|  |
| --- |
| Universidade federal fluminense |
| Raciocínio |
| Introdução a Sistemas Multiagentes |
|  |
| **Troy Kohwalter** |
| **6/14/2012** |

|  |
| --- |
| [Type the abstract of the document here. The abstract is typically a short summary of the contents of the document. Type the abstract of the document here. The abstract is typically a short summary of the contents of the document.] |

Sumário

[Tabela de Figuras 3](#_Toc325917373)

[Capítulo 1 Introdução 4](#_Toc325917374)

[Capítulo 2 Árvore de Decisão 5](#_Toc325917375)

[2.1 Criando uma árvore de decisão 5](#_Toc325917376)

[2.2 Árvore de Decisão de Aprendizagem 7](#_Toc325917377)

[2.3 Indução de Árvores de Decisão 8](#_Toc325917378)

[2.4 Algoritmo ID3 10](#_Toc325917379)

[2.4.1 Entropia de informação e Ganho de informação 11](#_Toc325917380)

[2.5 Vantagens de usar Árvores de Decisões 12](#_Toc325917381)

[2.6 Desvantagens de usar Árvores de Decisões 13](#_Toc325917382)

[Capítulo 3 Árvore de Decisão para agentes BDI 14](#_Toc325917383)

[3.1 Adaptando a Árvore de Decisão 16](#_Toc325917384)

[Capítulo 4 Lógica Fuzzy 18](#_Toc325917385)

[4.1 Inferência Fuzzy 18](#_Toc325917386)

[4.1.1 Representação de Conhecimento 18](#_Toc325917387)

[4.2 Raciocínio Fuzzy 19](#_Toc325917388)

[Capítulo 5 O Software Development Manager (SDM) 21](#_Toc325917389)

[5.1 Funcionários 22](#_Toc325917390)

[5.1.1 Papéis 22](#_Toc325917391)

[5.1.2 Atributos 22](#_Toc325917392)

[5.1.3 Especializações 23](#_Toc325917393)

[Capítulo 6 Abordagem Proposta 24](#_Toc325917394)

[6.1 Alterações no jogo SDM 24](#_Toc325917395)

[6.2 Árvores de Decisão por papel 27](#_Toc325917396)

[Capítulo 7 Implementação 28](#_Toc325917397)

[7.1 Introdução ao Unity3D 28](#_Toc325917398)

[7.2 Implementação de uma árvore de decisão 28](#_Toc325917399)

[7.3 Resultados 28](#_Toc325917400)

[Capítulo 8 Conclusão 29](#_Toc325917401)

[Referencias Bibliográficas 30](#_Toc325917402)

# Tabela de Figuras

[Figura 1: Exemplo de árvore de decisão 5](file:///D:\Faculdade\Mestrado\ISMA\Raciocionio.docx#_Toc325906420)

[Figura 2: Exemplo do cálculo de nó de incerteza 6](file:///D:\Faculdade\Mestrado\ISMA\Raciocionio.docx#_Toc325906421)

[Figura 3: Exemplo de cálculo do valor de nó de decisão 7](#_Toc325906422)

[Figura 4: Exemplo de uma árvore de decisão de aprendizagem 8](#_Toc325906423)

[Figura 5: Exemplo de um conjunto de treinamento 9](#_Toc325906424)

[Figura 6: Árvore de decisão do conjunto de teste 10](#_Toc325906425)

[Figura 7: Exemplo de árvore de decisão antes da transformação 17](#_Toc325906426)

[Figura 8: Árvores de decisão geradas com a transformação 17](#_Toc325906427)

[Figura 9: Diagrama de Classe parcial do SDM 21](#_Toc325906428)

# Introdução

# Árvore de Decisão

Árvores de decisão (MORET, 1982) é uma ferramenta visual utilizada para modelar decisões e suas consequências, incluindo possibilidades de ocorrência de eventos, custos de recursos, e utilidade de um determinado resultado. Ela pode ser considerada como um algoritmo determinístico para decidir que variável testar em seguida, baseado nas variáveis já testadas e nos resultados de sua avaliação. Estas árvores são utilizadas em diversas aplicações, como por exemplo, em analises de decisões, identificação de estratégias apropriadas para alcançar um determinado objetivo, e em investigações operacionais.

Figura : Exemplo de árvore de decisão

As árvores são representadas por grafos orientados no formato de árvores e tem a característica de representar em regras, sendo composta de três tipos distintos de nós: nó de decisão, nó de incerteza e nó terminal. As árvores de decisões normalmente são criadas da esquerda para direita, tendo a característica de que todos os nós da árvore são do tipo *burst*, ou seja, geram novas ramificações e os ramos nunca são convergentes. Por esta razão, as árvores podem crescer exponencialmente. A ilustra um exemplo típico de árvore de decisão.

## Criando uma árvore de decisão

No artigo de MindTools (“Decision Tree Analysis”, 2012) é feita uma descrição detalhada do procedimento para criar árvores de decisões. Comece com uma decisão que precisa ser feita, esta primeira decisão é a raiz da árvore. A partir desta decisão, crie ramos para cada possível resultado da decisão e no final do ramo, considere o resultado. Se o resultado deste ramo for uma tomada de decisão que possui incerteza, coloque o nó de incerteza. Caso o resultado do ramo seja outra decisão, então coloque o nó de decisão, e caso seja um ramo terminal, coloque o nó terminal. A partir dos novos nós da árvore, crie os ramos que representem as possíveis opções. Novamente avalie o resultado de cada ramo e coloque o nó apropriado. Repita o processo até que os ramos terminem com o nó terminal.

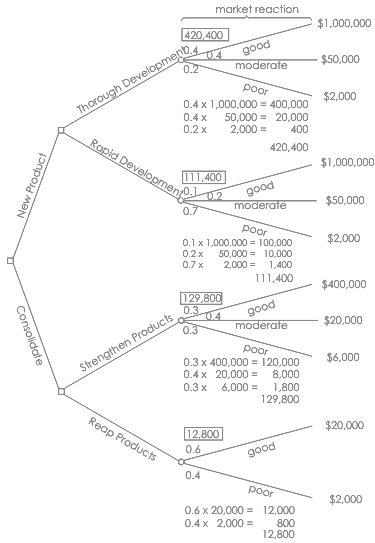
O próximo passo é calcular os valores na árvore. Em todos os nós de incerteza, atribua a probabilidade de entrar em cada ramo resultante. Depois atribui um valor resultante nos nós terminais. Agora é necessário calcular o valor dos resultados de cada ramo através do seu tipo de nó. Este calculo é feito no sentido do nó terminal até a raiz da árvore. Em nós do tipo de incerteza, o valor será multiplicado pela sua probabilidade de ocorrência e depois é feito um somatório destes resultados para ser colocado no valor do nó de incerteza. A ilustra um exemplo deste calculo.

Figura 2: Exemplo do cálculo de nó de incerteza

Em um nó de decisão, atribua um valor para cada ramo resultante da decisão. Agora, para cada ramo, subtraia do valor resultante o valor do ramo tendo como resultado o valor de beneficio dessa decisão. Agora escolha dentro de todos os ramos, o valor que tenha um maior beneficio e coloque este valor no nó de decisão. A ilustra esta etapa. Repita este processo até chegar a raiz da árvore.

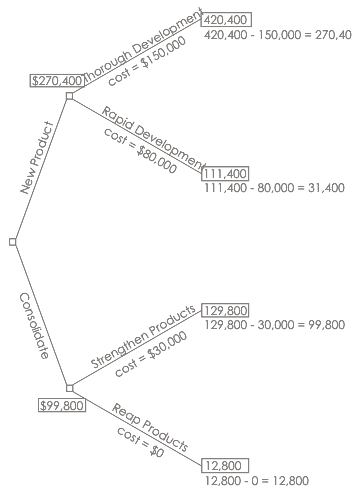


Figura 3: Exemplo de cálculo do valor de nó de decisão

## Árvore de Decisão de Aprendizagem

Árvores de decisão também podem ser utilizadas como um modelo preditivo em que mapeia observações de um determinado fato e / ou item a conclusões de seu valor, sendo assim conhecidas como *Decision Tree Learning*. Este modelo de árvore de decisão é bastante utilizado em estatística, mineração de dados e aprendizado de maquina. Nestas áreas, a árvore de decisão é utilizada como um modelo preditivo onde mapeia observações de um item e conclusões sobre seu valor. Em análise de decisão, a árvore de decisão é usada para explicitamente e visualmente representar decisões e tomadas de decisões.

Uma árvore pode ser "aprendida" pela divisão da origem em subconjuntos baseados em testes de valor do atributo. Esse processo é repetido em cada subconjunto derivado em uma forma recursiva chamada de *recursive partitioning*. A recursão é completada quando o subconjunto em um nó possui todos os mesmos valores da variável alvo, ou quando a divisão não gera nenhum novo valor para a predição. Esse processo é chamado de *Top-down induction of decision tree* (QUINLAN, 1986) e é um exemplo de um algoritmo guloso. A ilustra um exemplo deste tipo de árvore.

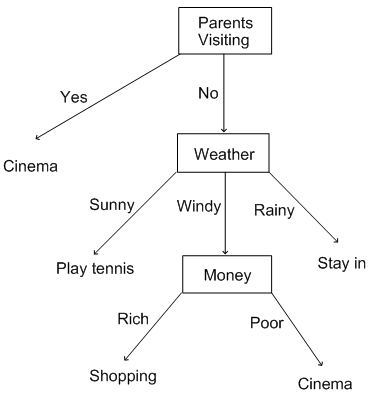


Figura 4: Exemplo de uma árvore de decisão de aprendizagem

## Indução de Árvores de Decisão

A base é um universo de objetos que são descritos em termos de coleções de atributos. Cada atributo possui alguma importância para o objeto e é limitado a um conjunto de valores discretos e mutuamente exclusivos. Cada objeto no universo pertence a um conjunto de classes mutuamente exclusivas. Outro componente importante é o conjunto de treinamento (*training set*) de objetos cuja classe é conhecida. A tarefa de indução é desenvolver uma regra de classificação que possa determinar em que classe cada objeto pertence de acordo com seus valores de atributos.

Como mencionado, a regra de classificação dos objetos será expressada como uma árvore de decisão. A ilustra um exemplo de um pequeno conjunto de treinamento que usa atributos de tipo: aspecto{sunny, overcast, rain}, temperatura{cool, mild, hot}, umidade{high, normal}, windy{true, false}.

****

Figura 5: Exemplo de um conjunto de treinamento

Cada valor dos atributos é mostrado na figura, junto com a classe do objeto. A árvore de decisão que corretamente classifica cada objeto do conjunto de treinamento é dada na . As folhas da árvore de decisão são os nomes das classes, e os outros nós representam testes baseados em atributos com um ramo para cada possível resultado. Para classificar um objeto, inicia-se pela raiz da árvore, avalia o teste, e siga o ramo de acordo com o resultado. O processo continua até que a folha seja encontrada, onde o objeto é afirmado pertencer a classe com o nome da folha. Se os atributos são adequados, é sempre possível construir uma árvore de decisão que corretamente classifica cada objeto do conjunto de treinamento, e usualmente existem várias árvores de decisões que classifica corretamente.



Figura 6: Árvore de decisão do conjunto de teste

A essência da indução é mover além do conjunto de treinamento, como por exemplo, construir uma árvore de decisão que corretamente classifique objetos que também não pertençam ao conjunto de treinamento. Para conseguir isto, a árvore de decisão precisa capturar alguns relacionamentos significantes entre a classe do objeto e seus valores de atributos.

## Algoritmo ID3

Uma abordagem de fazer a tarefa de indução de árvores seria gerar todas as possíveis árvores decisões que classifique corretamente o conjunto de treinamento e selecionar o mais simples deles. No entanto, o número de árvores pode ser muito grande, tornando esta abordagem apenas viável para pequenas tarefas de indução.

O algoritmo ID3 (QUINLAN, 1986) foi concebido para a outra extremidade do espectro, onde existem muitos atributos e o conjunto de treinamento contem muitos objetos, mas onde uma árvore de decisão razoavelmente boa seja necessária sem ter muito esforço de cálculo computacional. O algoritmo constrói uma esta árvore de decisão simples, no entanto a abordagem utilizada não garante que árvores melhores não tenham sidos negligenciadas.

A estrutura básica do ID3 é iterativa. Um subconjunto do conjunto de treinamento, chamado de janela, é escolhido randomicamente e uma árvore de decisão é gerada a partir dele. Essa árvore classifica corretamente todos os objetos desta janela. Todos os outros objetos no conjunto de treinamento são classificados usando a árvore. Se a árvore fornecer a resposta correta para todos estes objetos então é correta para todo o conjunto de treinamento e o processo é terminado. Caso contrario, uma seleção dos objetos classificados incorretamente é adicionado a janela e o processo continua. Desta forma, árvores de decisões corretas são encontradas depois de poucas iterações para o conjunto de treinamento de 30.000 objetos descritos em termos de até 50 atributos. Evidencia empírica sugere que a árvore de decisão correta é usualmente achada mais rapidamente por este método do que formando a árvore através do conjunto completo de treinamento.

O algoritmo ID3 pode ser resumido da seguinte forma:

1. Pegue todos os atributos não usados e conte seus valores de entropia relativos a amostras de teste.
2. Escolha atributo cuja entropia é mínima, ou a ganho é máximo.
3. Crie um nó contendo este atributo.

### Entropia de informação e Ganho de informação

Criar uma árvore de decisão é uma questão de escolher qual atributo testar em cada nó da árvore. Existem duas medidas utilizadas para este tipo de decisão, entropia e o ganho de informação que é calculada usando entropia.

Entropia, de acordo com Mitchell (1997) caracteriza a impuridade de uma coleção arbitraria de exemplos. Em outras palavras, entropia é a medida de duvida, imprevisibilidade. Entropia é utilizada no algoritmo para determinar que nó da árvore será subdividido no próximo passo. Quanto maior o valor de entropia, maior o potencial de melhoramento. A formula para calcular a entropia é:

 E(S) = - \sum^{n}_{j=1}  f_{S}(j) \log_{2} f_{S}(j) 

* E(S) é a entropia do conjunto S.
* n é o numero de diferentes valores do atributo em S.
* fs(j) é a frequência (proporção) do valor j no conjunto S.
* Quando entropia é igual a zero, identifica um conjunto perfeitamente classificado.

O ganho é calculado para estimar o ganho produzido por uma divisão de um atributo e quantifica a melhoria da entropia pela divisão de mais um atributo, sendo que um ganho maior é melhor. A equação do ganho é:

 G(S, A) = E(S) - \sum^{m}_{i=1}  f_{S}(A_{i}) E(S_{A_{i}})

* G(S,A) é o ganho do conjunto S depois de ter dividido sobre o atributo A.
* E(S) é a entropia de informação do conjunto S.
* m é o numero de diferentes valores do atributo A em S.
* fs(Ai) é a frequência dos items possuindo Ai como valor de A em S.
* Ai é o i-ésimo possível valor de A.
* SAi é o subconjunto de S contento todos os itens onde o valor de A seja Ai.

## Vantagens de usar Árvores de Decisões

* Utiliza um modelo caixa branca. Dado um resultado, a explicação deste resultado é facilmente replicado.
* Pode ser combinado com outras técnicas de decisão.
* Transparente: Explicita todas as alternativas e mapeia cada uma até sua conclusão.
* Especificidade: Permite definir valores específicos para o problema, decisões, e resultados de cada decisão.
* Natureza Compreensiva: Permite analisar as consequências de cada decisão possível.
* Fácil de usar: prove ilustração gráfica do problema e várias alternativas de forma simples sem precisar de explicações.
* Resiliencia: Foca na relação entre vários eventos e replica o curso natural dos eventos, por isso permanece robusta e com pouca margem para erros.

## Desvantagens de usar Árvores de Decisões

* Complexidade: Apesar de ser fácil usabilidade e compreensão, preparar uma árvore de decisão, principalmente uma com varias ramificações é um trabalho complexo e que consome bastante tempo.
* “Complicada”: Este problema ocorre quando a árvore é muito grande, fazendo com que seja difícil de apresentar. Desenhar uma árvore de decisão também requer que seja refeita varias vezes por não ser possível predizer o numero de ramificações que cana nó terá.
* Muita informação: Uma das grandes vantagens pode se tornar uma desvantagem. Listar todas as possíveis ramificações pode fazer com que o processo de decisão seja mais lento na analise, pois precisa percorrer todos os ramos.
* Duplicação: Existe a possibilidade de sub-árvores serem duplicadas em caminhos diferentes.
* Regressão: Árvores de decisões não possuem ramos que convergem.

# Árvore de Decisão para agentes BDI

Diversas abordagens emergiram como candidatos ao estudo de sistemas orientados a agentes. Uma dessas arquiteturas vê o sistema como um agente racional tendo algumas atitudes mentais de crença, desejos e intenções (BDI), representando respectivamente a informação, a motivação e estados deliberativos do agente. Essas atitudes mentais determinam o comportamento do sistema e são críticos para alcançar desempenho adequado quando a deliberação está sujeita a recursos limitados.

Em um trabalho proposto por Rao (1995), é provido uma arquitetura unificante para um tipo particular de agente, BDI. Primeiro é estabelecido a necessidade das crenças, desejos e intenções para o sistema agir apropriadamente em uma classe de domínio de aplicação caracterizado por varias limitações e requisitos práticos. Algumas das importantes características deste tipo de domínio são:

1. Em qualquer instante de tempo, existem potencialmente inúmeras maneiras em que o ambiente pode evoluir, alterar.
2. Em qualquer instante de tempo, existem diversas ações distintas ou procedimentos que o sistema pode executar.
3. Em qualquer instante de tempo, existem diversos objetivos distintos que o sistema necessita alcançar.
4. As ações ou procedimentos que melhor alcançam os diversos objetivos são dependentes do estado do ambiente e são independentes do estado interno do sistema.
5. O ambiente só pode ser percebido localmente.
6. O numero de ações que podem ser realizadas estão dentro de um limite aceitável para a taxa de alteração do ambiente.

Um forma de modelar o comportamento de tal sistema, dadas as características 1 e 2, é por uma estrutura de árvore, onde cada ramo da arvore representa um caminho de execução. Cada nó na estrutura representa certo estado do mundo, e cada transição uma ação primitiva feita pelo sistema, um evento ocorrido pelo ambiente ou ambos. Se diferenciar as ações realizadas pelo sistema e os eventos realizadas pelo ambiente, os dois tipos distintos não determinísticos se manifestam em dois tipos distintos de nós, que são denominados de nós de decisão e nós de incerteza, ou chance. Respectivamente representam as opções disponíveis pelo sistema e as incertezas do ambiente.

Neste modelo forma, é possível identificar os objetivos do sistema por caminhos particulares da estrutura de árvore de decisão, onde cada caminho informa que objetivo ele realiza e os benefícios e payoff de ter percorrido o caminho, caso necessário. Como o sistema precisa agir, é necessário selecionar as ações ou procedimentos apropriados para executar dentro do conjunto de possibilidades.

Dentro do domínio de características citado acima, existem pelo menos dois tipos de entrada de dados que são necessários para a tomada de decisão do sistema. Primeiro, o sistema precisa ter informação sobre o estado do ambiente, mas este conhecimento seja ganho através de varias "sondagens" do ambiente e a informação seja atualizada adequadamente depois de cada sondagem. Este tipo de informação pode ser considerada como a crença do sistema, podendo ser implementado por uma variável, ou banco de dados. Assim, a crença pode ser vista como o componente informativo do sistema.

Segundo, é necessário que o sistema também tenha informações sobre os seus objetivos que necessitam ser alcançados, ou as prioridades e payoffs de alcançar estes objetivos. É possível que estes objetivos, ou prioridades sejam criadas em tempo de execução. Este componente do sistema é os desejos, que podem ser pensados como a representação do estado que motiva o sistema.

Levando em consideração as alterações no ambiente, e assumindo que as alterações significantes possam ser calculadas instantaneamente, é possível limitar a frequência de reconsiderações nas tomadas de decisão e alcançar um equilíbrio entre muita reconsideração e não reconsiderar. Para isso funcionar, é necessário incluir um componente no sistema que represente o curso de ação escolhido atualmente. Esse componente de estado adicional é chamado de intenções do sistema. Em essência, as intenções capturam o componente deliberativo do sistema.

## Adaptando a Árvore de Decisão

Como já foi discutido no capitulo anterior, informalmente as árvores de decisão consistem de nós de decisão, de incerteza e terminais, e incluem funções probabilísticas que mapeia os nós de incerteza e função de payoff para os nós terminais. Para agentes BDI, é transformado este tipo de árvore de decisão para um modelo equivalente que represente as crenças, desejos e intenções como relacionamentos separados de acessibilidade sobre um conjunto de possibilidades. Essa transformação prove uma base alternativa para casos em que possui dados insuficientes nas probabilidades e payoffs.

Para fazer esta transformação, inicie com a árvore de decisão completa, que contem todos os caminhos possíveis. Dada essa árvore, começando da raiz até as folhas, para cada ramificação de nós de incerteza, cria-se uma árvore idêntica a original com a exceção que o nó de incerteza é removido e a ramificação é conectada ao sucessor do nó de incerteza. Esse processo é repetido até que todos os nós de incertezas sejam removidos. Esses passos geram um conjunto de árvores de decisões, onde cada árvore consiste em apenas nós de decisão e nós terminais, e cada árvore correspondendo a uma diferente possibilidade do estado do ambiente. Depois aplica-se a função de payoff normalmente em cada árvore.

As possibilidades resultantes deste processo contem dois tipos de informação, representadas pelas possibilidades e seus valores de payoff para cada caminho. Fazendo a divisão destas informações, consegue representar as crenças pela informação de possibilidades e desejos pela de payoff. Caso deseje simplificar, remova todos os caminhos com payoff zero da árvore de desejos.

Dada a árvore de decisão e as resultantes da transformação acima, um agente agora é capaz de fazer uso da função de deliberação para decidir o melhor caminho de ações. Esse caminho pode ser representado como uma nova árvore de decisão, correspondendo as intenções do agente. A Figura 7 mostra um exemplo de árvore de decisão, e aplicado a transformação nessa árvore, a Figura 8 ilustra os resultados. Note que, em crenças, aparece a opção do agente se aposentar, mas o agente não possui nenhum desejo em se aposentar. Para simplificar a árvore, ou caso não possua os valores corretos de probabilidade e payoff, é possível alterar a árvore contendo apenas valores 0 e 1, como exemplo, algo é desejado ou não desejado.



Figura 7: Exemplo de árvore de decisão antes da transformação

****

Figura 8: Árvores de decisão geradas com a transformação

# Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy (ZADEH, 1988) é uma extensão da lógica booleana que admite valores intermediários entre verdadeiro e falso. Isso significa que o valor lógico fuzzy é um valor entre 0 e 1. Com isso, enquanto na lógica booleana algo é verdadeiro ou falso, já na lógica fuzzy algo pode ser verdadeiro, falso ou um valor intermediário. Estes valores intermediários, na lógica fuzzy, podem ser tratados e avaliados, tornando possível o uso de conceitos não quantificáveis, como por exemplo: quente, morno, feliz, apático.

## Inferência Fuzzy

Assim como a lógica booleana, é possível fazer inferências usando a lógica fuzzy. Expressões do tipo *se x então y* podem ser adaptadas para que adotem noções difusas. Essa adaptação nada mais é que permitir que a sentença, os valores *x*  e *y* sejam difusos. Com essa adaptação, se torna mais fácil interpretar as inferências e implementar sistemas baseados em conhecimento humano. Um exemplo clássico de inferência fuzzy é: Se a temperatura é *alta* e a pressão é *alta* então o fluxo de combustível deve ser *pequeno*.

Outra forma de fazer inferência fuzzy, também conhecida como raciocínio fuzzy, é aplicando regras da lógica booleana como, por exemplo, *modus ponens* e *modus tolens*. Um exemplo usando estas regras e sabendo que "A implica B" de forma nítida, e tendo apenas um valor difuso de A, é possível calcular o valor de B. O Raciocínio fuzzy será explicado em mais delates na seção 4.2.

### Representação de Conhecimento

Para conseguir fazer inferências, é necessário que o conhecimento seja representado de alguma forma. A forma mais popular é representar o conhecimento através de regras. Um exemplo é dado abaixo, onde A e B são valores linguísticos definidos por conjuntos Fuzzy de universos de discursos X e Y.

*Se X é A então Y é B*.

* Uma regra é também chamada de implicação Fuzzy.
* "*X é A*" é a premissa da regra.
* "*Y é B*" é a consequência ou conclusão da regra.

## Raciocínio Fuzzy

O Raciocínio fuzzy pode ser dividido em 5 etapas:

1. Transformação das variáveis do problema em valores fuzzy, ou *fuzzificação*.
2. Aplicação dos operadores fuzzy.
3. Aplicação da implicação.
4. Combinação de todas as saídas fuzzy possíveis.
5. Transformação do resultado fuzzy em um resultado nítido, a *defuzzificação*.

No primeiro passo, para cada valor de entrada associamos uma função de pertinência, que permite obter o *grau de verdade* da proposição, também conhecido como *fuzzificação*.

* Determinar o grau de pertinência de cada conjunto (proposição).
* Limitar o valor da entrada entre 0 e 1.

O segundo passo é aplicar os operadores fuzzy, assim como os operadores da lógica nítida. Os operadores usados na lógica fuzzy são *and* e *or*, conhecidos como operadores de relação. Na lógica fuzzy, estes operados são utilizados para definir o grau máximo e mínimo de pertinência do conjunto.

O terceiro passo é aplicar o operador de implicação, usado para definir o peso do resultado e remodelar a função, ou seja, o terceiro passo consiste em criar a hipótese de implicação. Um exemplo segue abaixo:

* Serviço é excelente *ou* atendimento é rápido *então* pagamento é alto.

No quarto passo ocorre a combinação de todas as saídas em um único conjunto fuzzy, algo semelhante ao processo de união e interseção da teoria dos conjuntos.

O quinto e ultimo passo no processo do raciocínio fuzzy, é a *defuzzyficação* que consiste em retornar os valores e obter um valor numérico dentro da faixa estipulada pela lógica fuzzy. Um exemplo simples que demonstra o processo de pertinência do raciocínio fuzzy seria:

* A é identificado como "o tomate está vermelho".
* B como "o tomate está maduro".

Então: se é verdade que "o tomate está vermelho", é também verdade que "o tomate está maduro". Essa seria um exemplo pensado na lógica tradicional onde:

* Fato: x é A;
* Regra: se x é A então y é B;
* Conclusão: y é B

Esta regra aplica um conceito aproximado. Porem se pensarmos desta forma e temos a mesma regra de implicação "se o tomate está vermelho, então ele está maduro", e sabemos que o tomate está *mais ou menos* vermelho, é possível inferir que o tomate está mais ou menos maduro. Ou seja:

* Fato: x é A’ (quase A)
* Regra: se x é A então y é B
* Conclusão: y é B’ (quase B)

O conceito de *fuzzyficação* funciona da seguinte forma: se A’ está próximo de A (situação inicial) e B’ está próximo de B (situação inicial). A, A’, B e B’ fazem parte do conjunto universo, chegando assim ao paradigma do raciocínio *fuzzyano*, também chamado de *modus ponens* generalizado.

# O Software Development Manager (SDM)

No jogo *Software Development Manager* (KOHWALTER *et al.*, 2011), o jogador possui uma equipe de funcionários que são utilizados para desenvolver softwares solicitados por clientes. Cabe ao jogador decidir estratégias de desenvolvimento e definir os papéis de cada funcionário da equipe para o desenvolvimento do software. Os softwares requisitados pelos clientes possuem requisitos que devem ser respeitados durante o desenvolvimento. Quando um software é concluído e entregue ao cliente, é realizada uma avaliação de qualidade do software e o pagamento de conclusão do projeto, ajustado de acordo com o resultado da avaliação. A Figura 9 ilustra um diagrama de classe simplificado do SDM. Neste capitulo será apresentado brevemente alguns elementos presentes no SDM, caso deseje saber mais detalhes do jogo, a monografia, o artigo publicado no SBGames e o download do jogo estão disponíveis no site <http://www.ic.uff.br/~tkohwalter/sdm>.

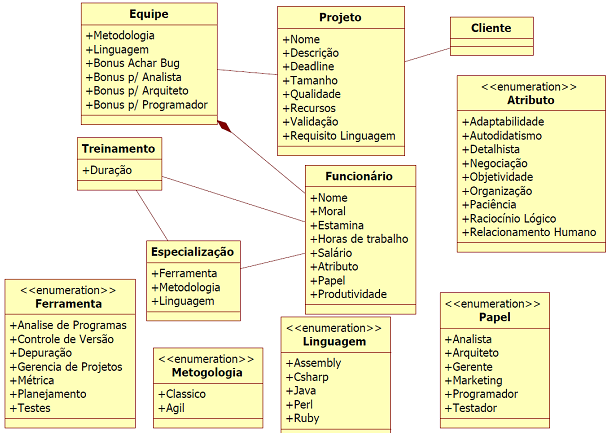


Figura : Diagrama de Classe parcial do SDM

## Funcionários

Os funcionários em SDM representam a mão de obra trabalhadora do jogador. São eles que desempenham as tarefas de planejamento, desenvolvimento e controle de qualidade do software através de papéis que são atribuídos pelo jogador. Além das tarefas que podem ser atribuídas, os funcionários possuem algumas características que são utilizadas para determinar a afinidade do funcionário a exercer cada tarefa.

### Papéis

As tarefas mencionadas anteriormente são executadas pelos papéis que um funcionário pode desempenhar no jogo. Quando um papel for escolhido para um funcionário, este dedicará todo o seu tempo de trabalho exercendo a função desejada. Diferente de algumas empresas onde um funcionário pode exercer diferentes papéis, em SDM foi decidido que cada funcionário poderá apenas exercer um papel por vez. No entanto, o jogador pode a qualquer momento alterar o papel desempenhado por um funcionário.

Na concepção do SDM, foram escolhidos seis tipos diferentes de papéis que podem ser atribuídas a um funcionário. Estes papéis são de analista, arquiteto, gerente, marketing, programador e testador. O objetivo da utilização destes seis papéis é expandir as possibilidades das funções que podem ser desempenhadas pelos integrantes da equipe. Cada um destes papéis possui uma função especifica que contribui para o desenvolvimento do software.

### Atributos

Alem de papéis e cargos, os funcionários possuem atributos que influenciam no seu desempenho de trabalho. No entanto, esses atributos não são diretamente relacionados a cada papel, como por exemplo, um atributo de gerenciamento que seria utilizado para o papel de gerente. Para tornar o SDM ainda mais realista e ter mais um diferencial dos demais jogos, o sistema adotado para atributos foi à utilização de características humanas de uma pessoa. Esses atributos humanos são os atributos que o jogador pode consultar para formular uma avaliação de desempenho que um funcionário tem em determinado papel. Porem o mapeamento destes atributos humanos para os atributos de desempenho não é informado ao jogador. Com isso, ele precisa utilizar o bom senso e experimentos para conseguir descobrir quais atributos são mais importantes para cada função. No entanto, isto não significa que apenas alguns atributos influenciaram no desempenho. Na realidade, todos eles influenciam no desempenho de cada papel, porém em graus diferentes. Estes atributos são: adaptabilidade; autodidatismo; detalhista; negociação; objetividade; organização; paciência; raciocínio lógico; e relacionamento humano.

### Especializações

Outro aspecto que cada funcionário possui são as especializações. Estas especializações podem ser em relação a ferramentas, linguagens de programação ou técnicas de Engenharia de Software (ES). As especializações em linguagens de programação refletem quais as linguagens que o funcionário está apto a trabalhar. Especializações em técnicas são utilizadas para determinar se o funcionário está familiarizado com determinadas metodologias de ES que são adotadas pela equipe de desenvolvimento. Em ambos os tipos de especializações, caso o funcionário não esteja apto a trabalhar de acordo com os critérios escolhidos pelo jogador, este funcionário sofrerá penalidades em sua produtividade. Para contornar este problema, o jogador terá a opção de treinar o funcionário na especialização desejada.

Diferente das demais, a especialização de ferramentas é utilizada para auxiliar o funcionário a exercer sua função. Para cada papel existente no SDM, existem especializações relacionadas que são levadas em consideração, caso o funcionário as possua, para aumentar o rendimento produtivo dele. A falta deste tipo de especialização não levará a nenhuma penalidade para o funcionário.

# Abordagem Proposta

A proposta deste trabalho é expandir o jogo SDM, introduzindo elementos apresentados na disciplina de Introdução a Sistemas Multiagentes. No Capítulo 5 foi feita uma breve explicação do jogo, e neste capitulo será apresentado algumas alterações na estrutura do jogo para que possa introduzir conceitos de raciocínio de agentes nos funcionários quando desempenham os diferentes papeis.

O raciocínio será feito através de árvores de decisão, onde o funcionário terá a sua própria árvore (que já esta informalmente especificada no jogo) e uma árvore para cada papel que exercer. Com estas árvores, espera-se que o jogo fique mais diversificado, já que os mesmo funcionários podem interagir no ambiente de trabalho de forma diferente quando for jogar novamente o jogo ou quando continuar o jogo através de novos projetos.

## Alterações no jogo SDM

Para introduzir as alterações propostas, será necessário fazer algumas mudanças no funcionamento do SDM. Uma dessas mudanças é no comportamento do funcionário quando exerce um papel. Na versão apresentada do jogo, os papeis desempenham tarefas fixas, ou seja, dado um papel, a tarefa executada será sempre a mesma, inclusive na forma em que será executa, alterando apenas os valores de saída de acordo com a situação e funcionário. Com isso, todos os papeis serão revisitados e elaborados de tal forma que incorpore o que foi proposto, com a exceção do papel de marketing, devido a sua pequena importância no impacto de desenvolvimento.

Começando com o papel de *Analista*, o novo modelo para este papel exerce três categorias distintas de tarefas:

* Elicitação de requisitos: Levantamento dos requisitos do sistema.
* Validação do software: Validação do software através de requisitos e por protótipos.
* Geração de casos de testes de Aceitação.

Esta ultima tarefa é consequência de outra alteração no modelo do SDM, onde o *bug* de software foi subdividido em quatro categorias:

* Unitário;
* Integração;
* Sistema;
* Aceitação.

O papel de *Arquiteto* sofre alterações em suas tarefas, sendo divididas em:

* Geração de casos de teste: Podendo ser de Integração e Sistema.
* Evolução: Trabalhar na arquitetura do software.
* Prototipação: Gerar protótipo para ser utilizado em conjunto com a Validação do analista.

O *Gerente* sofre várias alterações, já que este papel tem uma autonomia superior aos demais. Com isso suas tarefas são:

* Recursos Humanos: Administrar os membros da equipe, em relação a contratações, demissões, treinamento.
* Foco da iteração: Decidir o foco que será adotado na iteração, podendo ser:
  + Análise: Os funcionários serão alocados de tal forma em que a analise dos requisitos e validação sejam prioritários.
  + Desenvolvimento: Dará prioridade no desenvolvimento do software.
  + Qualidade: Prioridade em encontrar e reparar *bugs*, e melhorar a qualidade do código.
  + Balanceado: Não possui prioridades, mas tentará manter a distribuição de papeis e tarefas de forma balanceada.
* Carga de trabalho: Decidir a quantidade de horas que cada funcionário trabalhará e se o funcionário estará sobre pressão para produzir mais.
* Autonomia: Este não é uma tarefa em si, mas irá fazer com que o gerente não necessite de comandos constantes do jogador. Caso o jogador não forneça nenhuma tarefa ao gerente, o gerente irá tomar suas próprias decisões.

O papel de *Programador* e *Testador* sofrem algumas alterações que são relacionadas entre si. Antigamente o papel responsável por remover os *bugs* do software era o testador, já que todos os *bugs* eram automaticamente detectados quando introduzidos no software. Agora, os *bugs* presentes no software não são mais visíveis ao jogador. Com isso, cabe ao papel de Testador em testar o software e reportar os *bugs* encontrados. Outra alteração é que o Testador perde a sua função de reparar os *bugs*, o que passa a ser uma tarefa do Programador.

Com isso, o *Programador* possui as seguintes tarefas:

* Reparar: Concertar os *bugs* reportados.
* Evoluir: Desenvolver o software.
* Refatoração: Refatorar o código.

Estas tarefas podem ser executadas de três maneiras:

* Ad-hoc: Executa a tarefa sem ter feito um planejamento.
* Draw-Code: Planeja antes de executar.
* Test-Driven: Planeja, executa e verifica se o que executou está adequado.

E por fim, o *Testador* agora só tem uma função, que é procurar e reportar os *bugs* encontrados. Porem pode ser executado de duas maneiras:

* Ad-hoc: Procura por *bugs* pela método de força-bruta.
* Executar casos de testes.

## Árvores de Decisão por papel

Devido ao tamanho das árvores de decisão, elas serão apresentadas em um arquivo aparte, que será entre junto a este trabalho. Nesta seção será apenas descrito os elementos que influenciam nas árvores de decisão.

# Implementação

## Introdução ao Unity3D

## Implementação de uma árvore de decisão

## Resultados

# Conclusão

# Referencias Bibliográficas

**Decision Tree Analysis**. Disponível em: <http://www.mindtools.com/dectree.html>. Acesso em: 26 maio. 2012.

KOHWALTER, T.; CLUA, E.; MURTA, L. **SDM – An Educational Game for Software Engineering**. . Salvador: In: X SBGames. , 2011

MITCHELL, T. Machine Learning. 1. ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill, Inc., 1997. p. 432.

MORET, B. Decision Trees and Diagrams. **In: ACM Computing Surveys (CSUR)**, v. 14, n. 4, p. 593–623, dez 1982.

QUINLAN, J. Induction of Decision Trees. **In: Machine Learning**, v. 1, p. 81–106, 1986.

RAO, A.; GEORGEFF, M. BDI-agents: from theory to practice. **In: Proceedings of the First Intl. Conference on Multiagent Systems**, p. 312–319, 1995.

ZADEH, L. Fuzzy Logic. **In: IEEE Computer Society Press Los Alamitos, CA, USA**, v. 21, n. 4, p. 83–93, abr 1988.