



**JOHN ATANASOFF SOCIETY
OF AUTOMATICS AND INFORMATICS**

**JOHN ATANASOFF
CELEBRATION DAYS**

International Conference

**AUTOMATICS
AND
INFORMATICS'11**

PROCEEDINGS

Published by

**JOHN ATANASOFF SOCIETY
OF AUTOMATICS AND INFORMATICS**

Bulgaria, Sofia, October 3 - 7, 2011

JOHN ATANASOFF SOCIETY OF AUTOMATICS AND INFORMATICS

Secretariat Address

Bulgaria

1000 Sofia

108 Rakovsky str.

Tel. (+359 2) 987 61 69

Fax (+359 2) 987 61 69

e-mail: sai@infotel.bg

www.sai.infotel.bg

www.sai.bg

TECHNOLOGICAL EQUIPMENT DIAGNOSTICS AND MAINTENANCE BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES

ДИАГНОСТИКА И ПОДДЪРЖАНЕ НА ТЕХНОЛОГИЧНИ СЪОРЪЖЕНИЯ, БАЗИРАНИ НА СРЕДСТВАТА НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ

N. Christova
 Н. Христова

***Химикотехнологичен и металургичен университет-София, Бул. Св.Климент Охридски 8, 1756 София, Тел (+3592) 8163134, E-mail: nikolinka@gmail.com*

Abstract: The application of Computational Intelligence (CI) in condition-based maintenance and diagnosis, in particular, plays a leading role in the technology development of Intelligent Manufacturing Systems (IMS). The ability of case-based reasoning (CBR) systems to apply cases to novel situations depends on their case adaptation knowledge. However, endowing CBR systems with adequate adaptation knowledge has proven to be a very difficult task. This paper describes implementation of the techniques of artificial intelligence – such as fuzzy logic, neural networks, genetic algorithms in the CBR systems. It shows how this approach provides a framework for acquiring flexible adaptation knowledge from experiences with autonomous adaptation and suggests its potential as a basis for acquisition of adaptation knowledge from interactive user guidance. It also presents the benefits of the approach and comparing the relative contributions of case learning and adaptation learning to reasoning performance.

Key words: Diagnosis, Maintenance, Artificial Intelligence, Case Based Reasoning (CBR)

ВЪВЕДЕНИЕ

Системите за мониторинг и диагностика на машините и съоръженията в индустрията осигуряват значително намаляване на разходите за експлоатация, поддържане и ремонт чрез редуциране на времето за непланирани спирания и престои, а също така и подобряване на мениджмънта, надеждността и безопасността. От особено значение е откриването и/или диагностицирането на потенциални проблеми и осъществяването на подходящи мерки за предотвратяването им, за да се избегнат сериозни последици като аварии и прекъсвания на работата.

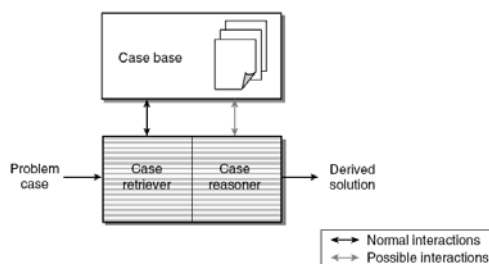
Методът на прецедентите (Case-Based Reasoning – CBR) е широко използвана техника в системите за вземане на решение [1, 19, 21], посредством която се намират решения за нови проблеми, базирайки се на предишни случаи (прецеденти) с известни решения.

Обект на настоящото изследване е представяне на възможностите и ползите от интегрирането на средствата на изкуствения интелект [2, 6, 8, 17] в системите за диагностика и поддържане на технологични съоръжения, базирани на метода на прецедентите.

Комбинирането на два или повече различни методи за решаване на проблемите и за представяне на знание е област в изкуствения интелект с много активни изследвания. Целта е да се създадат комбинирани формализации, които съчетават предимствата на всеки един от техните компоненти. Счита се, че сложните проблеми биха могли лесно да се решат с използването на хибридни или интегрирани подходи. Ефективността на различни такива подходи е демонстрирана в редица области на приложение [3, 5, 26, 28, 35, 36].

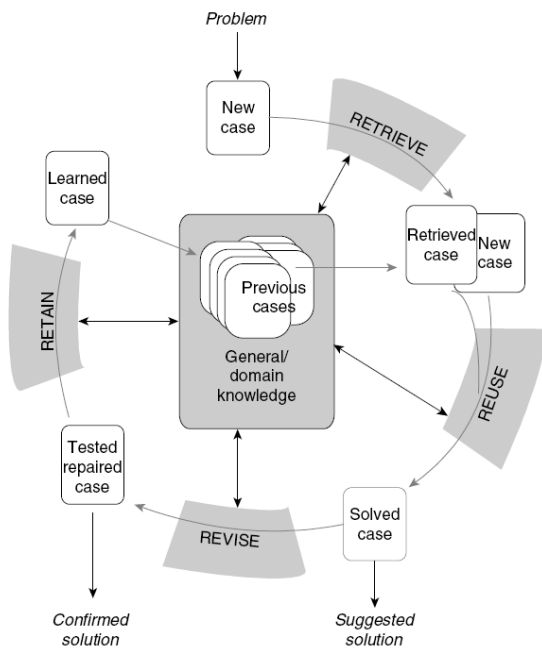
ПОСТАНОВКА НА ЗАДАЧАТА – ОСНОВИ НА CBR

Първите публикации по Case-Based Reasoning (CBR) са в края на 70-те и началото на 80-те години на миналия век. Представените в [33] структури, наречени MOPs (memory organization packets), организират и съхраняват обобщеното знание и те са предшествениците на CBR системите. В [21] са описани първите приложения и реализации на такива системи. Тук е представена и първата комерсиална CBR система (PRISM), която е свързана с финансовите телекси в банковата система. На Фиг. 1 е илюстрирана обобщената схема на системите, базирани на метода на прецедентите.



Фиг.1. Обобщена схема на CBR системите

В тези системи в т.нар. база-прецеденти или библиотека-прецеденти (case base) се съхраняват множество предишни ситуации (проблеми) с техните решения, които се използват за определянето на решение за подобен нов проблем [21, 24, 25]. Когато на входа на системата постъпи нов проблем (case), който трябва да бъде решен, се изпълнява процедура от четири фази, известна като класически CBR цикъл (CBR cycle) (Фиг. 2) [1, 21].



Фиг.2. CBR цикъл

CBR цикълът включва следните фази: (i) retrieve, (ii) reuse, (iii) revise и (iv) retain.

- Фазата *retrieval* извлича от базата-прецеденти най-близките до новия прецедент съхранени прецеденти. За тази цел се използват схеми за индексация и метрики за близост (подобие) [1, 21].
- *Reusing* – директно използване или интегриране на решенията на извлечените от предишната фаза прецеденти. Ако е необходимо решенията им се адаптират, за да се предложи решение, съобразено с формулирания целеви проблем [27].
- *Revising* – проверка на коректността и полезността на решението, генерирано на предишния етап.
- *Retaining* – запазване на новото решение в базата прецеденти като нов прецедент за бъдещо използване, ако новото придобито знание е значимо.

Основните предимства на метода на прецедентите са:

- осигурява гъвкавост при моделиране на знанието
- способност за изразяване на специфицирано знание
- естеството на представяне и описание на проблемите и решенията с прецеденти
- детерминираност и автономност на прецедентите
- лесно придобиване на знание – редуциране на задачата за придобиване на знание
- възможност за боравене с непълни и неточни данни и концепции
- приложение към проблеми, които са непълно дефинирани, при непредвидени (случайни) или липсващи стойности за входовете
- избягване повтарянето на минали грешки
- способност за анализ и правене на изводи
- разширяване към много различни цели и към по-широк обхват на областите на приложение.

Съществуват и някои недостатъци на CBR системите като: неспособност за изразяване на обобщено знание, трудности при извличане на знание при липса или ограничен (недостатъчен) обем от данни за разглежданата област; проблеми при извличането и адаптацията на прецедентите, осигуряване на обяснения за всички стъпки в процедурата.

Тези слабости и проблеми биха могли да се преодолеят с интегрирането на интелигентни техники и процедури в CBR системите.

ИЗПОЛЗВАНЕ НА СРЕДСТВАТА НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ В CBR СИСТЕМИТЕ

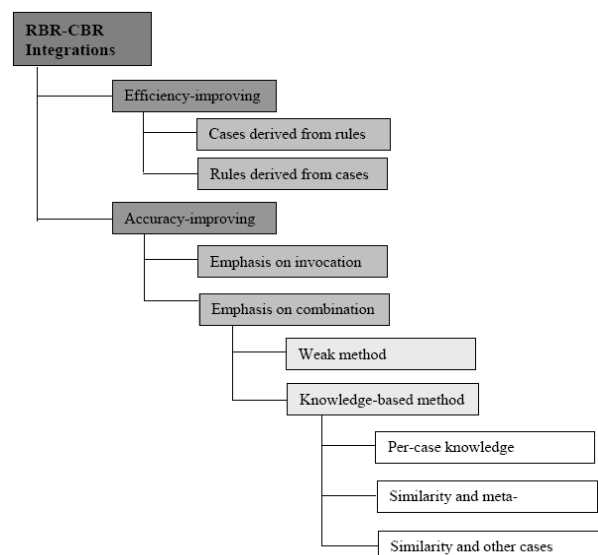
По-долу ще бъдат представени възможностите за приложение на средства и техники на изкуствения интелект в CBR системите, включващи:

- Размита логика (Fuzzy Logic – FL)
- Невронни мрежи (Neural Network theory – NN)
- Еволюционни алгоритми (Evolutionary Computing – EC)
- Rough Set Theory [30, 31, 34] и други.

- *Комбиниран подход с представяния на базата на правила (rule-based) и на базата на прецеденти (case-based)*

Един от популярните типове комбинации е подходът, съчетаващ Rule-Based Reasoning (RBR) и Case-Based Reasoning (CBR), който създава формализми за съвременното представяне на знанието [7, 11, 12, 13, 24]. Ефективността на тези подходи се обуславя от факта, че правилата и прецедентите са допълващи се при представяне на областите на приложение и решаваните проблеми. Правилата преставят обобщеното знание за областта, докато прецедентите представят специфичното знание. Ето защо комбинацията на двата подхода е естествена и полезна.

В [11] е предложена схема за категоризация (Фиг. 3), т.е. схема за класифициране на комбинациите, базирани на правила и базирани на прецеденти. Тази схема прави базовото разграничаване на подходите, подобряващи ефективността на изпълнението и тези, подобряващи точността.

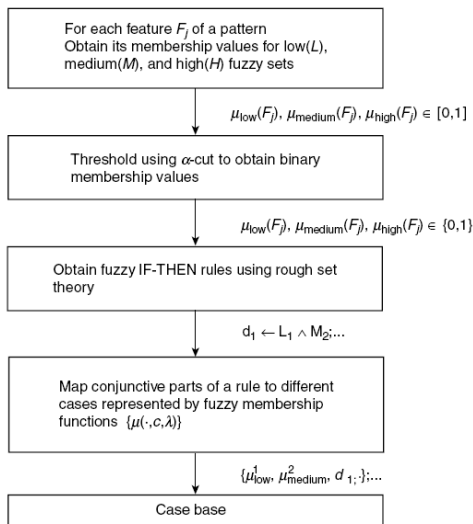


Фиг.3. Схема за категоризация [11]

Подобни схеми за категоризация са използвани за класифициране и на други интелигентни методи – такива като невронни мрежи и размита логика [13, 28] или невронни мрежи и символни правила [6, 13], които са представени по-долу.

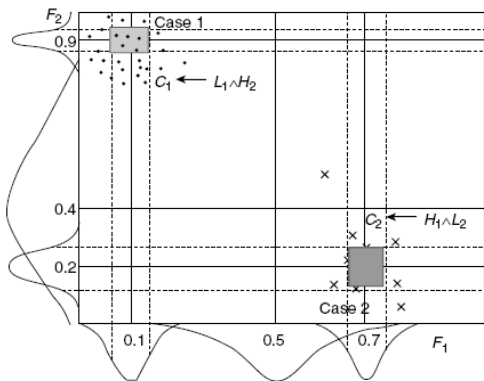
■ *Използване на размита логика в CBR системите*
 В контекста на CBR размита логика (FL) [15, 20, 32, 35] се използва в етапите *индексиране* и *извличане* (търсене) на прецеденти. Размитата логика се използва при определяне на мярката за близост (подобие) на прецедентите.

Алгоритъмът за генериране и извличане на прецеденти, базиран на размита логика, е показан на Фиг. 4.



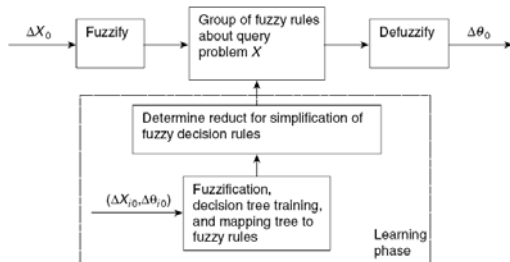
Фиг. 4. Извличане и генериране на прецеденти [27]

Размита логика (FL) (продукционни правила) се използва при адаптацията на прецедентите. Напр. извличане на размити продукционни правила при изследване на библиотеката от прецеденти и определяне на подобие между формулирания проблем и характеристиките на решенията за прецедентите (Фиг.5).

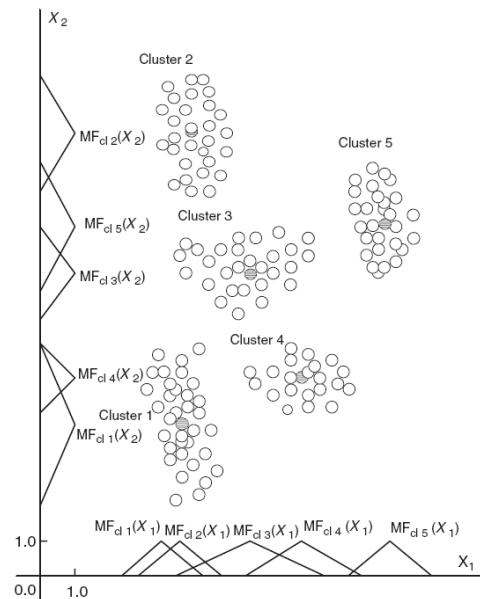


Фиг. 5. Извличане на размити правила и генериране на прецеденти [27]

На Фиг.6 и Фиг.7 е илюстрирано как на етапа на извличане на прецеденти с използването на размита логика се определя мярката за близост (подобие) на прецедентите чрез класификация и клъстеризация.

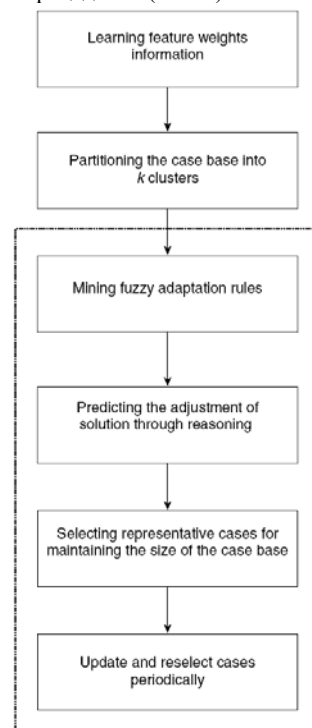


Фиг.6. Адаптация на прецедентите с размито дърво на решенията



Фиг.7. Клъстеризация с Fuzzy c-means (FCM) алгоритъм

В [30] е предложена методология за създаване и поддържане на базата прецеденти (Фиг.8).



Фиг.8. Поддържане на базата прецеденти [30]

Ползи от използването на размита логика:

- Числовите характеристики се представят с лингвистични променливи (функции на принадлежност) за по-лесно сравнение
- Размитите множества позволяват многократно индексване (multiple indexing) за един прецедент с различни степени на принадлежност
- Размитата логика улеснява трансфера на знание за различни области
- Размитите множества, използвайки изменящи се показатели, повишават гъвкавостта на процеса на извличане на прецеденти.

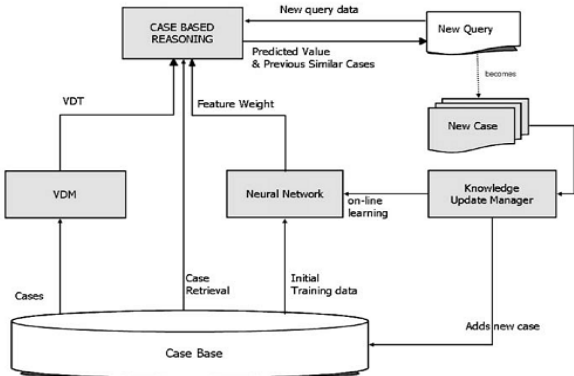
■ *Използване на невронни мрежи в CBR системите*

Невронните мрежи (NNs) се използват в системите за CBR [13, 22, 29, 35] като интегриращ подход: отделните компоненти на ANN имат специфични цели (обекти) – такива като *класификация* и *наслаждане (pattern matching)*.

NN се справят много добре при *непълни и неточни входни данни*, което е от голяма полза за много области, при които понякога част от характеристиките са важни за един нов прецедент, докато останалите характеристики са с много малко влияние (значение) (Фиг.9). Областите, при които се използва CBR, са обикновено сложни (комплексни). Класификацията на всяко ниво изисква използването на многослойни невронни мрежи.

Друга възможност за използване на ANNs е за извличане на прецеденти, когато всеки изходен неврон представлява един прецедент.

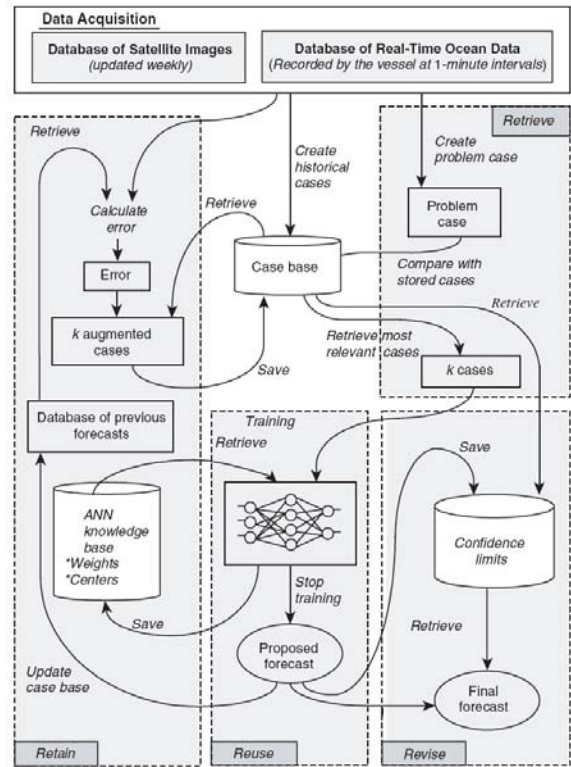
Хибридни CBR и NN са много често архитектурата, която се прилага при комплицирани проблеми. Първоначално знанието се извлича от невронна мрежа и представено в символни структури се използва по-късно от други компоненти на CBR. В [22] е предложена хибридна CBR система, използваща радиално-базисни невронни мрежи (RBFANN) при адаптацията на прецедентите (Фиг.10).



Фиг.9. Комбинация от CBR и NN

Невронните мрежи се използват за представяне на знания – формира се т. нар. невронно правило (Фиг. 11) – комбинация от символни правила и невронна мрежа [13]. По този начин се намалява до минимум броят на нужните експертните оценки.

Видът на едно невроправило е показан на Фиг.11(a). За всяко условие C_i е определен коефициент sf_i , обозначен като *фактор на значимост (significance factor)*. Освен това на всяко едно правило е определен коефициент sf_0 , наречен байесов фактор (*bias factor*). Самото невроправило се разглежда като елемент с входове C_i ($i=1, \dots, n$), които са условията на правилото с тегловни коефициенти на значимост (Фиг.11(b)). Изходът на правилото D представя решението.



Фиг.10. CBR система, използваща RBFANN [22]

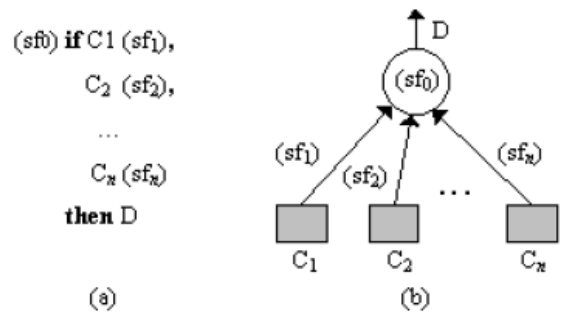
Общият синтаксис на невроправилата има следния вид:

<състояние> ::= <променлива> <твърдение> <стойност>

Твърденията могат да бъдат числени ($>$, $<$, $=$) или символни (e , ne e). Активирането на невроправило се определя по формулите:

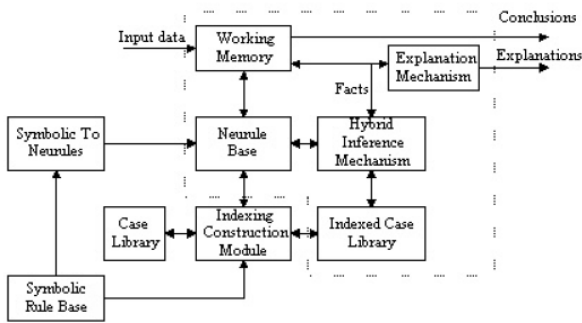
$$D = f(a) \quad a = sf_0 + \sum_{i=1}^n sf_i C_i \quad f(a) = \begin{cases} 1, & a \geq 0 \\ -1 & \end{cases}$$

Ако $D = 1$ – невроправилото се запалва, ако $D = -1$ – се блокира.



Фиг.11. Формиране на невронно правило

Схемата на хибридна система, използваща подход за интегриране на невроправила в CBR [11, 13], е представена на Фиг. 12.

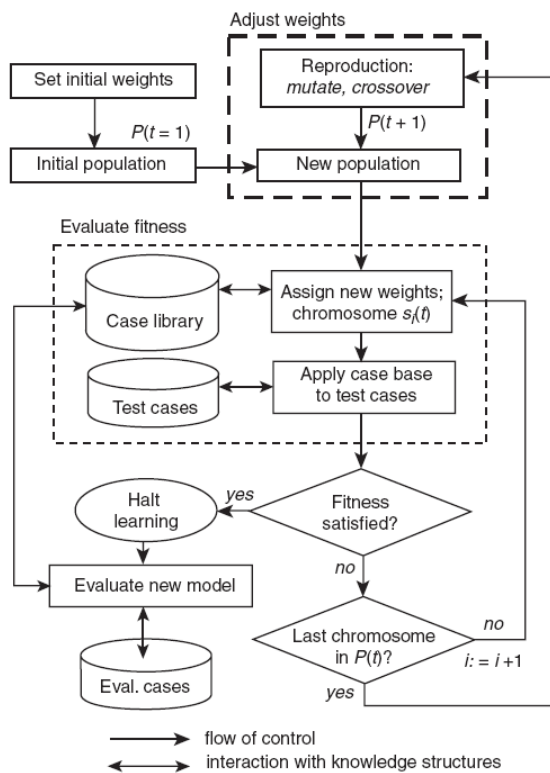


Фиг. 12. Хибридна CBR система [13]

Ползите от използването на NN са при извличането на прецеденти, защото този процес е всъщност наслагване (съпоставяне) на шаблони (matching of patterns): Текущият прецедент (шаблон) се припокрива от един или няколко вече съхранени (известни) прецеденти (шаблони).

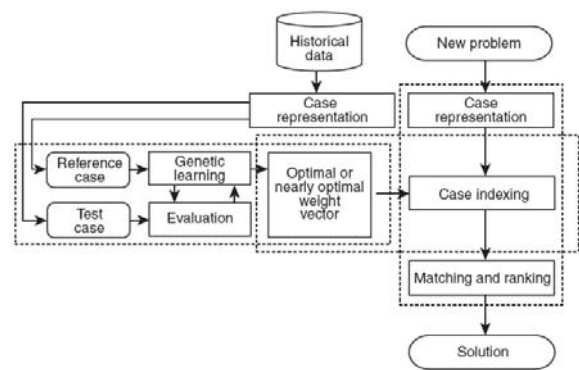
■ *Интегриране на генетични алгоритми в CBR системите*

Генетичните алгоритми (GAs) [10] са адаптивни техники, използвани при решаване на проблемите на търсене и оптимизация. Едно от най-популярните приложения на GAs в системите за CBR [14, 25, 35] е при дефинирането на локални и глобални тегловни коефициенти на характеристиките на прецедентите. Тези тегловни коефициенти индикират значението (важността) на характеристиките в един прецедент по отношение на характеристиките на решението. Информацията за тези тегла може да подобри проектирането и разработването на методите за извличане и точността на CBR системата. Илюстрация на този подход е представена на Фиг. 13.



Фиг. 13. CBR с GAs [14]

Структурата на CBR система с имплементирането на генетични алгоритми е представена на Фиг. 14.



Фиг. 14. Хибридна GA-CBR система [25]

ИЗВОДИ

Като обобщение, някои от задачите в четирите основни елементи на CBR цикъла, при които могат да се приложат техники на изкуствения интелект, са:

- *Retrieve*: индексирание, клъстеризация и класификация на прецедентите с използване на развита логика (*fuzzy indexing, connectionist indexing, fuzzy clustering and classification of cases*); невро-развита техника за оценка на подобие (близостта) на прецедентите; генетични алгоритми за определяне на подобие на прецедентите; вероятностни и/или Байесови модели за селекция на прецедентите; размити правила за case-based inference; извличане (търсене) на прецеденти с FL; определяне на тегловните коефициенти на прецедентите с FL; rough set базирани методи за извличане на прецеденти.
- *Reuse*: повторна употреба на прецеденти чрез интерактивен и conversational fuzzy reasoning; придобиване на знание за повторна употреба на прецедентите, невро-развити подходи за повторна употреба на прецедентите.
- *Revise*: адаптация на прецедентите, използвайки NN и еволюционни подходи; добиване на адапционни правила с прилагане на *rough set theory*; извличане на знание за адаптация на прецедентите с използване на развита логика (FL) (продукционни правила).
- *Retain*: премахване на излишните прецеденти с използване на размити правила; определяне на достъпа и обхвата на прецедентите с използване на NN и *rough set theory*; определяне на базирана на прецедентите компетенция, използвайки размити интегрални.

Могат да се прилагат, както индивидуални техники, така и комбинация от средства на изкуствения интелект.

Използването на интегрирани интелигентни системи за диагностика и поддръжане на технологичните съоръжения значително повишава ефективността на експлоатацията и мениджмънта на индустриалните предприятия.

БЛАГОДАРНОСТ

Изследванията са финансирани от Фонд “Научни изследвания” (Ф“НИ”) към Министерството на образованието, младежта и науката по проект „Предсказващо поддръжане на технологични съоръжения въз основа на диагностика и анализ на риска” № ДВУ-10-0267/10.

ЛИТЕРАТУРА

1. Aamodt, A. and Plaza, E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches, *Artificial Intelligence Communications*, vol. 7, no. 1, pp 39-59, 1994.
2. Amit Konar, *Computational Intelligence: Principles, Techniques and Applications*, Springer, New York, 2005.
3. Bittencourt, I. I., M. Tadeu and E. B. Costa, Combining AI Techniques into a Legal Agent-based Intelligent Tutoring System, in *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering (SEKE- 2006)*, pp. 35-40, 2006.
4. Branting, L.K., A Reduction-Graph Model of Precedent in Legal Analysis, *Artificial Intelligence*, 150(1-2), pp. 59-95, 2003.
5. Chan, F. T. S., Application of a Hybrid Case-Based Reasoning Approach in Electroplating Industry, *Expert Systems with Applications*, 29(1), pp. 121-130, 2005.
6. D'Avila Garcez, A.S., K. Broda, D. M. Gabbay, *Neural-Symbolic Learning Systems: Foundations and Applications, Perspectives in Neural Computing*, Springer-Verlag, 2002.
7. Dzeng, R-J., H-Y. Lee, Critiquing Contractors' Scheduling by Integrating Rule-Based and Case-Based Reasoning, *Automation in Construction*, 13, pp. 665-678, 2004.
8. Fakhreddine, O. Karray & Clarence De Silva, Soft Computing and Intelligent Systems Design, *Pearson Education*, pp. 126-128, 2009.
9. Gallant, S. I. *Neural Network Learning and Expert Systems*. MIT Press, 1993.
10. Goldberg, D.E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, Massachusetts, 1989.
11. Golding, A.R., Rosenbloom, P.S.: Improving accuracy by combining rule-based and casebased reasoning. *Artificial Intelligence* 87 (1996) 215-254.
12. Hanemann, L., A Hybrid Rule-Based/Case-Based Reasoning Approach for Service Fault Diagnosis, in *Proceedings of the 2006 International Symposium on Frontiers in Networking with Applications, in conjunction with the 20th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications*, Vienna, Austria, April, 2006.
13. Hatzilygeroudis, I. and J. Prentzas, Integrating (Rules, Neural Networks) and Cases for Knowledge Representation and Reasoning in Expert Systems, *Expert Systems with Applications*, 27(1), pp. 63-75, 2004.
14. Inazumi, H., Suzuki, K. and Kusumoto, K. A New Scheme of Case-Based Decision Support Systems by Using DEA and GA Techniques, *Proceedings, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Tokyo, Japan, vol. 3, pp 1036-1041, 1999.
15. Jacyński, M. and Trousse, B. Fuzzy Logic for the Retrieval Step of a Case-Based Reasoner, *Proceedings Second European Workshop on Case-Based Reasoning*, pp 313-322, 1994.
16. Jakobson, G., J. Buford, and L. Lewis, Towards an Architecture for Reasoning about Complex Event-Based Dynamic Situations", in *Proceedings of the Third International Workshop on Distributed Event Based Systems, in conjunction with the 26th International Conference on Software Engineering*, May 2004, IEE.
17. Jang, J.-S.R, C.-T. Sun & E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing, *PHI*, pp. 47-64, 2005.
18. Jarmulak, J., Craw, S. and Rowe, R. Self-Optimising CBR Retrieval, *Proceedings, 12th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, Vancouver, BC, Canada, pp 376-383, 2000.
19. Jarmulak, J., E.J.H. Kerckhoffs and P.P. Van't Veen, Case-based Reasoning for Interpretation of Data from Non-Destructive Testing, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 14, pp. 401-417, 2001.
20. Khoshgoftaar, T.M., L.A. Bullard and K. Gao, Detecting Outliers using Rule-Based Modeling for Improving CBR-Based Software Quality Classification Models, in *Proceedings of the Fifth International Conference on Case-Based Reasoning, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2689, pp. 216-230, Springer-Verlag, 2003.
21. Kolodner, J., *Case-Based Reasoning*, Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, 1993.
22. Kuncicky, D. C., S. I. Hruska, R. C. Lacher, Hybrid Systems: The Equivalence of Expert System and Artificial Neural Network Inference, *International Journal of Expert Systems*, 4(1), pp. 281-297, 1992.
23. Lee, J.K., N. Lee, Least Modification Principle for Case-Based Reasoning: A Software Project Planning Experience, *Expert Systems with Applications*, 30(2), pp. 190-202, 2006.
24. Ligeza, A., Logical Foundations for Rule-Based Systems, *Studies in Computational Intelligence*, vol. 11, Springer-Verlag, 2006.
25. Macdonald, R., Transforming heuristics into cases: an evolutionary approach to the construction of multi-criteria decision support systems, University of Glasgow, Glasgow, Scotland, (<http://www.mcg.gla.ac.uk/staff/roby/wec2.html>).
26. Medsker, L.R., *Hybrid Intelligent Systems*, Kluwer Academic Publishers, 1995 (second printing 1998).
27. Mitra, R., J. Basak, Methods of case adaptation: A survey, *International Journal of Intelligent Systems*, 20(6), pp. 627-645, 2005.
28. Nauck, D., F. Klawonn and R. Kruse, *Foundations of Neuro-Fuzzy Systems*, John Wiley and Sons, 1997.
29. Neagu, C.-D., Palade, V. Modular Neuro-Fuzzy Networks Used in Explicit and Implicit Knowledge Integration, *Proceedings of the 15th International FLAIRS Conference (FLAIRS-02)*, AAAI Press, 277-281, 2002.
30. Pal, S.K, and P. Mitra, Case Generation using Rough Sets with Fuzzy Representation, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 16, March 2004.
31. Pawlak, Z., *Rough Sets, Theoretical Aspects of Reasoning about Data*, Dordrecht: Kluwer Academic, 1991.
32. Sarkar, S. and S. Karforma, An Assessment Evaluator Using Fuzzy Distance Approach, *International Journal of Computer Engineering and Information Technology*, Spring Edition, 2009.
33. Schank, R., *Dynamic Memory: A Theory of Learning in Computers and People*, Cambridge University Press, 1982.
34. Slowinski, R., Rough Set approach to decision analysis, *AI Expert*, 10:18-25, 1995.
35. Vachtsevanos, G., F. Lewis, M. Roemer, A. Hess, B. Wu, *Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems*, John Wiley, New York, 2006.
36. Wang, H-C., H-S. Wang, A Hybrid Expert System for Equipment Failure Analysis, *Expert Systems with Applications*, 28, pp. 615-622, 2005.