труды конференции. 2:210-212, 2007.

УДК 519.712.2

Л.А. Гладков, Н.В. Гладкова

#### НОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ АНАЛИЗА И ИЗВЛЕЧЕНИЯ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ ГИБРИДНЫХ МЕТОДОВ\*

В настоящее время проблемы повышения качества и сложности создаваемых автоматизированных устройств и систем в различных областях науки и техники связывают с возможностью их интеллектуализации, т.е. придания создаваемым техническим объектам и системам ряда функций обычно выполняемых человеком. Такими функциями можно считать работу по анализу и принятию решений в условиях неполной, нечеткой или противоречивой входной информации, поиск и выделение в массивах входной информации ранее неизвестных, нетривиальных, но практически полезных закономерностей, их оценка и интерпретация. В этом смысле одной из важнейших задач является создание эффективных средств обработки и интеллектуального анализа данных, извлечения знаний, а также средств поиска закономерностей для использования их в системах принятия решений.

Проблема интеллектуального анализа и извлечения знаний (Data Mining) из имеющихся массивов данных сегодня чрезвычайно актуальна. Data Mining – это

\* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (грант № 07-01-00174), РНП 2.1.2.3193, РНП 2.1.2.2238, г/б № Т.12.8.08.

процесс поддержки принятия решений, основанный на поиске в данных скрытых закономерностей [1]. Методы Data Mining дают весьма ценную информацию, однако им присущ ряд недостатков, основными из которых являются достаточно высокая стоимость, сложность подготовки данных, а также наличие на выходе большого количества недостоверных результатов.

Отличительная особенность Data Mining – это гибкое сочетание возможностей математических методов и последних разработок в области создания интеллектуальных информационных систем [1]. В Data Mining широко применяются такие инструменты как искусственные нейронные сети, кластерный анализ, байесовские сети, эволюционное программирование и генетические алгоритмы, методы визуализации данных и др.

Разработку новых теоретических и прикладных подходов к решению данной проблемы можно объединить в отдельную междисциплинарную область, в которой нашли применение некоторые аспекты других научных направлений: вычислительного интеллекта, мягких вычислений, теории баз данных и т.д. Такой междисциплинарный характер, отсутствие четких границ проблемной области, и, наконец, использование соответствующего инструментария, позволяет рассматривать данную научную задачу в качестве одного из направлений более крупной междисциплинарной научной области – искусственного интеллекта.

С концептуальной точки зрения, создаваемые получения и обработки информации можно классифицировать как смешанные искусственные системы, т.е. системы созданные человеком и объединяющие искусственные и естественные подсистемы [2].

Они также являются целеориентированными системами, т.е. системами основной функционирования которых является факторы целесообразности [3]. Как целеориентированные системы они, как правило, могут быть представлены общей схемой управления (рис. 1), состоящей из управляющей части и части, подлежащей управлению. При этом для выработки управления требуется модель системы [4].

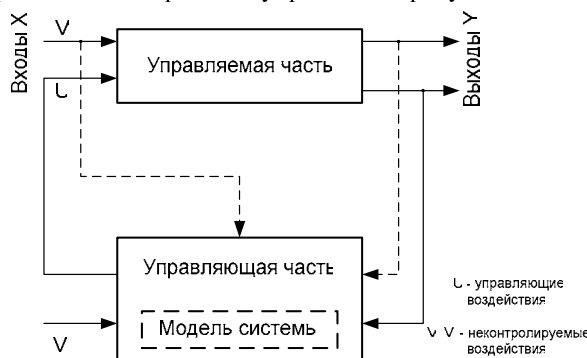


Рис. 1. Схема управления системой

Для модели системы в общем случае выход системы  $y(t)$  является реакцией на управляемые  $u(t)$  и неуправляемые  $v(t)$  входы. Данная реакция может быть представлена в виде совокупности двух процессов:

$$X^T = \{x(t)\} \text{ и } Y^T = \{y(t)\}, t \in T.$$

Безусловно данная модель представляет собой простейший вариант описания любой системы. При рассмотрении сложных современных информационных сис-

тем необходимо разрабатывать новые эффективные модели систем, адекватно отражающие моделируемые свойства.

Как уже отмечалось, одним из наиболее эффективных и распространенных на сегодняшний день инструментариев при обработке больших массивов информации являются нечеткие гибридные методы, модели и алгоритмы. К числу таких методов относятся генетические, эволюционные, бионические, адаптивные и другие методы поиска.

Модель, соответствующая уровню бионических систем может быть представлена в следующем виде [4]:

$$SYS = (GN, KD, MB, EV, FC, RP),$$

где *GN* – генетическое начало (создание стартового множества решений); *KD* – условия существования; *MB* – обменные явления (эволюционные и генетические операторы); *EV* – развитие (стратегия эволюционирования); *FC* – функционирование; *RP* – репродукция.

Как показывает практика использования различных информационных систем, разработка математически обоснованных четких моделей и методов, либо экономически неприемлемо, либо практически нереализуемо. В то же время системы, функционирующие на основе использования интегрированных, нечетких гибридных механизмов и моделей, прекрасно зарекомендовали себя при решении такого рода задач и представляют собой наиболее разумный компромисс.

В этой связи перспективным представляется использование для решения данной методов, относящихся к вычислительному интеллекту: нейронные сети и нейросетевые алгоритмы, нечеткие модели и методы, эволюционные и генетические алгоритмы. Эти технологии, с одной стороны, позволяют эффективно работать с нечеткой, плохо формализованной информацией, с другой стороны, они имеют серьезную математическую основу, обеспечивающую достаточный запас прочности. Важным фактором является также то, что технологии вычислительного интеллекта уже давно и эффективно используются при решении различных задач анализа и принятия решений в условиях нечеткой, плохо формализованной входной информации.

Интеграция различных направлений и методов вычислительного интеллекта и создание на этой основе новых гибридных технологий решения слабоформализованных задач одно из основных направлений исследований в области искусственного интеллекта. Основой для подобной интеграции является их терпимость к нечеткости и противоречивости используемых данных, гибкость и относительно низкая себестоимость [4].

Примерами таких гибридных технологий являются нечеткие нейронные сети, нечеткие генетические, эволюционные и адаптивные алгоритмы и т.д. Активная разработка новых форм и направлений подобной интеграции сейчас активно ведется как России, так и за рубежом.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Чубукова И.А. Data Mining. Учебное пособие. – М.: Интернет-Университет Информационных Технологий; БИНОМ, Лаборатория знаний, 2006.
2. Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. Введение в системный анализ. – М.: Высшая школа, 1989.
3. Прангшвили И.В. Системный подход и общесистемные закономерности. – М.: СИНТЕГ, 2000.
4. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007.