

# PLATAFORMA DE OBJETOS DE APRENDIZAGEM PARA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Pedro Luiz FOGANHOLI , Prof. MSc. Guilherme de Cleve FARTO

[pedro.foganholi3@hotmail.com](mailto:pedro.foganholi3@hotmail.com) , [guilherme.farto@gmail.com](mailto:guilherme.farto@gmail.com)

Instituto Municipal de Ensino Superior de Assis (IMESA) Fundação  
Educativa do Município de Assis (FEMA) – Assis/SP (Brasil)

**RESUMO:** A área de Inteligência Artificial, devido a sua individualidade na forma em que funciona, apresenta competências que outras tecnologias atuais não se equivalem. Com a busca de se fazer a máquina “pensar” e resolver problemas com uma eficácia representa um novo meio de desenvolvimento de aplicações e resoluções de problemas, acoplando-o a Objetos de Aprendizagem, visa assim, em uma plataforma com intuito educacional. Este trabalho objetiva a criação de uma plataforma de objetos de aprendizagem, focada em Inteligência Artificial, tendo tópicos de Machine Learning, Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos. Implementações são conduzidas com a linguagem de programação Processing junto ao seu Ambiente de Desenvolvimento Integrado (IDE). Como resultados, as investigações realizadas contribuem como base para trabalhos futuros em aplicações mais complexas de Inteligência Artificial com Algoritmos Genéticos.

**PALAVRAS-CHAVE:** Objetos de Aprendizagem, Inteligência Artificial, Machine Learning, Algoritmos Genéticos, Redes Neurais Artificiais, Processing.

**ABSTRACT:** The field of Artificial Intelligence, due to its individuality in the way that works, presents abilities that other nowadays technologies aren't equivalent. With the search to make the machine "think" and fix problems with an efficacy represent an new way of development of applications and resolutions of problems, coupling it with Learning Objects , seen such, on a educational platform. This work aims the creation of an platform of Learning Objects, focused on Artificial Intelligence, having topics of Machine Learning, Artificial Neural Network and Genetic Algorithms. The implementations are conducted by a programming language called Processing, next to your Integrated Development Environment (IDE). As results, the investigations made will contribute as a base to future works with more complex applications with Artificial Intelligence and Genetic Algorithms.

**KEYWORD:** Learning Objects, Artificial Intelligence, Machine Learning, Genetic Algorithms, Artificial Neural Network, Processing.

# 1. INTRODUÇÃO

A Inteligência Artificial (em inglês, Artificial Intelligence) está cada vez mais incorporada em atividades do dia a dia, apontada assim como maiores potenciais de inovação na atualidade, junto à (i) aplicativos inteligentes, (ii) “objetos” inteligentes e (iii) Realidade Virtual e Aumentada (GARTNER, 2016).

Implementações de novas tecnologias multimídias e simulações computadorizadas no ambiente educacional podem contribuir de forma efetivas com a aprendizagem (AYUB; CARVALHO; TEIXEIRA, 2009). Assim, pesquisas são direcionadas para dispositivos de ensino intitulados de Objetos de Aprendizagem (em inglês, Learning Objects).

Um Objeto de Aprendizagem (OA) é um recurso digital construído com finalidade de auxiliar e apoiar o processo de ensino-aprendizagem, podendo ser reutilizado e estendido em distintos aspectos para facilitar a compreensão do conhecimento (VIEIRA; NICOLEIT, 2007).

O desenvolvimento desta iniciação científica se deve ao fato de que as abordagens de ensino de Inteligência Artificial têm sido exploradas teoricamente, e em certos casos, desconsidera-se a aplicação experimental, devido a sua complexidade e à falta de recursos de aprendizagem que apoiem a experimentação dos conceitos. Assim, tópicos relevantes da área de Inteligência Artificial demandam por abordagens e plataformas específicas que suportem além da teoria, a prática e a experimentação de tais fundamentos.

Deve-se destacar que uma plataforma baseada em objetos de aprendizagem para o contexto de Inteligência Artificial pode colaborar com distintas atividades, experiências e iniciativas, resultando, assim, em uma relevante contribuição técnica e científica. Para os alunos e entusiastas em Inteligência Artificial, uma plataforma de ensino pode simplificar e aumentar o interesse no avanço dos estudos.

## **2. OBJETIVOS**

O objetivo geral deste trabalho científico, propor e implementar uma plataforma de objetos de aprendizagem para contextos de Inteligência Artificial, com focos nos tópicos de Machine Learning, Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos.

Para a realização de tais objetivos, foram traçados os seguintes objetivos específicos:

1. Revisão da literatura a partir de trabalhos que contribuem à área de Inteligência Artificial, focando nos tópicos de Machine Learning, Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos, bem como em Objetos de Aprendizagem;
2. Modelar e implementar um protótipo de aplicação em Processing para adotar os conceitos de Algoritmos Genéticos;
3. Realizar testes experimentais para verificar a aplicabilidade e a efetividade da plataforma programada quanto ao processo de aprendizagem de Inteligência Artificial e seus tópicos;
4. Relatar os resultados alcançados a partir das experimentações realizadas.

## **3. METODOLOGIA**

Os objetivos definidos neste projeto de iniciação científica foram alcançados por meio de uma metodologia inicialmente pertinente a fontes confiáveis, como artigos técnico-científicos, monografias, dissertações e teses.

Tendo como segunda etapa, a concepção e a modelagem arquitetural de uma abordagem por plataformas, linguagens de programação e demais tecnologias envolvidas.

Após a implementação, foram realizados testes experimentais do protótipo com Algoritmos Genéticos em um jogo para simulação.

Por fim, os elementos envolvidos na pesquisa, como tecnologias, abordagens, arquiteturas, plataformas e demais resultados e contribuições, serão relatados em forma de artigos e materiais de apoio, fornecendo uma base fundamental para trabalhos futuros.

## **4. REVISÃO DE LITERATURA**

### **4.1. OBJETOS DE APRENDIZAGEM**

As oportunidades de adoção de recursos computacionais no ensino são amplas, sendo possível integrar em ambientes educacionais, funcionalidades para conteúdo explicativo ou teórico, mecanismos de avaliação de absorção de conhecimento e outras.

Objetos de educacionais podem ser definidos como qualquer recurso suplementar ao processo de aprendizagem, que pode ser reusado para apoiar a aprendizagem, sendo o termo Learning Objects aplica-se a materiais educacionais projetados e construídos em pequenos conjuntos com vistas a maximizar as situações de aprendizagem onde o recurso pode ser utilizado (TAROUCO; FABRE; TAMUSIUNAS, 2003). Possuindo nomenclaturas em diferentes bibliografias como “objetos de aprendizado” (BETTIO, MARTIN, 2002), “objetos de aprendizagem reutilizáveis” (GONZALEZ; RUGGIERO, 2009), “objetos de aprendizagem” (IEEE/LTSC, 2001).

Segundo Polsani (2006), Objetos de aprendizagem, ou o termo *Learning Objects*, foi primeiramente popularizado por Wayne Hodgins em 1994, quando ele nomeou o grupo de trabalho CedMA (*Computer Education Management Association*) como

“*Learning Architectures, APIs and Learning Objects*”, se tornando o Santo Graal de criação de conteúdo no campo de aprendizado mediado através de um computador.

Wiley (2000) diferencia os tipos de objetos de aprendizagem, possuindo cinco exemplos de objetos, sendo esclarecidos por Flôres e Tarouco (2008).

- **Fundamental:** um recurso digital individual. Sendo um elemento individual de um único tipo de meio, tendo como exemplo uma imagem, texto ou citação;
- **Combinado-inédito:** possuindo um pequeno número de recursos digitais combinados, tendo uma única finalidade, sendo ou instrução ou prática, tendo como exemplo um mapa ou um filme digital;
- **Combinado-modificável:** como característica, um número maior de recursos digitais combinados combinando (ou não) a instrução e a prática. Como a história de Mona lisa onde todo objeto combinado-modificável que contem a imagem, a história e a exposição podem ser usados;
- **Gerador-apresentação:** é caracterizado pela lógica e estrutura para combinar ou gerar e combinar objetos de aprendizagem de nível baixo (fundamental e combinado-inédito) para criar apresentações para o uso em instrução, em prática e em ensaios;
- **Gerador-instrução:** se caracteriza pela lógica e estrutura para combinar objetos de aprendizagem e avaliar interações do estudante com essas combinações.

Já Churchill (2007) propõe uma classificação de objetos de aprendizagem com base em seus objetivos e funcionalidades. A listagem de classificação de OA é dada por:

- **Apresentação:** instrução direta por meio de recursos com a intenção de transmitir conteúdos específicos;
- **Prática:** prática, jogo educacional ou representação de conhecimento que possibilite a prática e/ou aprendizagem de procedimentos;
- **Simulação:** representação de algum processo e/ou sistema da vida cotidiana, bem como de atividades que podem ser simuladas;

- **Conceitual:** representação de conceitos-chave ou de conceitos relacionados ao conteúdo de uma determinada disciplina;
- **Informação:** expõe a informação e/ou conhecimento organizado;
- **Representação Contextual:** representação de dados da maneira como acontece em um cenário real.

Para que objetos de aprendizagem possam ser recuperados e reutilizados, torna-se necessário um meio de armazenamento indexado de tais recursos digitais. Um Repositório de Objetos de Aprendizagem (ROA) é definido como sendo uma base de dados disponibilidade na Web que armazena os objetos de aprendizagem e os recursos digitais (HARMAN; KOOHANG, 2007).

Conforme Tarouco, Fabre e Tamusiunas (2003), metadados de um objeto de aprendizagem descreve características relevantes que são utilizadas para sua catalogação em repositórios de objetos de aprendizagem reusáveis, podendo ser recuperados posteriormente através de sistemas de busca ou utilizados através de *learning management systems* (LMS) para compor unidades de aprendizagem. Assim informações relacionadas aos recursos de objetos de aprendizagem que são atribuídas ao recurso digital com a finalidade de tornar possível sua pesquisa indexada (WILEY, 2000).

## 4.2. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

É notável a percepção do limite de o cérebro humano para a resolução em termos de velocidade de determinados problemas, imaginando assim, a exigência necessária para a resolução de algo complexo, com uma eficácia e velocidade sobre-humana, busca se esta adversidade pode ser solucionada com uma máquina.

Introduzindo assim no campo de Inteligência Artificial, sendo que pode ser perspectivada a partir de dois pontos. O científico, onde visa compreender os mecanismos de compreensão humana, servindo o computador para fornecer uma simulação que permita verificar teorias acerca da inteligência. O segundo cujo

objetivo consiste em dotar o computador das capacidades intelectuais humanas (SHIRAI; TSUJII, 1982).

Devido à existência de Inteligência Artificial e Inteligência Computacional, contem sua diferença, onde vários livros não distinguem os termos, enquanto outros dizem que a inteligência artificial é a ciência que tenta compreender e emular a inteligência humana como um todo, enquanto a inteligência computacional procura desenvolver sistemas que tenham comportamentos similares a certos aspectos do comportamento inteligente (LINDEN, 2008).

Segundo Russel e Norveg (1995), Inteligência Artificial possui definições em duas principais dimensões. As que estão relacionadas a processos de pensamento e raciocínio, e as que se relacionam ao comportamento humano, sendo capaz de se possuir quatro definições, (i) sistemas que pensam como humanos, (ii) sistemas que pensam racionalmente, (iii) sistemas que agem como humanos e (iv) sistemas que agem racionalmente.

### **4.3. MACHINE LEARNING**

Machine Learning ou Aprendizado de Máquina, é um ramo da Inteligência Artificial, onde uma máquina ira possuir um programa, onde tal tem a capacidade de aprender algo, como verificações se uma imagem está em certos padrões definidos, adquirindo experiência através de diversas execuções anteriores.

De acordo com Quinlan (1986), a habilidade de aprender é uma marca de um comportamento inteligente, então qualquer tentativa de entender a inteligência é um fenômeno que deve incluir um conhecimento da aprendizagem, fornecendo assim um potencial para construir sistemas de alto desempenho.

Pelo fato de que Machine Learning possuir uma grande grade e estar presente em consideráveis subáreas de Inteligência Artificial, o foco da pesquisa pretende uma maior ênfase aos tópicos de Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos.

#### 4.4. REDES NEURAIS ARTIFICIAS

O cérebro humano possui características desejáveis em qualquer sistema artificial, como lidar com informações inconsistentes e/ou probabilísticas. Assim, a expressão Rede Neural é motivada pela tentativa deste modelo imitar as capacidades do cérebro humano (VELLASCO, 2005).

O neurônio é uma célula onde reações químicas e elétricas representam o processamento de informações. A ligação com outros neurônios é realizada através de sinapses. Ao ser excitado, a sinapse libera uma substância química que assim, quando as células vizinhas transmitem para a célula, ela processa a informação novamente e a transmite (RAUBER, 2005). Na Figura 1, é representado um neurônio biológico.

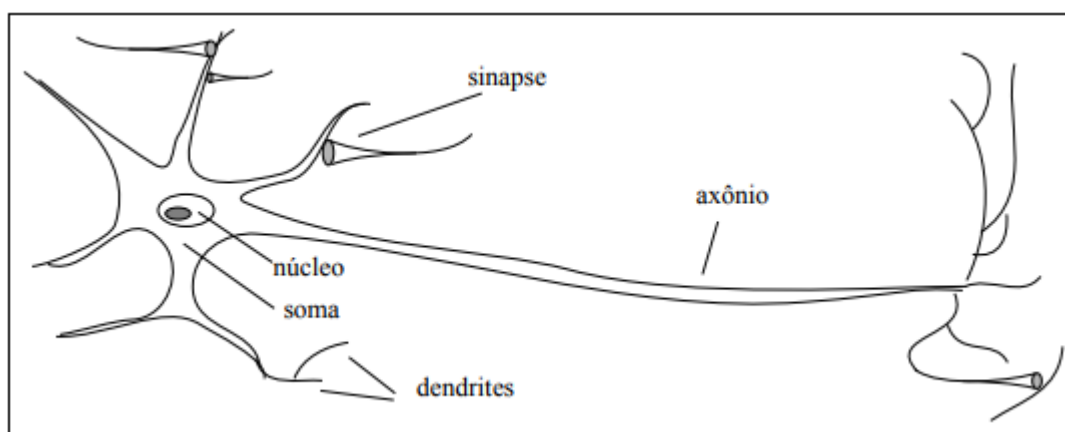


Figura 1 - Neurônio Biológico (RAUBER, 2005)

Agora que com a ilustração de como um neurônio é formado e o seu funcionamento, onde as características foram transferidas aos neurônios artificiais, o conjunto dos mesmos formam uma Rede Neural Artificial (RNA).

RNAs, connexionismo ou sistema de processamento paralelo e distribuído, é uma forma de computação não-algorítmica, onde os sistemas, em algum nível, relembram a estrutura do cérebro humano. Por não ser baseada em regras ou programas, a computação neural se constitui em uma alternativa a computação algorítmica convencional (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000).

Na Figura 2, representa um neurônio artificial proposto por (VELLASCO, 2005).



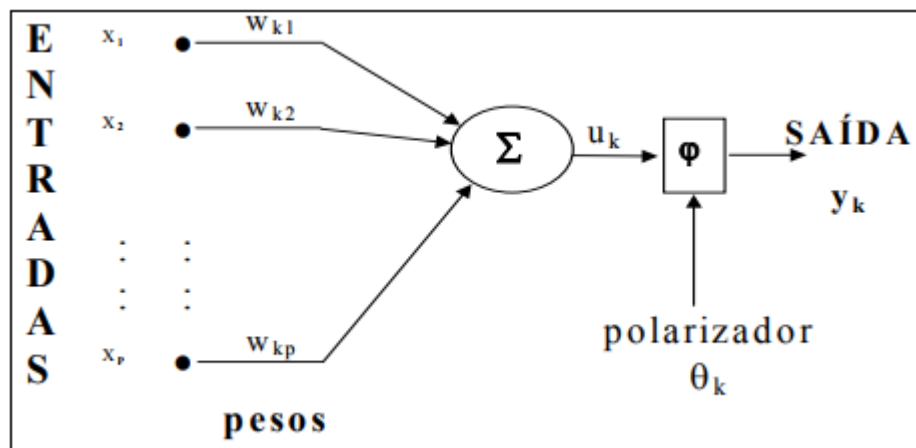


Figura 2 - Neurônio de uma rede (VELLASCO, 2005)

Tais elementos da Figura 2 são apresentados (VELLASCO, 2005):

- **W's**: Pesos da rede, representando a “memória”, isto é, a experiência ganha com resultado das apresentações dos padrões.
- **U k**: Combinação linear dos pesos. Corresponde a soma ponderada da entrada pelos pesos.
- **Y k**: Saída do k-ésimo neurônio que depende do nível de ativação aplicado ao neurônio pela função de ativação.
- **θ k**: Termo polarizador. Indicia o ponto em que a função se encontra em cima do eixo e, portando, define o domínio dos valores de saída.

## 4.5. ALGORITMOS GENÉTICOS

De acordo com Holland (1992), Algoritmos Genéticos (AG) seriam programas de computador no qual vão evoluir de um modo que é semelhante à seleção natural, para resolver problemas complexos que até os seus criadores não entendem completamente. Algoritmos Genéticos buscam uma heurística que encontra boas soluções a cada execução, mas não necessariamente todas as vezes (LINDEN, 2008). Também definidos como procedimentos de pesquisa probabilísticos (GOLDBERG; DEB, 1991).

Devida à inspiração no princípio Darwiniano de seleção natural e reprodução genética (GOLDBERG, 1989), tais princípios são imitados na construção de

algoritmos computacionais que procuram uma melhor solução para uma determinada dificuldade, através da evolução de populações de soluções codificadas através de cromossomos artificiais (PACHECO, 1999).

O funcionamento de um Algoritmo Genético típico é representado a seguir (LACERDA; CARVALHO, 1999).

```
Seja  $S(t)$  a população de cromossomos na geração  $t$ .  
 $T \leftarrow 0$   
Inicializar  $S(t)$   
Avaliar  $S(t)$   
Enquanto o critério de parada não for satisfeito faça  
     $t \leftarrow t + 1$   
    selecionar  $S(t)$  a partir de  $S(t-1)$   
    aplicar crossover sobre  $S(t)$   
    aplicar a mutação sobre  $S(t)$   
    avaliar  $S(t)$   
fim enquanto.
```

Sendo que as etapas deste algoritmo são descritas por Tanomaru (1995):

- **Inicialização:** A população inicial de  $N$  indivíduos é gerada aleatoriamente ou através de algum processo heurístico.
- **Avaliação:** Informa-se o valor de uma função objetivo para cada membro, onde quanto maior o valor da função, maiores são as chances de sobrevivência. Sendo que a avaliação de cada indivíduo resulta em um valor determinado "fitness"
- **Seleção:** O mecanismo de seleção em AGs emula os processos de reprodução assexuada e seleção natural.
- **Recombinação:** É um processo sexuado que emula o fenômeno de "crossover", a troca de fragmentos entre pares de cromossomos.

- **Mutação:** Basicamente, seleciona-se uma posição num cromossomo aleatoriamente e muda-se o valor do gene.
- **Condição de Término:** Normalmente, usa-se o critério de número máximo de gerações ou um tempo limite de processamento.

Devido a ideia central dos AGs, dando motivo para o seu crescimento, possuindo suas vantagens, sendo algumas citadas (MAN; TANG; KWONG, 1996):

- Podem lidar com problemas de restrições simplesmente incorporando-as na codificação cromossômica
- O Algoritmo Genético estruturado provão uma ferramenta para otimização de topologia ou estruturas em paralelo com os paramentos de solução de um problema em particular
- É uma técnica muito fácil de entender já que possui muito pouca (ou até nenhuma) matemática.

Portanto, além de seus benefícios, possui certos problemas práticos, como erros de amostragem, resultando em perda de informação genética importante e a resultados de baixa qualidade, ou como tempo de processamento, já que grande parte das aplicações possui esse obstáculo de processamento (TANOMARU, 1995). Outro ponto problemático refere-se às aplicações em tempo real (PAIVA, 1997).

## 4.6. PROCESSING

Processing é conhecida por ser uma linguagem de programação e ambiente de desenvolvimento integrado, sendo de código aberto (*open source*), focada no ensino para programar com um contexto visual. Possuindo uma comunidade grande de estudantes, artistas, designers e pesquisadores que utilizam Processing para o aprendizado e prototipação (PROCESSING, 2016).

Devido sua praticidade, é utilizado em salas de aula no mundo todo, até algumas vezes em escolas de artes ou programas do mesmo gênero. Já que os estudantes





novos em programação se sentiram totalmente satisfeitos com a linguagem já que poderiam fazer algo aparecer em sua tela (PROCESSING, 2016).

Assim apresentando uma linguagem de fácil aprendizado para alunos interessados em se agregarem a comunidade, independentemente de suas implementações ou temas de pesquisa.

## 5. DESENVOLVIMENTO

Após as investigações e revisões da literatura, maior ênfase foi direcionada ao desenvolvimento na parte de Algoritmos Genéticos (AG). Dessa forma, Processing e conceitos de AG foram avaliados e experimentados de maneira prática.

Inicialmente, se é criado uma população de 20 (vinte) indivíduos possuindo seus genes que vão ser suas direções de forma aleatória. Assim cada sujeito vai andar pelo ambiente, na Figura 3, a representação de cada gene.

0	1	2	3
			

**Figura 3 – Valor e direção de cada gene (Elaborado pelo Autor, 2017)**

Após a geração da população, é criado um ambiente de 20x20 quadrados que vão ter (i) local onde o personagem (vermelho) irá nascer, (ii) obstáculos (azul) posicionados de forma aleatória e (iii) ponto final (verde) que se busca para sobreviver, na Figura 4 é exibido o ambiente.

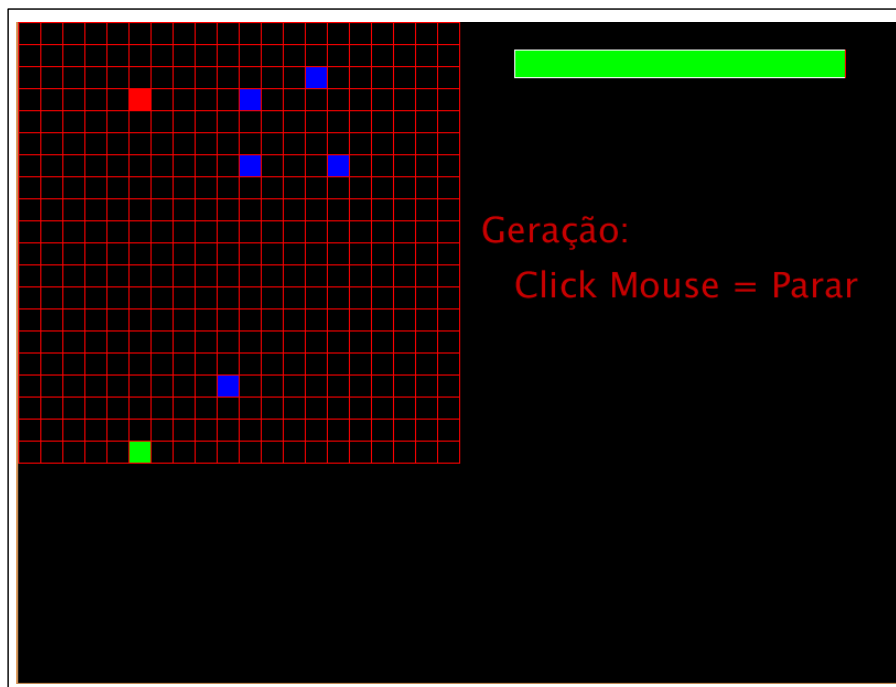


Figura 4 – Ambiente de teste (Elaborado pelo Autor, 2017)

A todo o momento, a inserção dos elementos ao ambiente que vão sendo gerados, será definida pelo usuário, assim oferece a oportunidade de testar várias localizações para os objetos da simulação.

Quando se inicia a simulação, cada personagem realizará os seus movimentos, sendo definido um *fitness* para tal indivíduo, onde é um valor do quão foi o seu conjunto de genes naquele ambiente, sendo que quanto menor, melhor o indivíduo. Por fim, calculado um *fitness* geral, para saber o quão bem tal geração de indivíduos.

Quando todos os *fitness* forem calculados, se inicia o processo da nova geração, inicialmente pela seleção que é feita a técnica conhecida como *Roulette Wheel Selection*.

Os indivíduos mais bem qualificados neste ambiente, tem maiores chances de serem selecionados na roleta, pois suas partes vão ser de tamanho maior, mas os indivíduos menos qualificados têm suas chances de serem selecionados, pois podem possuir genes que vão colaborar com gerações futuras, nas Figuras 5 e 6, apresentam tal seleção.

<b>N° Indivíduo</b>	<b><i>Fitness</i></b>
1	1,9
2	2,103
3	0,123
4	0,221
5	0,189
6	256
7	0,1245
8	0,112
9	0,245
10	3,12

**Figura 5 – Indivíduo e seu *Fitness* (Elaborado pelo Autor, 2017)**

<b>N° Indivíduo</b>	<b><i>Fitness</i></b>	<b>N = 20</b>
		<b>Sorteados</b>
1	1.90	3
2	2103	1
3	123	0
4	221	3
5	189	7
6	2530	2
7	0.1245	2
8	112	1
9	245	0
10	3.12	1

**Figura 6 – Indivíduos selecionados (Elaborado pelo Autor, 2017)**

Todos que foram selecionados vão ser os pais, após tal seleção, é realizado o fenômeno de *crossover*, onde os filhos (no caso, o filho) são gerados selecionando uma parcela dos genes do pai, e outra parte dos genes da mãe. Sendo que é possível situações que mais genes de um parente vão ser passados do que outros.

Antes da avaliação novamente do *Fitness*, é feito uma mutação na nova população criada. Onde com uma porcentagem bem baixa, é possível que algum ou alguns genes sejam alterados de forma aleatória. Após todos os processos, é criada uma

nova geração. A figura 7 aponta o início da simulação, enquanto a 8 exibe o “fim” da simulação, notando assim que os indivíduos estão indo no caminho do bloco verde.

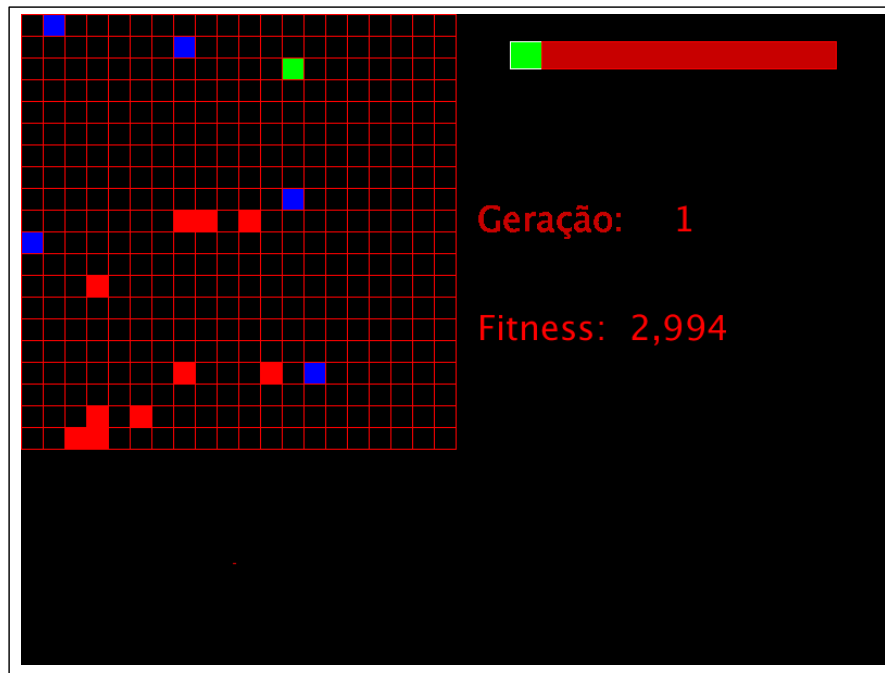


Figura 7 – Indivíduos andando aleatoriamente (Elaborado pelo Autor, 2017)



Figura 8 – Indivíduos aproximando do alvo (Elaborado pelo Autor, 2017)

## **6. RESULTADOS**

Nesta pesquisa científica, foi atingindo a meta de criar uma implementação onde o desafio de um personagem posicionando aleatoriamente em algum local do ambiente, junto a obstáculos e um ponto de fim onde o personagem deveria encontrar um caminho e ele sendo o melhor evitando os obstáculos, para assim se adequar melhor ao ambiente. Tal desafio foi alcançado usando um tópico de Inteligência Artificial conhecido como Algoritmos Genéticos.

A simulação com intuito de ser um objeto de aprendizagem oferece ao usuário a oportunidade de interagir com os valores obtidos que foram sendo coletados, para o entendimento de sua importância e significado dentro da simulação.

### **6.1. DESAFIOS E LIMITAÇÕES DO TRABALHO**

- Métodos pré-definidos em partes dos Algoritmos Genéticos para como agir com tal situação, como em seleção, *crossover* ou mutação: futuramente, explorar outros meios de solução dentro dos Algoritmos Genéticos.

## **7. CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Este projeto de iniciação científica resultou na revisão da literatura com base nos trabalhos relacionados do contexto de desenvolvimento de aplicações com os fundamentos de Algoritmos Genéticos. A utilização de Processing ofereceu as oportunidades necessárias para os autores, a experiência na criação de um objeto de aprendizagem envolvendo Algoritmos Genéticos.

Como resultados, destaca-se a implementação e futura disponibilização do objeto de aprendizagem em sites focados nesse tipo de distribuição. Tal objeto será de grande



apoio para pessoas que desejam ingressar neste campo de Inteligência Artificial, ou entender conceitos dentro de temas uns poucos mais complexos.

Com algoritmos genéticos, é necessário o uso do processamento do computador um pouco maior em certas ocasiões, como seleções dos indivíduos adaptados, mas sendo possível diminuir este uso com técnicas diferentes já existentes em tais situações.

Devido a Inteligência Artificial ser um campo que com esta pesquisa, considera-se interessante, objetos de Aprendizagem fazem com que o interesse seja maior na tecnologia e o uso de própria para estudo, além de proporcionar melhor distribuição.

## 8. TRABALHO FUTUROS

Como trabalho futuros, distintos tópicos podem ser explorados. Os autores desta pesquisa sugerem, entre outras evoluções:

- Estudo mais aprofundado nos tópicos de Inteligência Artificial.
- Criação de outros protótipos com tais tópicos, para resolução de problemas.
- Estudo de possíveis ambientes de criação para Inteligência Artificial.

## REFERÊNCIAS

AYUB, Adriano de Oliveira Santos; CARVALHO, Daniel Siqueira; TEIXEIRA, Ítalo Hauer. **Objetos de aprendizagem**. 2009. Disponível em: < <http://bdm.unb.br/handle/10483/138>> . Acesso em 22/08/2017.

BETTIO, R. W.; MARTINS, Alejandro. **Objetos de aprendizado: um novo modelo direcionado ao ensino a distância**. In: 9o. Congresso Internacional de Educação a Distância. 2002.

CARBONELL, Jaime G.; MICHALSKI, Ryszard S.; MITCHELL, Tom M. **Machine Learning**, An Artificial Intelligence Approach. Springer Berlin Heidelberg, p. 3-23. 1983.

FLÔRES, Maria Lucia Pozzatti; TAROUCO, Liane Margarida Rockembach. **Diferentes tipos de objetos para dar suporte a aprendizagem**. RENOTE, v. 6, n. 2, 2008.

GARTNER. **Gartner's Top 10 Strategic Technology Trends for 2017**. 2016. Disponível em <<http://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartners-top-10-technology-trends-2017/>>. Acesso em 15/10/2017.

GOLDBERG, David E.; DEB, Kalyanmoy. **A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms**. Foundations of genetic algorithms, v. 1, p. 69-93, 1991.

GOLDBERG, David E., **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**, Addison Wesley, 1989.

GONZALEZ, Luisa Aleyda Garcia; RUGGIERO, Wilson Vicente. **Collaborative e-learning and Learning Objects**. IEEE Latin America Transactions, v. 7, n. 5, 2009.

HARMAN, K.; KOOHANG, A. **Learning objects: standards, metadata, repositories, and LCMS**. In: *Informing Science*, 2007.

HOLLAND, John H. **Genetic algorithms**. Scientific american, v. 267, n. 1, p. 66-73, 1992.

IEEE Learning Technology Standards Committee (LTSC) (2001) **Draft Standard for Learning Object Metadata Version 6.1**. Disponível em <<http://ltsc.ieee.org/doc/>>. Acesso em 18/10/2017.

LACERDA, Estéfane G.M.; CARVALHO, André Carlos.P.L.F.. **Introdução aos algoritmos genéticos**. Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais, v. 1, p. 99-148, 1999.

LINDEN, Ricardo. **Algoritmos Genéticos, Uma importante ferramenta da Inteligência Computacional**. 2ª Edição. Rio de Janeiro/RJ. Brasport Livros e Multimídia Ltda. 3 p. 2008

MAN, Kim-Fung; TANG, Kit-Sang; KWONG, Sam. **Genetic algorithms: concepts and applications [in engineering design]**. IEEE transactions on Industrial Electronics, v. 43, n. 5, p. 519-534, 1996.

PACHECO, M. A. C. **Algoritmos genéticos: princípios e aplicações**. ICA: Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada. Departamento de Engenharia Elétrica. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. 1999.

PAIVA, E. C. . Otimização **Restrita de Controladores Robustos Utilizando Algoritmos Genéticos**, Tese de Doutorado, Fac. Eng. Elétrica da UNICAMP, 1997.

POLSANI, Pithamber R. **Use and abuse of reusable learning objects**. Journal of Digital information, v. 3, n. 4, 2006.

PROCESSING. **Processing.org**. 2016. Disponível em <<https://processing.org/>>. Acesso em 18/10/2017.

QUINLAN, J. Ross. **Machine learning, Induction of decision trees**. v. 1, n. 1, p. 81-106, 1986.

RAUBER, Thomas Walter. **Redes neurais artificiais**. Universidade Federal do Espírito Santo. 2005.

RUSSEL, Stuart; NORVIG, Peter; **Artificial Intelligence, A modern approach**. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, v.25. 1995.

SHIRAI, Yoshiaki; TSUJII, Jun-ichi (1982). **Inteligência Artificial, Conceitos, Técnicas e Aplicações**. Trad. Sob a direção de António Realinho, 1988. Edição N° 125010/4479. Algueirão-Mem Martin. 7 p.

TAROUCO, L. M. R.; FABRE M. J. M.; TAMUSIUNAS, F. R.. **Reusabilidade de objetos educacionais**. RENOTE - Revista Novas Tecnologias na Educação; II Ciclo de Palestras sobre Novas Tecnologias na Educação. Porto Alegre, RS, 2003.

TANOMARU, Julio. **Motivação, fundamentos e aplicações de algoritmos genéticos**. In: II Congresso Brasileiro de Redes Neurais. 1995. p. 373-403.

VELLASCO, M. M. B. R. **Redes Neurais Artificiais**. *Rio de Janeiro, Brasil, PUC, notas de Aula, Brasil*. 2007.

VIEIRA, C. E. M.; NICOLEIT E. R. **Desenvolvimento de Objeto de Aprendizagem, baseado em Especificações de Normatização SCORM, para o Caso de Suporte à Aprendizagem de Funções**. Departamento de Ciência da Computação, Universidade do Extremo Sul Catarinense, Santa Catarina, 2007.

WILLEY, David A. 2000. **Connecting Learning Objects to Instructional Design Theory: A Definition, a Metaphor, and a Taxionomy.** In: D. A. Wiley, The Instructional Use of Learning Objects, Utah State University. Disponível em <[reusability.org/read/chapters/wiley.doc](http://reusability.org/read/chapters/wiley.doc)> Acesso em 15/10/2017.