

Igor Feliciani Merizio

**Monitoramento da Integridade Estrutural de
um Rotor Utilizando Sistemas Imunológicos
Artificiais**

Brasil

Junho de 2021

Igor Feliciani Merizio

Monitoramento da Integridade Estrutural de um Rotor Utilizando Sistemas Imunológicos Artificiais

Trabalho de conclusão de curso apresentado
à Universidade Estadual Paulista "Júlio de
Mesquita Filho" – UNESP, como requisito
parcial para a obtenção do título de Bacharel
em Engenharia Mecânica.

Universidade Estadual Paulista – UNESP

Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – FEIS

Departamento de Engenharia Mecânica – DEM

Orientador: Prof. Dr. Fábio Roberto Chavarette

Brasil

Junho de 2021

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

Merizio, Igor Feliciani.
M563m Monitoramento da integridade estrutural de um rotor utilizando sistemas imunológicos artificiais / Igor Feliciani Merizio. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2021
65 f. : il.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Mecânica) -
Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. Ilha Solteira, 2021

Orientador: Fábio Roberto Chaverette
Inclui bibliografia

1. Monitoramento de integridade estrutural. 2. Sistemas imunológicos artificiais. 3. Algoritmo de seleção negativa. 4. Detecção de falhas. 5. Sistemas mecânicos.


Raiane da Silva Santos

Igor Feliciani Merizio

Monitoramento da Integridade Estrutural de um Rotor Utilizando Sistemas Imunológicos Artificiais

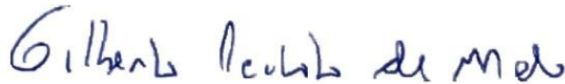
Trabalho de conclusão de curso apresentado
à Universidade Estadual Paulista "Júlio de
Mesquita Filho" – UNESP, como requisito
parcial para a obtenção do título de Bacharel
em Engenharia Mecânica.

Trabalho aprovado. Brasil, 14 de junho de 2021:

Comissão Examinadora:



Prof. Dr. Fábio Roberto Chavarette
Presidente (Orientador)



Prof. Dr. Gilberto Pechoto de Melo



Eng. Estevão Fuzaro de Almeida

Brasil
Junho de 2021

*Este trabalho é dedicado a todos que me apoiaram durante minha formação, e aqueles que
trilharam esse caminho comigo.*

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, Iris Patricia Feliciani Merizio e Edmo Merizio (In memoriam), que junto a meus avós, Antônio Feliciani e Marilene Aparecida Gomes Feliciani, não mediram esforços para educar meu irmão e eu, desde a criação até os dias atuais. Sempre me apoiando, em todos os âmbitos da vida. Muito obrigado.

A minha namorada, Giovanna Ceola Ferreira, por todo companheirismo, paciência, compreensão, amor e apoio em todos esses anos.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Fábio Roberto Chavarette, por ser mais que um orientador. Um amigo em que posso confiar. Por toda orientação e conselho, na vida pessoal e profissional, e por agregar, de forma incrível, na minha formação.

A todas as amizades feitas nesse trajeto. Em especial meus amigos de turma, os quais tive o privilégio de compartilhar diversas horas de estudo sobre inúmeros temas, e me apoiaram nessa caminhada. E aos meus amigos do Laboratório SisPlexos, uma segunda família dentro da faculdade.

Faltam palavras para expressar minha gratidão a essas pessoas, que tem papéis únicos em minha vida, e o quão especiais elas são para mim.

A todos meus professores e a Unesp pelo suporte.

*“Não existe um caminho para a felicidade. A felicidade é o caminho.
Mahatma Gandhi*

*“Você é espectador de si mesmo.
Clovís de Barros Filho*

Resumo

Neste trabalho de conclusão de curso são exibidos e discutidos os resultados obtidos pelo Sistema Imunológico Artificial (SIA) com base no Algoritmo de Seleção Negativa (ASN) otimizado pelo Algoritmo de Seleção ClonalG. O ASN é baseado na observação do funcionamento do sistema imunológico humano, mais especificamente na seleção negativa das células do tipo T que ocorre no timo. O processo de funcionamento é dividido em duas fases: Sensoriamento e Monitoramento. Na primeira etapa o SIA é treinado com os sinais coletados da estrutura em situação de funcionamento normal, esse é chamado de sinal próprio e armazenado como banco de dados (*base-line*) desta estrutura. Com isso, o SIA pode aprender sobre o funcionamento do sistema e ser capaz de identificar falhas. A partir de um sinal em situação estrutural de falha (obtido pela execução do experimento até um tempo maior que de projeto), o SIA desenvolvido discrimina os sinais como próprios e não-próprios (não-falha e falha) após verificada as afinidades desses com o banco de dados. Enquanto o ClonalG baseia-se na capacidade de aprendizagem contínua do sistema imunológico, sendo capaz de aprender por reforço e memória: Quando reencontra um antígeno que seja parecido com algum previamente apresentado; sendo esse o mecanismo das vacinas, por exemplo. Foram utilizados dois bancos de sinais, coletados em diferentes períodos com diferentes tamanhos de uma mesma estrutura. Desenvolveu-se o SIA para a estrutura e, após, aplicou-se a otimização pelo ClonalG, comparando os resultados obtidos. Foi realizada também a localização da falha para cada caso.

Palavras-chave: Monitoramento de Integridade Estrutural, Sistemas Imunológicos Artificiais, Algoritmo de Seleção Negativa, Detecção de Falhas, Sistemas Mecânicos.

Abstract

In this research work, the results obtained by the Artificial Immune System (AIS) based on the Negative Selection Algorithm (NSA) optimized by the ClonalG Selection Algorithm are displayed and discussed. NSA is based on the observation of the functioning of the human immune system, more specifically on the negative selection of T-type cells that occurs in the thymus. The operating process is divided into two phases: Censor phase and Monitoring. In the first stage, the AIS is trained with the signals collected from the structure in normal operation, this is called structure's own sign and stored as a base-line of the structure. So, the AIS can learn about the functioning of the system and be able to identify failures. From a signal in a structural failure situation (obtained by executing the experiment until a longer time than the project), the developed AIS discriminates the signals as own and non-own (non-failure and failure) after verifying the affinities of these with the base-line. While ClonalG is based on the immune system's continuous learning capacity, being able to learn by reinforcement and memory: When it encounters an antigen that is similar to one previously presented; this being the mechanism of vaccines, for example. Two signal banks were used, collected in different periods with different sizes of the same structure. The AIS was developed for the structure and afterwards optimization by ClonalG was applied, comparing the results obtained. The location of the fault was also performed for each case.

Keywords: Structural Integrity Monitoring, Artificial Immune Systems, Negative Selection Algorithm, Fault Detection, Mechanical Systems.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Imunidade inata e adaptativa.	15
Figura 2 – Processo de fagocitose	15
Figura 3 – Tipos de imunidade adaptativa	17
Figura 4 – Respostas primária e secundária.	18
Figura 5 – Classes de linfócitos	19
Figura 6 – Órgãos linfoides primários e secundários	21
Figura 7 – Fases da resposta imune adaptativa	23
Figura 8 – Fluxograma da fase de sensoriamento do ASN.	27
Figura 9 – Fluxograma da fase de monitoramento do ASN	27
Figura 10 – Fluxograma da fase de sensoriamento do SHM ASN.	30
Figura 11 – Fluxograma da fase de monitoramento do SHM ASN.	31
Figura 12 – Exemplo da técnica de validação cruzada, com $K = 4$, utilizando 100 exemplos gerados aleatoriamente, pertencentes a duas classes e a 10 indivíduos.	34
Figura 13 – Representação esquemática do funcionamento da seleção clonal	36
Figura 14 – Fluxograma do algoritmo de seleção clonal para o problema de reconhe- cimento de padrões.	41
Figura 15 – Diagrama de classificação de falhas.	44
Figura 16 – Esquema da montagem experimental do rotor utilizado na coleta de dados	46
Figura 17 – Comportamento do primeiro banco de dados - Sinal Normal	48
Figura 18 – Comportamento do primeiro banco de dados - Sinal Falha	49
Figura 19 – Comportamento do segundo banco de dados - Sinal Normal	49
Figura 20 – Comportamento do segundo banco de dados - Sinal Falha	49
Figura 21 – Gráfico de convergência do ClonalG para o primeiro banco de dados	53
Figura 22 – Gráfico de convergência do ClonalG para o segundo banco de dados	53
Figura 23 – Trabalho submetido ao XL Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional (CNMAC 2021).	62
Figura 24 – Trabalho submetido ao 26th International Congress of Mechanical En- gineering (COBEM 2021).	63
Figura 25 – Trabalho submetido ao Journal Connection Science - Taylor Francis (CiteScore: 2.4).	64

Lista de tabelas

Tabela 1 – Modos de Falhas Estruturais.	45
Tabela 2 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a <i>base-line</i> - Banco 1	51
Tabela 3 – Localização da falha no primeiro banco de dados	51
Tabela 4 – Localização da falha no segundo banco de dados	52
Tabela 5 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a <i>base-line</i> com a otimização pelo ClonalG - Banco 1	55
Tabela 6 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a <i>base-line</i> - Banco 2	60
Tabela 7 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a <i>base-line</i> com a otimização pelo ClonalG - Banco 2	61

Sumário

1	INTRODUÇÃO	13
2	FUNDAMENTOS DE IMUNOLOGIA	14
2.1	O Sistema Imune	14
2.1.1	Imunidade inata e adaptativa	14
2.1.2	Tipos de resposta da imunidade adquirida	16
2.1.3	Características da resposta imune adaptativa	17
2.1.4	Componentes do sistema imunológico biológico	18
2.2	Funcionamento do Sistema Imunológico Biológico	21
2.2.1	A imunidade natural	21
2.2.2	A imunidade adaptativa	22
2.2.3	O reconhecimento de padrão do SIB	23
2.2.3.1	Seleção negativa dos linfócitos T	24
3	SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS	25
3.1	Introdução	25
3.2	O Algoritmo de Seleção Negativa	26
3.2.1	Funcionamento do ASN	26
3.2.2	Casamento entre cadeias e taxa de afinidade	28
3.2.3	Monitoramento da Saúde Estrutural baseada no ASN	29
4	VALIDAÇÃO CRUZADA	33
5	PRINCÍPIO DA SELEÇÃO CLONAL	35
5.1	A teoria da seleção clonal	35
5.1.1	Aprendizagem por reforço e Memória	36
5.1.2	Maturação de Afinidade	37
5.1.3	Regulação do Mecanismo de Hipermutação	38
5.2	Distinção Próprio/Não-Próprio	38
5.2.1	Seleção negativa dos linfócitos T	39
6	ALGORITMO DE SELEÇÃO CLONAL	40
7	INTRODUÇÃO AOS CONCEITOS DE FALHA	43
7.1	Introdução	43
7.2	Classificação	43
7.3	Modos de falha	44

7.3.1	Mecanismo de falhas	44
7.3.2	Classificação de mecanismos de falha	45
8	EXPERIMENTAL DOS DADOS UTILIZADOS	46
9	RESULTADOS	48
9.1	SIA baseado no ASN	50
9.2	Localização da falha	51
9.3	ClonalG	52
10	CONCLUSÃO	56
	REFERÊNCIAS	57
	APÊNDICE A – TABELAS DE AFINIDADES PARA A SEGUNDA COLETA.	60
	ANEXO A – ARTIGOS SUBMETIDOS.	62

1 INTRODUÇÃO

Recentemente houve um aumento do interesse industrial em investimentos em pesquisas e desenvolvimento tecnológico visando obter métodos eficientes para a análise da integridade de estruturas e impedir que danos ocorram, assegurando assim a vida das pessoas e evitando prejuízos econômicos.

O monitoramento da integridade estrutural consiste em detectar falhas em estados iniciais, intervir na sua propagação e, conseqüentemente, impedir que catástrofes e/ou acidentes ocorram levando à parada ou danificação da estrutura. Esta atual e importante linha de pesquisa é denominada monitoramento da integridade de Estruturas (SHM – Structural Health Monitoring).

Conforme destacado em [Hall \(1999\)](#), um SHM deve satisfazer os seguintes requisitos:

- Aquisição e processamento de dados;
- Validação e análise de sinais;
- Identificação e caracterização de falhas;
- Interpretação de mudanças adversas em uma estrutura;
- Auxiliar a tomada de decisões.

Toda estrutura, seja mecânica, aeronáutica ou de transporte, antes de ser colocada em uso passa por uma avaliação e testes de integridade estrutural. Neste caso são realizadas avaliações não-destrutivas (NDE), visando estimar o grau de segurança e confiabilidade da estrutura. Para isto, existem técnicas tradicionalmente utilizadas como: inspeção ultrassônica, radiografia-X, testes de emissão acústica, entre outras técnicas.

As técnicas tradicionais podem até possuir um bom aparato instrumental e serem bem formuladas para avaliação da integridade estrutural, no entanto, estas técnicas não conseguem satisfazer necessidades crescentes da indústria, ainda mais, quando as estruturas estão em movimento ([FRANCO et al., 2009](#)). Desta forma, os sistemas de monitoramento de integridade estrutural tem sofrido uma evolução natural devido ao avanço das tecnologias de sensores, materiais inteligentes, técnicas eficientes de processamento de dados e sinais, e, principalmente, a crescente demanda de se empregar tais ferramentas em tempo real, como é o caso das aeronaves na indústria aeronáutica.

2 FUNDAMENTOS DE IMUNOLOGIA

O termo imunidade é herdado da palavra latina *immunitas* que referencia-se na proteção judicial que os senadores do Império Romano gozavam durante o mandato. Historicamente imunidade significa proteção contra doenças, com ênfase nas infecciosas.

A biologia surpreende pela sua capacidade adaptativa, respondendo aos estímulos do meio. O sistema imunológico biológico teve papel fundamental no desenvolvimento e adequação das espécies, sendo a barreira entre o indivíduo e as doenças infecciosas do meio.

2.1 O Sistema Imune

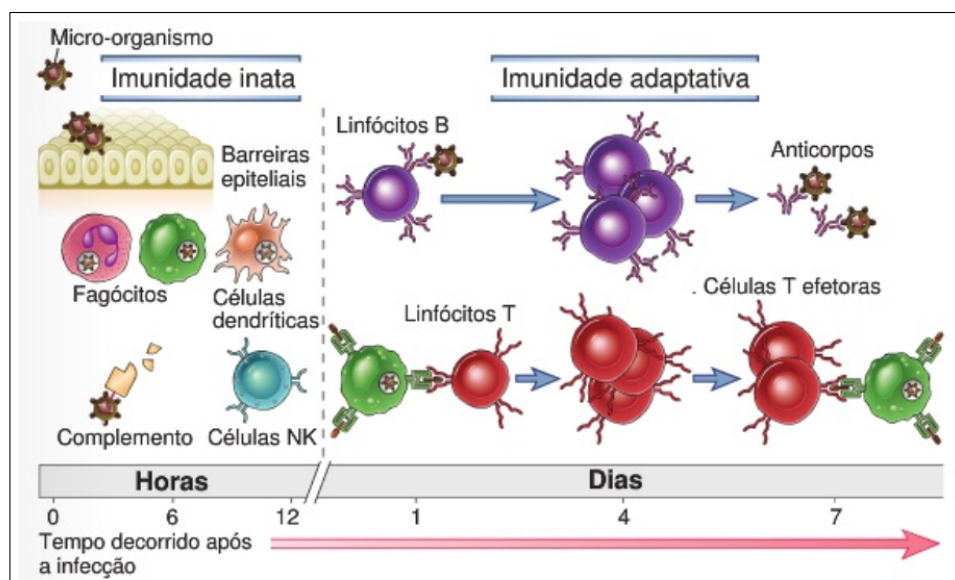
O sistema imunológico biológico funciona a partir do trabalho e esforço conjunto de diversas e diversificadas células e moléculas que colaboram entre si para proteger do indivíduo de agentes infecciosos. Embora o sistema imune seja surpreendentemente complexo, como tudo na natureza, seu funcionamento pode ser resumido em duas propriedades fundamentais para a execução das suas funções: Reconhecimento das substâncias e dos microrganismos estranhos que entram no corpo, e remoção desses elementos através de um conjunto de células e moléculas que trabalham conjuntamente para eliminar essa possível ameaça (ROITT; DELVES, 2013).

2.1.1 Imunidade inata e adaptativa

O sistema imune pode ser dividido em duas fases. A primeira fase refere-se a resposta inicial do sistema imunológico, nessa se destaca a atuação da imunidade inata na defesa contra micro-organismos. A segunda fase são as respostas tardias onde ocorre a atuação da imunidade adaptativa, conforme ilustrado pela figura 1.

A imunidade inata é composta de agentes de defesa bioquímico e celulares que já estão presentes no organismo antes mesmo que a infecção ocorra. Basicamente, esta resposta do sistema imune é igual para todo tipo de infecção, sendo de rápida atuação. Pode ser chamada também de imunidade natural e é composta de: (ROITT; DELVES, 2013)

Figura 1 – Imunidade inata e adaptativa.

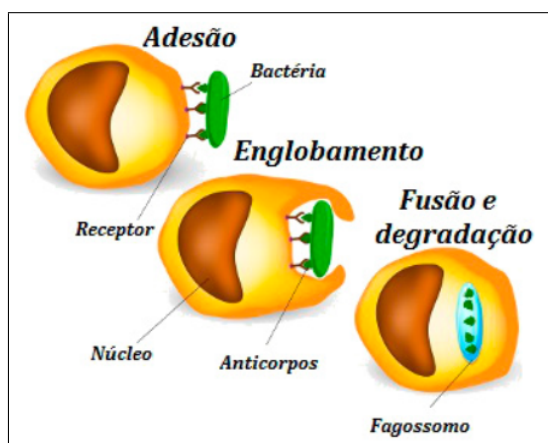


Fonte: (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010).

- Barreiras físicas e químicas;
- Células fagocitárias;
- Proteínas do sangue;
- Citocinas.

A imunidade inata trabalha com dois modos de encarar uma infecção: a destruição causada por enzimas bactericidas e a fagocitose (que significa "ser ingerido" pela célula), o processo de fagocitose é ilustrado na figura 25 (ROITT; DELVES, 2013).

Figura 2 – Processo de fagocitose



Fonte: (CALICH et al., 2001).

Como visualizado na figura 25, a fagocitose é uma ferramenta de defesa do organismo utilizada pelos anticorpos. Realizada a detecção do microrganismo por parte da célula do hospedeiro, ocorre o englobamento e então a degradação desse antígeno

Os mecanismos defensores constituídos pela imunidade natural do hospedeiro estão presentes, de alguma maneira, em todos os seres multicelulares. Contudo, somente os vertebrados desenvolveram a imunidade adaptativa, sendo essa uma linha de defesa mais específica (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010).

A imunidade adaptativa desenvolve-se em resposta a infecção e responde melhor a cada novo estímulo sucessível. Uma das principais características da imunidade adquirida é a capacidade de "lembrar" de exposições anteriores, se readaptando a partir daquilo que é conhecido (ROITT; DELVES, 2013; ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010).

O sistema imune adaptativo é capaz de distinguir e caracterizar como próprio/não próprio (Do próprio sistema/estranho ao sistema) os microrganismos e moléculas a partir de um "banco de dados" (memória) armazenado por ele. Recebe também o nome de imunidade adquirida, visto que as respostas imunológicas ocorrem partindo da experiência do sistema.

Os linfócitos são o elemento principal, em termos celulares, desse sistema. Essa célula é a responsável por secretar produtos, tais como os anticorpos, que identificam e combatem as substâncias estranhas ao organismo (chamados de antígenos) (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010).

2.1.2 Tipos de resposta da imunidade adquirida

A imunidade adaptativa pode responder de duas formas: Humoral ou celular. Na imunidade humoral a célula responsável por responder é o Linfócito B - que se diferencia na medula óssea -, secretando anticorpos que reconhecem e neutralizam os antígenos, sendo a principal linha de defesa no combate a micro-organismos celulares. Os anticorpos podem ativar diferentes armas de defesa; como a fagocitose dos micro-organismos pelas células do hospedeiro ou resposta inflamatória (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010). Apenas os linfócitos B podem produzir anticorpos, e cada célula B é capaz de secretar apenas um tipo de anticorpo.

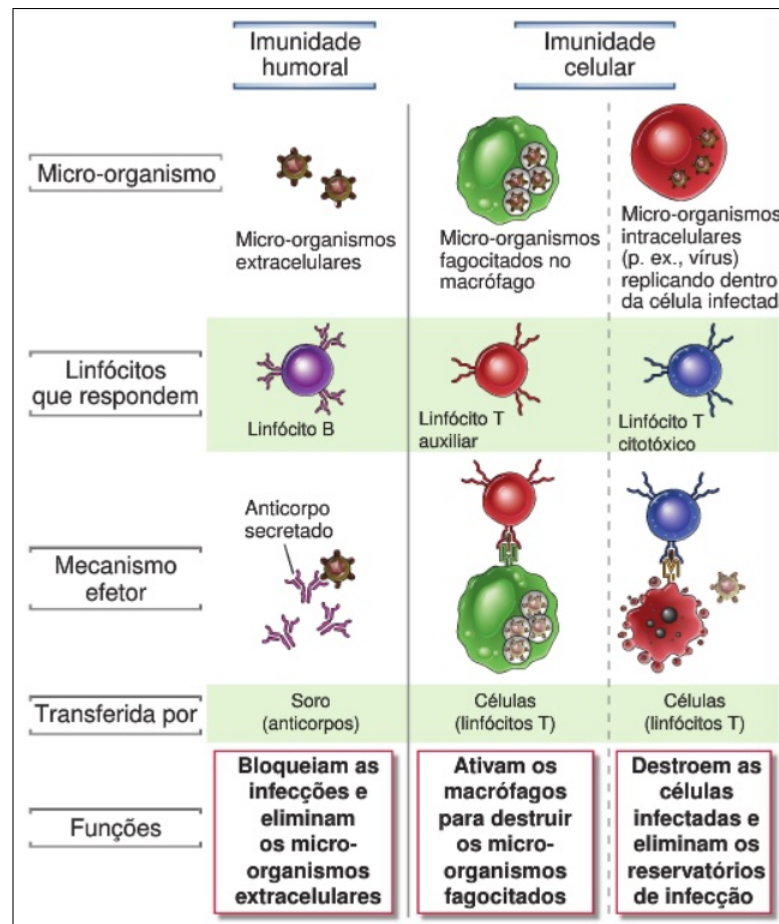
Ao entrar no organismo o antígeno encontra uma enorme quantidade de linfócitos B, cada uma com propriedades específicas de reconhecimento. O antígeno se ligará somente com os receptores em que houver uma combinação perfeita, emitindo um sinal ativador que é captado pelo linfócito em que se liga. O linfócito, por sua vez, se transformará em plasmócito e secreta anticorpos, captado esse sinal (ROITT; DELVES, 2013).

A imunidade celular, mediada pelos linfócitos T - assim chamado por se diferenciar

no timo -, é a responsável por detectar e neutralizar os micro-organismos intracelulares. Isso é, aqueles que se desenvolverem nos macrófagos, como *Mycobacterium* e *Leishmania* (essas células preferem replicar-se de forma intracelular pois o Macrófago lhes confere proteção). As células T tem a capacidade específica de lidar e destruir diretamente essas células (Macrófagos) infectadas (ROITT; DELVES, 2013).

Assim sendo, as diferentes especialidades das células B e T confere ampla atuação e faixa de eficácia na defesa do organismo. A figura 3 ilustra o descrito.

Figura 3 – Tipos de imunidade adaptativa



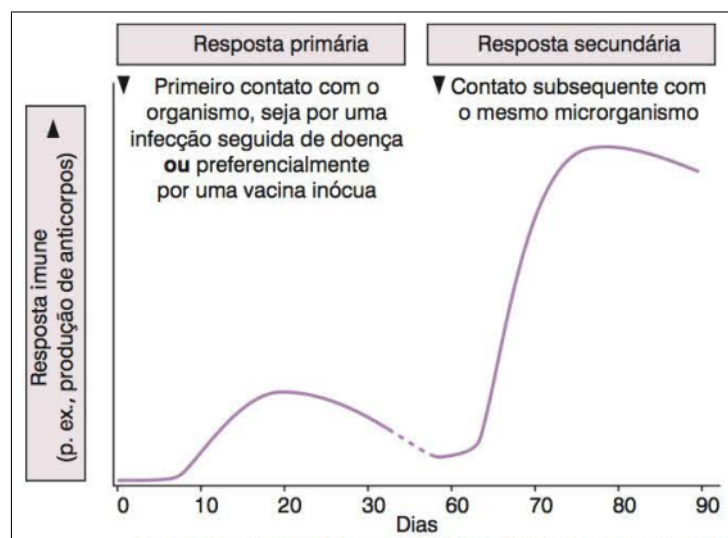
Fonte: (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010).

2.1.3 Características da resposta imune adaptativa

Após entrar em contato com determinado agente infeccioso o sistema imunológico desenvolve uma resposta imune a esse micro-organismo. Possivelmente, no futuro, esse mesmo sistema será novamente exposto a esse agente infeccioso. Contudo, na segunda exposição o sistema imune terá uma resposta mais rápida e intensa a esse agente, visto que é um microorganismo já conhecido (CALICH et al., 2001; ROITT; DELVES, 2013).

Por conta da memória do sistema imune raramente doenças como sarampo, caxumba, coqueluche, etc, são duas vezes adquiridas pelo mesmo indivíduo. A primeiro contato prepara o organismo através da experiência de modo a repelir futuras invasões pelo mesmo microrganismo. A figura 4 ilustra as respostas imunológicas do sistema imune adaptativo.

Figura 4 – Respostas primária e secundária.



Fonte: (ROITT; DELVES, 2013).

Na figura 4 percebe-se que a primeira resposta é fraca e dura pouco, mas há a formação dos linfócitos B e T de memória. Já na segunda resposta os linfócitos B e T de memória são quantitativa e qualitativamente superiores aos linfócitos virgens da fase primária e conferem proteção muito mais rápida e eficaz (ROITT; DELVES, 2013).

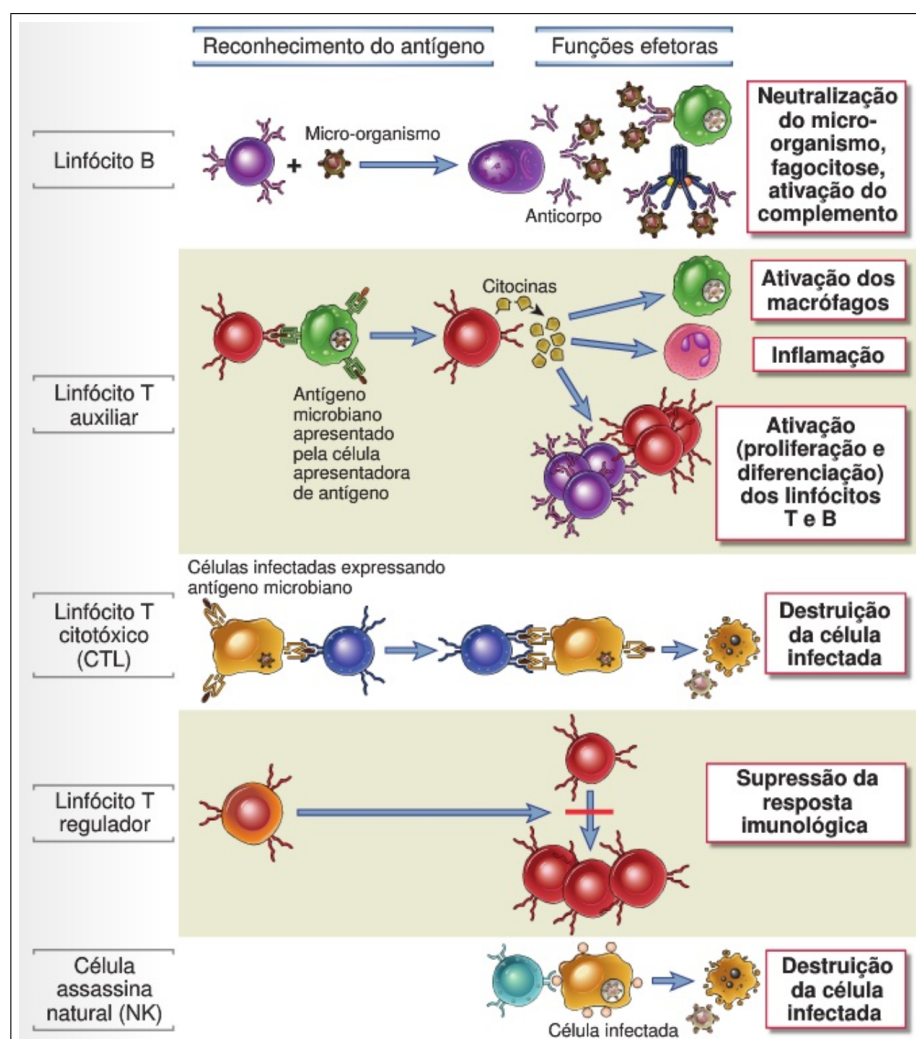
As principais características da resposta imune adaptativa são: (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010)

- Especificidade e diversidade;
- Memória;
- Expansão clonal
- Especialização;
- Contração e homeostasia;
- Não reatividade ao próprio.

2.1.4 Componentes do sistema imunológico biológico

"Os linfócitos, as células apresentadoras de antígenos e as células efectoras são as principais células do sistema imunológico." (ABBAS ET AL., 2010). Os linfócitos atuam como mediadores da imunidade celular e humoral, sendo responsáveis por identificar e atuar especificamente a antígenos estranhos. Como ilustrado pela figura 5, os linfócitos podem ser classificados em subpopulações que se diferenciam por suas funções e forma de reconhecimento dos antígenos.

Figura 5 – Classes de linfócitos



Fonte: (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010).

Linfócitos B: Somente eles detêm a capacidade de produção de anticorpos. A função dessa célula é também o reconhecimento de antígenos no meio extracelular, diferenciando-se em plasmócitos secretores de anticorpos. Sendo o mediador da imunidade humoral;

Linfócitos T: A principal função desta subpopulação é o reconhecimento dos antígenos de micro-organismos no meio intracelular, ajudando os fagócitos a destruindo ou atacando diretamente as células infectadas. Pode ainda ser subdividindo por função;

Linfócitos T auxiliares: Também chamados de *helper*, as células T auxiliares são uma população funcionalmente distinta e bem definida, responsável por secretar citocinas (moléculas mensageiras), proteínas que atuam nas respostas celulares da imunidade adaptativa;

Citocina Uma proteína secretada pelos Linfócitos T auxiliares que atuam na proliferação e diferenciação dos linfócitos T bem como a ativação de outras células, como os macrófagos, linfócitos B e outros leucócitos;

Linfócitos T citotóxicos (CTL): Também chamados de citolíticos, os CTL são outra população diferenciada por sua função bem definida dentro da subpopulação dos linfócitos T. Os citolíticos são a porção das células T responsáveis pela destruição das células do próprio hospedeiro infectadas por antígenos intracelulares;

Células T reguladoras: As células T reguladoras tem a capacidade de inibir as respostas imunes;

Células assassinas naturais (NK) As *natural killer* estão envolvidas na imunidade inata contra vírus e demais micro-organismos intracelulares, mas ainda não tem suas funções na defesa do organismo bem enunciadas.

As células apresentadoras de antígenos (APC) assim são chamadas por exercerem a primordial e literal função de capturar e apresentar os antígenos aos específicos linfócitos virgens, só então se iniciará a resposta imune adaptativa. O antígeno, ao ser apresentado pelas APC, é detectado pelos linfócitos que iniciam suas devidas funções objetivando eliminar o antígeno.

Os linfócitos e as APC se concentram em determinados órgãos linfoides (chamados de órgãos linfoides secundários), interagindo para dar início as respostas imunológicas. Os linfócitos compõe também o sangue, circulando pelas periferias do corpo e podendo ser guiados a locais de exposição antigênica. O Timo e a Medula óssea são chamadas de órgãos linfoides primários, sendo os responsáveis pela produção e maturação dos linfócitos (T e B, respectivamente). A figura 6 ilustra o acima descrito.

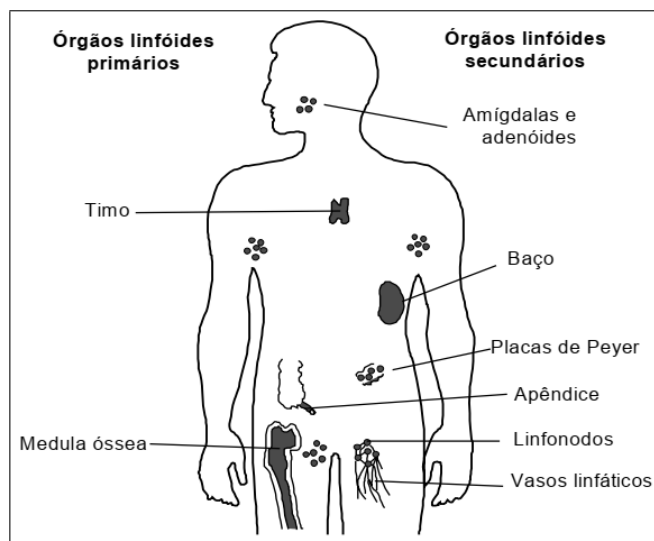
Dos órgãos linfoides secundários:

As Amígdalas e Adenóides agregam linfócitos que são secretados como parte do sistema imune associado ao intestino;

O Baço é aonde os linfócitos encontram os organismos que entram na corrente sanguínea. É o maior órgão secundário linfoide e o único entreposto na corrente sanguínea;

O Apêndice e as Placas de Player concentram linfonodos especializados na defesa gastrointestinal;

Figura 6 – Órgãos linfóides primários e secundários



Fonte: (CASTRO, 2001).

Os linfonodos atuam como região de convergência do sistema de vasos que coletam o fluido extracelular, trazendo-o para o sangue. O fluido celular é produzido de forma contínua por filtração do sangue (sendo chamado de linfa);

Os vasos linfáticos são a via de transporte da linfa para o sangue e os órgãos linfóides. Esses transportam as células portadoras de antígeno aos linfócitos recirculantes ativando-os.

2.2 Funcionamento do Sistema Imunológico Biológico

O sistema imune deve combater numerosos e diversos micro-organismos, para isso as respostas imunes compartilham entre si algumas propriedades. A forma como as respostas imunes iniciam e são coordenadas formam um grupo de questões essenciais para a imunologia.

2.2.1 A imunidade natural

O sistema imune inato é uma barreira do organismo frente ao ambiente, limitando e bloqueando o acesso de muitos micro-organismos ao corpo. A pele, o sistema digestório e respiratório são os principais locais de interação do corpo com o ambiente, sendo esses locais revestidos com epitélios contínuos; responsáveis por não permitir a entrada de micro-organismos ao organismo.

Se os micro-organismos obtiverem sucesso e romperem as barreiras epiteliais depararam-se com as células da imunidade natural. A resposta imune inata consistem em duas principais formas de reação:

Inflamação: A ativação e acumulação de leucócitos e proteínas plasmáticas nos tecidos para a eliminação de micro-organismos recebe o nome processo inflamatório. Os principais fagócitos envolvidos nesse processo são os neutrófilos e os monócitos, esses possuem receptores capazes de identificar o micro-organismo para ingerir e elimina-lo;

Defesa antiviral: A reação em que as células adquirem resistência à infecção viral, mediada pelas citocinas, seguida pela destruição pelas células NK das células infectadas recebe o nome de defesa antiviral.

Os micro-organismos resistentes a inflamação e a defesa antiviral conseguem acesso ao sangue, onde são reconhecidas pelas proteínas da imunidade natural. Algumas das proteínas circulantes, durante a resposta inflamatória, entram nos locais de infecção; ajudando a encontrar e eliminar os micro-organismos nos tecidos extravasculares ([ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010](#)).

Uma das características importante de muitos micro-organismos patogênicos é o fato de evoluírem para resistir a imunidade natural. Dessa forma, mesmo sendo a imunidade inata efetiva no controle de infecções, o organismo precisa de um mecanismo de defesa mais poderoso contra esses patógenos. A imunidade adaptativa é, justamente, para suprir essa falta da imunidade natural, impedindo o invasor de replicar-se nas células e tecidos do hospedeiro.

2.2.2 A imunidade adaptativa

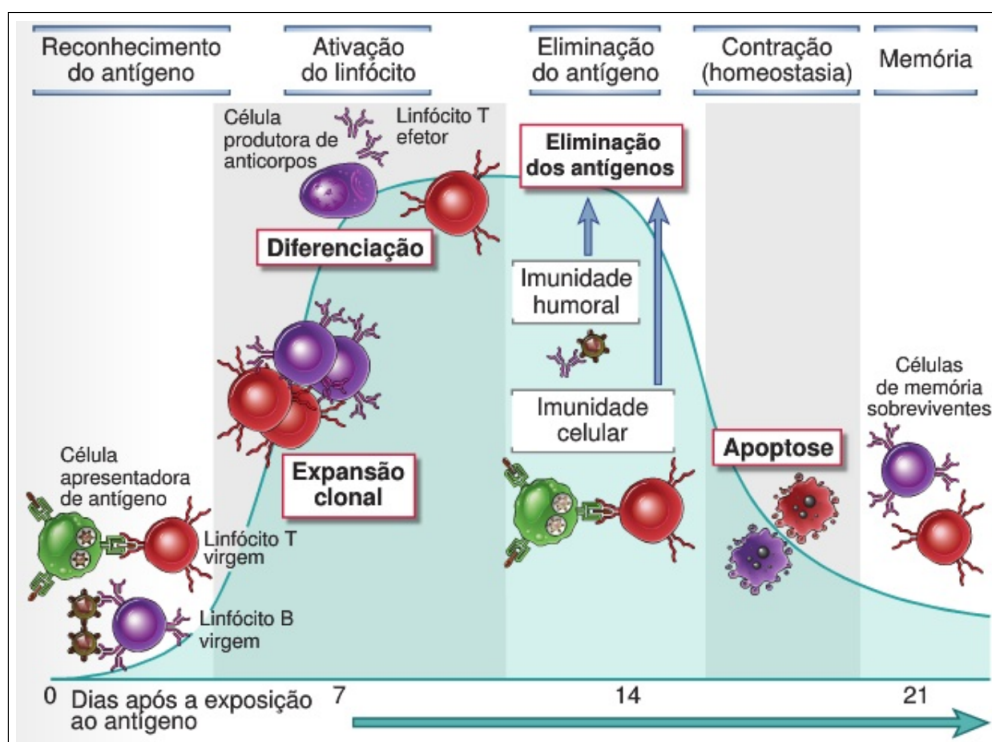
Conforme ilustrado pela figura 7, três principais estratégias são utilizadas pelo sistema imunológico adaptativo para combater a maioria dos micro-organismos.

Anticorpos: São os responsáveis por ligar-se aos micro-organismos extracelulares, bloqueando a infecção de células do hospedeiro e promovendo sua ingestão e destruição pelos fagócitos;

Células T auxiliares: aumentam a capacidade microbida dos fagócitos, que inerm os micro-organismos e os destroem;

Linfócitos T citotóxicos (CTL): destroem as células infectadas por micro-organismos que são inacessíveis aos anticorpos e à destruição fagocítica.

Figura 7 – Fases da resposta imune adaptativa



Fonte: (ABBAS; LICHTMAN; PILLAI, 2010).

As respostas imunes adaptativas ocorrem por partes, e cada parte é correspondente a reações específicas dos linfócitos, conforme a figura 7. A primeira etapa é o reconhecimento dos antígenos.

2.2.3 O reconhecimento de padrão do SIB

O reconhecimento de padrões do sistema imune dos vertebrados inquestionavelmente é uma das características mais importantes na defesa do organismo. Esta habilidade de diferenciar células e micro-organismos entre próprias do corpo e não próprias possibilitou a evolução da classe até os dias atuais. Essa aptidão permite o reconhecimento de antígenos de maneira completa. O repertório de diferenciação dos linfócitos é completo devido a fatores como: mutação, rearranjo genético, reatividade cruzada e multi-especificidade. Sendo os dois últimos citados a principal justificativa para com um repertório menor de linfócitos seja possível a diferenciação de um outro conjunto maior de antígenos (INMAN, 1978).

Não somente a identificação dos antígenos não próprios, o sistema imune também deve ser capaz de distinguir as células próprias. O repertório e a capacidade do sistema é tão completa que possibilita a identificação de qualquer molécula. As próprias células,

inclusive, são identificadas como antígenos próprios, o que permite o correto funcionamento do mesmo. Se não fosse por essa identificação toda classe vertebrada sofreria de doenças autoimunes (PERELSON; WEISBUCH, 1997a). Tolerância ao próprio é o nome dado a ausência de resposta contra um antígeno próprio.

Como explica de Castro (2001), não é sempre que o encontro entre um receptor e um antígeno resulta na ativação do linfócito, mas eventualmente pode causar anergia (morte ou inativação) celular. Seleção negativa é o nome do mecanismo que impede que linfócitos auto-reativos se tornem auto-agressivos. As células imunocompetentes constituem o repertório linfocitário disponível, essa pequena parte das células passa pela seleção positiva (são reconhecidos como sendo capazes de reconhecer os seus ligantes), capazes de montar uma resposta imune.

2.2.3.1 Seleção negativa dos linfócitos T

A seleção negativa - ou seleção tímica - ocorre no Timo, que é composto por um generoso grupo de células apresentadoras de antígenos (Macrófagos, células epiteliais especializadas, células dendríticas). A seleção negativa ocorre a partir da interação dos linfócitos T imaturos (timócitos) com os ligantes MHC-próprio em células apresentadoras de antígenos, o que resulta na deleção clonal dos linfócitos T auto-reativos. Esse processo depende da afinidade do TCR ao antígeno próprio, como diz (CASTRO, 2001); quanto maior a afinidade das células T com os antígenos próprios mais precoce e efetivamente são deletadas.

3 SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS

Esse capítulo visa a explicação de conceitos e analogias importantes referentes ao Sistema Imunológico Artificial e ao Algoritmo de Seleção Negativa.

3.1 Introdução

Fenômenos da natureza, há décadas, vem servindo de inspiração para idealização de formas eficientes e dinâmicas de resolver problemas. Entre esses fenômenos, o estudo dos mecanismos de defesa biológicos do corpo humano é fundamento para o desenvolvimento - até os dias atuais - de novas técnicas e algoritmos para a solução de problemas ([CASTRO, 2001](#)).

Para garantir a proteção do organismo os Sistemas Imunológicos Biológicos (SIB) necessitam da capacidade de discriminação entre próprias/não próprias. Isso é, os sistemas precisam diferenciar as células e moléculas do próprio corpo (*self*) - aquelas benígnas ao funcionamento do organismo - daquelas que não são próprias do organismo (*nonself*), e podem prejudicar o funcionamento. Os SIB são frutos de uma complexa composição arquitetônica de diversas propriedades e funções que trabalham simultaneamente, o que proporciona agilidade no combate aos corpos estranhos ([LIMA, 2013](#)).

Os sistemas imunológicos artificiais (SIA) são ferramentas computacionais propostas fundamentadas nas diversas arquiteturas e modelos dos SIB. Os SIA, na atualidade, são aplicados em reconhecimento de padrões, análise de dados, segurança computacional, detecção de falhas e anomalias, controle, aprendizagem de máquina e computação evolutiva, por exemplo ([CASTRO, 2001](#)).

Memória, organização, aprendizado, adaptação, robustez, tolerância e diversidade são algumas das características e propriedades biológicas específicas que combinadas possuem a capacidade de encontrar solução para problemas e alcançar objetivos. O sistema imunológico biológico detém algumas dessas capacidades que motivam o desenvolvimento de sistemas biológicos artificiais ([CASTRO, 2001](#); [CASTRO](#); [CASTRO](#); [TIMMIS, 2002](#); [LIMA, 2013](#)).

Salienta-se aqui que um sistema imunológico artificial não busca copiar a biologia, não se procura a autêntica reprodução dos sistemas biológicos. O SIB serve de inspiração

para o desenvolvimento de algoritmos e ferramentas computacionais iterativas, como o SIA, mantendo algumas das características do sistema biológico na codificação do algoritmo.

Dentre as ferramentas desenvolvidas inspiradas na biologia tem-se a Rede Neural Artificial, que é baseada na teoria da ressonância adaptativa, o modelo de medula óssea, que é fundamentado na geração de células artificiais e a propriedade de hematopoese da medula óssea dos vertebrados, o algoritmo de seleção Clonal G, que inspira-se no sistema de diferenciação feito pelas células B e o Algoritmo de Seleção Negativa.

3.2 O Algoritmo de Seleção Negativa

O reconhecimento de padrões, estudado por autores como (HUNT et al., 1999), (FORREST et al., 1993) e (DASGUPTA; FORREST, 1999), é uma entre as varias aplicações dos sistemas imunológicos artificiais. Essa ferramenta elaborada computacionalmente baseia-se na habilidade do sistema imunológico biológico de identificar antígenos e anti-corpos e decidir como realizar a interação entre eles.

3.2.1 Funcionamento do ASN

A base da técnica do algoritmo de seleção negativa (ASN) (FORREST et al., 1994) é a observação do reconhecimento de padrões exercido pelo sistema imunológico biológico no reconhecimento de linfócitos T, que ocorre no timo, para categorizar as células como benignas ou malignas. Divide-se o ASN em duas partes: Censoriamento e Monitoramento (MERIZIO et al., 2020).

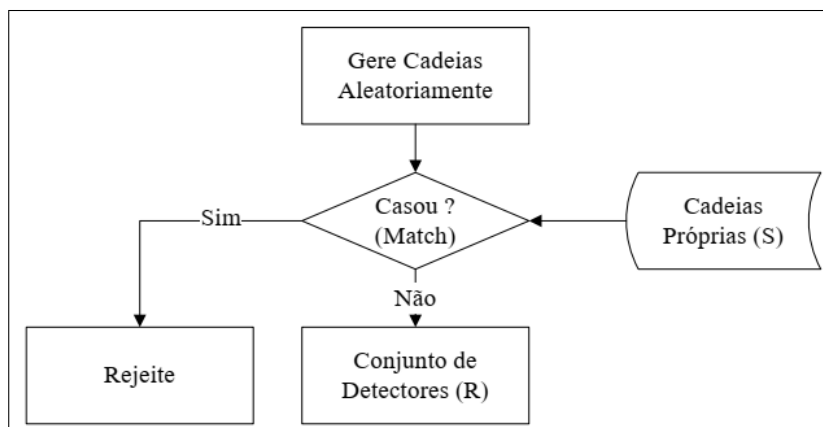
No Censoriamento ocorre a determinação de um conjunto de vetores próprios protegidos em paralelo com a geração de cadeias aleatórias para constituir a *base-line* após a avaliação da afinidade entre esses e os sinais próprios, de modo a rejeitar determinada cadeia que apresentar afinidade superior ao estipulado (MERIZIO; CHAVARETTE; OUTA, 2019).

As Figuras 8 e 9 ilustram a fase de censoriamento e monitoramento do ASN.

No monitoramento, com a criação da *base-line*, avalia-se a afinidade entre essa e o conjunto de detectores. Caso a afinidade seja superior a um limiar estipulado um elemento não-próprio é identificado (CASTRO, 2001).

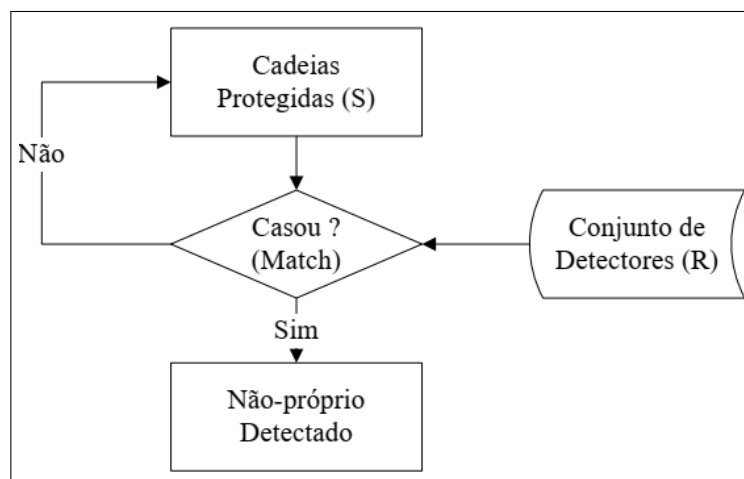
Os detectores próprios são inicialmente definidos na fase de censoriamento, também chamados de cadeias próprias, esses representam a situação normal de operação do sistema. O conjunto de detectores, com a capacidade de reconhecer padrões não próprios, é gerado em sequência. Então, escolhe-se cadeias aleatórias, partindo da leitura dos dados. Os detectores operam como as células do tipo T maturadas, possuindo a capacidade de reconhecer os

Figura 8 – Fluxograma da fase de sensoriamento do ASN.



Fonte: Adaptado de (CASTRO, 2001).

Figura 9 – Fluxograma da fase de monitoramento do ASN



Fonte: (CASTRO, 2001).

agentes patogênicos, ou seja, são habilitadas a detectar e identificar quase todo elemento não-próprio. Verifica-se, por fim, a afinidade comparando as cadeias escolhidas de forma aleatória com o conjunto de cadeias próprias. Sendo a afinidade superior a um limiar preestabelecido rejeita-se a cadeia, categorizando-a como não-própria. Senão, coloca-se a cadeia no conjunto de detectores e essa será empregada nas classificações durante o monitoramento dos dados (LIMA, 2013; MERIZIO et al., 2020).

Na fase seguinte procura-se identificar alteração no comportamento das amostras, através do monitoramento dos dados. Se identificado, é realizada a classificação dessas mudanças utilizando o conjunto de detectores criados na fase de Sensoriamento. Novamente, um elemento não próprio é detectado e classificado quando a afinidade entre as cadeias for superior a um limiar preestabelecido, como enfatiza (LIMA, 2016).

3.2.2 Casamento entre cadeias e taxa de afinidade

O critério conhecido como casamento, que pode ser perfeito ou parcial, é utilizado para avaliar a afinidade entre as cadeias e verificar que são iguais, semelhantes ou distintas.

Um casamento perfeito ocorre quando ambas cadeias são perfeitamente iguais, isto é, todas as posições das cadeias possuem os mesmos valores. Já o casamento parcial ocorre quando uma quantidade previamente determinada de posições entre as cadeias possui o mesmo valor. Essa quantidade é denominada taxa de afinidade (CASTRO, 2001; MERIZIO; CHAVARETTE; OUTA, 2019).

No casamento parcial, proposto por (BRADLEY; TYRRELL, 2002) e critério utilizado nesse trabalho, duas cadeias guardam uma afinidade entre si, ou seja, um determinado numero de posições da cadeia apresentam o mesmo valor. O porcentual de afinidade entre as cadeias é chamado de taxa de afinidade, e é previamente definido pela equação $taxa_{afinidade}$. A taxa de afinidade retrata o nível de correspondência entre duas cadeias em análise (LIMA, 2013).

$$TAf = \left(\frac{An}{At} \right) * 100 \quad (3.1)$$

sendo:

TAf: taxa de afinidade;

An: número de cadeias normais do problema (cadeias próprias);

At: número total de cadeias no problema (cadeias próprias e não-próprias).

O casamento entre duas cadeias é verificado individualmente entre cada posição i do vetor. No padrão detector, a fim de dar mais dinamismo na análise, propõe-se em cada posição i , um desvio para mais e para menos sobre o valor nominal, como apresentado em desvio (LIMA, 2013).

$$\underline{Ab}_i \leq Ag_i \leq \overline{Ab}_i \quad (3.2)$$

sendo:

Ag_i : valor nominal da posição i do antígeno (padrão em análise);

$\underline{Ab}_i$: valor nominal da posição i menos o desvio adotado no anticorpo (padrão detector);

$\overline{Ab}_i$: valor nominal da posição i mais o desvio adotado no anticorpo (padrão detector).

Assim sendo, quando o valor da devida posição i do antígeno estiver entro do intervalo da inequação desvio pondera-se como sendo um casamento para aquela posição. A verificação da afinidade entre duas cadeias então é feita somando os casamentos de cada posição entre os vetores (antígeno em relação ao anticorpo) e dividindo-se pela dimensão total do vetor. (BRADLEY; TYRRELL, 2002) escrevem a expressão descrita em forma porcentual como a equação 3.3.

$$Af_T = \frac{\sum_{i=1}^L Pc}{L} * 100 \quad (3.3)$$

sendo:

Af_T : % de afinidade entre os padrões analisados;

L : quantidade total de posições;

Pc : Posições casadas.

Logo, tendo Af_T maior ou igual a TAf tem-se um casamento parcial entre as cadeias, ou seja, as cadeias são semelhantes. Caso contrario, o anticorpo (detector) não reconhece o antígeno, e não é considerado um casamento entre eles.

3.2.3 Monitoramento da Saúde Estrutural baseada no ASN

O monitoramento da integridade estrutural (Structural Health Monitoring - SHM) surge baseado na necessidade industrial de detectar de falhas em seu estado inicial para que assim se possa impedir sua propagação e se evitar prejuízos financeiros, humanitários e ambientais. Um SHM deve atender aos seguintes pontos: Aquisição e processamento de dados, validação e análise de sinais, identificação e caracterização de falhas, interpretação de mudanças adversas em uma estrutura e auxiliar a tomada de decisões (HALL, 1999).

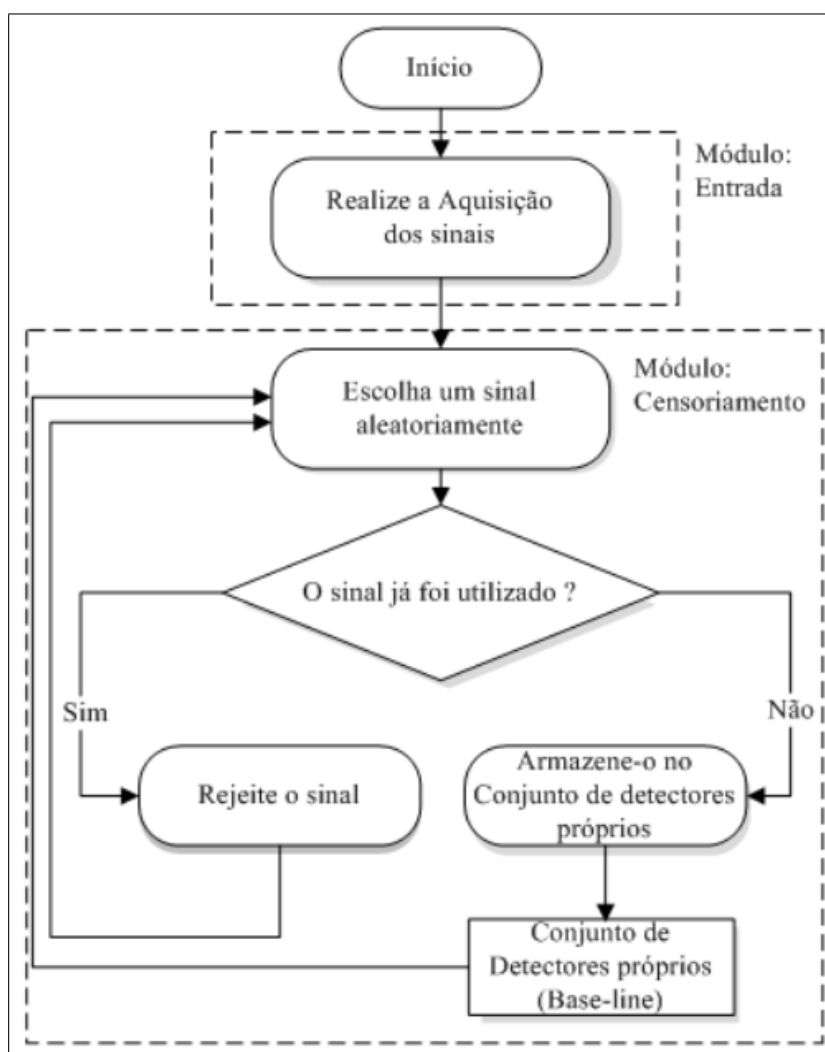
O SHM baseado no algoritmo de seleção negativa possui o diferencial da estabilidade, podendo o sistema aprender com o tempo, e da plasticidade, a capacidade da continua aprendizagem com novos padrões incluídos mantendo o conhecimento anterior (DOEBLING et al., 1998).

Um SHM tendo como base o SIA, em particular o ASN (FORREST et al., 1994), tem seu diagnostico composto por duas fases: Censoriamento e monitoramento. Sendo que, no censoriamento é realizado um censo dos dados para a criação do conjunto de detectores e então o reconhecimento das falhas durante o monitoramento.

Alinhado com o exibido na Figura 10, a fase de censoriamento do SHM com base no ASN é dividida em dois módulos. A aquisição dos sinais é realizada no modulo de

entrada, que compõe a bancada experimental. No modulo seguinte é gerado o conjunto de detectores próprios que será utilizado no monitoramento dos dados, esses são compostos por um grupo de sinais sem falhas na estrutura, isso é: Em situação estrutural normal. Esses dados recebem o nome de base-line, e servirão como parâmetro de comparação para identificação de falhas. Um sinal coletado da estrutura em uma situação de falha não apresentará afinidade satisfatória com a base-line, e assim é possível identificar a falha presente na estrutura. Já um sinal com a estrutura em situação normal ao ser comparado com o conjunto de detectores apresentará grande afinidade e não será identificada nenhuma falha (LIMA, 2014; MERIZIO; CHAVARETTE; OUTA, 2019).

Figura 10 – Fluxograma da fase de sensoriamento do SHM ASN.



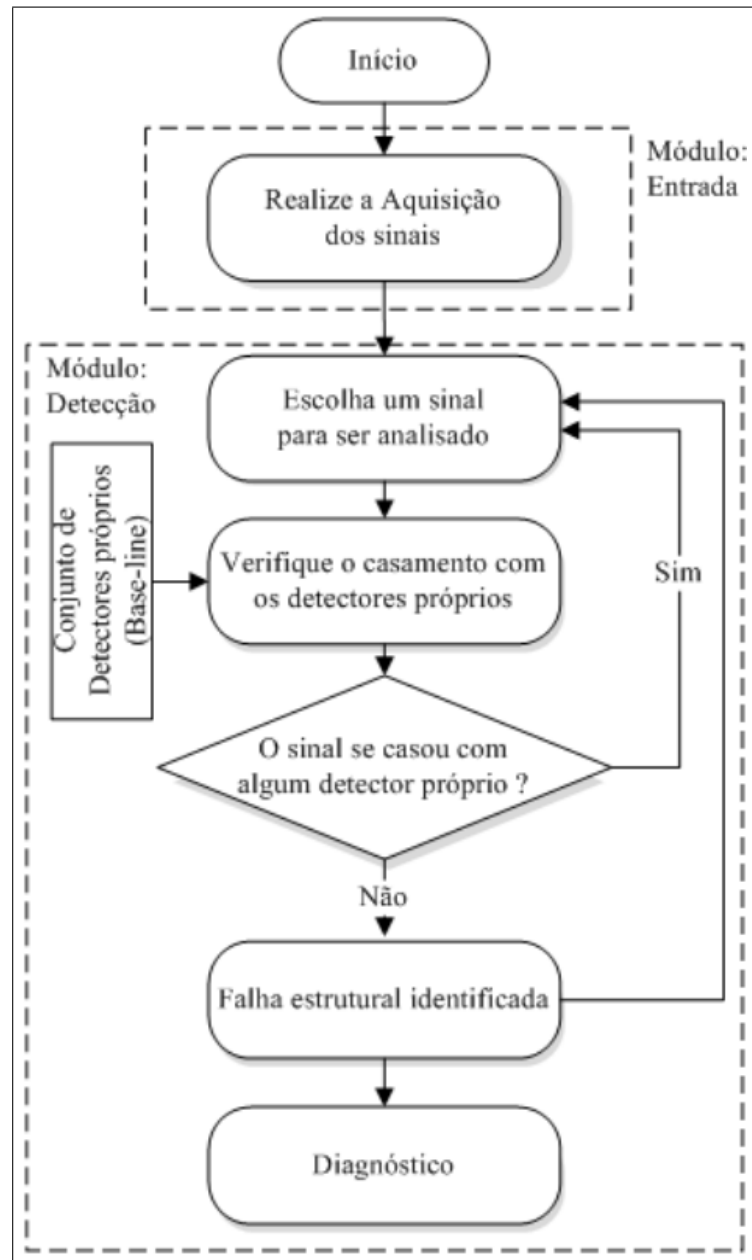
Fonte: (LIMA, 2014).

No fluxograma da Figura 11 é ilustrada a fase de monitoramento, que também é dividida em duas etapas. Na etapa inicial é realizada a aquisição dos dados, enquanto que na última etapa a discriminação entre os sinais como sendo próprio/não-próprio (MERIZIO et al., 2020).

No monitoramento analisa-se os dados em tempo real comparando-os com os

detectores criados na fase anterior, buscando facilitar a tomada de decisão através do diagnóstico diferencial. Feita a aquisição dos sinais executa-se o módulo de detecção onde os sinais em análise são comparados com os detectores próprios, buscando identificar o casamento entre os sinais.

Figura 11 – Fluxograma da fase de monitoramento do SHM ASN.



Fonte: (LIMA, 2014).

Quando a afinidade é superior a taxa de afinidade definida os sinais em análise são categorizados como satisfatórios perante o conjunto de detectores e então classificados como sendo o sistema em situação normal (sem falhas). Caso a afinidade seja menor que a taxa de afinidade o sinal é classificado como uma anormalidade e uma falha estrutural é identificada (MERIZIO; CHAVARETTE; OUTA, 2019).

Nesse trabalho foi utilizado o critério de casamento parcial proposto por (BRADLEY; TYRRELL, 2002).

4 VALIDAÇÃO CRUZADA

De acordo com (HAWKINS, 2004), um dos problemas comuns ao trabalhar com *machine learning* é chamado de super-ajuste, ou *overfitting*. Esse problema ocorre quando o método aplicado apresenta ótimos resultados para os dados de treinamento mas não possui a capacidade de generalizar o aprendizado para outros casos.

Para desviar deste tipo de problema é adotado o processo de validação. Na prática separa-se os dados em grupos de treinamento e de validação, assim a máquina não conhecerá o conjunto de validação (dados estranhos para ela); forçando-a a trabalhar em um cenário desconhecido que valida o treinamento e o aprendizado (JAMES et al., 2013).

Em algumas situações pode ser necessário a adoção da Base de Teste, que verifica a eficiência do modelo em dados "novos".

Estando o *overfitting* relacionado a variância do modelo e essa aos dados de treinamento, ao utilizar um outro conjunto de dados a variância pode ser reduzida. Conforme explica (OLIVEIRA BRUNO R. E FILHO, 2019), nesta técnica de validação o conjunto de dados T de tamanho N ($T=N$) é subdividido em K subconjuntos disjuntos aleatórios de tamanho igual. Ou seja, $T_1, T_2, \dots, T_K \subset T$ com $T_i \cap T_j = \emptyset$ para todo $i, j = 1, 2, \dots, K$, com $i \neq j$, sendo $T_i = N/K$ para todo i .

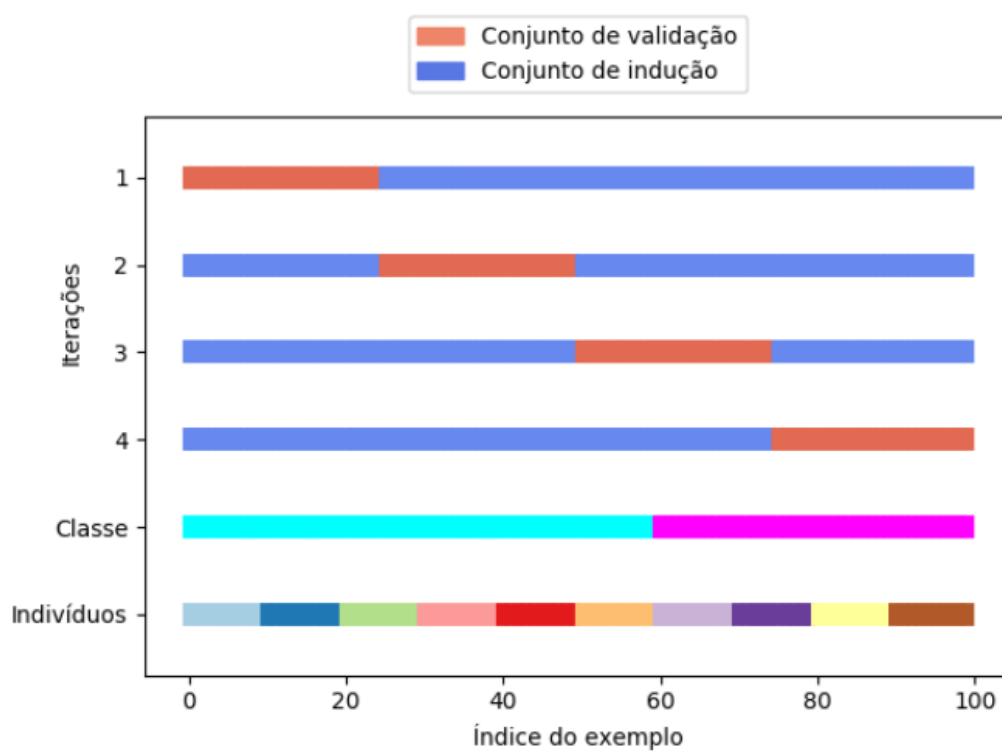
Na p -ésima iteração, o subconjunto T_p é selecionado para validação e os demais T_m , sendo $m = 1, 2, \dots, K$, com $p \neq m$, são utilizados para indução (treinamento) sendo este procedimento executado de modo sequencial.

Na Figura 12 está ilustrado o modus operandi da técnica de validação cruzada, exemplificada com 4 dobras, representadas pelos quatro primeiros gráficos de cores azul e marrom claro designando os subconjuntos de indução e validação, respectivamente.

(OLIVEIRA BRUNO R. E FILHO, 2019) destaca que na técnica de validação cruzada, na prática o valor de K é escolhido entre 5 e 10, sendo o segundo valor mais comum. Isso ocorre devido a razões empíricas que sugerem esse intervalo de valores. Sendo 10% dos dados utilizados para validação e 90% para indução do aprendizado.

A figura 12 é uma representação visual do comportamento na Validação cruzada, estabelecida basicamente na retirada de parte do conhecimento para avaliar o aprendizado da máquina e definir a confiabilidade da automação.

Figura 12 – Exemplo da técnica de validação cruzada, com $K = 4$, utilizando 100 exemplos gerados aleatoriamente, pertencentes a duas classes e a 10 indivíduos.



Fonte: Retirado de (OLIVEIRA BRUNO R. E FILHO, 2019).

5 PRINCÍPIO DA SELEÇÃO CLONAL

Este capítulo busca abordar superficialmente o conceito biológico da seleção clonal, junto com o processo de maturação da afinidade, e assim demonstrar que esses podem levar ao desenvolvimento de interessantes e poderosas ferramentas computacionais. O objetivo desse capítulo não é trazer exatamente uma modelagem da interação célula-célula, mas sim demonstrar que alguns dos princípios básicos do sistema imunológico humano; que podem ser úteis também para resolver tarefas complexas de engenharia.

5.1 A teoria da seleção clonal

Quando um humano com uma imunidade adaptativa não deficiente é exposto a um antígeno, algumas das subpopulações das suas células, derivadas da medula óssea, chamadas de linfócitos B, respondem produzindo anticorpos (Ab). Cada célula secreta apenas um tipo de anticorpo, sendo esse específico para o antígeno. O antígeno se conecta com o receptor do linfócito B e, após um segundo sinal de células acessórias - como a célula T_H , o antígeno estimula a célula B a se dividir e se transformar em células terminais do tipo secretoras de anticorpos, chamadas células plasmáticas (CASTRO, 2001).

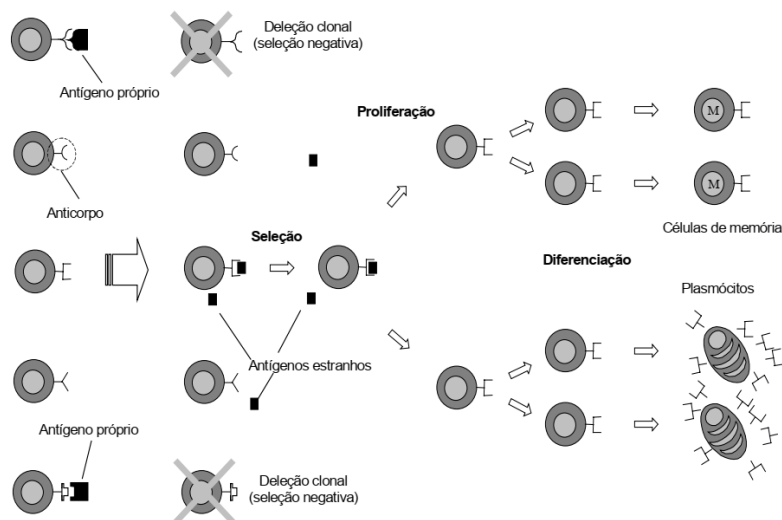
As várias divisões celulares (mitose) geraram um grupo de clones, ou seja, um conjunto de células que são descendentes de uma única célula. Embora as células plasmáticas sejam as mais ativas na secreção de anticorpos, grandes linfócitos B - que se dividem rapidamente - também secretam Ab, embora em uma taxa menor. As células do tipo B secretam Ab e as células do tipo T desempenham um papel central na regulação da resposta das células do tipo B (CASTRO; ZUBEN, 2000).

A seleção clonal ocorre nos dois tipos de linfócitos: B e T. As células B são as responsáveis pela respostas imunológicas. Apesar das células T não secretarem anticorpos são de grande valia para a mediação das respostas imunes por células.

Além de se dividir e se transformar em plasmócitos, as células do tipo B também podem se diferenciar em células B de memória, que possuem um período de vida mais longo. Essas, apesar de não produzirem diretamente anticorpos, possuem a específica habilidade de se diferenciar em plasmócitos que geram anticorpos específicos para um determinado tipo de antígeno, em caso de uma re-exposição do corpo a esse (BELL; PERELSON, 1978).

A Figura 13 ilustra o princípio da seleção clonal

Figura 13 – Representação esquemática do funcionamento da seleção clonal



Fonte: Retirado de (CASTRO, 2001).

Na Figura 13 é possível visualizar o funcionamento da seleção clonal realizada pelo organismo. Os receptores celulares (anticorpos) possuem diversos formatos. Quando uma célula é gerada com um receptor que se conecta a um antígeno próprio do organismo, essa é eliminada de forma precoce, não permitindo que se divida e cause maiores danos ao organismo. Noutra via, quando o anticorpo se liga a um antígeno estranho, essa célula é ativada e ocorre a geração de um clone de progênie idêntica, iniciando sua proliferação através da diferenciação em Células de memória e Plasmócitos (CASTRO, 2001).

5.1.1 Aprendizagem por reforço e Memória

Não somente a identificação do antígeno como um corpo estranho por parte das células é o bastante para uma resposta imunológica eficiente. Além disso, como em toda relação presa-predador, o tamanho das subpopulações de linfócitos frente a população de antígenos é de primordial importância para definição do resultado da interação Ag-Ab (antígeno-anticorpo). Assim, uma característica importante desse sistema é a capacidade de, após o reconhecimento do tipo de antígeno, multiplicar de forma clonal os linfócitos que possuem o anticorpo adequado para o combate a ameaça (PERELSON; WEISBUCH, 1997b).

As células de memória são as responsáveis por organizar uma segunda resposta imune adaptativa, mais intensa e rápida que a resposta primária (BELL; PERELSON, 1978). Dessa forma, o sistema está em evolução constante, e a cada novo contato ao mesmo tipo de antígeno mais agressiva e veloz será a resposta do corpo no combate a infecção; essa melhora da eficiência utilizando do aperfeiçoamento após cada infecção é chamada de

de aprendizagem por reforço (SUTTON; BARTO, 2018). A Figura 4 ilustra graficamente o comportamento descrito.

Como pode ser visualizado na Fig. 4, após o corpo entrar em contato com um determinado antígeno Ag_1 há um tempo de latência até o início da resposta imune. Com uma segunda infecção ao mesmo antígeno Ag_1 a resposta ocorre em uma latência consideravelmente menor, e com maior intensidade e aceleração que a anterior. No primeiro contato poucos anticorpos estão específicos a Ag_1 estão circulando no corpo, a partir do segundo a subpopulação de anticorpos específicos a Ag_1 é maior, e devido a presença das células de memória a infecção pode ser eliminada mais rapidamente. Quando há a introdução de um antígeno Ag_2 , diferente de Ag_1 , o mesmo padrão de resposta visualizado na primeira infecção é encontrado. Contudo, se houver um posterior contato com um antígeno estruturalmente relacionado com Ag_1 , como Ag'_1 , ocorre o chamado *cross-reactive response* (ADA; NOSSAL, 1987): Essa é uma memória associativa, uma capacidade de generalização por parte dos linfócitos B adaptados as respostas sobre Ag_1 .

5.1.2 Maturação de Afinidade

Em uma resposta imune dependente de células T, o repertório das células B ativadas por antígeno são diversificadas basicamente por dois mecanismos: hipermutação somática e edição de receptores. Somente os descendentes com alta afinidade antigênica são selecionados para fazerem parte do conjunto de células de memória (CASTRO, 2001).

Os anticorpos presentes em uma resposta de memória têm em média, uma afinidade maior do que a da primeira resposta. Este fenômeno, que ocorre nas respostas dependentes das células T, é referido como maturação de resposta imunológica, ou maturação de afinidade. Este amadurecimento necessita que a zona de ligação no antígeno seja estruturalmente diferente das encontradas nas respostas primárias (CASTRO; ZUBEN, 2000).

Mudanças aleatórias são introduzidas nos genes responsáveis pelas interações Ag-Ab e ocasionalmente uma dessas mudanças levará a um aumento na afinidade do anticorpo frente ao estímulo antigênico que o selecionou. São essas variantes de alta afinidade que são então selecionadas para entrar no grupo de células de memória. Sendo um processo de grande aleatoriedade, parte das células podem gerar receptores auto-reativos, sendo não funcionais (STORB, 1998). Essas células devem ser eficientemente eliminadas, de modo que não contribuam significativamente para o grupo de células de memória (ADA; NOSSAL, 1987).

A resposta imune adaptativa é composta por três principais pilares:

Diversidade: necessariamente suficiente para englobar um universo antigênico;

Distinção próprio/não-próprio: capacidade de distinguir um antígeno do próprio organismo ou externo;

Memória imunológica: células B com anticorpos específicos para cada tipo de antígeno e a capacidade de dividir-se.

5.1.3 Regulação do Mecanismo de Hipermutação

Um rápido acúmulo de mutações é necessário para uma rápida maturação da resposta imunológica, mas a maioria das mudanças introduzidas resultarão em anticorpos auto-reativos ou de baixa afinidade. Se uma célula que acabou de sofrer uma mutação capaz de aumentar sua afinidade antigênica continuar sendo mudada à mesma taxa durante as respostas imunológicas seguintes, então o acúmulo de variações indesejadas pode causar a perda das variações que levaram ao aumento da afinidade. Dessa forma, um curto pico de hipermutação somática, seguido de um intervalo para seleção e expansão clonal devem formar a base do processo de maturação. O mecanismo de seleção deve fornecer uma regulação do processo de hipermutação, que é dependente da afinidade do receptor. Células com receptores de baixa afinidade permanecem sendo mudadas, enquanto células com altas afinidades devem ter suas taxas de mutação controladas, e até inativadas (CASTRO, 2001).

5.2 Distinção Próprio/Não-Próprio

O reconhecimento de padrões do sistema imune dos vertebrados inquestionavelmente é uma das características mais importantes na defesa do organismo. Esta habilidade de diferenciar células e micro-organismos entre próprias do corpo e não-próprias possibilitou a evolução da classe até os dias atuais. O repertório de diferenciação dos linfócitos é completo devido a três fatores principais (STORB, 1998; INMAN, 1978; PERELSON; WEISBUCH, 1997b):

Repertório potencial: determinado pela quantidade, estrutura e mecanismos de expressão dos genes;

Repertório disponível: todos os receptores que podem ser, mas não necessariamente serão, usados;

Repertório ativo: atualmente sendo utilizados pelas células ativas, participando ativamente da resposta imune.

Sendo o rearranjo genético, a reatividade cruzada e a multi-especificidade três importantes fatores para que com um repertório menor de linfócitos seja possível a diferenciação de um outro conjunto maior de antígenos (INMAN, 1978). Essa aptidão permite o reconhecimento de antígenos de maneira completa.

Não somente a identificação dos antígenos não-próprios, o sistema imune também deve ser capaz de distinguir as células próprias. O repertório e a capacidade do sistema é tão completa que possibilita a identificação de qualquer molécula. As próprias células, inclusive, são identificadas como antígenos próprios, o que permite o correto funcionamento do mesmo. Se não fosse por essa identificação toda classe vertebrada sofreria de doenças autoimunes (PERELSON; WEISBUCH, 1997b). Tolerância ao próprio é o nome dado a ausência de resposta contra um antígeno próprio.

Como explica de Castro (2001), não é sempre que o encontro entre um receptor e um antígeno resulta na ativação do linfócito, mas eventualmente pode causar anergia (morte ou inativação) celular. Seleção negativa é o nome do mecanismo que impede que linfócitos auto-reativos se tornem auto-agressivos. As células imunocompetentes constituem o repertório linfocitário disponível, essa pequena parte das células passa pela seleção positiva (são reconhecidos como sendo capazes de reconhecer os seus ligantes), capazes de montar uma resposta imune.

5.2.1 Seleção negativa dos linfócitos T

A seleção negativa - ou seleção tímica - ocorre no Timo, que é composto por um generoso grupo de células apresentadoras de antígenos (Macrófagos, células epiteliais especializadas, células dendríticas). A seleção negativa ocorre a partir da interação dos linfócitos T imaturos (timócitos) com os ligantes MHC-próprio em células apresentadoras de antígenos, o que resulta na deleção clonal dos linfócitos T auto-reativos. Esse processo depende da afinidade do TCR ao antígeno próprio, como diz (CASTRO, 2001); quanto maior a afinidade das células T com os antígenos próprios mais precoce e efetivamente são deletadas.

6 ALGORITMO DE SELEÇÃO CLONAL

O algoritmo de seleção clonal (ClonalG - *Clonal Selection Algorithm*), proposto originalmente por (CASTRO; ZUBEN, 2000), é baseado no funcionamento da resposta imune adaptativa, sendo o processo de maturação de afinidade e o princípio de seleção clonal proporcional à afinidade, os pilares dessa. Como diz (CASTRO, 2001), no ClonalG a manutenção das células de memória funciona independente do repertório, ocorre a seleção e reprodução (clonagem) das células mais estimuladas e morte das células menos estimuladas, a maturação de afinidade e re-seleção dos clones com maiores afinidades antigênicas, e a geração e manutenção de diversidade, além da hipermutação proporcional à afinidade celular, englobam todo o funcionamento do algoritmo. O autor ainda cita que na literatura são apresentadas duas versões desse algoritmo, uma voltada para otimização e outra para reconhecimento de padrões.

Na Figura 14, verifica-se os 8 passos do funcionamento do Algoritmo, sendo eles (CASTRO, 2001; OLIVEIRA; CHAVARETTE; OUTA, 2020; OLIVEIRA; CHAVARETTE; LIMA, 2020; LIMA, 2016):

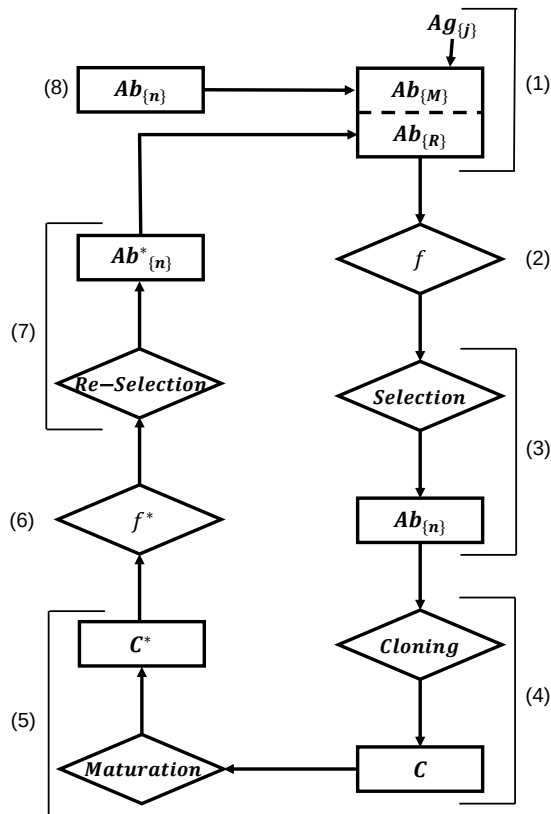
1. **Iniciação:** É Gerada aleatoriamente uma população de anticorpos (Ab) composta por $Ab = Ab_{\{m\}} + Ab_{\{r\}}$ com N linfócitos para cada um dos antígenos (Ag_j), sendo N a soma de M e R ;
2. **Avaliação da afinidade:** É determinado um vetor de afinidade entre cada antígeno (Ag_j) e os linfócitos da população (Ab).
3. **Seleção:** Da população Ab , retira-se os n anticorpos com maiores afinidades com Ag_j para compor uma subpopulação $Ab_{\{n\}}^j$;
4. **Clonagem:** Os anticorpos selecionados irão se proliferar (clonagem) proporcionalmente às suas afinidades ao antígeno, gerando um novo conjunto C de clones. Quanto maior a afinidade f , maior será o número de clones de cada um dos n linfócitos selecionados;
5. **Hipermutação:** Em seguida, a população C de clones é submetida ao processo de maturação de afinidade gerando uma nova população C^* , onde cada anticorpo irá sofrer uma mutação com taxa inversamente proporcional a sua afinidade: quanto maior a afinidade, menor a taxa de mutação;
6. **Avaliação da afinidade:** Um novo vetor f^* é gerado comparando o conjunto C^* e os antígenos (Ag_j);

- 7. Re-seleção:** Desta população madura C^* , re-seleciona os n melhores anticorpos, o subconjunto $(Ab_{\{n\}})$, para serem candidatos a entrar no conjunto de memória $(Ab_{\{m\}})$. Um linfócito entra em no conjunto de memória quando apresenta altas taxas de afinidade, podendo substituir algum linfócito de memória;
- 8. Metadinâmica:** Substituir d anticorpos de $Ab_{\{r\}}$ por $Ab_{\{d\}}$ novos indivíduos, induzindo diversidade no repertório. Os anticorpos com menores afinidades são escolhidos para serem substituídos.

O processo é então repetido de 2 até 8 até que o critério de parada seja satisfeito.

A Figura 14 apresenta um fluxograma do funcionamento do ClonalG voltado para o reconhecimento de padrões.

Figura 14 – Fluxograma do algoritmo de seleção clonal para o problema de reconhecimento de padrões.



Fonte: Retirado de (LIMA, 2016).

Após satisfeito o critério de parada o conjunto de linfócitos de memória $(Ab_{\{m\}})$ possuem m sensores com taxas de afinidades altas frente a população de antígenos apresentada $(Ag_{\{i\}})$. Esse seletor grupo será utilizado pelo ASN na detecção e classificação dos antígenos.

Nos problemas e aprendizado, como ressalta [Lima \(2016\)](#), o passo 8 - metadinâmica - não é executado: $d = 0$.

A equação N_{clones} dita a quantidade de clones N_C que será gerada no passo 4 para cada respectivo linfócito i ([CASTRO, 2001](#)).

$$N_C^i = round\left(\frac{\beta N}{i}\right) \quad (6.1)$$

onde $round()$ é um operador de arredondamento para o inteiro mais próximo, β é um fator multiplicador dentro do intervalo $[0, 1]$ e N é o número total da população de linfócitos Ab ([LIMA, 2016](#)).

A equação $taxademutacao\alpha$ define a taxa de mutação (α) para cada um dos clones gerados no passo 4 ([CASTRO, 2001](#)).

$$\alpha = exp(-\rho f^n) \quad (6.2)$$

onde ρ é um parâmetro de controle de amortecimento da função exponencial e f^n o valor normalizado da afinidade f , que pode ser calculado conforme apresentado na equação $valornormalizadodaafinidade_f$ ([LIMA, 2016](#)).

$$f^n = \frac{f}{f_{max}} \quad (6.3)$$

Neste caminho a quantidade de mutação sofrido por cada clone (m) é calculado pela equação $mutacaocadaclone$ ([FRANÇA; ZUBEN; CASTRO, 2005](#)).

$$m = round(\alpha * N(0, 1)) \quad (6.4)$$

onde α é a taxa de mutação e $N(0, 1)$ é uma variável randômica gaussiana de média zero e desvio padrão $\sigma = 1$.

7 INTRODUÇÃO AOS CONCEITOS DE FALHA

7.1 Introdução

Um sistema mecânico, seja uma máquina, motor, válvula, ou outro sistema qualquer, sofre desgaste devido a fatores humanos, temporais e ambientais. Com o tempo a deterioração sofrida diminui a vida útil da estrutura, o que pode causar uma falha estrutural. De acordo com (XENOS, 1998) sempre que os esforços aplicados ultrapassam a resistência do material ocorre uma falha.

Pela Ciências dos Materiais, as falhas podem ocorrer de diferentes formas: Fadiga, fluência, ao ultrapassar o limite de resistência do material, entre outros, diz (SOUZA, 1982).

Falhas são quase sempre indesejáveis, quando inesperadas podem causar prejuízos de diversos tipos: Financeiro, material, econômico, pessoal, humanitário, etc. Logo, deseja-se informações sobre a vida da estrutura e a identificação da falha, possibilitando intervenção. Neste capítulo são discutidos conceitos de falha de forma a conceituar a maneira de classificá-la, os modos que podem ocorrer e seus mecanismos.

7.2 Classificação

Na Figura 15 (SIQUEIRA, 2005) apresenta em forma de diagrama tipos de classificação definidos pelos seguintes aspectos: Extensão, Criticidade, Idade, Expressão, Velocidade e Origem.

Visualiza-se na Figura 15 os tipos de subdivisão dentro dos aspectos de classificação de falhas.

Extensão: Define se a falha é parcial ou completa, com perda total da função do sistema.

Criticidade: As falhas críticas apresentam uma condição de risco, já as não críticas não produzem fatores de insegurança elevados.

Figura 15 – Diagrama de classificação de falhas.



Fonte: Modificada (SIQUEIRA, 2005).

Idade: As falhas prematuras são assim definidas quando há a ocorrência durante o período inicial do sistema. Já as progressivas ocorrem após o tempo de vida útil do sistema, dado o envelhecimento natural do componente.

Expressão: A falha degradativa ocorre quando observa-se simultaneamente uma falha parcial e gradual. Já a catastrófica falhas repentinas e completas.

Velocidade: Repentinias, quando a falha ocorre inesperadamente. Gradual, quando de forma perceptível ou previsível.

Origem: Primarias, quando em decorrência de deficiência do próprio componente. Secundaria, quando oriundo de ações externas, como sobrecarga. E de controle, quando devida a fatores do operador.

7.3 Modos de falha

O modo de falha é definido como sendo o evento que levou o sistema de um estado natural para um anormal, e acordo com (SIQUEIRA, 2005). O estudo os mecanismos de falhas são abordados nesta seção.

7.3.1 Mecanismo de falhas

A Tabela 1 foi elaborada por (SIQUEIRA, 2005), e contem os principais mecanismos de falhas categorizadas entre os modos de falha estrutural.

Tabela 1 – Modos de Falhas Estruturais.

Modo de falha	Tipo de falha	Causa da falha
Dano acidental	Manutenção	Erro na execução da manutenção
	Erosão	Incidente de chuva e vento
	Abrasão	Ocorrência de chuva de granizo
	Elétrico	Incidência de raio
Deterioração Ambiental	Corrosão	Ação (eletro)química do ambiente
	Deterioração	Própria de materiais não-metálicos
Dano por fadiga	Mecânica	Erro na execução da manutenção
	Térmica	Incidente de chuva e vento
	Irradiação	Ocorrência de chuva de granizo

Fonte: (SIQUEIRA, 2005).

No Dano Acidental observa-se a ocorrência de eventos discretos aleatórios que possam reduzir o nível inerente de resistência residual. Na Deterioração Ambiental são abordados os itens de desgaste estrutural naturais devido ao meio ambiente em que esta inserido o sistema. E o Dano por Fadiga é marcado pelo início da propagação de fraturas oriundo do carregamento cíclico da estrutura.

7.3.2 Classificação de mecanismos de falha

As falhas podem ocorrer por 4 típicos mecanismos. São eles (SIQUEIRA, 2005):

Mortalidade infantil: Caracteriza-se pela perda de capacidade funcional durante o início da vida do item, antes do período operacional. Pode ser causada, entre outros fatores, por erros na especificação do projeto, no controle de qualidade, na fabricação e no transporte, nos materiais utilizados para a confecção ou na montagem e interação.

Falha intempestiva: Caracteriza-se pela perda total e abrupta da capacidade operacional do componente ou sistema.

Desgaste por fadiga Caracteriza-se pela redução de forma gradativa do número de ciclos até se atingir a falha.

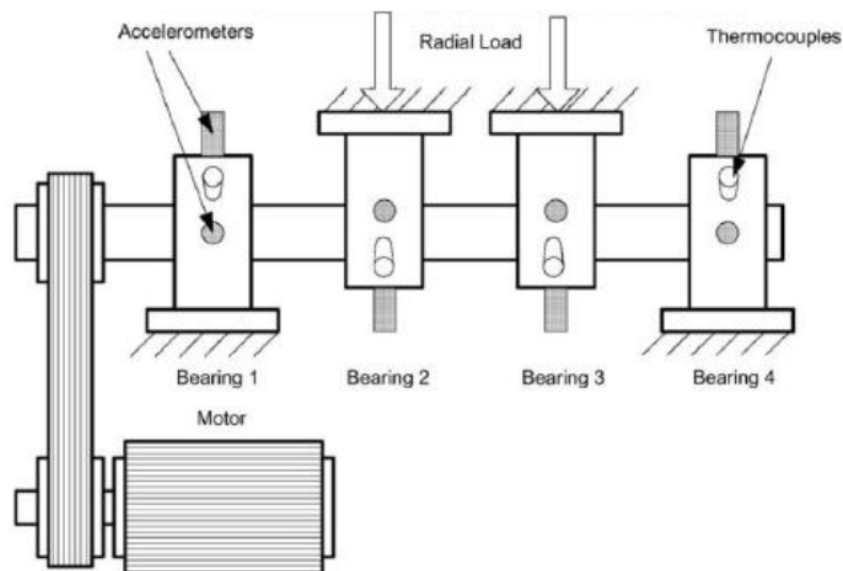
Desgaste progressivo: Caracteriza-se pela redução gradativa da capacidade operacional do componente, até atingir uma faixa de inoperação, caracterizando uma falha.

8 EXPERIMENTAL DOS DADOS UTILIZADOS

O banco de dados utilizado foi coletado pelo grupo NSF I/URC Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS – www.imscenter.net) e estão disponibilizados no site da NASA (<https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/>) intitulados como *Bearing Data Set*.

Os dados experimentais foram coletados de um rotor rodando a 2000 RPM apoiado sobre 4 mancais lubrificados a óleo. Uma carga radial de 6000 lbs é aplicada sobre os dois rolamentos centrais por um mecanismo de mola. O sistema foi aparamentado por 4 acelerômetros, 1 em cada rolamento, conforme esquema na Figura 16.

Figura 16 – Esquema da montagem experimental do rotor utilizado na coleta de dados



Fonte: [Qiu et al. \(2006\)](#)

Foram utilizados 4 rolamentos duplos (Rexnord ZA-2115) e 4 acelerômetro de quartzo de alta sensibilidade (PCB 353B33 ICP), instalados no alojamento dos mancais, sendo a coleta facilitada pelo NI DAQ Card 6062E. As falhas ocorreram após exceder o tempo de vida de projeto do rolamento, de 100 milhões de revoluções.

Os experimentos foram executados até a falha, o primeiro, do dia 12 de fevereiro de 2004, as 10 horas e 32 minutos, até 19 de fevereiro de 2004, as 06 horas e 22 minutos, onde foram realizadas 984 coletas com 20480 pontos cada, a cada 10 minutos, com uma taxa de amostragem de 20 kHz ([QIU et al., 2006](#)).

A segunda coleta utilizada foi executada do dia 04 de Março de 2004 as 09 horas e 27 minutos até o dia 18 de Abril de 2004 as 18 horas e 02 minutos, onde foram coletados 6321 sinais, utilizando o mesmo método de amostragem descrito anteriormente. Sendo que, nessa segunda coleta, houve um curto período de parada ao meio da execução do experimento, que não interfere na qualidade dos sinais.

No caso do primeiro experimento, como identificado pelo autor ([QIU et al., 2006](#)), a falha ocorreu no primeiro rolamento, enquanto que no segundo banco de dados a falha ocorreu no terceiro rolamento.

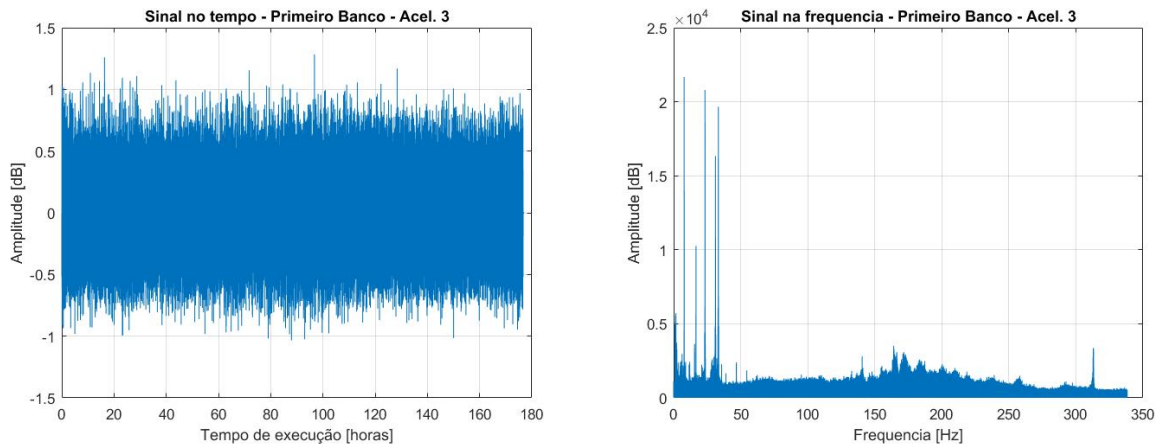
9 RESULTADOS

Os resultados obtidos nessa pesquisa foram divididos em três seções: Sistema Imunológico Artificial (SIA) baseado no Algoritmo de Seleção Negativa (ASN) de (FORREST *et al.*, 1994), localização da falha utilizando o método dos desvios mínimos e SIA baseado no ASN otimizado pela Seleção Clonal (Algoritmo ClonalG). Foram utilizados dois pacotes de dados com tempos de coletas diferentes, como descrito no Capítulo 8.

As Figuras 17a e 18a exibem os dados da primeira coleta no tempo, para os acelerômetros 3 e 1, respectivamente. E as Figuras 17b e 18b exibem os dados no regime da frequência, para os acelerômetros 3 e 1, respectivamente.

Enquanto as Figuras 19a e 20a os dados da segunda coleta no tempo, para os acelerômetros 1 e 3, respectivamente. E as Figuras 19b e 20b os dados no regime da frequência, para os acelerômetros 1 e 3, respectivamente.

Figura 17 – Comportamento do primeiro banco de dados - Sinal Normal

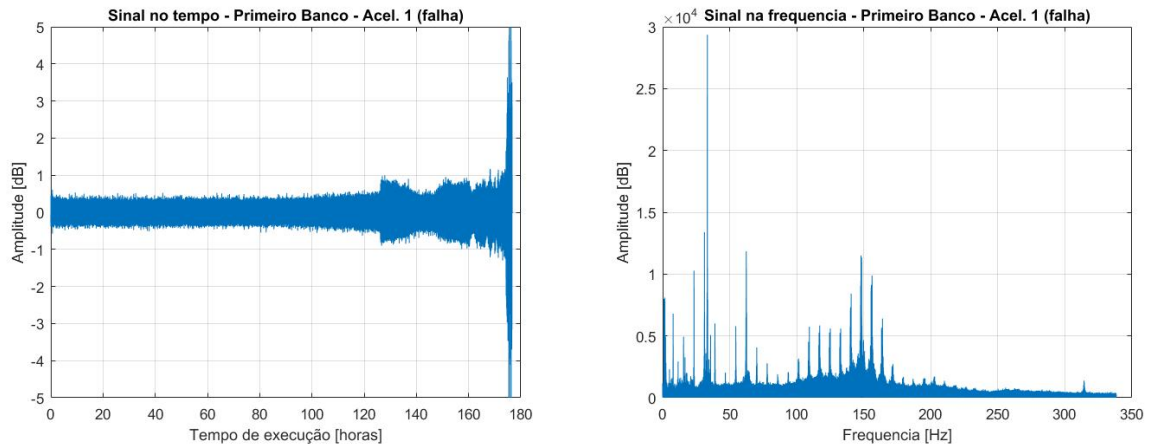


(a) Sinais no tempo - Acelerômetro 3

(b) Sinais na frequência - Acelerômetro 3

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 18 – Comportamento do primeiro banco de dados - Sinal Falha

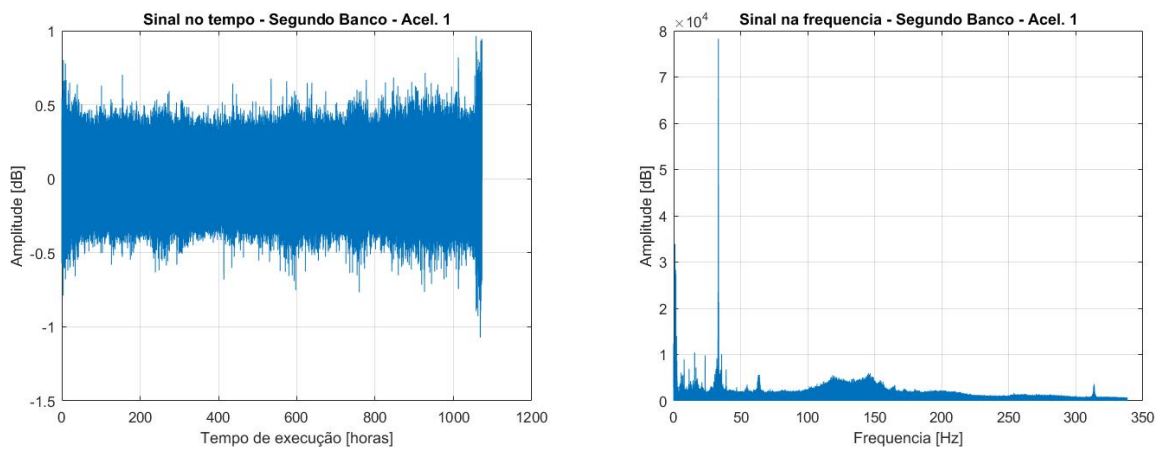


(a) Sinais no tempo - Acelerômetro 1

(b) Sinais na frequência - Acelerômetro 1

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 19 – Comportamento do segundo banco de dados - Sinal Normal

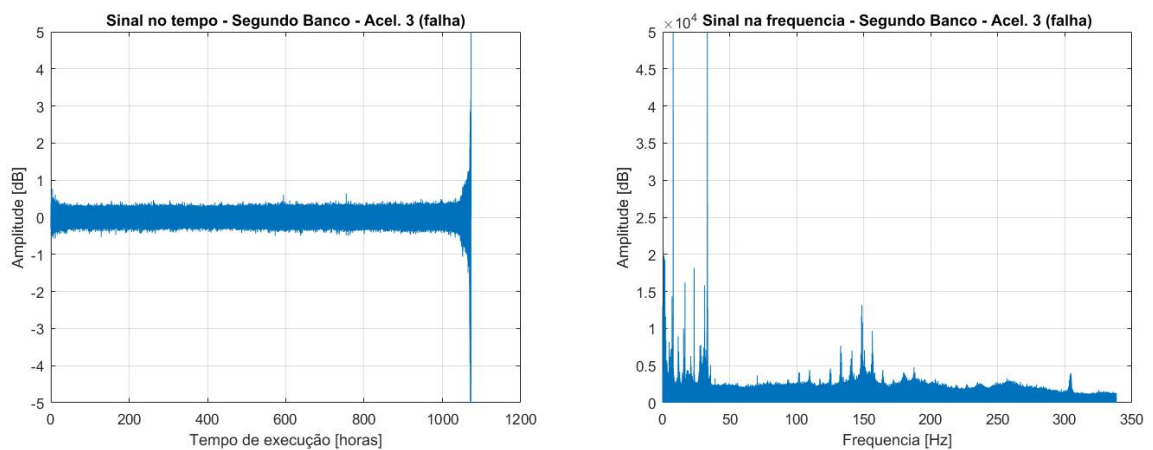


(a) Sinais no tempo - Acelerômetro 1

(b) Sinais na frequência - Acelerômetro 1

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 20 – Comportamento do segundo banco de dados - Sinal Falha



(a) Sinais no tempo - Acelerômetro 3

(b) Sinais na frequência - Acelerômetro 3

Fonte: Elaborado pelo autor.

9.1 SIA baseado no ASN

Da aplicação do SIA no primeiro banco de dados para detecção de falhas obteve-se os seguintes resultados: Das 984 coletas experimentais, o rotor foi detectado em situação normal em 784 delas. Sendo 694 o número de sinais normais. O SIA foi capaz de classificar 100% das coletas em situação estrutural normal adequadamente. Foram detectadas falhas nos sinais: 701 a 758, 823 a 891, 903 a 923, 925 a 938, 941 a 946 e 948 a 982. Sendo, desses, 0 o número de falsos positivos e 90 o número de falsos negativos. Ou seja, 90 sinais foram categorizados como normais estando no grupo dos sinais com falha. Com isso, o SIA obteve uma taxa geral de acerto de 95,513%. Sendo que, nesse algoritmo, a taxa de afinidade calculada foi de 70,62%, foram utilizados 5,0% dos sinais normais (35 sinais) para compor a *base-line*, com 2,0% de desvio sobre cada sinal; como destacado por (LIMA, 2013; LIMA, 2014; BRADLEY; TYRRELL, 2002) o desvio proposto é adotado na finalidade de tornar o processo mais dinâmico e eficiente.

Experimentalmente, a falha catastrófica ocorreu no dia 19 de fevereiro as 19 horas e 04 minutos. O SIA foi capaz de identificar o primeiro sinal de falha no dia 17 de fevereiro as 07 horas e 12 minutos, ou seja, quase 60 horas antes da ocorrência da falha catastrófica. O primeiro sinal identificado como falha foi o 701, sendo que, após a primeira identificação de falha os próximos 57 sinais não apresentaram afinidade satisfatória com a *base-line*, recebendo a mesma classificação. Na prática, isso significa que o sistema emitiria um alerta de falha por quase 10 horas seguidas.

A Tabela 2 exibe os percentuais de afinidade entre cada sinal e a *base-line*. Os sinais de 104 a 113 são um exemplo do comportamento do SIA na classificação de sinais normais, enquanto que os sinais a partir de 701 são exemplos de classificação que o SIA detectou como uma falha, e a partir de 970 onde ocorreu a falha catastrófica.

Na aplicação do mesmo algoritmo no segundo banco de dados, os seguintes resultados foram obtidos: Das 6321 coletas experimentais, o rotor foi detectado em situação normal em 6076 delas. Sendo 6066 o número de sinais normais. Foram detectadas falhas nos sinais: 6002, 6068 a 6107, 6109 a 6128, 6130 a 6134, 6136, 6137 e 6144 a 6319. Sendo, desses, 1 o número de falsos positivos e 11 o número de falsos negativos. Ou seja, o sistema emitiu um alerta de falha no sinal 6002, que seria considerado um sinal normal, e 11 sinais de falha foram classificados como normal. O percentual de acerto do SIA foi de 99,922%, utilizando uma taxa e afinidade calculada de 95,98%.

A falha catastrófica do sistema ocorreu no dia 17 de abril as 20 horas e 22 minutos, e o primeiro alerta de falha foi emitido no sinal 6068 (no dia 16 de abril as 08 horas e 02 minutos), seguido por outros 39 alertas (mais de 6 horas seguidas de alerta), ou seja: O primeiro alerta de falha real foi emitido mais de 36 horas antes do início da falha catastrófica e 58 horas antes do sistema parar. O primeiro sinal de "falha falsa" foi emitido

17 horas antes da detecção realizada pelo SIA.

Vale ressaltar que, nesse caso, o banco de dados é 6 vezes maior que o primeiro, o que torna os resultados mais robustos.

Tabela 2 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a *base-line* - Banco 1

Sinal	Acel. 1	Acel. 2	Acel. 3	Acel. 4
104	97,07	96,38	95,70	96,48
105	96,48	95,80	96,09	100,00
106	91,10	95,21	100,00	79,67
107	87,88	93,26	91,89	95,31
108	96,97	93,84	91,79	95,80
109	96,38	94,92	96,58	93,84
110	94,62	95,41	91,59	92,96
111	86,31	91,10	88,86	92,08
112	95,70	93,94	95,80	94,43
113	100,00	95,99	100,00	97,56
701	67,16	93,55	94,04	93,45
702	62,56	93,84	93,94	91,59
703	55,72	92,86	93,26	91,20
704	58,26	92,57	94,62	90,42
705	58,06	92,77	93,45	90,03
970	27,27	87,10	91,89	83,97
971	19,55	82,31	92,18	80,55
972	18,18	78,59	89,54	74,19
973	20,63	85,73	92,67	81,33
974	20,04	78,20	92,08	77,71

Fonte: Elaborado pelo autor.

9.2 Localização da falha

A localização das falha foi realizada utilizando o método dos desvios mínimos. Foi calculada a mediana dos desvios padrões dos sinais detectados como falha em relação a *base-line*. A Tabela 3 e 4 exibem os respectivos cálculos para cada acelerômetro para os bancos de dados 1 e 2, respectivamente.

Tabela 3 – Localização da falha no primeiro banco de dados

Acel. 1	Acel. 2	Acel. 3	Acel. 4
292,497	51,211	59,476	38,194

Fonte: Elaborado pelo autor.

Quanto maior o resultado maior é a distancia entre os valores dos sinais daquela posição em relação aos valores na mesma posição da *base-line*, e, tecnicamente, mais próximo

Tabela 4 – Localização da falha no segundo banco de dados

Acel. 1	Acel. 2	Acel. 3	Acel. 4
68,230	95,571	437,560	104,516

Fonte: Elaborado pelo autor.

está o acelerômetro da falha. Nós dois casos o SIA conseguiu identificar corretamente o local de ocorrência da falha: Acelerômetro 1 para o banco 1 e acelerômetro 3 para o banco 2. Vemos como o método funcionou melhor no caso do segundo banco, onde os acelerômetros mais próximos a falha foram mais afetados. Isso pode ser justificado, novamente, pelo tamanho do banco de dados. Mesmo os dois sistemas utilizando os mesmo 5% dos sinais do sistema, o número absoluto de sinais conhecido pelo SIA no banco 2 é maior, o que capacita o algoritmo com uma aprendizagem do funcionamento do sistema mais consolidada, e possibilita a obtenção de melhores resultados.

9.3 ClonalG

O ClonalG foi desenvolvido e aplicado na fase de Censoriamento do Algoritmo de Seleção Negativa (ASN). Como dito no Capítulo 6, o algoritmo ClonalG encontra os linfócitos que melhor se identificam com os antígenos próprios do sistema que são fornecidos. Em outras palavras, o ClonalG identifica as curvas que sejam mais próximas possíveis dos dados da estrutura em situação normal que são aleatoriamente selecionados, de acordo com o percentual indicado, e fornecidos.

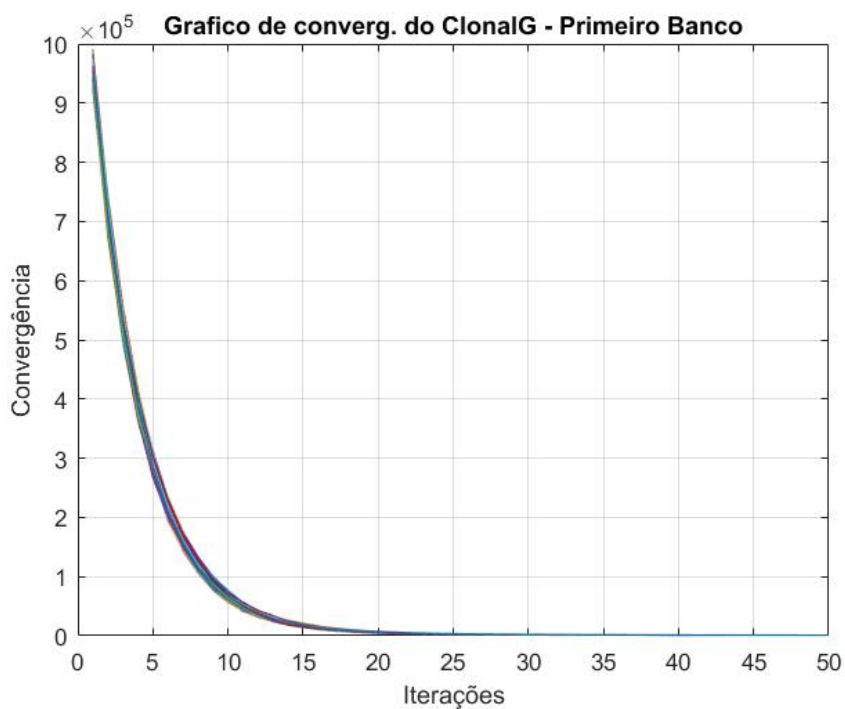
As Figuras 21 e 22 apresentam o gráfico de convergência do ClonalG na fase de Censoriamento do ASN para o primeiro e o segundo banco, respectivamente.

Verifica-se nas Figuras 21 e 22 que a partir de 25 iterações não são verificadas grandes mudanças na convergência (distancia absoluta entre os anticorpos e os antígenos próprios apresentados).

A aplicação do ClonalG no primeiro banco de dados gerou os seguintes resultados: Das 984 coletas experimentais, o rotor foi detectado em situação normal em 791 delas. Sendo 694 o número de sinais normais. Foram detectadas falhas nos sinais: 702 a 755, 823 a 891, 903 a 923, 929 a 938, 942 a 946, 950 a 982. Sendo, desses, 0 o número de falsos positivos e 97 o número de falsos negativos. O percentual de acerto do SIA foi de 95,164%.

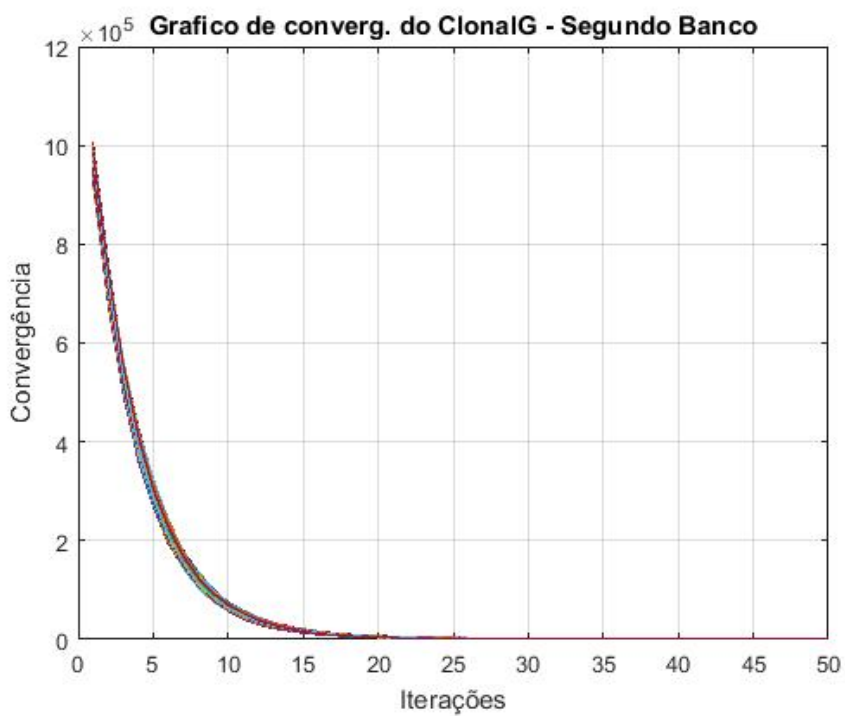
No caso do ClonalG aplicado ao segundo banco de dados, os resultados foram: Das 6321 coletas experimentais, o rotor foi detectado em situação normal em 6077. Foram detectadas falhas nos sinais: 6068 a 6081, 6083 a 6119, 6121 a 6131, 6133 a 6137 e 6144 a 6319. Sendo, desses, 0 o número de falsos positivos e 11 o número de falsos negativos. Com isso, o percentual de acerto do SIA foi de 99,928%. Ou seja, uma melhoria menor que 0,01%. Analisando friamente esse resultado a única melhoria obtida seria a não detecção do

Figura 21 – Gráfico de convergência do ClonalG para o primeiro banco de dados



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 22 – Gráfico de convergência do ClonalG para o segundo banco de dados



Fonte: Elaborado pelo autor.

falso positivo na posição 6002, que poderia não ocorrer: Devido a aleatoriedade da seleção dos sinais que compõem a *base-line*. Pelo mesmo motivo, esse sutil acréscimo no percentual de acerto do ASN poderia não ocorrer, e os resultados encontrados serem levemente piores; como é o caso do primeiro banco de dados, onde a otimização do algoritmo pelo ClonalG levou a uma piora nos resultados em 0,36%.

Todavia, a utilização do ClonalG permite alterações importantes em parâmetros do ASN, por exemplo: Houve uma redução em 50% no percentual dos sinais normais utilizados para compor a *base-line*, antes eram utilizados 5% dos sinais normais, agora são utilizados 2,5%. Também, houve uma redução de 70% no desvio utilizado, antes era de 2 pontos percentuais, e agora passou a 0,6%. Fisicamente, a utilização de menos dados pelo SIA significa diretamente uma maior robustez do SIA, e a utilização de um desvio menor proporciona maior segurança nas operações.

O custo desta confiabilidade maior é a necessidade de um maior poder de processamento e memória disponível, podendo o algoritmo otimizado com o ClonalG levar até 68% mais tempo que o anterior para concluir o processamento em um mesmo hardware.

A Tabela 5 apresenta as afinidades entre sinal com os linfócitos indicados pelo ClonalG na fase de Censoriamento do sistema, para o Banco 1, similar ao que foi feito na Tabela 2.

Tabela 5 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a *base-line* com a otimização pelo ClonalG - Banco 1

Sinal	Acel. 1	Acel. 2	Acel. 3	Acel. 4
104	95,89	93,06	99,90	94,92
105	96,77	95,21	96,48	99,80
106	96,68	96,58	96,77	96,77
107	88,86	94,33	95,21	99,90
108	91,40	94,53	94,13	94,82
109	96,87	94,53	92,96	96,58
110	95,31	94,62	96,19	94,72
111	99,41	96,38	94,43	93,26
112	93,35	99,41	92,18	99,51
113	89,05	90,62	90,42	94,23
701	71,16	94,43	94,33	94,13
702	63,83	93,35	93,84	91,79
703	60,22	92,67	94,33	91,98
704	58,75	92,86	92,96	92,67
705	59,73	93,65	95,11	90,22
970	53,08	92,18	94,33	91,20
971	55,43	85,92	96,09	91,50
972	44,97	91,40	95,70	68,91
973	28,74	85,83	93,55	85,04
974	49,56	85,53	84,56	96,58

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pela Tabela 5 verifica-se que nenhum sinal consegue obter 100% de afinidade, como poderia vir a ocorrer na Tabela 2, pois um linfócito selecionado, por mais que próximo seja, nunca conseguirá ser 100% igual, ou uma reprodução idêntica, do anticorpo. É possível observar também que, apesar da baixa afinidade no Acel. 1, o sinal foi classificado como um falso negativo por 0,54 pontos percentuais. As Tabelas 6 e 7, em apêndice, exibem resultados parecidos com os aqui discutidos, para os dados do segundo banco; sendo os sinais de 1000 a 1009 em situação normal, 6068 a 6072 os primeiros sinais detectados como falha e de 6289 a 6293 o início da falha catastrófica. Contudo, verifica-se como as afinidades são, no geral, maiores que no caso do primeiro banco. Isso, pois como já justificado, devido ao tamanho do banco e a relação de sinais normais frente ao número de sinais totais.

10 CONCLUSÃO

A detecção de falhas realizada pelo SIA baseado no ASN conseguiu prever o acontecimento das falhas com uma boa margem de segurança. A aplicação desse tipo de técnica no monitoramento da integridade de sistemas dinâmicos instrumentados possibilita um maior aproveitamento da vida útil das peças, indicando qual o melhor momento para ser realizada a troca sem que acidentes aconteçam.

O SIA do primeiro banco de dados obteve 95,513% de taxa de acerto, categorizando corretamente todos os sinais normais (não emitiu nenhum falso positivo), e alertou sobre a presença da falha quase 60 horas antes do rompimento do sistema. No caso do segundo banco de dados o SIA obteve uma taxa de acerto de 99,992%, emitindo 1 falso positivo e 11 falsos negativos, em um total de 6321 sinais. A previsibilidade da ocorrência da falha iniciou-se mais de 36 horas antes do sistema parar.

A localização da falha pelo método dos desvios mínimos foi bem sucedido nos dois bancos com mais de 75% de confiabilidade, dado a distancia entre os desvios dos acelerômetros com e sem falha. Quanto maior o desvio encontrado maior é a distancia entre os sinais do banco e os sinais detectados como falha pelo SIA, e, portanto, maior a probabilidade da falha estar localizada naquele ponto. O SIA identificou corretamente os acelerômetros 1 e 3 como os locais de falha para os bancos 1 e 2, respectivamente.

Apesar de não haverem alterações relevantes na taxa geral de acerto do SIA, pode-se considerar que com a otimização do SHM pelo ClonalG obteve-se resultados interessantes; no sentido de haver uma redução na necessidade de dados de treinamento do sistema em 50%. Antes, o sistema necessitava conhecer 5,0% dos sinais normais na fase de Censoriamento e, após a otimização esse número passou para 2,5%. Assim como uma redução de 70% nos desvios utilizados, sendo reduções consideráveis, que evidenciam uma boa otimização pelo mecanismo de seleção Clonal.

Todavia, a utilização desta otimização tem um maior custo computacional, e deve-se analisar caso a caso se o benefício compensa o maior investimento, para futuras implementações. Ao implementar a otimização pelo ClonalG os resultados da taxa geral de acerto do sistema praticamente não sofrem alterações, em comparação com o SIA sem a otimização, contudo, há uma redução de 50% na quantidade de dados utilizados pelo sistema e de 70% no desvio utilizado, para obter-se os mesmo resultados.

Referências

- ABBAS, A. K.; LICHTMAN, A.; PILLAI, S. *Cellular and Molecular Immunology. six Edition*. [S.l.]: WB Saunders Company. Philadelphia, 2010. Citado 7 vezes nas páginas 15, 16, 17, 18, 19, 22 e 23.
- ADA, G. L.; NOSSAL, S. G. The clonal-selection theory. *Scientific American*, JSTOR, v. 257, n. 2, p. 62–69, 1987. Citado na página 37.
- BELL, G.; PERELSON, A. An historical introduction to theoretical immunology. *Theoretical Immunology*, p. 3–41, 1978. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.
- BRADLEY, D. W.; TYRRELL, A. M. Immunotronics-novel finite-state-machine architectures with built-in self-test using self-nonsel self differentiation. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, IEEE, v. 6, n. 3, p. 227–238, 2002. Citado 4 vezes nas páginas 28, 29, 32 e 50.
- CALICH, V. L. G. et al. Imunologia. In: *Imunologia*. [S.l.: s.n.], 2001. p. 1–260. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 17.
- CASTRO, L. N.; CASTRO, L. N. D.; TIMMIS, J. *Artificial immune systems: a new computational intelligence approach*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2002. Citado na página 25.
- CASTRO, L. N. D. Engenharia imunológica: desenvolvimento e aplicação de ferramentas computacionais inspiradas em sistemas imunológicos artificiais. *Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP*, 2001. Citado 13 vezes nas páginas 21, 24, 25, 26, 27, 28, 35, 36, 37, 38, 39, 40 e 42.
- CASTRO, L. N. D.; ZUBEN, F. J. V. The clonal selection algorithm with engineering applications. In: *Proceedings of GECCO*. [S.l.: s.n.], 2000. v. 2000, p. 36–39. Citado 3 vezes nas páginas 35, 37 e 40.
- DASGUPTA, D.; FORREST, S. Artificial immune systems in industrial applications. In: IEEE. *Proceedings of the Second International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials. IPMM'99 (Cat. No. 99EX296)*. [S.l.], 1999. v. 1, p. 257–267. Citado na página 26.
- DOEBLING, S. W. et al. A summary review of vibration-based damage identification methods. *Shock and vibration digest*, Washington, DC: The Center, v. 30, n. 2, p. 91–105, 1998. Citado na página 29.
- FORREST, S. et al. Using genetic algorithms to explore pattern recognition in the immune system. *Evolutionary computation*, MIT Press, v. 1, n. 3, p. 191–211, 1993. Citado na página 26.
- FORREST, S. et al. Self-nonsel self discrimination in a computer. In: IEEE. *Proceedings of 1994 IEEE computer society symposium on research in security and privacy*. [S.l.], 1994. p. 202–212. Citado 3 vezes nas páginas 26, 29 e 48.

- FRANÇA, F. O. de; ZUBEN, F. J. V.; CASTRO, L. N. de. An artificial immune network for multimodal function optimization on dynamic environments. In: *Proceedings of the 7th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 289–296. Citado na página 42.
- FRANCO, V. et al. Experimental damage location in smart structures using lamb waves approaches. In: *Brazilian Conference on Dynamics, Control and Their Applications–DINCON*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–4. Citado na página 13.
- HALL, S. The effective management and use of structural health data. In: *Proceedings of the 2nd International Workshop on Structural Health Monitoring*. [S.l.: s.n.], 1999. p. 265–275. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 29.
- HAWKINS, D. M. The problem of overfitting. *Journal of chemical information and computer sciences*, ACS Publications, v. 44, n. 1, p. 1–12, 2004. Citado na página 33.
- HUNT, J. et al. Jisys: the envelopment of an artificial immune system for real world applications. In: *Artificial Immune Systems and their Applications*. [S.l.]: Springer, 1999. p. 157–186. Citado na página 26.
- INMAN, J. The antibody combining region: Speculations on the hypothesis of general multispecificity. *Theoretical immunology*, Marcel Dekker, p. 243–278, 1978. Citado 3 vezes nas páginas 23, 38 e 39.
- JAMES, G. et al. *An introduction to statistical learning*. [S.l.]: Springer, 2013. v. 112. Citado na página 33.
- LIMA, F. P. d. A. Análise de distúrbios de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica baseada em sistemas imunológicos artificiais. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2013. Citado 4 vezes nas páginas 25, 27, 28 e 50.
- LIMA, F. P. d. A. Monitoramento e identificação de falhas em estruturas aeronáuticas e mecânicas utilizando técnicas de computação inteligente. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2014. Citado 3 vezes nas páginas 30, 31 e 50.
- LIMA, F. P. d. A. Diagnóstico de distúrbios de tensão em sistemas de distribuição baseado num sistema imunológico artificial com aprendizado continuado. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2016. Citado 4 vezes nas páginas 27, 40, 41 e 42.
- MERIZIO, I. F. et al. Detecção de falhas por meio acústico utilizando algoritmo de seleção negativa. In: *Colloquium Exactarum. ISSN: 2178-8332*. [S.l.: s.n.], 2020. v. 12, n. 3, p. 61–70. Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 30.
- MERIZIO, I. F.; CHAVARETTE, F. R.; OUTA, R. Caracterização de um tubo de impedância acústica via computação natural. In: *Colloquium Exactarum. ISSN: 2178-8332*. [S.l.: s.n.], 2019. v. 11, n. 4, p. 62–72. Citado 4 vezes nas páginas 26, 28, 30 e 31.
- OLIVEIRA BRUNO R. E FILHO, J. V. D. *Reconhecimento de contração ventricular prematura utilizando separação cega de fontes e comitê de máquinas bayesianas ingênuas*. [S.l.]: Texto submetido ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica - UNESP, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 34.

- OLIVEIRA, D. C. D.; CHAVARETTE, F. R.; LIMA, F. P. dos A. Structural health monitoring using artificial immune system/monitoramento estrutural da saúde usando sistema imunológico artificial. *Brazilian Journal of Development*, v. 6, n. 4, p. 16948–16963, 2020. Citado na página 40.
- OLIVEIRA, D. C. D.; CHAVARETTE, F. R.; OUTA, R. Monitoramento de integridade estrutural de um rotor utilizando algoritmos de sistemas imunológicos artificiais com seleção negativa e seleção clonal. *Research, Society and Development*, v. 9, n. 7, p. e96973546–e96973546, 2020. Citado na página 40.
- PERELSON, A. S.; WEISBUCH, G. Immunology for physicists. *Reviews of modern physics*, APS, v. 69, n. 4, p. 1219, 1997. Citado na página 24.
- PERELSON, A. S.; WEISBUCH, G. Immunology for physicists. *Reviews of modern physics*, APS, v. 69, n. 4, p. 1219, 1997. Citado 3 vezes nas páginas 36, 38 e 39.
- QIU, H. et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics. *Journal of sound and vibration*, Elsevier, v. 289, n. 4-5, p. 1066–1090, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 47.
- ROITT, I. M.; DELVES, P. J. *Fundamentos de imunologia*. [S.l.]: Guanabara Koogan, 2013. Citado 5 vezes nas páginas 14, 15, 16, 17 e 18.
- SIQUEIRA, I. P. de. *Manutenção centrada na confiabilidade: manual de implementação*. [S.l.]: Qualitymark, 2005. Citado 3 vezes nas páginas 43, 44 e 45.
- SOUZA, S. A. D. *Ensaaios mecânicos de materiais metálicos: Fundamentos teóricos e práticos*. [S.l.]: Editora Blucher, 1982. Citado na página 43.
- STORB, U. Progress in understanding the mechanism and consequences of somatic hypermutation. *Immunological reviews*, Wiley Online Library, v. 162, n. 1, p. 5–11, 1998. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 38.
- SUTTON, R. S.; BARTO, A. G. *Reinforcement learning: An introduction*. [S.l.]: MIT press, 2018. Citado na página 37.
- XENOS, H. G. Gerenciando a manutenção produtiva. *Belo Horizonte: Editora de desenvolvimento gerencial*, v. 171, 1998. Citado na página 43.

APÊNDICE A – Tabelas de afinidades para a segunda coleta.

Tabela 6 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a *base-line* - Banco 2

Sinal	Acel. 1	Acel. 2	Acel. 3	Acel. 4
1000	99,80	99,12	99,41	99,51
1001	99,61	99,61	99,90	99,41
1002	99,80	99,32	99,32	99,80
1003	99,80	99,02	99,61	99,12
1004	98,63	99,51	99,32	99,32
1005	98,04	99,12	98,83	98,73
1006	99,22	99,32	99,71	99,80
1007	99,80	99,90	99,80	99,41
1008	99,90	99,71	99,71	99,32
1009	99,41	99,90	99,51	99,12
6068	99,71	99,02	94,33	95,99
6069	99,61	99,12	95,11	97,65
6070	99,12	99,12	93,55	96,48
6071	99,41	99,12	95,11	96,38
6072	99,51	99,61	95,01	96,48
6289	99,02	95,60	79,08	98,14
6290	99,61	98,44	74,68	94,04
6291	95,70	85,43	61,39	69,89
6292	88,37	87,00	37,73	88,37
6293	86,31	86,02	35,48	87,59

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 7 – Afinidades calculadas pelo SIA para cada sinal em relação a *base-line* com a otimização pelo ClonalG - Banco 2

Sinal	Acel. 1	Acel. 2	Acel. 3	Acel. 4
1000	99,90	99,71	99,71	99,90
1001	99,71	99,61	99,71	99,80
1002	99,80	99,51	99,51	99,71
1003	99,71	99,90	99,71	99,71
1004	99,90	99,71	99,61	99,90
1005	99,80	99,12	99,41	99,61
1006	99,71	99,80	99,90	99,32
1007	99,61	99,80	99,51	99,12
1008	98,83	99,51	98,83	99,41
1009	99,90	99,12	98,83	98,83
6068	99,22	99,22	94,92	96,68
6069	99,80	99,41	95,01	97,65
6070	99,32	99,02	93,84	96,87
6071	99,51	99,02	94,92	96,58
6072	99,71	99,51	95,01	95,21
6289	98,92	96,29	79,86	98,44
6290	99,61	98,63	75,17	94,13
6291	96,19	89,35	64,42	73,22
6292	91,30	91,40	43,60	91,79
6293	87,39	88,47	37,24	89,54

Fonte: Elaborado pelo autor.

ANEXO A – Artigos submetidos.

Figura 23 – Trabalho submetido ao XL Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional (CNMAC 2021).

Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics

Monitoramento da Integridade Estrutural de um rotor utilizando Algoritmo de Seleção Negativa

Igor F. Merizio¹

DEM/UNESP, Ilha Solteira, SP

Fabio R. Chavarette²

DEFM/IQ/UNESP, Araraquara, SP

Luiz G. P. Roefero³

DEMA/ITA, São José dos Campos, SP

Thiago C. Moro⁴

DEC/UNESP, Ilha Solteira, SP

Roberto Outa⁵

FATEC, Araçatuba, SP

Neste trabalho é apresentado uma proposta para detecção de falhas de um rotor utilizando o Sistema Imunológico Artificial baseado no Algoritmo de Seleção Negativa [4]. Esse sistema é capaz de discriminar os sinais da estrutura em situação normal e em situação de falhas, de modo a detectar falhas e prevenir acidentes.

O reconhecimento de padrões exercido pelo sistema imunológico biológico no reconhecimento de linfócitos T, que ocorre no timo para categorizar as células como benignas ou malignas, é a base da técnica do Algoritmo de Seleção Negativa (ASN), proposto por [4].

O SHM tem seu funcionamento dividido em duas etapas: Censoriamento e Monitoramento. A fase de Censoriamento consiste em determinar um conjunto de vetores próprios protegidos e gerar cadeias aleatórias que constituirão a base-line, após avaliar a afinidade (*match*) entre esses e os sinais próprios; de modo a rejeitar determinada cadeia que apresentar afinidade superior ao estipulado.

Inicialmente, são definidos, na fase de censoriamento, os detectores próprios - cadeias próprias (S) - representando uma situação estrutural normal. O conjunto de detectores (R) é gerado durante essa etapa, com a capacidade de reconhecer padrões não-próprios durante a fase do monitoramento. Cadeias aleatórias são escolhidas partindo da leitura dos dados. Os detectores funcionam como as células do tipo T maturadas, as quais possuem a capacidade de reconhecimento de agentes patogênicos, ou seja, a capacidade de detecção de quase todo elemento não-próprio. A afinidade é verificada comparando cadeias escolhidas de forma aleatória com o conjunto de cadeias próprias (S). Sendo a afinidade superior a um limiar preestabelecido rejeita-se a cadeia. Senão, coloca-se a cadeia no conjunto de detectores (R), e essa será empregada nas classificações da fase de monitoramento dos dados [3, 5].

A fase do monitoramento resume-se em monitorar os dados com o intuito de identificar alteração no comportamento dos sinais e classificar estas mudanças, empregando o conjunto de detectores criados na fase de censoriamento. Desta forma, um elemento não próprio é detectado e classificado quando a afinidade entre as cadeias for superior a taxa de afinidade calculada. O percentual da taxa de afinidade é calculada dividindo-se o número de sinais normais pelo número de sinais totais [1, 3, 5].

¹igorfeliciani@gmail.com

²fabio.chavarette@unesp.br

³roefero@ita.br

⁴thiago.moro@unesp.br

⁵roberto.outa@gmail.com

Figura 24 – Trabalho submetido ao 26th International Congress of Mechanical Engineering (COBEM 2021).



COBEM
2021 Florianópolis - Brasil



26th ABCM International Congress of Mechanical Engineering
November 22-26, 2021. Florianópolis, SC, Brazil

COB-2021-XXXX
DETECTION AND FAULT LOCALIZATION IN A ROTATING MACHINE
USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Igor Felicini Merizio

São Paulo State University - Av. Brasil, 56, Downtown, Ilha Solteira/SP

igor.feliciani@unesp.br

Fábio Roberto Chavarette

São Paulo State University - R. Prof. Francisco Degni, 55, Quitandinha, Araraquara/SP

fabio.chavarette@unesp.br

Estevão Fuzaro de Almeida

Amarildo Tabone Paschoalini

São Paulo State University - Av. Brasil, 56, Downtown, Ilha Solteira/SP

estevao.fuzaro@unesp.br, amarildo.tabone@unesp.br

Abstract. *The results of the application of a methodology based on the application of Artificial Immune Systems (AIS) for the detection and localization of failures in a rotating machine are presented. The signals of an experimental rotor of 4 oil-lubricated bearings running until failure (above its project value) are analyzed. An accelerometer was used per bearing, performing a collection at 20 kHz every 10 minutes until failure. The AIS has its operation divided into two phases: Sensor phase and Monitoring. In the first step, the algorithm learns about the functioning of the system. Then, in the second step, the data of the rotating machine can be evaluated in real time to issue an alert about the possible occurrence of a failure. The AIS is able to learn about the normal functioning of the system using 5% of the available data and then diagnose with excellent safety margin the predictability of a failure, and where it is located. The results obtained suggest that the AIS is an excellent tool in the prevention of failures and accidents, facilitating maintenance by correctly indicating the possible location of the failure.*

Keywords: *Structural Health Monitoring, SHM, Artificial immune system, Negative selection algorithm.*

Figura 25 – Trabalho submetido ao Journal Connection Science - Taylor Francis (CiteScore: 2.4).

CONNECTION SCIENCE

Artificial intelligence applied in the detection and fault localization in dynamic systems

Igor Feliciani Merizio^a, Fábio Roberto Chavarette^b and Estevão Fuzaro de Almeida^a

^aDepartment of Mechanical Engineering, São Paulo State University, Av. Brasil, 56, Downtown, Ilha Solteira, SP, Brazil;

^bDepartment of Engineering, Physics and Mathematics, São Paulo State University, R. Prof. Francisco Degni, 55, Quitandinha, Araraquara, SP, Brazil

ARTICLE HISTORY

Compiled April 29, 2021

ABSTRACT

A methodology using artificial intelligence for diagnosing structures and predicting failures in mechanical systems is presented. An Artificial Immune System (AIS) able to identify and locate faults with good predictability was developed, having its operation based on the Negative Selection Algorithm (NSA). The algorithm developed was optimized with the Clonal Selection Algorithm (ClonalG) aiming at the need for less data in training. The work of the NSA is divided into two steps: Sensor phase and Monitoring. In the first step, the algorithm is able to learn about the normal operation of the system. In the second step, the system data is evaluated by the algorithm so that an alert is issued when a pattern different from that learned is identified, that is, a possible failure. The results obtained suggest that the AIS is able to learn about the normal functioning of the system using 5% of the available data, being able to diagnose with an excellent safety margin the predictability of a failure and inform where it is located. With the optimization by ClonalG the need for training data is reduced by 50%, as well as the deviation adopted by 70%, without jeopardizing the algorithm hit rate. Thus, the algorithm optimized by ClonalG proved to be an excellent tool in the prevention of failures and accidents, presenting general hit rates above 99.90%.

KEYWORDS

Structural Health Monitoring; Artificial immune system; Negative selection algorithm; ClonalG; Fault Detection

1. Introduction

In recent years the mechanical industries began to apply many investments in research and technological development in order to obtain efficient methods to analyze the integrity of structures and prevent disasters and accidents, preserving lives and avoiding monetary losses.

The current and important line of research called Structural Health Monitoring (SHM) aims to detect failures in the initial states, intervening in the propagation of the failure and consequently preventing disasters and accidents occur causing the

I. F. Merizio*. Email: igor.feliciani@unesp.br; Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-3719-0541>

F. R. Chavarette. Email: fabio.chavarette@unesp.br; Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-1203-7586>

E. F. Almeida. Email: estevao.fuzaro@unesp.br; Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-7406-8698>