

Instituto de Ciências Matemáticas de São Carlos

ISSN - 0103-2569



DEDALUS - Acervo - ICMC



30300046472

**A HYBRID SYSTEM INTEGRATING
NEURAL NETWORK AND CASE-BASED
REASONING FEATURES**

**MARKO FABIUNKE
GERD KOCK
CLAUDIA MILARÉ
ANDRÉ PONCE DE LEON DE CARVALHO**

Nº 56

RELATÓRIOS TÉCNICOS DO ICMSC

São Carlos
Mai./1997

Class.	RT.SCC-mo56
Cutter	E121 R2
	21
Tombo	21.561
Sysno	1587067

A Hybrid System Integrating Neural Network and Case-Based Reasoning Features

Marko Fabiunke
Gerd Kock
GMD FIRST Berlin
Berlin, Germany

Claudia Milaré
André Ponce de Leon de Carvalho
LABIC - ICMSC - University of São Paulo at São Carlos
São Carlos, SP, Brasil

Abstract

Hybrid intelligent systems is a current research issue in the Artificial Intelligence community, where several attempts have been made to achieve the integration of symbolic and connectionist techniques. Among these attempts, a number of approaches for the integration of Artificial Neural Networks and Case-Based Reasoning have been presented. This paper proposes an hybrid intelligent system which integrates Artificial Neural Network and Case-Based Reasoning characteristics. This system aims to control the quality of water distributed by a water treatment plant.

1 Introduction

Water treatment has always been an important issue, specially when the water is used for public supply. In several parts of Europe, water distribution system built by the roman empire prove this statement. Water treatment is become even more necessary today, with the ever growing pollution caused by the world *prosperity*. In order to avoid health and environmental problems, it is necessary to provide techniques for Water Quality Control, WQC, which must be implemented in a very efficient and responsible way. The inappropriate working condition of an water treatment plant may lead to both social and biological problems. Inadequately treated water can have serious consequences to the human beings and to the environment.

The water quality is represented by a set of measures, of physical, chemical and biological nature. The maintenance of these features inside certain limits will be directly related to its proposed use. These limits constitutes the criteria used to define the water quality. The Health World organization proposes three basic forms to obtain water quality data:

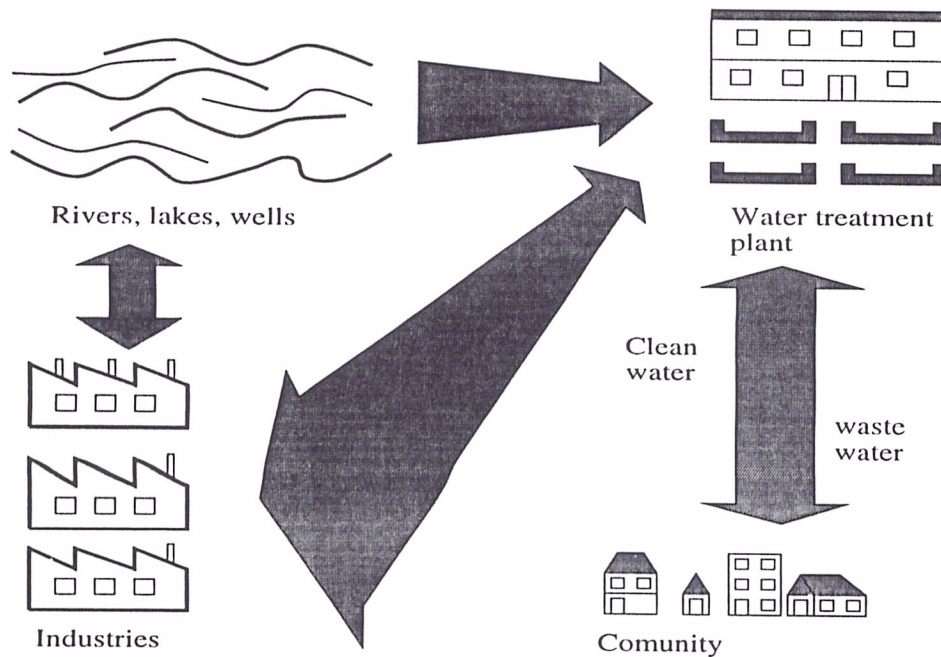


Figure 1: Water cycle

- Monitoring
- Vigilance
- Special studies

Monitoring involves a systematic collecting of data at selected sample places, in order to follow the evolution of the water quality conditions over time, generating time series data. Vigilance implies a continuous evaluation of the water quality. It aims to detect instantaneous changes in order to allow immediate actions to overcome or reduce the problem. One of these actions could be to suspend the caption of water for public supply. The special study is carried out to attend necessities of a particular study. It is employed generally during intensive short duration campaigns.

As can be seen in Figure 1, the water goes through different stages, during its use cycle. The treatment can be carried out either in an water treatment station or inside a industry. The treatment may involve either wastewater, where it is carried out in a sewage plant, or natural water which may come from rivers, lakes, wells, etc.. The control of this treatment may be implemented at three different levels:

- Potability control
- Control of the operation quality
- Control of the efficiency of the production system

After the choice of one of the evaluation methods and the level mentioned before, the following aspects must be considered to provide an effective WQC:

- Definition of the sampling goals

- Definition of the type of sampling to be carried out
- Parameters and collect places selection
- number of samples and sampling frequency
- Selection of the analytical methods

The system proposed in this paper will be concerned with the first item, patability control. For such, an hybrid intelligent system with Artificial Neural Networks, ANN, and Case-Based Reasoning, CBR, features will be presented together with a schedule for the development and testing of the system.

2 Previous approaches for WQC

A number of different approaches have been proposed to provide automatic water or wastewater treatment control using conventional computing methods based on Statistical techniques, Knowledge Based Systems, ANN, CBR and hybrid intelligent systems. Mukherjee at all [1] propose a method to analyse water quality using image processing. This method is limited to biological pollution. Balanche at all. [2, 3] obtained very good results method using an expert system with approximated reasoning. It is worthy to mention that the data set used in this system was made public domain. Mpé at all. [4] used a Kohonen network for monitoring the water. In [5], Krovvidy and Lee present a case-based system for waste water treatment to define the optimal sequence of process to achieve the best reduction of contaminants at minimal cost. At another paper [6], he same authors proposes an hybrid intelligent system composed by a heuristic search procedure, a Hopfield network and CBR to design waste water treatment plants. The following section will describe the approach proposed by this report.

3 Proposed approach

This section presents the approach chosen to WQC which combines ANN with CBR in a hybrid intelligent system. The central idea of these combinations is that each technique compensates for the other weakness. The first two subsections briefly describe ANN and CBR. The next subsection discuss how these two techniques are being combined. Finally, it is shown a proposal to combine these techniques in an hybrid intelligent system for WQC.

3.1 Artificial Neural Networks

A large number of complex tasks that a human being can perform with apparent ease are not so easily performed by computers using traditional algorithmic methods. It is expected that these tasks might be better carried out by computers whose structure and processing operations are similar to those found in the brain, which is the case for ANN [7].

ANN are highly parallel distributed systems composed of simple neuron-like processing units, disposed in one or more layers. There are a large number of weight connections between the neurons. These weights encode the knowledge of a ANN and are used to define the influence of each input received by a neuron on its output. The output of a neuron is usually the result

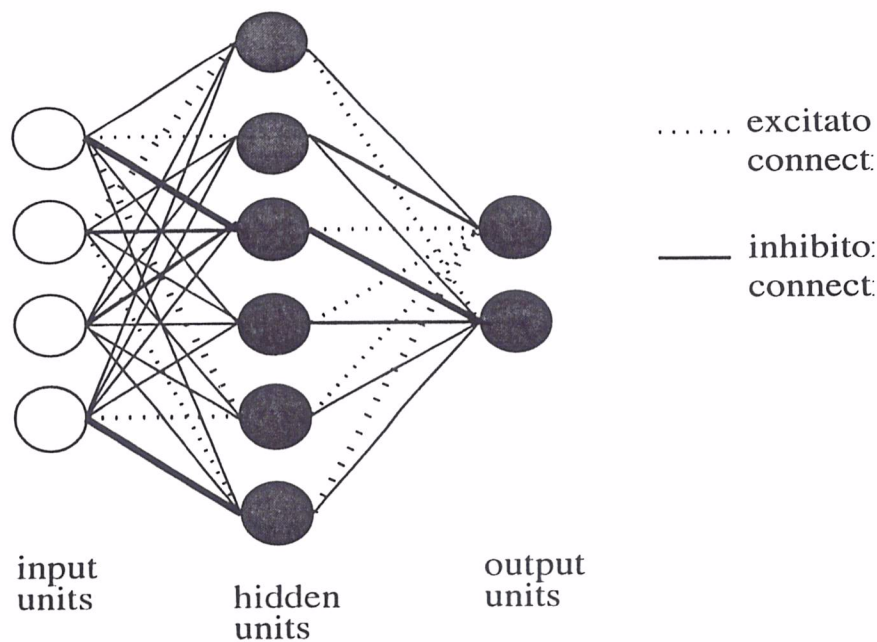


Figure 2: Neural network architecture

of an activation function applied to the weighted sum of its inputs. Figure 2 shows a typical ANN architecture.

One of the main features of ANN models is their ability to learn by examples which means that they do not need to be explicitly programmed to perform a given task. For such, the network need to be trained with a set of representative examples of the task it has to accomplish. After trained, the network must be able to generalize what it has learned to similar situations. This ability will allow the correct recognition of patterns similar to those found on the training set. ANN systems have been successfully applied to several practical problems, such us: pattern recognition, dynamic systems control and prediction [8].

3.2 Case-based reasoning

CBR [9] is an approach to problem using previously cases of similar problems which have already been solved. Different from expert systems, the previous experience is more important than the general knowledge on the problem, i.e., this method understands and solves new problems using old knowledge or experience through an analogy process.

Due to its simplicity, CBR is a very useful method for the design of intelligent systems. Its basic idea is that solving problems using past relevant cases is an approach very natural to human beings. It is the process normally used by specialists to solve a new problem in a fast and safe manner. Thus, the power of this technique comes from its ability to retrieve relevant cases fastly and accurately from its memory. CBR has been successfully used in several domains, like: diagnosis, prediction, control and planning [9].

Using CBR generally means adapt old solutions to attend new necessities, using past cases to explain new situations, use previous experience to criticize new solutions; or reasoning from precedents to interpret a similar situation [10]. According to Kolodner [9], a typical CBR

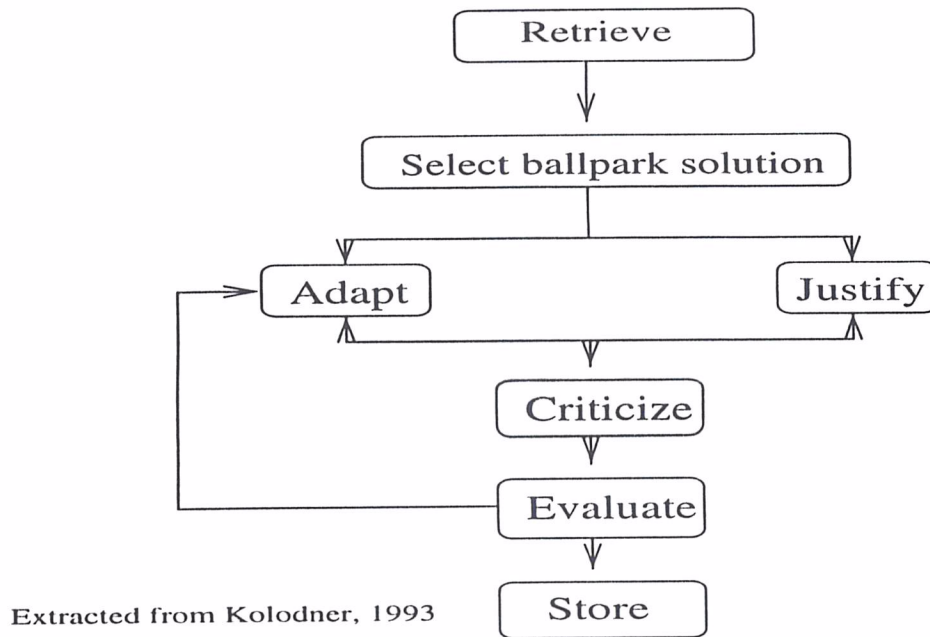


Figure 3: CBR cycle

system usually comprehends five process:

- Case representation
- Case indexing
- Storage and retrieval of cases
- Adaptation of cases
- Evaluation and repairing of cases

Figure 3 shows how these processes are connected in a CBR system and Figure 4 illustrates these process using a conventional library as a CBR system.

4 Case Based Reasoning and Neural Networks

Integration of CBR with other reasoning techniques, among them ANN, have been investigated by a number of researchers [5, ?, ?]. This integration can be achieved either through the division of tasks between the CBR and the ANN or the design of an intelligent architecture combining ANN and CBR features. For the first case there are, According to [11], four approaches which generalizes the different paradigms used to integrate CBR with other reasoning methods:

- **Central Control**, where the CBR and the other technique are controlled by a central device.
- **Distributed Control**, where the control is divided between the two techniques.

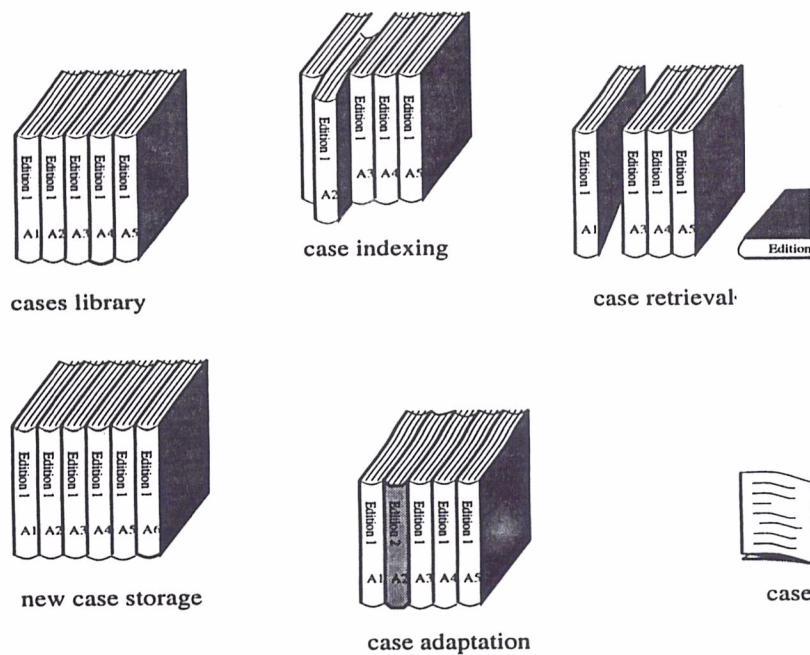


Figure 4: Example of CBR system

- **CBR dominant**, where the control is biased towards the CBR component.
- **CBR non-dominant**, where the control is biased towards the other component.

In most of proposals of integration of ANN with CBR, the ANN has been used for case matching and recovering of tasks. For such, they look for patterns of similarity between cases. Other proposals involve the network in the reasoning process by extracting its knowledge to support the reasoning.

Using the network in the index system has the disadvantage that the network may need to be retrained every time new case is added to the case base. however, incremental learning can be used order to train the network only with the new cases. Another alternative is to use the network for case acquisition. In this case, the network can be trained with representative real samples of the problem to be solved. Afterwards, rules could be extracted from the ANN to build the case base. Adaptation would be achieved by retraining the network. Next a few works where ANN and CBR are combined will be presented.

4.1 Previous combinations

Reatenagui at all. [12] extract knowledge from an ANN to learn similarity patterns among cases in a CBR system to diagnosis the psychological condition heart transplant candidates. The implicit knowledge stored in the network is extracted and symbolically interpreted. In a second step, it is stored in a structured called *diagnosis descriptors* which is then used to guide the reasoning process in the CBR system. They claim that besides past experiences, general knowledge plays an important role in CBR systems.

To build the base of cases, graphs illustrating the relevance of possible combinations of characteristics, given by specialists for each considered diagnosis were collected. These graphs

were compared with the knowledge stored in the descriptors and it was found that the kind of information stored in the descriptors is, for several situations, different from knowledge represented in the specialists graphs. However, when used in a real situation, the representation given by the specialists achieves a lower correct recognition rate than the representation given by the computer. In this system, the ANN plays the following roles:

- Represent and points the most important features for the identification of the diagnosis.
- Associate the diagnosis with previous relevant experiences.

At another work from the same authors, [11], ANN and CBR are combined to in a system classify credit card transactions. In this work, while the CBR system uses specific cases to determine when a transaction can be accepted or refused, an ANN recognise general patterns of behaviour for both the correct and incorrect use of credit cards and uses this knowledge to classify the task (operation). A prototype of this hybrid system has been implemented and presented a good performance: 89% of the cases were correctly classified, 5.3% had wrong classifications and in 5.7 of the cases the system did not classify the transaction.

Malek, in [13], proposes a simple indexing technique using a two levels hierarchical memory of cases. The lower level contains cases organized in groups of similar cases. The higher level has prototypes, each representing a group of cases. This level is used to index the system. An incremental prototype-based ANN is used to build this index system based on prototypes. In this neural architecture, each processing unit corresponds to a prototype. This system was compared to two other inductive indexing methods, C4.5 and ID5R, and was shown to achieve better correct generalizations. Other advantage in use the connectionist approach are the reduction of the recovery time, due to a smaller number of prototypes and the simplification of new cases learning, once it is only needed to modify a neural unit (prototype).

Krovvidy and Lee present in [6] an wastewater treatment system using CBR and NN. this model the CBR component gives the initial state for a Hopfield network which is then used to suggest an optimum the sequence of process (treatment chain) to treat wastewater. The CBR stores previous treatment chains. When a new wastewater treatment system needs to be designed, the current contaminant influent concentrations are used to index a treatment chain which has been successfully used for similar influent concentrations. The use of the CBR improved both the convergence time and the solution quality achieved by the Hopfield network.

5 Hybrid system for water treatment

In the approach suggested in this report each case will be represented by a set of attributes (features) with three attribute types available.

- Symbolic attributes
- Boolean attributes
- Numerical attributes

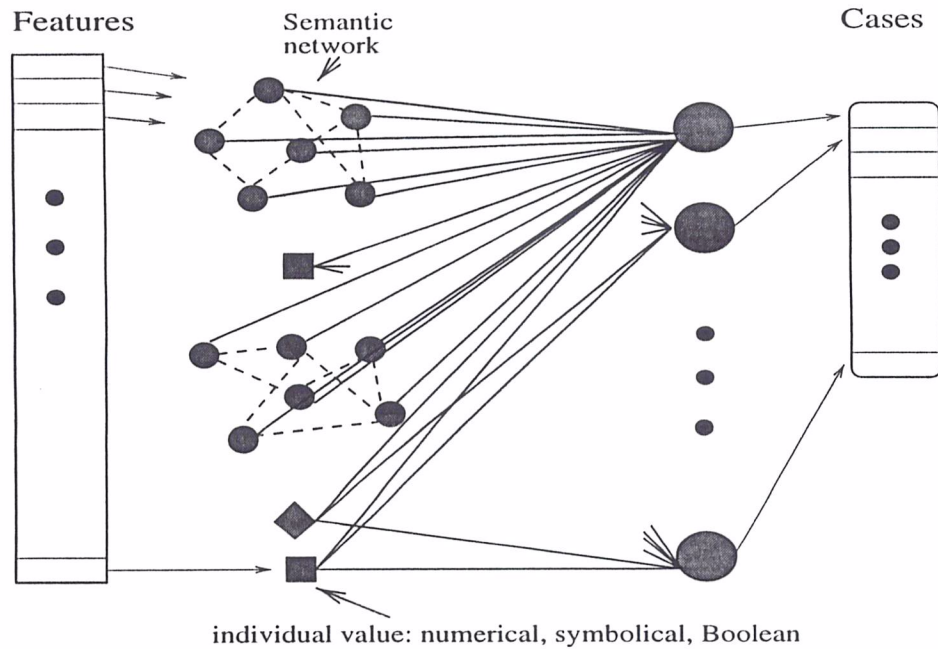


Figure 5: Hybrid architecture

The CBR system itself consists of several ANN's – an attribute subnet for every attribute and a case net. Each attribute is represented by an attribute subnet of its own, modeling the similarity relation between the values of this attribute. For symbolic attributes this will be associated to a semantic network with one node for each attribute value and connections to store the similarity relations between these values. Boolean attributes are considered to be special symbolic attributes with predefined values, "true", "false" and "uncertainty".

Above the attribute subnets there will be a case net where each node corresponds to one of the stored cases. Each case node is connected to its associated attribute value nodes. The activation function of these case nodes is a weighted sum of the activation of the connected attribute value nodes.

To retrieve cases from the library, the following feature propagation algorithm will be used: The attribute values of a new case are used to activate the corresponding and similar attribute value nodes in the attribute subnets. The nodes in the case network receive these activations from the attribute nets and summarize them to an activation for this case node, thus giving a similarity measure of the stored case to the new case.

This approach allows training of the CBR system in the following ways:

- Adding new cases to the library by adding new nodes to the case net. In opposite way, cases may also be removed from the library.
- Adapting the weights of the activation function of the case net to train the weighted sum of the attribute similarities forming a similarity measure between cases.
- Adapting the weights of the attribute nets to form a similarity measure between the values of this attribute.

This approach also allows the incorporation of prior domain knowledge by initially selecting appropriate weights for the individual networks in the CBR system.

5.1 System development

The first step in the development of this system is the definition of the requirements for the hybrid system in terms of input parameters measured and stored in process control system (NH_4 , NO_3 , BSB5, CSB, ...), and desired output parameters for control tasks by the connectionist system. Afterwards it is necessary to define the control critical actions which should follow variations from the normal operation of the water treatment plant. Secure operational performance data from modern water treatment plant (the *trial plant*) and defined control critical operational values and actions. Finally, specify, design and build a prototype equipment suitable for installation in the *trial water treatment plant*. This instrument will be able to take in the sensor data from the water treatment plant in normal operation.

6 Conclusion

This report proposes a hybrid intelligent system with Neural Network and Case-Based Reasoning features. This system is aimed to be used for water quality control. Before presenting the system, this report described other approaches used to work on the same application and showed how Neural Networks and Case-Based Reasoning have been combined so far.

Once a prototype of the system is ready, the plan is, using the input from the sensors in *real time*, run the system for a period of one year. During this time the system will display and record the command information as a management support facility for the *trial plant* operators. In the future, this system can be adapted for wastewater treatment plants and it can also be used for training of new operators.

Acknowledgement: C. Milaré and A. de Carvalho would like to acknowledge the support of the Brazilian Research Agency (CNPq) and GMD FIRST, Berlin.

References

- [1] D Murkherjee, A Pal, E Sarma, and D D Majumder. Water quality analysis: A pattern recognition approach. *Pattern Recognition*, 28:269–281, 1995.
- [2] P Serra, M Sánchez, J Lafuente, U Cortés, and M Poch. Depur: A knowledge-based tool for wastewater treatment plants. Technical report, Departament de Llenguatges i Sistemes Informàtics, Universitat Politècnica de Catalunya, 1993.
- [3] L Balanche, M Sánchez, U Cortés, and P Serra. A knowledge-based system for the diagnosis of waste-water treatment plants. *Proceedings of the 5th International Conference of Industrial and Engineering Applications of AI and Expert Systems IEA/AIE-92*, pages 324–336, 1992.
- [4] A Mpé, S Deveughéle, and M Clément. Using self-organising feature maps for water monitoring. *Forecasting & Marketing*:1–6, October 1995.

alguns comentários e comparações finais sobre os dois métodos aqui discutidos.

2. PRINCIPAIS MÉTODOS JÁ

DESENVOLVIDOS

O interesse em restabelecimento de energia em sistemas de distribuição não é recente [3]. Durante a década de oitenta as pesquisas nesta área se intensificaram devido ao significativo aumento da capacidade de processamento dos computadores. Castro et al. [3] desenvolveram um procedimento de restabelecimento por busca através de uma tabela de chaves que contém informações sobre o "status" das chaves no sistema. O programa não foi aplicado para sistemas

alimentadores vizinhos (baseado na analogia entre um alimentador com suas chaves abertas e o caule de uma árvore com suas folhas). Um programa de computador foi

desenvolvido para um sistema de 5

subestações, 11 transformadores, 86 alimentadores e 577 chaves (o número de chaves com as quais o programa consegue trabalhar é um dos principais indicadores do seu desempenho), das quais 198 são normalmente abertas.

O Método de busca heurística oferece uma ferramenta poderosa para solução do problema de restabelecimento de energia. Em trabalhos que utilizam esse método, o problema é modelado por variáveis (0,1) que determinam se uma chave deve ser aberta (0) ou fechada (1). Morelato et al. [5],

implementado para um sistema pequeno, uma vez que ele usa uma busca cega, tornando o procedimento extremamente lento para

tamanho real, porém não se menciona no trabalho publicado o tempo gasto com o processamento.

espaço de estados grandes (número de

Outra proposta interessante foi

chaves grande). Devi et al. [8] combinam a

desenvolvida por Hsu et al. [9] usando

técnica de busca heurística [5] com o procedimento de Aoki [1,2] que faz uma analogia entre uma árvore com suas folhas e um alimentador com suas chaves. As variáveis de estado são principalmente as chaves das seções normalmente abertas. Para cada proposta de solução gerada pela busca,

raciocínio baseado em heurísticas “fuzzy” para um sistema com 3 subestações, 10 alimentadores e 34 chaves. A estrutura do sistema constituída por um alimentador normal e um alimentador de suporte para cada lateral (ramal dos alimentadores), permite reduzir o número de chaves

prontas com baixa capacidade de generalização).

caminho qualquer (mas que obviamente não faça “desvios” desnecessários) ligando a área desenergizada a um subestação ou a um

alimentador aparentemente capaz de suportar

o método utilizando busca com

a carga de tal área. Se esse caminho não é

HEURÍSTICAS “FUZZY”

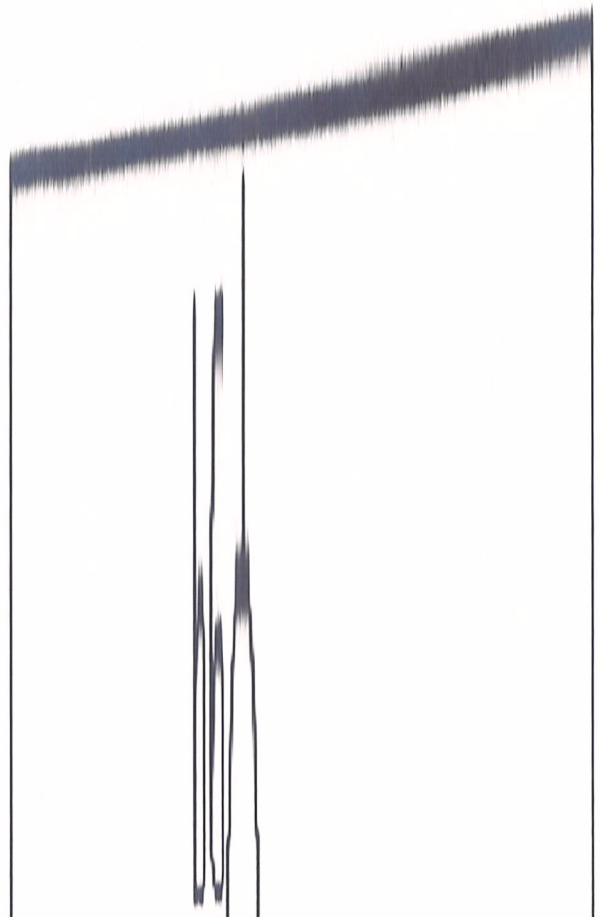
realizável devido a limites de carga ou impossibilidades na configuração do sistema, pequenas alterações são feitas, tornando o

alimentadores; círculos são chaves abertas;
os quadrados são chaves fechadas; os
caracteres dentro dos círculos e quadrados

importantes são: o CP que é a carga
consumida em um setor e o CPASS que
representa a carga passante por uma chave.

são os nomes das chaves, SE é abreviação de

sugestão. Um conjunto de chaves ligadas



3.3. Construção de Caminhos

Caso tenha ocorrido uma falta, na qual o sistema de proteção tivesse isolado o setor $[c3, c4, b7]$ (s11), o setor $[c4, c5, b6]$ (s12) ficaria desenergizado. A tarefa do algoritmo computacional seria, então, encontrar um caminho unindo este último setor a uma subestação. Assim, considerando o setor desenergizado como o estado inicial de uma busca e os demais setores do sistema formando o conjunto dos estados possíveis no sistema, a seguinte árvore de busca seria construída:

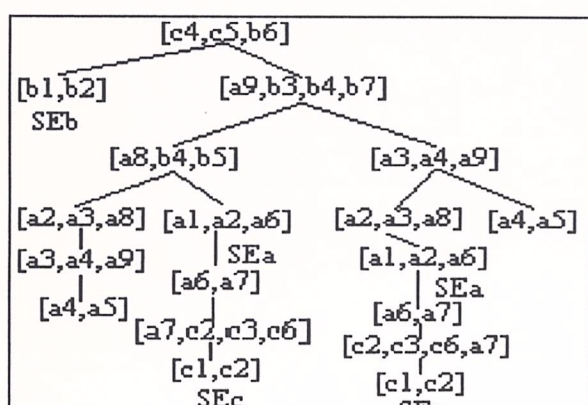


Figura 3: Árvore de busca após uma falta no setor $[c3, c4, b7]$.

Como pode ser visto na Figura 3, usando esse algoritmo, a árvore de busca encontra todas as subestações. Porém, o algoritmo refaz caminhos que já eram bem conhecidos (caminhos principais). Esses caminhos são os formados pelos trechos de alimentadores com suas configurações originais. Os setores formados por $[a1, a2, a3] + [a2, a3, a8] + [a3, a4, a9] + [a4, a5]$ e $[b1, b2] + [b2, b3, b6] + [a9, b3, b4, b7] + [a8, b4, b5]$ dificilmente terão a sua configuração alterada, uma vez que eles fazem parte de caminhos de alimentadores não afetados pela falta e também não são ramificações de nenhum outro alimentador.

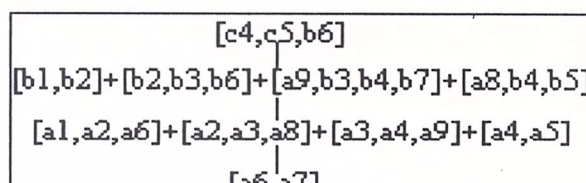


Figura 4: Árvore de busca considerando como conhecidos os caminhos principais.

Desta forma, poderiam ser consideradas as

chaves que interligam esses setores como sempre fechadas. Sendo assim, a árvore de busca ficaria como a mostrada na Figura 4.

3.4 Heurísticas “Fuzzy”.

Com este procedimento de restabelecimento de energia baseado na busca de caminhos, fica significativamente fácil e intuitivo introduzir as heurísticas normalmente usadas pelos operadores para guiar a busca. Os conjuntos “fuzzy” nos possibilitam traduzir para programa de computador os conhecimentos, muitas vezes intuitivos e imprecisos, que os operadores usam na elaboração dos planos de

uma carga correspondente que é acrescida ao caminho de busca, porém os cabos têm um limite de carga a ser respeitado. Assim sendo, caminhos de busca com carga acumulada da

ordem dos limites dos cabos tem seu grau de

pertinência reduzido. Chaves de caminhos principais são normalmente fechadas, o que equivale a graus de pertinência elevado, enquanto que chaves de conexão entre alimentadores (“tie-switches”) e principalmente as mais distantes das subestações correspondem a graus de pertinência baixos. Setores cujas chaves estão com baixo grau de pertinência também possuem baixo grau de pertinência em um caminho de busca. Setores distantes das subestações tem grau de pertinência menor que setores mais próximos. Portanto, com essas heurísticas, a busca sempre escolhe os setores que tendem a gerar um caminho mais curto, com menos manobras de chaves e

Evidentemente, se tais características podem ser obtidos para um certo caso, alternativas

com caminhos pouco maiores, com maior carregamento dos alimentadores ou com

mais chaves manobradas são tentadas

automaticamente pela busca. Mesmo nos casos mais críticos, a busca sempre propõe uma solução; por exemplo, circuitos em anéis podem ser sugeridos caso outras alternativas não sejam possíveis; também soluções que violem levemente os limites dos cabos podem ser sugeridas diante da falta de outras opções. Ou seja, a busca é não-determinística e sem limites rígidos para o carregamento dos alimentadores e para o comprimento de um caminho de busca (o qual é proporcional ao aumento da queda de tensão nos

que conectam a área desenergizada a alimentadores vizinhos). A seleção de quais

destas chaves devem ser escolhidas é feita após a execução de um fluxo de carga DC

para verificar se as capacidades dos

alimentadores não foram violadas. Assim, a cada estágio da busca é executado um fluxo de carga DC. No trabalho de Aoki et al. [1,2], para cada grupo de chaves vizinhas da área desenergizada, a escolha das chaves a serem manobradas é feita usando programação linear inteira. Entretanto, com o procedimento de restabelecimento mostrado neste trabalho (usando heurísticas "fuzzy"), nem o algoritmo de fluxo de carga DC, nem o de programação linear inteira precisam ser executados a cada estágio da

configuração da rede. Como os graus de pertinência podem ser pré-calculados, o

tempo gasto na busca fica significativamente

reduzido. Além disso, uma solução que viole

levemente as restrições do problema de

restabelecimento de energia não é totalmente descartada, podendo ser sugerida na ausência de outra alternativa.

Nos parâmetros "fuzzy" está implícita também uma busca "backward". Como, ao se usar a modelagem com base em caminhos, o estado final da busca é conhecido (setores pertencentes a subestações), poderíamos realizar um busca "backward" (de uma subestação até a área desenergizada).

pertinência das função heurística. Assim, pode-se dizer que a busca com heurísticas

"fuzzy" é uma busca "interwave" com a parte

"backward" da busca já calculada e expressa

nos parâmetros "fuzzy".

Uma outro fator importante no uso dos valores "fuzzy" está ligado a recente automação dos sistemas distribuição. No Brasil, já existem alguns destes sistemas que têm medidores de corrente e tensão em chaves controladas remotamente em alguns pontos mais importantes do circuito. Devido a facilidade de operar tais chaves remotamente, seria interessante sempre que possível utilizar essas chaves nos planos de

por tais chaves para níveis mais altos. Desta forma, as chaves operadas remotamente tenderiam a ser utilizadas pelo programa sempre que fosse possível.

3.5 Estabilidade da Busca.

Esta é uma questão não tratada nos trabalhos de restabelecimento de energia. Devi [8] propõem que, se os alimentadores vizinhos da área desenergizada não suportam toda a carga desta área, as sobrecargas dos alimentadores de suporte podem ser superadas transferindo essas cargas extras para alimentadores vizinhos. Entretanto, esse procedimento pode resultar em um aumento crescente das sobrecargas à medida que as

dos alimentadores mais próximos, para que se possa decidir se vale a pena continuar a busca com a transferência de cargas extras ou se, diante de altas possibilidades de

instabilidade, devem ser inicialmente testados

outros caminhos. Assim, buscou-se um parâmetro α que expressasse a probabilidade da busca ser estável sempre que se verificasse sobrecarga de um alimentador durante o desenvolvimento de um caminho de busca. Propõe-se então uma rede neural para determinar o valor de α . A rede tem em suas entradas o valor da sobrecarga normalizada, bem como as folgas normalizadas dos alimentadores vizinhos; na saída do neurônio da última camada obtém-se o valor de α . A

α 's baixos, tem grau de pertinência pequenos, levando o programa de restabelecimento de energia a priorizar outras

alternativas.

4. EXEMPLO DE RESTABELECIMENTO DE ENERGIA USANDO HEURÍSTICA "FUZZY".

O programa de restabelecimento de

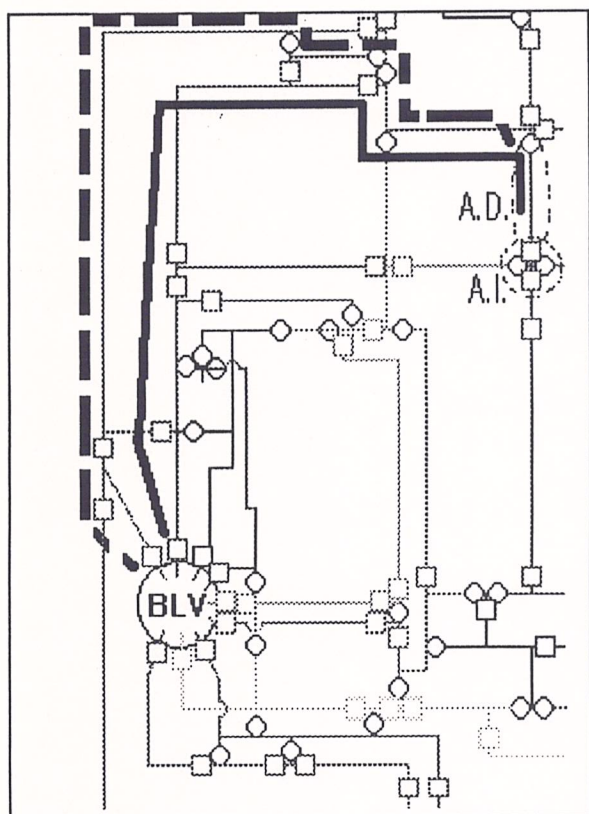


Figura 5: Uma parte do circuito simplificado

energia com busca heurística "fuzzy" e com determinação de parâmetro "fuzzy" (a probabilidade α de uma busca ser estável) usando rede neural, foi aplicado a um grande sistema real mostrado parcialmente na Figura 5. Este sistema possui um 3 subestações como a Bela Vista (esfera grande com a sigla BLV), 22 alimentadores, 500 setores e cerca de 1500 chaves. A abreviação A.D. significa Área Desenergizada; A.I.: Área Isolada. Além disso, esse circuito não possui facilidades na configuração como

Um programa escrito em PROLOG em estágio experimental foi executado no Interpretador Prolog Arity, o qual gasta alguns segundos para encontrar solução para

casos críticos e produz respostas quase

instantâneas para os casos simples.

Como exemplo, mostra-se os resultados no restabelecimento de energia para o setor [sca0706,sca0707] (do sistema da Figura 1) que ficou desenergizado devido a uma falta que isolou o setor [sca0706,sca0705,blv0708,sca0811]. O caminho-resposta para esse caso está

[sca0706,sca0707]
[blv0505,blv0516,blv0713,sca0707,blv0517,blv0506]
[blv0504,blv0505,blv0513]
[blv0503,blv0504,blv0512]
[blv0502,blv0403,blv0503,blv0510]
[blv0502,blv0508,blv0509,blv0501]
[blv0501,blv0500]

no setor[sca0706,sca0707] com carga de 25 A.

mostrado na Figura 6 e Figura 5 (a linha contínua ligando a AD. à subestação BLV.

Para produzirmos um exemplo didático e de

fácil comparação, foi aumentada a carga consumida no setor [sca0706,sca0707] de 25 para 100A no mesmo circuito da Figura 1. O resultado desta situação pode ser visto nas Figuras 7 e 5 (a linha pontilhada ligando a

[sca0706,sca0707]
[blv0505,blv0516,blv0713,sca0707,blv0517,blv0506]
[blv0504,blv0505,blv0513]
[blv0513,blv0514,blv0515]
[blv1104,blv1105,blv0515]
[blv1103,blv1104]
[blv1102,blv0508,blv1103]
[blv1101,blv1109,blv1102]
[blv1101,blv1100]

A.D. à subestação BLV).

são obtidas através de uma árvore de busca ou por mecanismo equivalente.

Posteriormente, um fluxo de carga e/ou um algoritmo de programação linear inteira é

5. RESTABELECIMENTO DE ENERGIA

POR ALGORITMOS GENÉTICOS

5.1 Introdução

As mudanças na configuração de sistemas de distribuição são necessárias por motivos de restabelecimento de energia ou para atingir uma configuração do circuito com balanceamento de carga (menores sobrecargas e quedas-de-tensão possíveis) e redução de perdas (o que é chamado de Planejamento Ótimo). Como vimos

executado para se escolher o melhor plano

dentre os obtidos. Porém, os vários planos factíveis não são gerados por algoritmos de programação linear. Com isso, cada plano gerado pela árvore de busca não tem obrigatoriamente nenhuma responsabilidade de melhorar o índice da função objetivo em relação ao plano anterior como ocorre em um método de iterativo (a função objetivo para problemas de restabelecimento de energia é descontínua e não linear: a mudança de apenas um estado de uma chave (variável) da função objetivo pode levar a valores da

extraíssemos o melhor. Como não é realizável gerar todos os planos de restabelecimento de energia, as técnicas de otimização descritas anteriormente

conseguem apenas garantir que as respostas

encontradas sejam regiões próximas de mínimos. A proposta de busca com heurísticas “fuzzy” ameniza essa limitação, uma vez que essa técnica possui a parte referente a otimização pré-calculada, fazendo simultaneamente a determinação de planos de manobras factíveis e o processo de otimização. Porém, esse processo de otimização é baseado em uma busca “hill-climb”, o que não permite que a busca seja capaz de realizar alterações em pontos mais distantes no sistema de forma a encontrar o plano de restabelecimento ótimo (veja o exemplo no item 5.3).

Para vencer este entrave, é proposto então um método de restabelecimento de energia baseado em um algoritmo genético.

Este algoritmo consegue agrupar as pré-soluções com os melhores valores, porém tais soluções podem corresponder a estados do sistema totalmente distintos. Ou seja, se

F_{obj_i} (Função Objetivo i para um estado de

chaves x_i) difere de F_{obj_k} por δF_{obj} , x_i não difere obrigatoriamente de x_k por um δx (podem, por exemplo, diferir por um k da ordem dos x 's). Assim, os algoritmos genéticos são capazes de trabalhar simultaneamente com estados correspondentes a regiões de mínimos distantes. Possibilitando efetuar o restabelecimento de energia e otimização da solução de forma simultânea.

5.2 Algoritmos Genéticos

Esta técnica tem a característica de ser robusta (desempenho bom para uma diversidade de aplicações)[11]. Como consequência, algoritmos genéticos podem

ser utilizados tanto para tratar problemas que utilizam normalmente árvores de busca quanto problemas de otimização. Assim, o

algoritmo genético mostra-se uma ferramenta

poderosa para tratar o problema de

restabelecimento de energia simultaneamente com o planejamento ótimo.

Os conceitos básicos desta técnica são: cada indivíduo de uma população corresponde a uma possível solução (no caso, configurações factíveis do sistema de distribuição) do problema em questão. A

Em restabelecimento de energia cada indivíduo foi considerado uma configuração do sistema capaz de alimentar todos os seus

setores (configuração factível). Um novo

indivíduo é uma alteração factível sobre um

indivíduo de uma geração passada. Tais alterações são, basicamente, realizadas trocando-se genes entre os cromossomos (seqüência de genes) de um mesmo indivíduo. Cada gene corresponde a um setor do sistema de distribuição de energia. Setores de um mesmo alimentador equivalem

[a3,a4,a9] do cromossomo SEa e, portanto, podem ser trocados).

A função objetivo inicialmente adotada para o restabelecimento de energia

ótimo busca minimizar os carregamentos dos

alimentadores, e obter o melhor balanceamento das cargas. Assim, a cada geração o indivíduo entre os 10% que apresentam o menor carregamento máximo de seus alimentadores e maior carregamento mínimo são separados como candidatos a reproduzirem. O gene que irá reproduzir é escolhido por sorteio.

5.3 Resultados Comparados

comparação dos métodos para possibilitar a visualização da solução ótima, bem como

explicitar satisfatoriamente as diferenças

entre os dois métodos). Ainda, para facilitar a

verificação do balanceamento de cargas,

considerou-se todos os setores como tendo a mesmo valor de carga consumida.

Executamos os programas para uma falta ocorrida no setor [b7,c3,c4], isolando o setor b6,c4,c5]. A melhor solução encontrada pela busca é o caminho [c4,c5,c6]+[b2,b3,b6]+[b1,b2] (já mostrado na Figura 3). O algoritmo genético também alimenta o setor [c4,c5,b6] pelo alimentador SE_B. No entanto, como pode ser verificado na Figura 8, esta solução é a primeira

	1º indivíduo			5º indivíduo		
gene	C1	C2	C3	C1	C2	C3
s1	A			A		
s2	A			A		
s3	A			A		
s4	A			A		
s5		A			A	
s6		A			A	
s7		A			A	
s8	A				A	
s9			A			A
s10			A			A
s11						
s12		A			A	
s13	A					A
CA	6	4	2	4	5	3

setor [b7,c3,c4] (s11). C_i é o cromossomo i de cada indivíduo. A letra A indica que o gene está ativo para aquele cromossomo. CA

é o carregamento total na saída do

alimentador. SE_{CA} é o desvio padrão dos

carregamentos dos alimentadores para cada indivíduo.

com balanceamento de carga ótimo. Observe que, para o primeiro indivíduo, o carregamento do alimentador SE_C é muito baixo enquanto que o alimentador vizinho (SE_A) tem mais que o dobro da carga de SE_C . Já no quinto indivíduo esse desbalanceamento de carga é reduzido ao valor mínimo possível.

s4	A			A		
s5		A			A	
s6	A				A	
s7	A				A	
s8	A				A	
s9			A			A
s10	A					A
s11	A					A
s12	A					A
s13	A				A	
CA	11	1	1	4	5	4
sCA	5.8			0.6		

Figura 9: mostra o desempenho do algoritmo na busca da configuração ótima para o circuito da Figura 1 (veja o significado da simbologia na Figura 8).

5.4 Algoritmo Genético para Planejamento

Como vimos, o algoritmo genético nos permite encontrar a solução ótima para o

restabelecimento de energia em sistemas de distribuição. Além disso, o mesmo programa pode ser usado para fazer o planejamento ótimo do circuito. Os sistemas de distribuição

crescem em uma taxa elevada (alguns

crescem a mais de 10% ao ano no Brasil), isso implica em alterações grandes na configuração do sistema. Assim, este programa pode ser usado para encontrar a topologia ótima do circuito a cada alteração que ele sofrer (Planejamento Ótimo da Alimentação dos Sistemas de Distribuição).

Existem casos em que alguns alimentadores possuem carga tipicamente noturna; enquanto outros têm carga basicamente diurna. Isso permite trocar cargas entre tais alimentadores de forma a minimizar os seus carregamentos. O programa de restabelecimento de energia ótimo pode ser usado para encontrar as configurações diurna e noturna ótimas.

Na Figura 9, mostramos o desempenho do algoritmo na busca da configuração ótima para o circuito da Figura 1, mas agora com suas cargas totalmente

desbalanceadas (observe que na Figura 9, o cromossomo SEa está com quase todos os genes do indivíduo 1 ativos).

6. MÚLTIPLAS FALTAS

Ambas as metodologias são capazes de lidarem com múltiplas faltas. A ocorrência de múltiplas faltas significa a existência de diversas áreas desenergizadas. Então, para cada área desenergizada pode-se realizar um busca para alimentá-la por caminhos alternativos; ou executar o programa de algoritmo genético para otimizar a nova configuração da rede sem os setores agora isolados. No caso de busca heurística, a seqüência em que tais buscas devem ser

realizadas pode ser determinada de acordo com os tamanhos das cargas e com suas prioridades (loais com hospitais, indústrias, área comercial, centro da cidade, etc.).

7. CONCLUSÃO

Neste trabalho, foi inicialmente apresentado um procedimento de busca heurística para o restabelecimento de energia em sistemas de distribuição devido a ocorrência de faltas ou mesmo por motivos de manutenção da rede. A busca é guiada por heurísticas “fuzzy” baseadas na experiência dos operadores. Durante a busca, a transferência de sobrecargas entre os alimentadores vizinhos, pode levar a instabilidade da busca. O parâmetro α (um número “fuzzy”), que indica a probabilidade de um caminho de busca ser estável, é determinado através de uma rede neural. A

busca heurística produz um caminho e as chaves que devem ser manobradas para executar um plano de manobras completo

para restabelecer a energia na área

desenergizada. Se o operador desejar, o programa pode fornecer mais de uma solução possível para o restabelecimento de energia de uma mesma área desenergizada.

Uma das vantagens de se utilizar um método baseado em caminhos de fornecimento de energia é que ele é muito intuitivo, facilitando a introdução de heurísticas normalmente usadas pelos operadores, bem como a própria análise pelo operador da solução encontrada. Possibilita ainda a representação e aplicação de restabelecimento de energia automatizado para circuitos que não foram construídos com uma configuração direcionada para facilitar e otimizar a solução de problemas de restabelecimento de energia como, por exemplo, sistemas com alimentadores de

suporte específicos para cada ramal[9], "tie-switches"[1,2] ou setores normalmente desconectados [8] (para circuitos com essas

facilidades descritas, o programa tem seu

desempenho mantido). Além disso, o método

economiza tempo de processamento, pois os parâmetros "fuzzy" que guiam a busca podem ser pré-calculados, o que não é possível para procedimentos de executam fluxos de carga ou algoritmos de programação linear inteira.

No entanto, este método bem como os trabalhos de Restabelecimento de Energia e Planejamento Ótimo de Sistemas de Distribuição, são apenas capazes de fazerem otimizações locais. Para vencer esse obstáculo, implementou-se um algoritmo genético para se obter o restabelecimento ótimo da energia (uma vez que os algoritmos genéticos são capazes de conciliar as tarefas de busca e otimização em um mesmo problema). Os resultados obtidos confirmam

essa característica dos algoritmos genéticos, conciliando os objetivos de restabelecimento de energia e planejamento ótimo, bem como

apresentado, as conexões fixas do sistema de distribuição apresentado na Figura 5 foram significativamente alteradas).

mostrando que o algoritmo é capaz fazer alterações globais no sistema para obter a solução ótima.

Outros avanços podem ser obtidos com o uso das heurísticas “fuzzy” também no algoritmo genético, guiando as reproduções mais rapidamente para a solução ótima. O desempenho pode ser ainda melhorado com outras heurística que podem ser facilmente introduzidas de acordo com as característica de circuitos mais específicos ou com as necessidades do usuário. A adaptabilidade do

8. BIBLIOGRAFIA.

[1] Aoki, k. kuwabara, H., Satoh, T., Kanezashi, M., “Outage state optimal load allocation by automatic sectionalizing switches operation in distribution systems”, IEEE Trans on Power Delivery, Vol. PWRD-2, No. 4, pp. 1177-1185, October 1987.

[2] Aoki, K., Nara, K., Itoh, M., Satoh, T.,

for distribution feeder deployment and sectionalizing", IEEE Trans on PAS, Vol. PAS-99, No.2, pp. 549-557, March/April 1980.

[4] Hsu, Y., Chen, J., "An expert system for load allocation in distribution expansion planning", IEEE Trans on Power Delivery, Vol. 4, No. 3, pp. 1910-1918 July 1989.

[5] Morelato, A. L. Monticelli, A., "Heuristic search approach to distribution system restoration", IEEE Trans on Power Delivery, Vol. 4, No. 4, pp. 2235-2241, October 1989.

[6] Ter-Gazarian, A. G., N. Kagan, "Design model for electrical distribution systems considering renewable, conventional and energy storage units", IEEE Proceedings-C, Vol. 139, No. 6, pp. 499-504, November 1992.

[7] Wang, J., Chiang, H., Darling G. R., "An efficient algorithm for real-time network reconfiguration in large scale unbalanced distribution system", IEEE Trans on Power

Systems, Vol. 11, No. 1, pp. 511-517, February 1996.

[8] Devi, V. S., Gupta D. P. S., Anandalingam G., "Optimal restoration of power supply in large distribution systems in developing countries", IEEE Trans on Power Delivery, Vol. 10, No. 1, pp. 430-437, January 1995.

[9] Hsu, Y., Kuo, H., "A heuristic based fuzzy reasoning approach for distribution system service restoration", IEEE Trans on Power Delivery, Vol.9, No.2, pp. 948-952, April 1994.

[10] Hsu, Y. , Huang, H. , "Distribution

neural network approach and pattern recognition method", IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib., Vol. 142, No.3, pp. 251-256, May 1995.

[11] Goldberg, D. E., "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company, 1989.