

4 SISTEMAS CLASSIFICADORES

4.1 - Definição

O conceito de Sistemas Classificadores foi originalmente proposto por Holland (1975). É uma das abordagens que se inspiram nos processos da natureza para solução de problemas (Kovacs & Lanzi, 1999). Estas técnicas normalmente recebem a denominação genérica de “computação natural”.

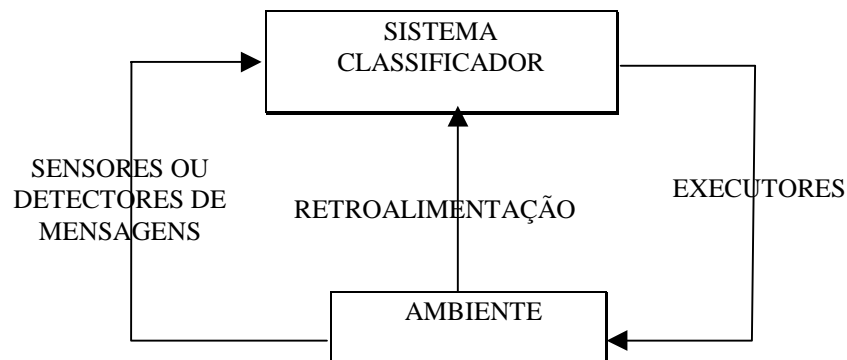


Figura 4.1 - Interação do Sistema Classificador com o Ambiente

Basicamente, o Sistema Classificador consiste de uma metodologia para criação e atualização evolutiva de regras (os classificadores) em um sistema de tomada de decisão, que codifica alternativas de ações específicas para as características de um ambiente em determinado instante. Entende-se como “ambiente” modelos de problemas do mundo real, não-estacionários e normalmente de otimização e controle. Pode-se mencionar, como exemplos de ambiente, o controle de operação de gás natural encanado (Goldberg, 1983), a otimização de formas geométricas obedecendo a critérios de qualidade em instrumentos industriais (Richards, 1995) e, em nosso caso, a minimização de perdas em redes de distribuição de energia elétrica.

A interação do Sistema Classificador com o ambiente (Figura 4.1) ocorre através da troca de mensagens. As mensagens provenientes do ambiente procuram retratar o seu estado atual. Já as mensagens advindas do Sistema Classificador retratam ações a serem aplicadas sobre o ambiente.

Todo Sistema Classificador comunica-se com o ambiente sobre o qual ele atua através de sensores (ou “detectores”) de mensagens e de “executores”. Os detectores são responsáveis pela recepção e codificação da mensagem (ou mensagens) recebidas pelo sistema, transformando-as em uma linguagem inteligível ao Sistema Classificador. Os “executores” decodificam as ações propostas pelo sistema, para que as mesmas possam ser colocadas em prática. As conseqüências encadeadas a partir de cada ação (etapa de retroalimentação) determinam a “recompensa” adequada aos classificadores responsáveis pela ação.

Existem duas variantes para formação dos classificadores, a abordagem “Pittsburgh”, na qual um indivíduo representa a solução para o problema, e a abordagem “Michigan”, na qual a solução é dada pela população e não pelos indivíduos da população - existe uma única solução sendo evoluída (Michalewicz, 1996). Utilizaremos a abordagem “Michigan”, ilustrada na Tabela 4.1, para formação dos classificadores. Portanto, cada classificador irá atuar vinculado à ocorrência de uma situação específica do ambiente, de modo que o desempenho do Sistema Classificador, tomando-se todo o histórico de atuação no ambiente, será sempre determinado considerando-se toda a população de classificadores. Como é usual em regras, estes classificadores são compostos por uma parte antecedente e outra conseqüente (existem variações em que um classificador pode possuir duas ou mais condições na parte antecedente).

Tabela 4.1 - Exemplos de Classificadores

Hipótese	Classificadores ou Regras (SE)... : (ENTÃO) ...	Energia
A	1#1## : 11	8,5
B	1110# : 01	15,2
C	11111 : 11	5,9
D	##0## : 10	19,0

A parte antecedente do Sistema Classificador é um vetor de tamanho fixo, formado pela concatenação dos caracteres “0”, “1” e “#”, os quais são elementos do conjunto que compõe o alfabeto ternário $\{0,1,\#\}$. O caractere “#” conhecido como o símbolo “*don’t care*”, tem a função exercida por um curinga em um jogo de cartas, podendo assumir o valor “1” ou “0”, durante a “fase de comparação” (descrita na seção 4.2). A parte conseqüente é um outro vetor de tamanho fixo, formada pela concatenação dos caracteres “0” e “1” do alfabeto binário $\{0,1\}$.

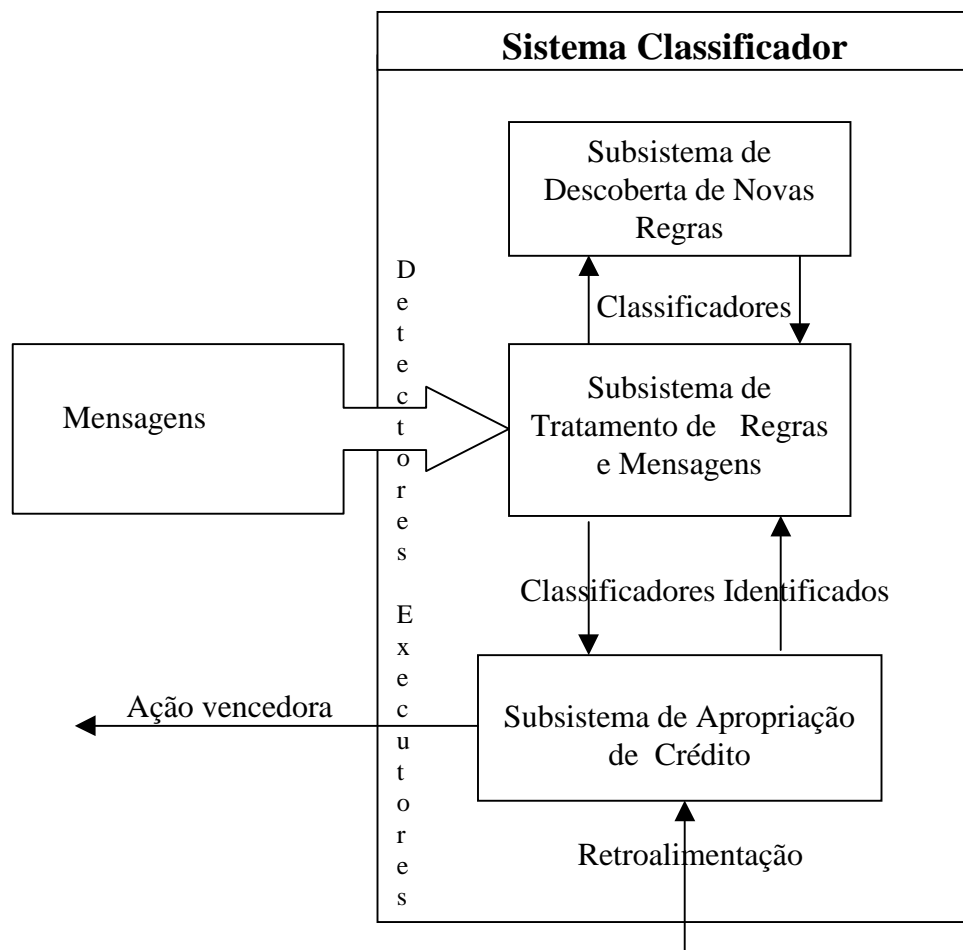


Figura 4.2 - Fluxo Simplificado (Sistema Classificador e Ambiente)

Associada a cada classificador, temos a sua “energia” (“*strength*” na literatura em inglês), utilizada para expressar o vigor, ou força, de cada um durante o processo evolutivo.

O casamento da parte antecedente do classificador com a mensagem do ambiente é que definirá quem irá competir ou não. A competição, neste caso, caracteriza-se por uma forma de avaliação dos classificadores, sendo que os mais bem adaptados disputarão o direito de atuar sobre o ambiente. No exemplo da Tabela 4.1, para uma mensagem do ambiente na forma 11101, os classificadores **A** e **B** irão competir, sendo que o classificador **B** está mais apto a vencer a competição, devido ao grau de energia que possui.

Outro conceito importante é o da “especificidade” de cada classificador, medida inversamente proporcional à quantidade de símbolos “#” (*don’t care*) na parte antecedente do classificador (Tabela 4.1).

Por exemplo, os classificadores **A** e **D** são menos específicos, podendo portanto identificar-se com um maior número de mensagens do ambiente. Suponha que cada bit da mensagem de tamanho $L = 5$ caracterize uma informação do ambiente. O classificador **A** se identificaria com esta mensagem e também com outras 7 mensagens. Entretanto, o classificador **C** se identificaria apenas com a mensagem 11111.

A parte do conseqüente do classificador é separada da parte antecedente pelo símbolo “:”. Seu valor determina a ação a ser aplicada no ambiente por intermédio dos atuadores. Por exemplo, nos classificadores **A** e **C** a seqüência 11 poderia significar “siga em frente”, determinando um dentre 4 movimentos possíveis de um robô móvel em um ambiente a ser explorado.

Internamente, os Sistemas Classificadores dividem-se em três subsistemas distintos e interativos : o Subsistema de Tratamento de Regras e Mensagens , o Subsistema de Apropriação de Crédito e o Subsistema de Descoberta de Novas Regras (Figura 4.2). Descreve-se a seguir cada um destes subsistemas.

4.2 - Subsistema de Tratamento de Regras e Mensagens

Quando os detectores de mensagens percebem a presença de alguma mensagem do ambiente, enviam a mesma para o Subsistema de Tratamento de Regras e Mensagens (Figura 4.3). Este codifica a mensagem, de forma que o Sistema Classificador possa reconhecê-la, e coloca a mesma à disposição para um processo de identificação, o qual denominaremos “comparação”. Na fase de comparação, todos os classificadores tentam identificar sua parte antecedente com a mensagem.

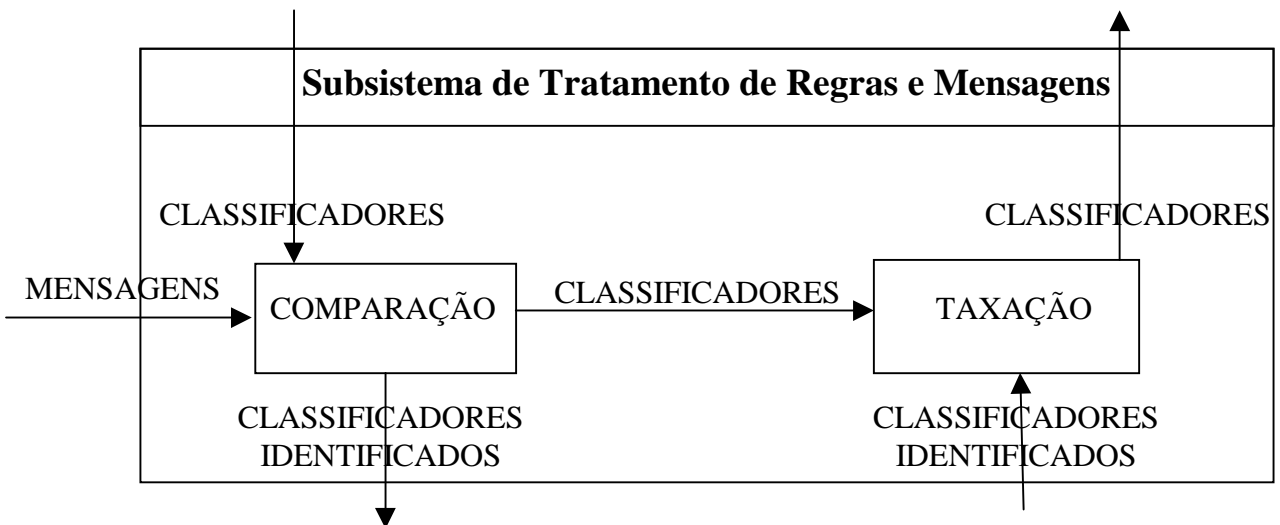


Figura 4.3 – Fluxo Interno do Subsistema de Tratamento de Regras e Mensagens

A identificação pode ser feita por comparação bit a bit, de acordo com regras específicas, ou apenas pelo cálculo de uma variante da Distância de Hamming, dada pela Equação 4.1 a seguir (Booker, 1985):

$$M = \frac{l - n}{l^2} \quad (4.1)$$

Na Equação 4.1, l corresponde ao comprimento do vetor de bits e n corresponde à quantidade de 0's e 1's que não se combinaram. Booker (1985) mostra que este cálculo permite que indivíduos mais específicos em cromossomos muito longos tenham chance de competir com indivíduos menos específicos.

No caso de uma comparação explícita, o casamento dos bits da mensagem com os bits diferentes de “#” (*don't care*) do classificador acontece quando os bits estão na mesma posição dentro do vetor de bits. O exemplo apresentado na Figura 4.4, abaixo, ilustra o processo de identificação.

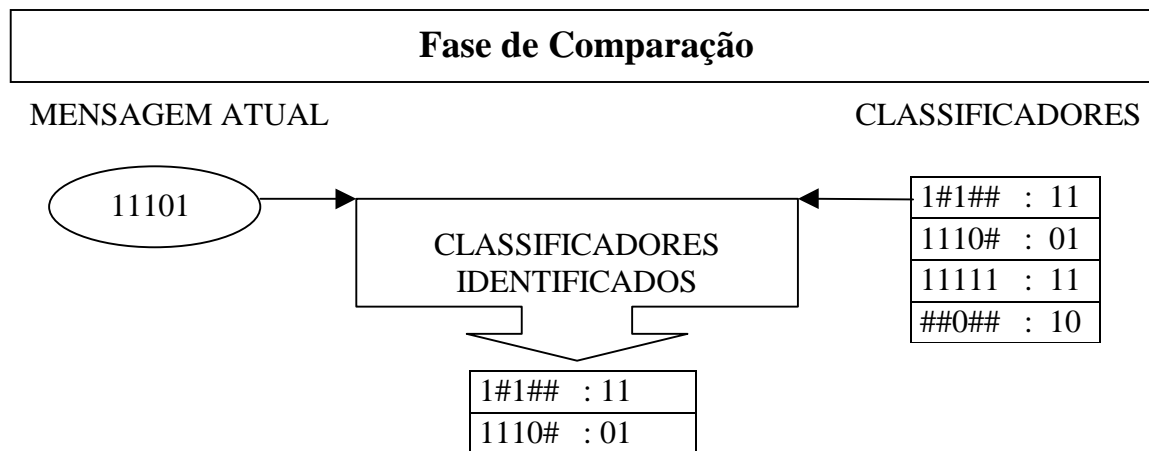


Figura 4.4 – Processo de Identificação de Classificadores com uma Mensagem do Ambiente (Fase de Comparação)

Os indivíduos que possuem todas as posições não conflitantes com as da mensagem (mesmo bit ou então “#”) serão escolhidos como os classificadores identificados para participarem da “competição” e, em seguida, serão enviados ao Subsistema de Apropriação de Crédito. Caso não ocorra um casamento completo entre a mensagem do ambiente e algum classificador, pode-se aplicar o cálculo representado pela Equação 4.1 para determinar os classificadores identificados.

No módulo “taxação” (Figura 4.3), todos os classificadores, inclusive os classificadores identificados, sofrerão um decréscimo em sua energia correspondente à taxa de vida. Na

Equação 4.2 abaixo, temos o cálculo desta taxa, a qual é cobrada de cada classificador a cada iteração.

$$Taxa_v = 1 - \left(\frac{1}{2}\right)^{\frac{1}{n}} \quad (4.2)$$

onde: n - meia vida do classificador (definida em número de iterações)

4.3 - Subsistema de Apropriação de Crédito

Durante a fase de Apropriação de Crédito, todos os classificadores que se identificaram com a mensagem do ambiente participarão de uma “competição”, em que o ganhador é a regra que apresenta maior “bid” (“lance”) efetivo, definido pela Equação 4.3, abaixo. Ao ganhador será concedido o direito de atuar sobre o ambiente.

$$eBid_t = Bid_t + \sigma_bid * N_t \quad (4.3)$$

onde: $eBid_t$ - “bid efetivo” no instante t

Bid_t - “bid” no instante t (veja Equação 4.4)

N_t - modulação caracterizada por um ruído com distribuição gaussiana de média 0 e variância 1, representada na Figura 4.5.

σ_bid - nível de perturbação do ruído N_t

O σ_bid é um parâmetro específico do sistema, utilizado durante a competição, para determinar o nível de perturbação desejado durante a aplicação do ruído gaussiano sobre o Bid_t . A aplicação deste ruído gaussiano permite que classificadores com menor energia e mais genéricos também tenham chance de vencer a competição.

Calcula-se Bid_t a partir da Equação 4.4 :

$$Bid_t = k_0 * (k_1 + k_2 * Spec^{SPow}) * S_t \quad (4.4)$$

onde : Bid_t - “bid” no instante t

k_0 - coeficiente de bid 0, referente à energia do classificador (constante positiva menor que 1)

k_1 - constante de bid 1, referente à parte não específica do classificador (constante positiva menor que 1)

k_2 - constante de bid 2, referente à parte específica do classificador (constante positiva menor que 1)

$Spec$ - especificidade do classificador (definida na Equação 4.5), associada à proporção de símbolos “#” na string

$SPow$ - parâmetro de controle da influência da especificidade no valor do “bid” (normalmente igual a 1)

S_t - energia ou “strength” do classificador no instante t

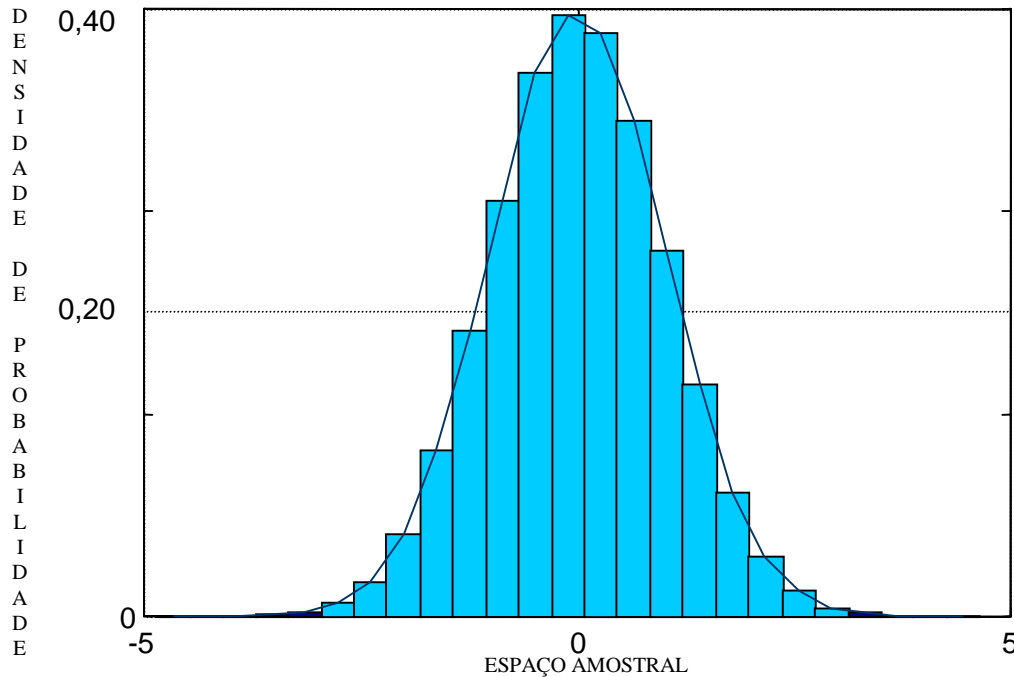


Figura 4.5 – Distribuição Gaussiana

A especificidade do classificador é definida pela Equação 4.5.

$$Spec = \frac{N - total_ \#}{N} \quad (4.5)$$

onde : N - tamanho da parte antecedente do classificador
 $total_ \#$ - total de símbolos “#” (*don't care*) presentes na parte antecedente do classificador

Para exemplificar, consideremos os classificadores identificados na Figura 4.4. Assumindo os parâmetros $k_0 = 0,1$, $k_1 = 0,1$, $k_2 = 0,0833$, $SPow = 3$ e $\sigma_{bid} = 0,1$, observe na Tabela 4.2, o cálculo do bid ou lance efetivo. Note que, apesar do classificador ou regra **B** possuir maior energia S_t , o mesmo não conseguiu vencer a competição. Isso foi consequência da aplicação do ruído gaussiano ao lance apostado por cada classificador, evitando-se que sempre o indivíduo de maior energia seja o vencedor. A aplicação do ruído gaussiano promove uma melhor exploração do espaço de hipóteses - os membros deste espaço de hipóteses são os classificadores (Richards, 1995).

Tabela 4.2 – Fase de Competição : Exemplo de Cálculo do “bid” ou Lance Efetivo

<i>Hipótese</i>	<i>Regras</i>	S_t	$Spec$	Bid_t	N_t	$eBid_t$	<i>Regra Vencedora</i>
A	1#1## : 11	8,5	0,4	0,0895	1,4151	0,2310	1#1## : 11
B	1110# : 01	15,2	0,8	0,2168	-0,8051	0,1363	

Uma taxa de participação, representada na Equação 4.6, é cobrada de cada indivíduo que participou da “competição”. O ganhador da competição paga também uma taxa, equivalente ao valor de seu próprio Bid_t , por ter o direito de atuar sobre o ambiente.

$$Taxa_bid = Bid_tax * Bid_t \quad (4.6)$$

onde : $Taxa_bid$ - taxa de participação na competição
 Bid_tax - constante aplicada sobre o Bid do classificador
 Bid_t - Bid do classificador no instante t

O ambiente responderá, fornecendo uma retroalimentação para o Sistema Classificador (Figura 4.6).

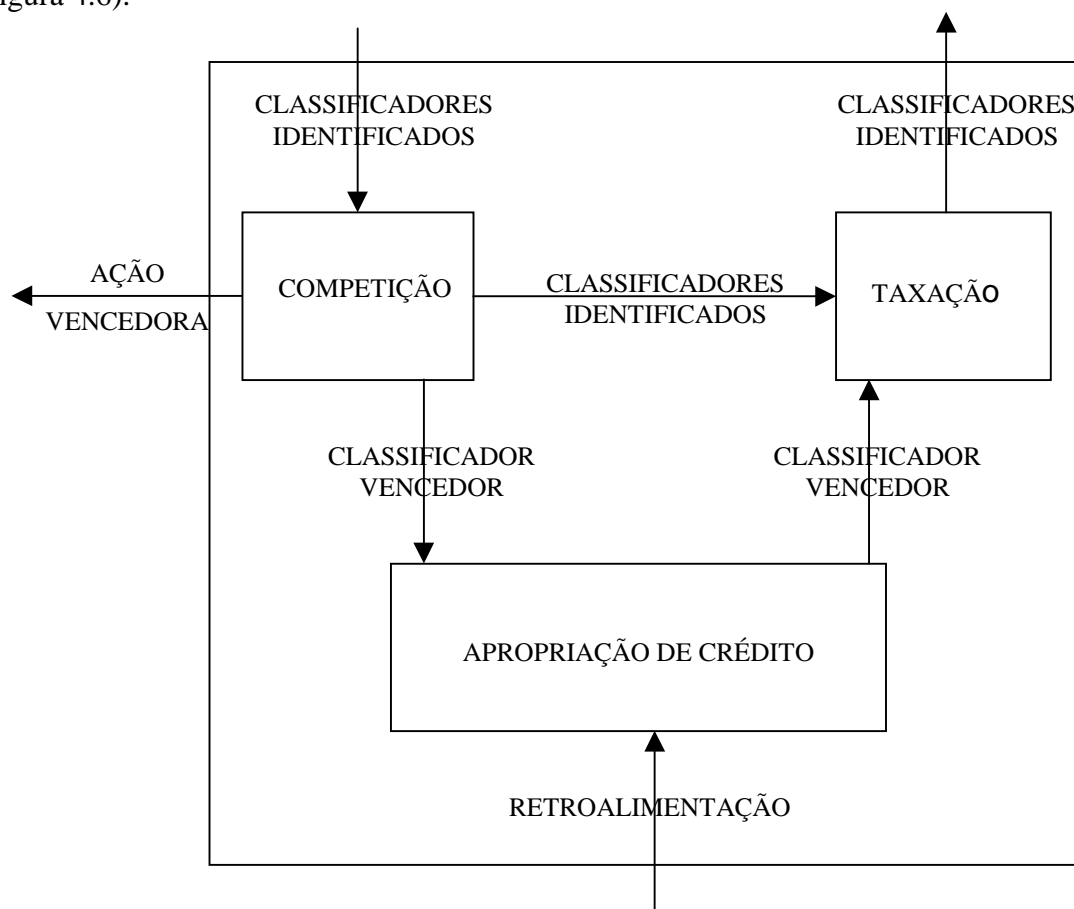


Figura 4.6 – Fluxo Interno do Subsistema de Apropriação de Crédito

De acordo com os objetivos previamente definidos, é responsabilidade do Subsistema de Apropriação de Crédito definir o valor da recompensa R_t e incorporar este valor à energia do

classificador ativo no momento ou a um elenco de classificadores que agiu recentemente. A Equação 4.7 apresenta a fórmula geral do cálculo da nova energia do classificador, a cada iteração (Richards, 1995).

$$S_{t+1} = (1 - Taxa_v) * S_t + R_t - Bid_t - Taxa_bid \quad (4.7)$$

onde : $Taxa_v$	-	taxa de vida
S_t	-	energia ou “ <i>strength</i> ” no instante t
R_t	-	valor baseado na retroalimentação dada pelo ambiente, caso o classificador tenha sido vencedor da competição no instante $t-1$ (♦)
Bid_t	-	Bid do classificador no instante t ($Bid_t = 0$ caso o classificador não tenha sido vitorioso na competição no instante t)
$Taxa_bid$	-	taxa de participação na competição ($Taxa_bid = 0$ para quem não competiu)

- (♦) $R_t = 0$ caso o classificador não tenha sido vencedor no instante $t-1$
 $R_t > 0$ em caso de recompensa (ação positiva)
 $R_t < 0$ em caso de punição (ação negativa)

Uma vez definido o classificador vencedor, que será responsável pela ação sobre o ambiente, uma nova mensagem será fornecida pelo próprio ambiente, caracterizando o seu novo estado. Este novo estado, consequência da ação indicada pelo classificador vencedor, será o ponto de partida para se definir o valor da recompensa R_t . Em seguida, volta-se novamente ao tratamento de mensagens e apropriação de crédito. O processo continua por uma “época” de iterações. Ao final de cada época, o Sistema Classificador participará de outra fase de sua evolução, a fase de descoberta de novas regras.

4.4 - Subsistema de Descoberta de Novas Regras

Ao final de cada época de iterações, espera-se que a energia dos classificadores tenha sido devidamente ajustada e então aplica-se os procedimentos intrínsecos aos algoritmos genéticos. Neste momento, todas as vantagens desta ferramenta evolutiva, são exploradas em busca de uma população de classificadores cada vez mais adaptada ao ambiente, de acordo com o elenco de objetivos a serem atendidos, representados formalmente no Subsistema de Apropriação de Crédito.

Basicamente, o algoritmo genético produz uma nova geração de classificadores pela aplicação, em uma parte da população original, dos operadores de seleção, crossover e mutação (apresentados no Capítulo 3). A probabilidade de seleção de um classificador é proporcional à sua energia. Os filhos gerados serão inseridos na população em substituição aos indivíduos com menor energia (Figura 4.7).

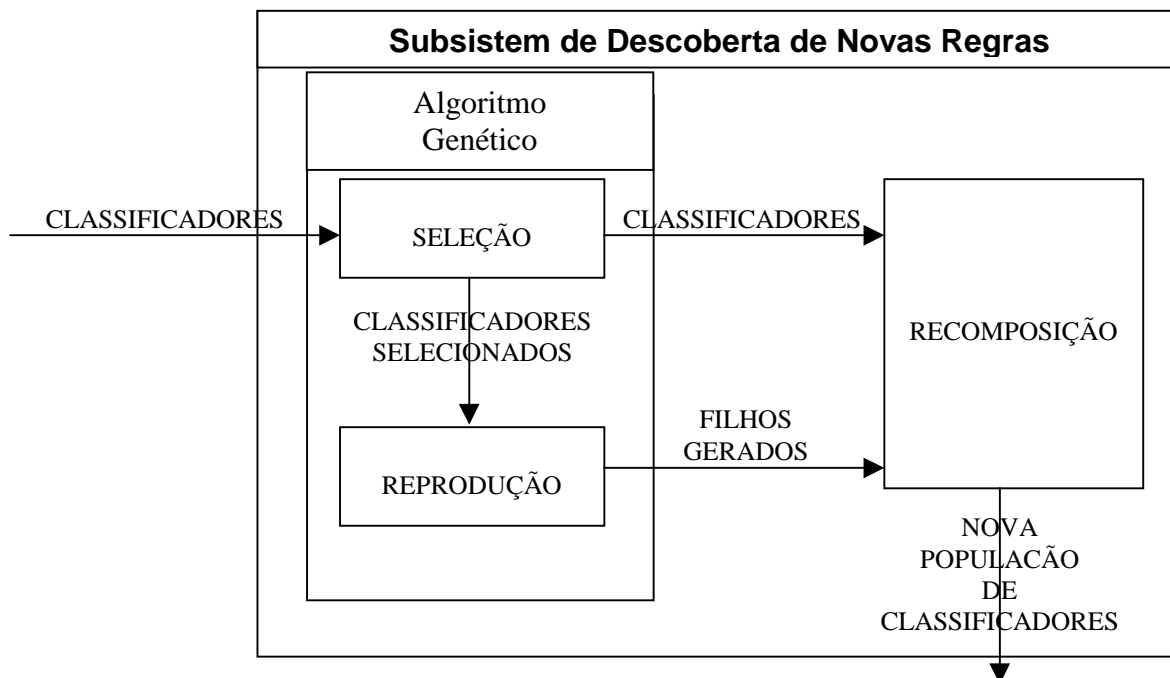


Figura 4.7 – Fluxo Interno do Subsistema de Descoberta de Novas Regras

Decidida a forma de representação do classificador, ele será tratado como um “cromossomo”. Como já mencionado no Capítulo 3, existem variações para esta codificação. Em nosso caso, adotamos representação em ponto flutuante (Michalewicz, 1996) na parte conseqüente do classificador e representação binária na parte antecedente.

Criamos aleatoriamente a população inicial de indivíduos a evoluir. Em seguida, calculamos uma medida de adequação, denominada “*fitness*” na literatura em inglês, a qual, em nossa aplicação, é representada pela energia (em inglês, “*strength*”) de cada classificador. Inicialmente, todos os classificadores têm a mesma energia.

Como já observado anteriormente, o valor da energia está associado à adequação do classificador ao ambiente, com o qual ele interage. A ação indicada pelo classificador vencedor pode ir contra ou a favor dos objetivos, de modo que o classificador poderá diminuir ou aumentar sua energia ao longo das iterações. Através desta medida, será possível a avaliação de cada um durante o processo evolutivo.

Uma vez criada a população e atribuída a energia de cada classificador, aplicamos, após uma época de iterações (seqüência de ações indicadas pelos classificadores vencedores a cada passo), os operadores de seleção, crossover e mutação. Os operadores de crossover adotados foram do tipo crossover simples para a parte antecedente e crossover aritmético para a parte conseqüente (esses operadores foram discutidos e listados no Capítulo 3). Para o operador de mutação, foram escolhidas a mutação simples para a parte antecedente e a mutação não-uniforme para a parte conseqüente (Michalewicz, 1996) .

A seleção se deu pelo mecanismo de “Roulette Wheel”, proposto por Goldberg (1983).

O tamanho da população inicial e das subseqüentes gerações foi definido empiricamente e mantido constante durante o processo de evolução.

No módulo “recomposição” (Figura 4.7), a substituição dos indivíduos ou classificadores menos aptos (baixa “energia”), obedece um tipo de seleção aleatória. Para cada filho gerado, uma percentagem da população original é selecionada e o classificador com menor energia é incluído em um conjunto, o qual servirá em seguida para as substituições. A partir

deste conjunto, o filho gerado substituirá o classificador com o qual ele possuir maior afinidade.

Mostraremos no próximo capítulo a codificação do processo de descoberta de novas regras.

4.5 - Algoritmo Simplificado

De forma simplificada, o algoritmo de geração de um Sistema Classificador está representado na Figura 4.8.

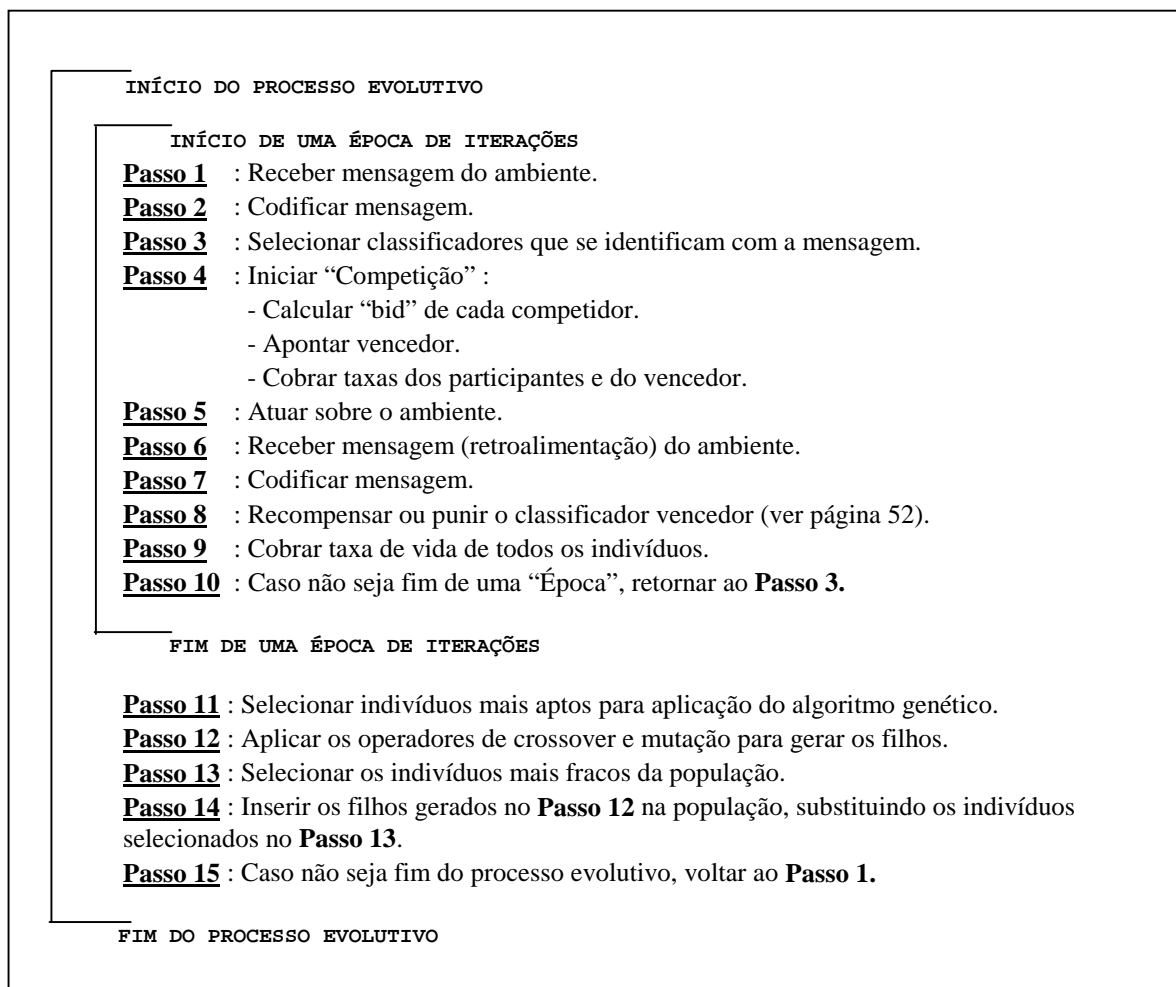


Figura 4.8 – Algoritmo Simplificado de Geração de um Sistema Classificador

4.6 - Exemplo Didático de Aplicação de um Sistema Classificador

Para ilustrar o funcionamento de um Sistema Classificador, vamos discutir as várias etapas de sua aplicação a exemplo didático: o controle de um veículo autônomo auto-guiado.

O ambiente computacional implementado para simulação do desempenho deste Sistema Classificador está representado na Figura 4.9 ⁽¹⁾, sendo que a área para deslocamento do veículo é de 700x700 unidades.

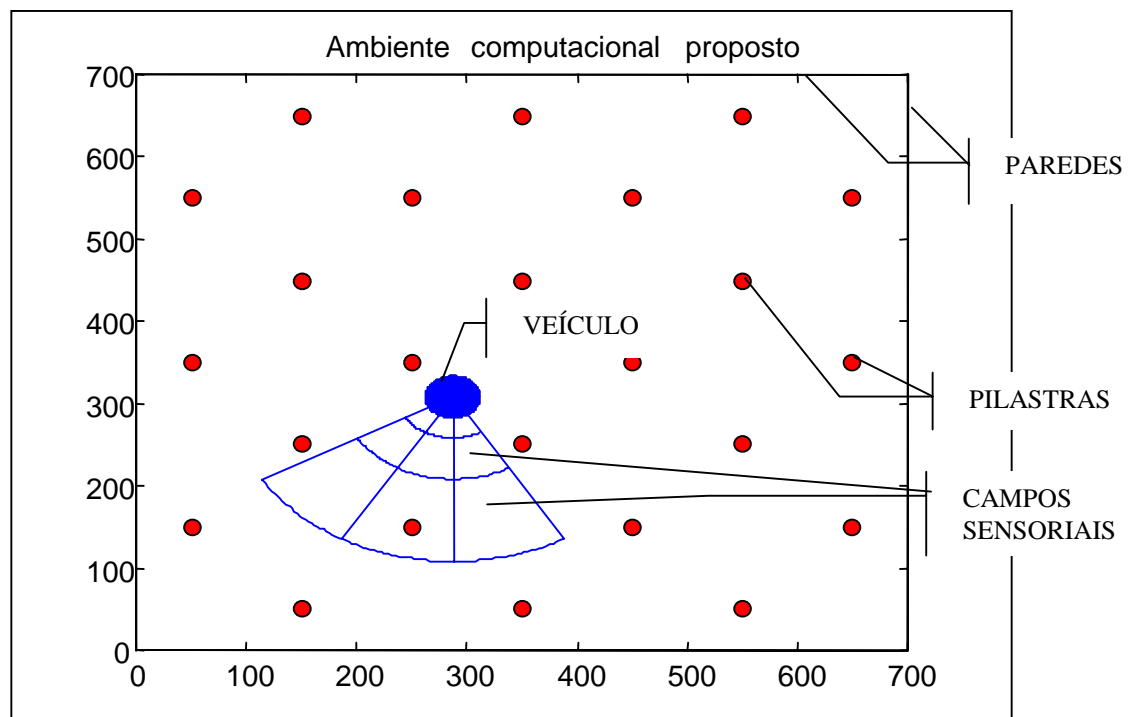


Figura 4.9 – Ambiente Computacional Proposto

O veículo deve desenvolver uma velocidade constante de 15 unidades por iteração,

⁽¹⁾ Este exemplo foi originalmente proposto em notas de aula da disciplina Computação Evolutiva (IA369-FEEC/UNICAMP-1998) pelos professores Fernando J. Von Zuben e Ricardo R. Gudwin.

podendo deslocar-se em linha reta ($\theta = 0$), à direita ($\theta = 15^\circ$) ou à esquerda ($\theta = -15^\circ$). Para decidir sobre os deslocamentos, o veículo possui dois sensores, um de visão, com nove campos sensoriais, os quais detectarão a presença de pilastras ou paredes (Figura 4.10), e outro de contato, para detecção de colisão.

O Sistema Classificador

Cada classificador será representado por uma regra, constituída por um vetor de 11 posições, onde as 9 primeiras posições refletem os nove campos sensoriais do sensor de visão (chamada “parte antecedente”). As 10^a e 11^a posições representam as ações a serem tomadas (“parte conseqüente”); “00” ou “11” significa siga em frente, “01” significa vire 15° à direita, e “10” significa vire 15° à esquerda.

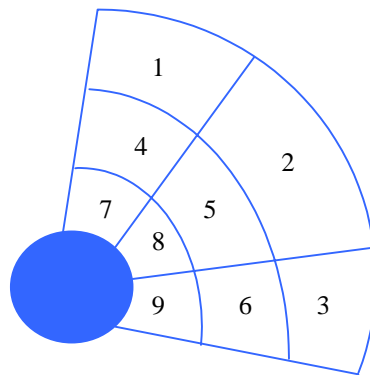


Figura 4.10 – O Veículo e seus Campos Sensoriais

Tanto a parte antecedente quanto a parte conseqüente serão criadas aleatoriamente para a população inicial. A cada classificador será designada uma energia inicial de 100 unidades. A especificidade de cada classificador será calculada com a metodologia descrita na Equação 4.5.

A Evolução

Caso um classificador obtenha êxito em sua ação, ele será recompensado, somando-se 1 unidade à sua energia. Caso contrário, ele será punido, subtraindo-se 2 unidades de energia.

Adota-se um algoritmo genético para criação de novas regras, o qual será aplicado a cada período de 100 iterações. Uma vez selecionado o par para reprodução, a taxa de crossover aplicada será de 100%, enquanto que a taxa de mutação aplicada será de 2%. Apenas 10% da população será selecionada para reprodução, o que significa um total de 10% da população original sendo substituída pela nova geração.

Um Ciclo Completo de Evolução

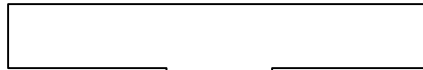
Durante esta simulação, vamos acompanhar todos os passos descritos no Algoritmo Simplificado (Figura 4.8), supondo que algumas iterações já foram realizadas – assim, já existe um valor distinto de energia atribuída a cada classificador. Formularemos a hipótese de que o veículo encontra-se na posição ilustrada na Figura 4.9.

Para efeito de demonstração, vamos supor também que após o Passo 10 (Figura 4.8) caracterizar-se-á o final de uma “época” de iterações, permitindo-nos visualizar a fase de descoberta de novas regras.

- Passos 1, 2 e 3** :
- Receber mensagem do ambiente
 - Codificar mensagem
 - Selecionar classificadores que se identificam com a mensagem

MENSAGEM
DO AMBIENTE

010000000



CLASSIFICADORES
IDENTIFICADOS

Rótulo	Classificador
A	##00###0# : 01
B	01# 000###: 11
C	010#0#0#0 : 00

POPULAÇÃO DE
CLASSIFICADORES

CLASSIFICADOR	ENERGIA
##00###0# : 01	80
010110000 : 11	20
101011000 : 10	10
0#1#1#1#1 : 01	98
01# 000###: 11	87
#11##1##1 : 01	45
010#0#0#0 : 00	67
.	
.	
.	

Comentários :

- no processo de codificação da mensagem, o estado detectado pelos campos sensoriais foi transformado em uma seqüência de bits 010000000, indicando a existência de um obstáculo no campo 2 (veja Figuras 4.9 e 4.10).
- para esta mensagem do ambiente, foram selecionados 3 classificadores (**A**, **B** e **C**), os quais sugerem como próxima ação: vire 15° à direita (01) ou siga em frente (11 e 00), respectivamente.

Passo 4 :

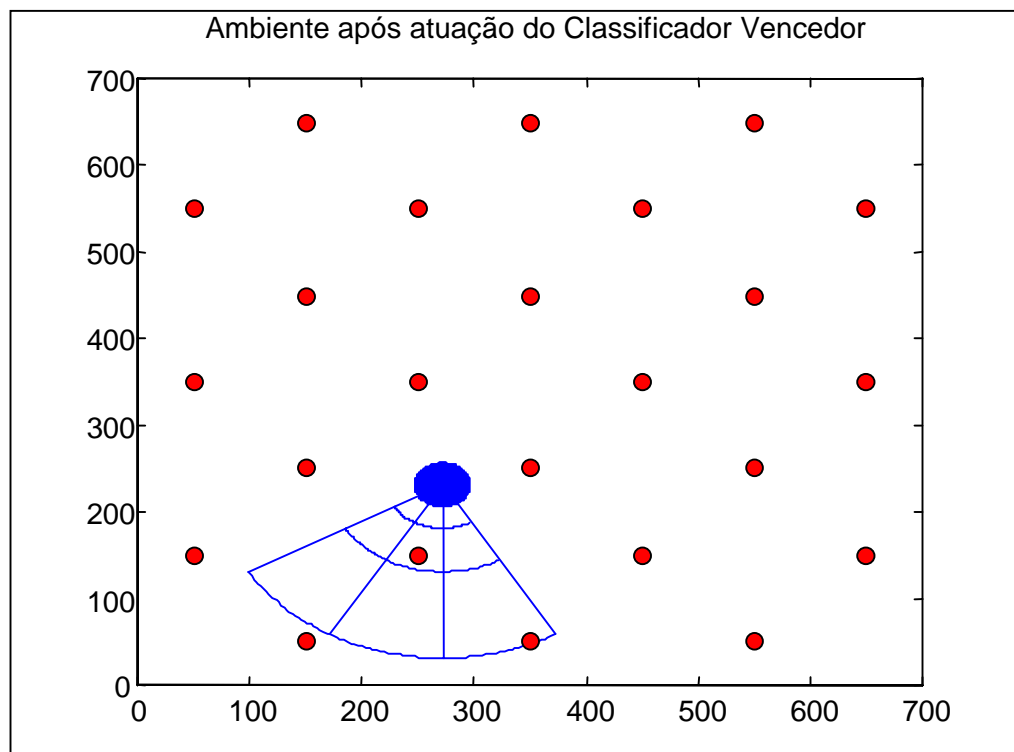
- Iniciar “Competição” :
 - Calcular “bid” de cada competidor.
 - Apontar vencedor.
 - Cobrar taxas dos participantes e do vencedor.

<i>Hipótese</i>	S_t	<i>Spec</i>	Bid_t	N_t	$eBid_t$	<i>Regra Vencedora</i>	<i>Taxa_bid</i>	<i>Novo S_t</i>
A	80	0,3333	1,0221	-1,6656	0,6581	B	0,003	79,997
B	87	0,5556	1,2726	0,1253	1,0068		0,004	86,996
C	67	0,6667	1,0421	0,2877	0,8641		0,003	66,997

<i>Regra Vencedora</i>	<i>Ação</i>	S_t	Bid_t	<i>Novo S_t</i>
B	“11” - “siga em frente”	86,996	1,2726	85,723

Comentários : • a regra B vencedora indica que o veículo deve seguir em frente

Passo 5 : • Atuar sobre o ambiente

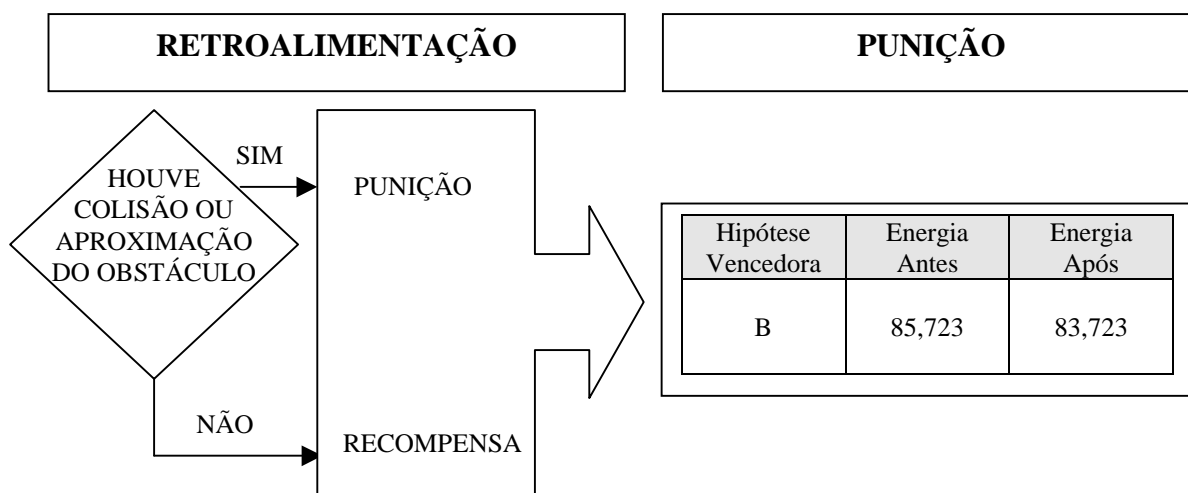


Comentários :

- o veículo segue em frente, deslocando-se 15 unidades de distância sem sofrer colisão

Passos 6,7 e 8 :

- Receber mensagem (retroalimentação) do ambiente
- Codificar mensagem
- Recompensar ou punir classificador vencedor



Comentários :

- não houve colisão resultante da aplicação da regra B, entretanto a ação proposta fez com que a pilastra invadisse um campo sensorial mais interno
- a regra B será “punida” com um decréscimo em sua energia

Passos 9 :

- Cobrar taxa de vida de todos os indivíduos

TAXA DE VIDA

$$Taxa_v = 1 - \left(\frac{1}{2}\right)^{\frac{1}{n}} = 0,0069, \text{ com } n = 100.$$

POPULAÇÃO DE CLASSIFICADORES

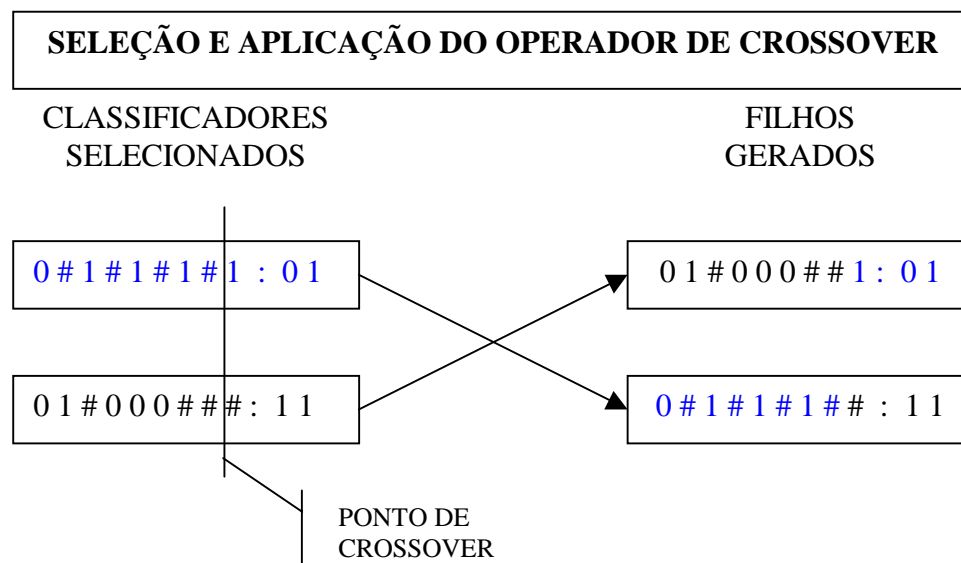
CLASSIFICADOR	ENERGIA	ENERGIA APÓS COBRANÇA DA TAXA
##00##0# : 0 1	79,997	79,444
010110000 : 1 1	20,000	19,861
101011000 : 1 0	10,000	9,930
0#1#1#1#1 : 0 1	98,000	97,323
01# 000### : 1 1	83,723	83,124
#11##1##1 : 0 1	45,000	44,689
010#0#0#0 : 0 0	66,997	66,534
.		
.		
.		

Comentários :

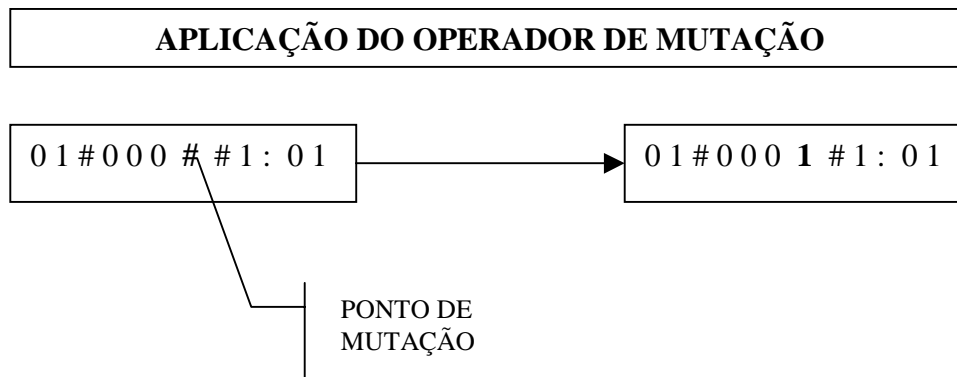
- a taxa de vida foi calculada considerando-se $n = 100$ (número de iterações antes da aplicação do algoritmo genético)
- apenas o classificador que venceu a competição sofreu um maior decréscimo em sua energia, devido à punição que recebeu.

Passos 11 e 12 :

- Selecionar indivíduos mais aptos para aplicação do algoritmo genético
- Aplicar os operadores de crossover e mutação para gerar os filhos



Comentários : • o ponto de crossover foi selecionado aleatoriamente (logo após locus nº 8)

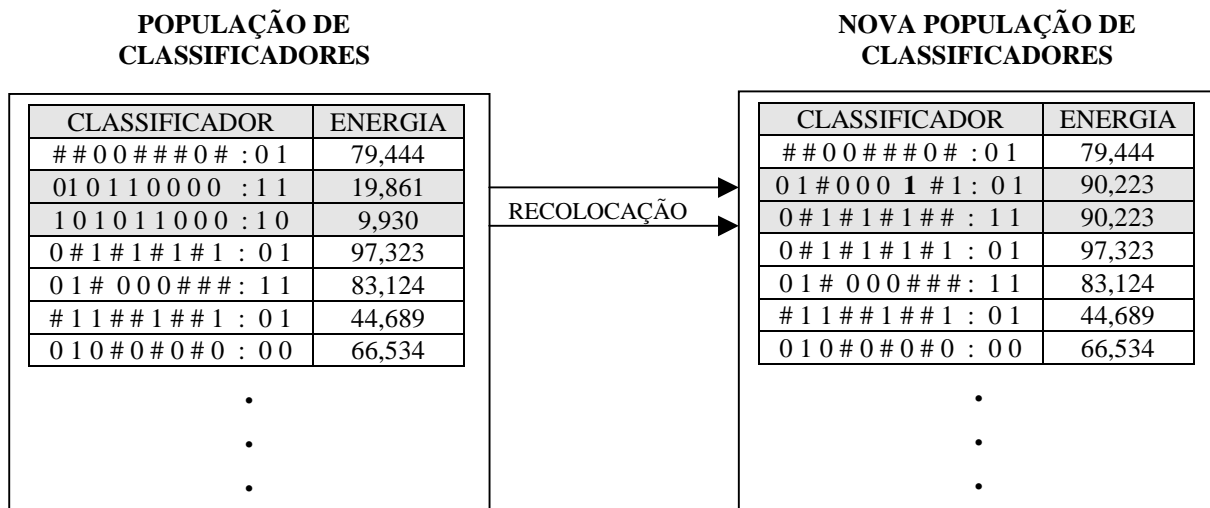


Comentários :

- foi escolhido aleatoriamente o gene do locus nº 7
- como trata-se do símbolo “#”, este poderá ser “mutado” para “0” ou “1”

Passos 13 e 14 :

- Selecionar os indivíduos mais fracos da população.
- Inserir os filhos gerados no **Passo 12** na população, substituindo os indivíduos selecionados no **Passo 13**.



- Comentários :**
- os filhos gerados substituíram os indivíduos mais fracos (com menor energia)
 - o *strength* dos filhos será calculado pela média do *strength* dos pais
 - como descrito na seção 4.4, existem alternativas a esta substituição direta

4.7 - Especialização para Redução de Perdas Elétricas

Quando aplicamos os Sistemas Classificadores a um determinado problema, são necessárias especializações para as características de cada aplicação. As especializações para redução de perdas em sistemas de distribuição de energia elétrica serão detalhadas no Capítulo 5.

