# Detecção inteligente de efeitos colaterais indesejáveis na Internet das coisas - um estudo de caso no Home Network System

Apresentação de Monografia

Heron Sanches Gonçalves Pires Ferreira



Universidade Federal da Bahia - Departamento de Ciência da Computação Orientadora: Profa. Dra. Daniela Barreiro Claro Co-Orientador: Roberto Cerqueira Figueiredo Contato: heronsanches@dcc.ufba.br

31 de outubro de 2016

#### Conteúdo

- Introdução
- 2 Proposta
  - Cenário Levar compras
  - Método de detecção
    - Geração da massa de dados
    - Seleção dos atributos
    - Método ensemble DECORATE
  - Implantação do método proposto
- Validação
  - Método avaliativo stratified-k-fold-cross-validation
  - Experimentos
  - Resultados e discussão
    - Modelos
    - Implantação
- Conclusão e trabalhos futuros

#### Conteúdo



- - Cenário Levar compras
  - Método de deteccão
    - Geração da massa de dados
    - Seleção dos atributos
    - Método ensemble DECORATE
  - Implantação do método proposto
- - Método avaliativo stratified-k-fold-cross-validation
  - Experimentos
  - Resultados e discussão
    - Modelos
    - Implantação



#### <u>Introdução</u>

Introdução

- A Internet está se tornando cada vez mais persistente no cotidiano (??).
- Em 2010 havia aproximadamente 1,5 bilhão de PCs conectados a Internet e mais que 1 bilhão de telefones móveis (??).
- Segundo Gartner<sup>1</sup>, 6,4 bilhões de coisas estarão conectadas até o final de 2016 e, em 2020 esse número atingirá cerca de 20,8 bilhões.



<sup>&#</sup>x27;<http://www.gartner.com/newsroom/id/3165317>

#### Introdução

Introdução

- A Internet está se tornando cada vez mais persistente no cotidiano (??).
- Em 2010 havia aproximadamente 1,5 bilhão de PCs conectados a Internet e mais que 1 bilhão de telefones móveis (??).
- Segundo Gartner<sup>1</sup>, 6,4 bilhões de coisas estarão conectadas



- A Internet está se tornando cada vez mais persistente no cotidiano (??).
- Em 2010 havia aproximadamente 1,5 bilhão de PCs conectados a Internet e mais que 1 bilhão de telefones móveis (??).
- Segundo Gartner<sup>1</sup>, 6,4 bilhões de coisas estarão conectadas até o final de 2016 e, em 2020 esse número atingirá cerca de 20,8 bilhões.



#### Coisa: veículo, animal, dispositivo doméstico, pessoa, ...





Imagem: Baseada em (??)



# Internet das Coisas (IoT)

Rede mundial de objetos (coisas) unicamente endereçáveis e interconectados, seguindo os protocolos dos padrões de comunicação (??).

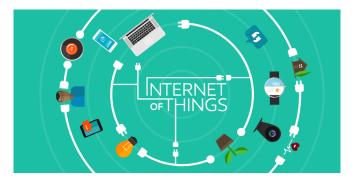


Imagem: 2



<sup>&</sup>lt;sup>2</sup><http://intca.org/2016/08/internet-of-things/>

#### Internet das Coisas (IoT)

Devido ao crescente número de coisas sendo conectadas, surgem diversos desafios, a exemplo de:

- Disponibilidade de uma interface de comunicação (acesso aos serviços e informações dos dispositivos) comum aos objetos.
- Detecção e resolução de efeitos colaterais indesejáveis.



#### Internet das Coisas (IoT)

Devido ao crescente número de coisas sendo conectadas, surgem diversos desafios, a exemplo de:

- Disponibilidade de uma interface de comunicação (acesso aos serviços e informações dos dispositivos) comum aos objetos.
- Detecção e resolução de efeitos colaterais indesejáveis.



#### Desafios IoT: interface de comunicação padrão

Disponibilização das coisas como serviços Web RESTFul.

• Mais leve que os serviços Web baseados em SOAP.

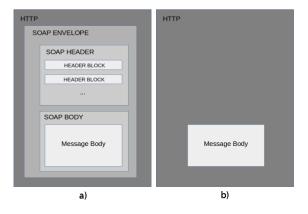


Imagem: Baseada em (??)



#### Desafios IoT: interface de comunicação padrão

Disponibilização das coisas como serviços Web RESTFul.

 Diferentes representações de um mesmo recurso (aumenta a interoperabilidade)

#### Exemplos

JSON, XML, TEXT, TEXT\_HTML.

Interface com semântica bem definida.

#### Exemplo:

Utilização dos métodos HTTP (GET, PUT, DELETE, POST, HEAD, OPTIONS, dentre outros).



#### Desafios IoT: interface de comunicação padrão

Disponibilização das coisas como serviços Web RESTFul.

 Diferentes representações de um mesmo recurso (aumenta a interoperabilidade)

#### Exemplos

JSON, XML, TEXT, TEXT\_HTML.

Interface com semântica bem definida.

#### Exemplos

Utilização dos métodos HTTP (GET, PUT, DELETE, POST, HEAD, OPTIONS, dentre outros).



# Desafios IoT: detecção e resolução de efeitos colaterais indesejáveis

Em desenvolvimento de *software*, uma *feature* (característica) é um componente de adicional funcionalidade ao *software* (??), consistindo de um conjunto de requisitos logicamente relacionados e suas especificações, o qual se destina a fornecer um determinado efeito comportamental (??).



# Desafios IoT: detecção e resolução de efeitos colaterais indesejáveis

Quando a composição de *features* leva a algum comportamento não esperado - interação de características, esta pode resultar em efeitos colaterais indesejáveis: um estado inconsistente do sistema, um sistema instável ou dados imprecisos (??).



#### Conteúdo

- Introdução
- 2 Proposta
  - Cenário Levar compras
  - Método de detecção
    - Geração da massa de dados
    - Seleção dos atributos
    - Método ensemble DECORATE
  - Implantação do método proposto
- Validação
  - Método avaliativo stratified-k-fold-cross-validation
  - Experimentos
  - Resultados e discussão
    - Modelos
    - Implantação
- 4 Conclusão e trabalhos futuros



#### **Proposta**

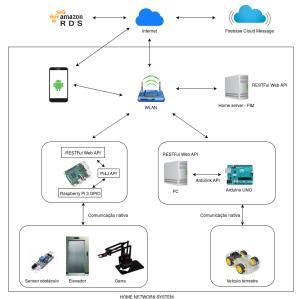
Detectar efeitos colaterais indesejáveis de uma maneira inteligente, utilizando o método *ensemble* DECORATE, no cenário "Levar compras" do *Home Network System* (HNS).



Rede doméstica de coisas (aparelhos domésticos e sensores) com capacidade de conectividade de rede e, interface de controle e monitoramento. Os dispositivos da casa são compostos uns com os outros para prover funcionalidades que atendam aos requisitos dos usuários da casa (??).



#### HNS do Cenário Levar compras





15/66

### Objetos das compras (cestas)

largura	altura	comprimento	massa	diâmetro	nome
θі	0.031	i Θi	0.003	0.009	Refrigerante nº 4 - Soda
0.01	0.014	i 0.03 i	0.001	0	Caixa Pasta de dente - vermelha.
0.004	0.02	0.014	0.001	Ö	Batata
0.004	0.02	0.014	0.001	0	Café
0 i	0.015	i 0 i	0.003	0.008	Café Classic
0.005	0.02	i 0.011 i	0.001	0	Cerveja em lata III
0 j	0.028	i 0i	0.001	0.007	Champanhe - Azul
0.004 j	0.02	j 0.014 j	0.001	0	Farinha de Trigo
0 j	0.03	j Θj	0.001	0.008	Garrafa de Rum
0.012 j	0.016	j 0.004 j	0.004	0	Goiabada
0 j	0.03	j Θj	0.001	0.008	Garrafa de Vodka Special
0.027 j	0.014	j 0.018 j	0.001	0	Pote de sorvete
0 j	0.032	j 0 j	0.002	0.007	Vinho branco
0.012 j	0.03	j 0.006 j	0.002	0	Limpa vidros
0.021	0.015	j 0.007 j	0.002	0	Sabonete - II
0.015	0.024	0.008	0.001	0	Sabão em pó - II
0.019	0.03	0.039	0.018	0	Baú simples
0.046	0.061	0.017	0.006	0	Prateleira de acrílico pequena
0.016	0.025	0.004	0.001	0	Farinha de trigo
Θ	0.03	0	0.003	0.022	Barril em madeira
0.013	0.017	j 0.0063 j	0.002	0	Fermento em pó
0.077	0.0197	j 0.038 j	0.001	Θ	Colchão p/ berço azul
0.01	0.0432	j 0 j	0.001	0	Jogo de esfregões
0.0181	0.0258	j 0.0017 j	0.001	0	Pão de Queijo
0.022	0.0412	0.0135	0.001	0	Rastelo

Imagem: Objetos das compras (cestas). Medidas em metros (m).



### Exemplos de Compras (cestas)



Imagem: Exemplos de cestas.



17/66

#### Cenário Levar compras

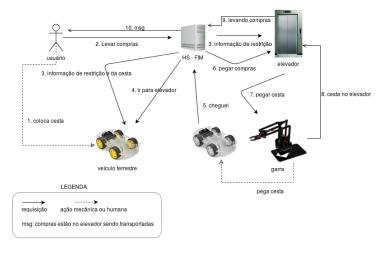


Imagem: Cenário Levar compras.



- Confeccionadas 59 cestas.
- Verificado se as cestas cabiam dentro do elevador.
- Registro no banco de dados relacional na nuvem.
- Cenário Levar compras executado 59 vezes.



- Confeccionadas 59 cestas.
- Verificado se as cestas cabiam dentro do elevador.
- Registro no banco de dados relacional na nuvem.
- Cenário Levar compras executado 59 vezes.



- Confeccionadas 59 cestas.
- Verificado se as cestas cabiam dentro do elevador.
- Registro no banco de dados relacional na nuvem.
- Cenário Levar compras executado 59 vezes.



- Confeccionadas 59 cestas.
- Verificado se as cestas cabiam dentro do elevador.
- Registro no banco de dados relacional na nuvem.
- Cenário Levar compras executado 59 vezes.



- Algumas vezes o comportamento da garra fazia com que a cesta n\u00e3o ficasse corretamente no compartimento do elevador, impedindo o elevador continuar com a funcionalidade "Levar compras". Provocando um efeito colateral indesej\u00e1vel.
- Cada cesta foi rotulada como "É efeito colateral" ou "não é éfeito colateral" e atualizado valor no banco.



- Algumas vezes o comportamento da garra fazia com que a cesta n\u00e3o ficasse corretamente no compartimento do elevador, impedindo o elevador continuar com a funcionalidade "Levar compras". Provocando um efeito colateral indesej\u00e1vel.
- Cada cesta foi rotulada como "É efeito colateral" ou "não é éfeito colateral" e atualizado valor no banco.



- Uma cesta com 10 objetos tem  $10 \times 5 = 50$  atributos.
- Usado os valores das médias e totais da medidas, assim como a quantidade de objetos. Reduzindo a 11 atributos.



- Uma cesta com 10 objetos tem  $10 \times 5 = 50$  atributos.
- Usado os valores das médias e totais da medidas, assim como a quantidade de objetos. Reduzindo a 11 atributos.



- Construído arquivo "arff", padrão WEKA (??), com 59 instâncias.
- Cada instância representa uma cesta com 11 parâmetros numéricos mais 1 nominal.
- Gerou-se uma visualização do espaço de atributos em 2D, ou seja, par a par.

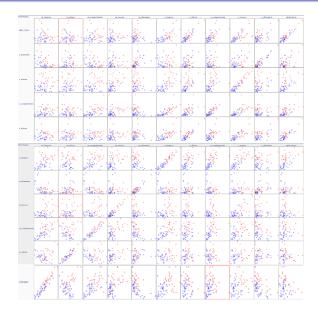


- Construído arquivo "arff", padrão WEKA (??), com 59 instâncias.
- Cada instância representa uma cesta com 11 parâmetros numéricos mais 1 nominal.
- Gerou-se uma visualização do espaço de atributos em 2D, ou seja, par a par.



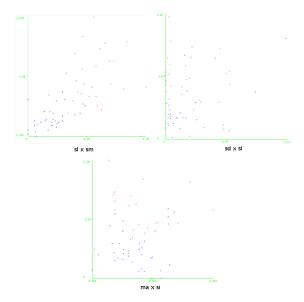
- Construído arquivo "arff", padrão WEKA (??), com 59 instâncias.
- Cada instância representa uma cesta com 11 parâmetros numéricos mais 1 nominal.
- Gerou-se uma visualização do espaço de atributos em 2D, ou seja, par a par.







#### Seleção dos atributos - 3 pares selecionados





### DECORATE (??????)

DECORATE (Diverse Ensemble Creation by Oppositional Relabeling of Artificial Training Examples).

 Combina o resultado de diversos classificadores para chegar em uma decisão final.

$$P_{y}(x) = \frac{\sum\limits_{C_{i} \in C^{*}} P_{C_{i,y}}(x)}{|C^{*}|}$$
 (1)



• Utiliza dados adicionais de treino gerados artificialmente.

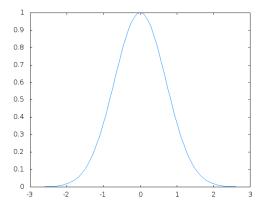


Imagem: Curva Gaussiana. <sup>3</sup>



<sup>&</sup>lt;sup>3</sup><http://proooof.blogspot.com.br/2011/12/sigma.html>

- Utiliza dados adicionais de treino gerados artificialmente.
- Primeiramente utiliza a probabilidade do ensemble  $P_y(x)$ .
- Por fim utiliza a expressão abaixo para rotular o exemplo artificial.

$$P_y^{-1}(x) = \frac{\frac{1}{P_y(x)}}{\sum_y \frac{1}{P_y(x)}}$$
 (2)



- Utiliza dados adicionais de treino gerados artificialmente.
- Primeiramente utiliza a probabilidade do ensemble  $P_y(x)$ .
- Por fim utiliza a expressão abaixo para rotular o exemplo artificial.

$$P_{y}^{-1}(x) = \frac{\frac{1}{P_{y}(x)}}{\sum_{y} \frac{1}{P_{y}(x)}}$$
 (2)



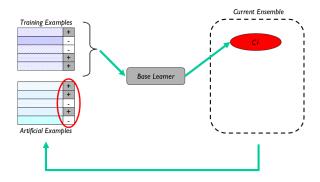
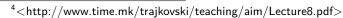


Imagem: DECORATE 1ª iteração. 4





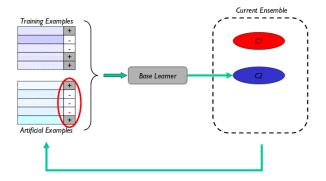


Imagem: DECORATE 2<sup>ª</sup> iteração. <sup>5</sup>



- Número máximo de iterações = 50.
- Número máximo de classificadores = 14.
- Classificador base = J48.
- Quantidade de exemplos artificiais = 100% do dataset de treino.



- Número máximo de iterações = 50.
- Número máximo de classificadores = 14.
- Classificador base = J48.
- Quantidade de exemplos artificiais = 100% do dataset de treino.



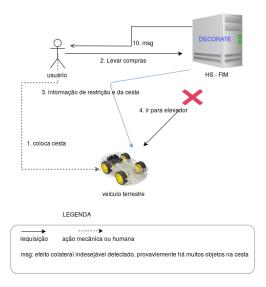
- Número máximo de iterações = 50.
- Número máximo de classificadores = 14.
- Classificador base = J48.



- Número máximo de iterações = 50.
- Número máximo de classificadores = 14.
- Classificador base = J48.
- Quantidade de exemplos artificiais = 100% do *dataset* de treino.



## Implantação do método proposto







## Conteúdo

- Introdução
- 2 Proposta
  - Cenário Levar compras
  - Método de detecção
    - Geração da massa de dados
    - Seleção dos atributos
    - Método ensemble DECORATE
  - Implantação do método proposto
- Validação
  - Método avaliativo stratified-k-fold-cross-validation
  - Experimentos
  - Resultados e discussão
    - Modelos
    - Implantação
- 4 Conclusão e trabalhos futuros



- Verdadeiro positivo (TP): instância que pertence a classe positiva e que foi corretamente classificada como positiva.
- Verdadeiro negativo (TN): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada corretamente como negativa
- Falso positivo (FP): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada incorretamente como positiva.
- Falso negativo (FN): instância que pertence a classe positiva e que foi classificada incorretamente como negativa.



- Verdadeiro positivo (TP): instância que pertence a classe positiva e que foi corretamente classificada como positiva.
- Verdadeiro negativo (TN): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada corretamente como negativa.
- Falso positivo (FP): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada incorretamente como positiva.
- Falso negativo (FN): instância que pertence a classe positiva e que foi classificada incorretamente como negativa.



- Verdadeiro positivo (TP): instância que pertence a classe positiva e que foi corretamente classificada como positiva.
- Verdadeiro negativo (TN): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada corretamente como negativa.
- Falso positivo (FP): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada incorretamente como positiva.
- Falso negativo (FN): instância que pertence a classe positiva e que foi classificada incorretamente como negativa.



- Verdadeiro positivo (TP): instância que pertence a classe positiva e que foi corretamente classificada como positiva.
- Verdadeiro negativo (TN): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada corretamente como negativa.
- Falso positivo (FP): instância que pertence a classe negativa e que foi classificada incorretamente como positiva.
- Falso negativo (FN): instância que pertence a classe positiva e que foi classificada incorretamente como negativa.



# Accuracy (??)

 Accuracy: taxa correta de classificação em relação a todos os exemplos.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{3}$$



# Precision, Recall (??)

• Precision: Dentre todos os exemplos classificados como positivos, quais realmente são positivos ?

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4}$$

• Recall ou True Positive Rate - TPR: Dentre os exemplos

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$



# Precision, Recall (??)

• Precision: Dentre todos os exemplos classificados como positivos, quais realmente são positivos ?

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4}$$

• Recall ou True Positive Rate - TPR: Dentre os exemplos classificados como positivos (que realmente são positivos) e os classificados como negativos (mas que são positivos), qual a taxa de exemplos positivos classificados corretamente?

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$



#### stratified-k-fold-cross-validation

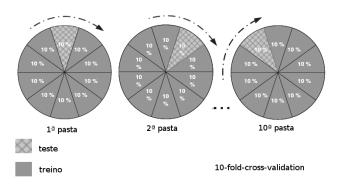


Imagem: k-fold-cross-validation. Adaptado de (??).



- Para cada par de atributos selecionados utilizou-se stratified-10-fold-cross-validation (repetido dez vezes) juntamente com o ensemble DECORATE a fim de verificar se é possível generalizar pelo menos um modelo.
- Em cada verificação construiu-se um modelo com diferentes
- Selecionou-se a curva que mais crescia e se mantia regular e,
- Verificou a partir de que ponto esta curva tinha os melhores
- Realizou um procedimento de geração de modelo final a partir



Heron Sanches Gonçalves Pires Ferreira

- Para cada par de atributos selecionados utilizou-se stratified-10-fold-cross-validation (repetido dez vezes) juntamente com o ensemble DECORATE a fim de verificar se é possível generalizar pelo menos um modelo.
- Em cada verificação construiu-se um modelo com diferentes frações do dataset, variando de 16 instâncias a 59 instâncias e, construiu-se uma curva de aprendizado.
- Selecionou-se a curva que mais crescia e se mantia regular e, com melhor taxa de recall.
- Verificou a partir de que ponto esta curva tinha os melhores valores de recall, precision e accuracy.
- Realizou um procedimento de geração de modelo final a partir desse melhor ponto.



- Para cada par de atributos selecionados utilizou-se stratified-10-fold-cross-validation (repetido dez vezes) juntamente com o ensemble DECORATE a fim de verificar se é possível generalizar pelo menos um modelo.
- Em cada verificação construiu-se um modelo com diferentes frações do dataset, variando de 16 instâncias a 59 instâncias e, construiu-se uma curva de aprendizado.
- Selecionou-se a curva que mais crescia e se mantia regular e, com melhor taxa de recall.
- Verificou a partir de que ponto esta curva tinha os melhores valores de recall, precision e accuracy.
- Realizou um procedimento de geração de modelo final a partir desse melhor ponto.



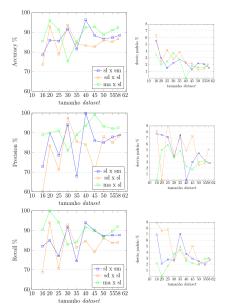
- Para cada par de atributos selecionados utilizou-se stratified-10-fold-cross-validation (repetido dez vezes) juntamente com o ensemble DECORATE a fim de verificar se é possível generalizar pelo menos um modelo.
- Em cada verificação construiu-se um modelo com diferentes frações do dataset, variando de 16 instâncias a 59 instâncias e, construiu-se uma curva de aprendizado.
- Selecionou-se a curva que mais crescia e se mantia regular e, com melhor taxa de recall.
- Verificou a partir de que ponto esta curva tinha os melhores valores de recall, precision e accuracy.
- Realizou um procedimento de geração de modelo final a partir desse melhor ponto.



- Para cada par de atributos selecionados utilizou-se stratified-10-fold-cross-validation (repetido dez vezes) juntamente com o ensemble DECORATE a fim de verificar se é possível generalizar pelo menos um modelo.
- Em cada verificação construiu-se um modelo com diferentes frações do dataset, variando de 16 instâncias a 59 instâncias e, construiu-se uma curva de aprendizado.
- Selecionou-se a curva que mais crescia e se mantia regular e, com melhor taxa de recall.
- Verificou a partir de que ponto esta curva tinha os melhores valores de recall, precision e accuracy.
- Realizou um procedimento de geração de modelo final a partir desse melhor ponto.



## Resultados: 10×stratified-10-fold-cross-validation





# Resultados: curva de aprendizado selecionada

nº i	40	45	50	55	58
A, DP	92.5, 0	92.75, 1.78	88.8, 1.6	91.13, 1.56	92.33, 1.89
P, DP	93.5, 2.29	99.17, 1.71	93.17, 2.93	92.17, 3.25	92.5, 2.81
R, DP	91.69, 2.56	90.25, 2.21	86.33, 1.91	89.71, 2.97	92.05, 3.06

Tabela: Valores das curvas "ma x sl" da Figura 15 a partir do *dataset* com 40 instâncias. A (*Accuracy*), P (*Precision*, R (*Recall*), DP (Desvio Padrão), i (instâncias). Os valores A, P, R e DV estão em %.

$$(\textit{accuracy} \geq (92.75-1.78)) \land (\textit{precision} \geq (99.17-1.71)) \land (\textit{recall} \geq 90.25)$$
 (6)



# Resultados: geração do modelo final

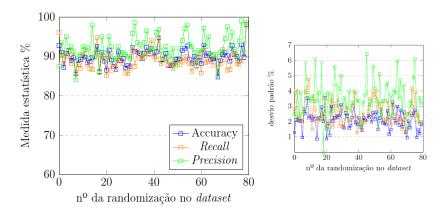


Imagem: stratified-10-fold-cross-validation (repetido dez vezes). 45 instâncias foram escolhidas randomicamente em cima do dataset de 59 instâncias. Procedimento repetido até que satisfizesse a expressão 6.



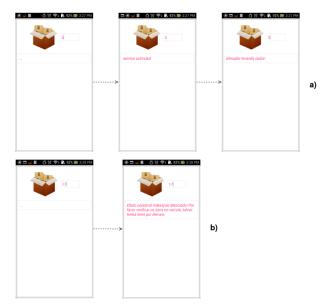
# Resultados: geração do modelo final

		Desvio Padrão %
Accuracy %	98.05	1.81
Precision %	98.5	3.2
Recall %	97.67	2

Tabela: Valores da validação do modelo final.



# Resultados: Implantação do modelo final





## Conteúdo

- Introdução
- 2 Proposta
  - Cenário Levar compras
  - Método de detecção
    - Geração da massa de dados
    - Seleção dos atributos
    - Método ensemble DECORATE
  - Implantação do método proposto
- Validação
  - Método avaliativo stratified-k-fold-cross-validation
  - Experimentos
  - Resultados e discussão
    - Modelos
    - Implantação
- Conclusão e trabalhos futuros



- Foi construído o cenário "Levar compras" no HNS.
- A composição de dispositivos provocou efeitos colaterais inde-
- Obteve-se um modelo baseado no ensemble DECORATE com
- Modelo foi implantado no FIM do HNS, desta forma ficou apto a realizar detecção inteligente de efeitos colaterais indesejáveis.



- Foi construído o cenário "Levar compras" no HNS.
- A composição de dispositivos provocou efeitos colaterais indesejáveis no cenário "Levar compras".
- Obteve-se um modelo baseado no ensemble DECORATE com alto grau de generalização em um dataset de treino com 45 instâncias com os valores de Accuracy = 98.05%, Precision = 98.5% e Recall = 97.67%.
- Modelo foi implantado no FIM do HNS, desta forma ficou apto a realizar detecção inteligente de efeitos colaterais indesejáveis.



- Foi construído o cenário "Levar compras" no HNS.
- A composição de dispositivos provocou efeitos colaterais indesejáveis no cenário "Levar compras".
- Obteve-se um modelo baseado no ensemble DECORATE com alto grau de generalização em um dataset de treino com 45 instâncias com os valores de Accuracy = 98.05%, Precision = 98.5% e Recall = 97.67%.
- Modelo foi implantado no FIM do HNS, desta forma ficou apto a realizar detecção inteligente de efeitos colaterais indesejáveis.



- Foi construído o cenário "Levar compras" no HNS.
- A composição de dispositivos provocou efeitos colaterais indesejáveis no cenário "Levar compras".
- Obteve-se um modelo baseado no ensemble DECORATE com alto grau de generalização em um dataset de treino com 45 instâncias com os valores de Accuracy = 98.05%, Precision = 98.5% e Recall = 97.67%.
- Modelo foi implantado no FIM do HNS, desta forma ficou apto a realizar detecção inteligente de efeitos colaterais indesejáveis.



## Trabalhos futuros

- Realizar estudo sobre algoritmos de seleção de atributos e aplicar os algoritmos no cenário "Levar compras", realizando comparações dos resultados obtidos com o os resultados deste trabalho.
- Criar cenário mais complexo, com pouca ou nenhuma intervenção humana e, realizar os mesmos testes anteriores.
- Realizar estudos sobre aprendizado não supervisionado e prover metodologia para realizar classificação de efeitos colaterais indesejáveis e, realizar os mesmos testes e comparações nos dois cenários anteriores.



## Trabalhos futuros

- Realizar estudo sobre algoritmos de seleção de atributos e aplicar os algoritmos no cenário "Levar compras", realizando comparações dos resultados obtidos com o os resultados deste trabalho.
- Criar cenário mais complexo, com pouca ou nenhuma intervenção humana e, realizar os mesmos testes anteriores.
- Realizar estudos sobre aprendizado não supervisionado e prover metodologia para realizar classificação de efeitos colaterais indesejáveis e, realizar os mesmos testes e comparações nos dois cenários anteriores.



# Trabalhos futuros

- Realizar estudo sobre algoritmos de seleção de atributos e aplicar os algoritmos no cenário "Levar compras", realizando comparações dos resultados obtidos com o os resultados deste trabalho.
- Criar cenário mais complexo, com pouca ou nenhuma intervenção humana e, realizar os mesmos testes anteriores.
- Realizar estudos sobre aprendizado não supervisionado e prover metodologia para realizar classificação de efeitos colaterais indesejáveis e, realizar os mesmos testes e comparações nos dois cenários anteriores.



# Obrigado Pela Atenção!



# Perguntas?



#### Referências I

```
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-show-options=list} . Opção
selecionada abnt-show-options=list.
@abnt-options{abnt-show-options=list,
kev={aaaa},
abnt-show-options={list}}
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-substyle=none}.
@abnt-options{abnt-substyle=none,
key={aaaa}}
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-substyle=UFLA} . Opção selecionada
abnt-and-type=&. Opção selecionada abnt-etal-cite=2.
Opção selecionada abnt-etal-list=0.
@abnt-options{abnt-substyle=UFLA,
key={aaaa}}
```



#### Referências II

```
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-substyle=COPPE} . Opção selecionada
abnt-title-command=yes.
@abnt-options{abnt-substyle=COPPE,
key={aaaa},
abnt-title-command={yes}}
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-thesis-year=final} . Opção
selecionada abnt-thesis-year=final.
@abnt-options{abnt-thesis-year=final,
key={aaaa},
abnt-thesis-year={final}}
Mudanca de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-thesis-year=title} . Opção
selecionada abnt-thesis-year=title.
@abnt-options{abnt-thesis-year=title,
kev={aaaa},
abnt-thesis-year={title}}
```



# Referências III

```
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-thesis-year=both} . Opção selecionada
abnt-thesis-year=both.
@abnt-options{abnt-thesis-year=both,
kev={aaaa},
abnt-thesis-year={both}}
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-title-command=no} . Opção selecionada
abnt-title-command=no
@abnt-options{abnt-title-command=no,
key={aaaa},
abnt-title-command={no}}
Mudança de estilo após este ponto com o comando
\citeoption{abnt-title-command=yes} . Opção
selecionada abnt-title-command=yes.
@abnt-options{abnt-title-command=yes,
key={aaaa},
abnt-title-command={ves}}
```



#### Referências IV

Mudança de estilo após este ponto com o comando \citeoption{abnt-url-package=none} . Opção selecionada abnt-url-package=none.

@abnt-options{abnt-url-package=none,
key={aaaa},
abnt-url-package={none}}

Mudança de estilo após este ponto com o comando \citeoption{abnt-url-package=hyperref} . Opção selecionada abnt-url-package=hyperref.

@abnt-options{abnt-url-package=hyperref,
key={aaaa},

abnt-url-package={hyperref}}

Mudança de estilo após este ponto com o comando \citeoption{abnt-verbatim-entry=no} . Opção selecionada abnt-verbatim-entry=no.



# Referências V

Mudança de estilo após este ponto com o comando \citeoption{iso-690-1987}. Opção selecionada abnt-cite-style=(Author, YEAR). Opção selecionada iso-abbreviation=standard. Opção selecionada iso-author-punctuation=void.

ALMEIDA, J.; FRADE, M.; PINTO, J.; SOUSA, S. Melo de. 2011. An overview of formal methods tools and techniques. In \_\_\_\_\_. Rigorous Software Development: An Introduction to Program Verification. London: Springer London, p. 15–44. ISBN 978-0-85729-018-2. Available from Internet: <a href="http://dx.doi.org/10.1007/978-0-85729-018-2\_2">http://dx.doi.org/10.1007/978-0-85729-018-2\_2</a>.

ARORA, R.; SUMAN, S. 2012. Comparative analysis of classification algorithms on different datasets using weka. *International Journal of Computer Applications*, 2012, vol. 54, no. 13.



#### Referências VI

ATZORI, L.; IERA, A.; MORABITO, G. 2010. The internet of things: A survey. Computer Networks, 2010, vol. 54, p. 2787-2805.

BARRETT, J. 2012. The Internet of Things - where the Web and the physical world will meet. TED x CIT, x =independently organized TED event. Available from Internet: <a href="https://www.youtube.com/watch?v=QaTlt1C5R-M">https://www.youtube.com/watch?v=QaTlt1C5R-M</a>.

BELQASMI, F.; FU, C.; GLITHO, R. 2011. Restful web. services for service provisioning in next generation networks: A survey. IEEE COMMUNICATIONS MAGAZINE, NETWORK and SERVICE MANAGEMENT, 2011.



Proposta

# Referências VII

BELQASMI, F.; SINGH, J; BANI MELHEM, S.; GLITHO, R. 2012. Soap-based web services vs. restful web services for multimedia conferencing applications: A case study. *IEEE INTERNET COMPUTING*, 2012. Available from Internet: <a href="http://spectrum.library.concordia.ca/980040/1-/PersonalCopy-SOAPvsREST.pdf">http://spectrum.library.concordia.ca/980040/1-/PersonalCopy-SOAPvsREST.pdf</a>.

BLAND, J.; ALTMAN, D. 1996. Measurement error. *BMJ*, 1996, vol. 313, p. 744.

CALDER, M.; KOLBERG, M.; MAGILL, E.H.; REIFF-MARGANIEC, S. 2003. Feature interaction: a critical review and considered forecast. *Computer Networks*, 2003, vol. 41, p. 115–141. Available from Internet: <a href="http://eprints.gla.ac.uk-/2874/1/feature1calder.pdf">http://eprints.gla.ac.uk-/2874/1/feature1calder.pdf</a>.



#### Referências VIII

CHANDRAKANTH, S.; VENKATESH, K.; MAHESH, J.; NAGANJANEYULU, K. 2014. Internet of things. *International Journal of Innovations and Advancement in Computer Science IJIACS*, 2014, vol. 3.

DAVIS, J.; GOADRICH, M. 2006. The relationship between precision-recall and roc curves. In *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*. New York, NY, USA: ACM, (ICML '06), p. 233–240. ISBN 1-59593-383-2. Available from Internet: <a href="http://doi.acm.org/10.1145-/1143844.1143874">http://doi.acm.org/10.1145-/1143844.1143874</a>.

DUSTDAR, S.; SCHREINER, W. 2005. A survey on web services composition. *Int. J. Web and Grid Services*, 2005, vol. 1, p. 1–30.



# Referências IX

ELIZONDO, D. 2006. The linear separability problem: Some testing methods. *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, 2006, vol. 17, no. 2. Available from Internet: <a href="http://sci2s.ugr.es/keel/pdf/specific/articulo/IEEETNN06.pdf">http://sci2s.ugr.es/keel/pdf/specific/articulo/IEEETNN06.pdf</a>.

ENTERPRISE, INFSO D.4 Networked; MICRO, RFID INFSO G.2; NANOSYSTEMS. 2008. Internet of Things in 2020: Roadmap for the Future.

FIRDAUSI, I.; LIM, C.; ERWIN, A.; NUGROHO, A. 2010. Analysis of machine learning techniques used in behavior-based malware detection. In *Advances in Computing, Control and Telecommunication Technologies (ACT), 2010 Second International Conference on.* [S.I.: s.n.], p. 201–203.



Conclusão e trabalhos futuros

# Referências X

FRANCA, T.; PIRES, P.; PIRMEZ, L.; DELICATO, F.; FARIAS, C. 2011. Web das coisas: Conectando dispositivos físicos ao mundo digital. In . Porto Alegre, RS: SBC: [s.n.]. vol. 1, p. 103-146.

词 GUDGIN, M; HADLEY, M.; MENDELSOHN, N.; MOREAU, Jean-Jacques.; NIELSEN, Henrik F.; KARMARKAR, A.; LAFON, Y. 2007. SOAP Version 1.2 Part 1: Messaging Framework (Second Edition). Available from Internet: <a href="https://www.w3.org/TR/soap12">https://www.w3.org/TR/soap12</a>.

GUINARD, D.; TRIFA, V. 2009. Towards the web of things: Web mashups for embedded devices. In Workshop on Mashups, Enterprise Mashups and Lightweight Composition on the Web, International World Wide Web Conferences. Madrid, Spain: [s.n.].



Introdução

software: An update. SIGKDD Explorations, 2009, vol. 11.

HEFFELFINGER, D. 2014. Java EE 7 with GlassFish 4

Application Server. Third. [S.I.]: Packt Publishing Ltd.

KARTHIKEYAN, T.; THANGARAJU, P. 2013. Analysis of classification algorithms applied to hepatitis patients.

International Journal of Computer Applications, 2013, vol. 62, no. 15.

# Referências XII

Introdução

KUROSE, j.; ROSS, k. 2013. *COMPUTER NETWORKING A Top-Down Approach*. [S.I.]: PEARSON. ISBN 978-0-13-285620-1.

MELVILLE, P.; MOONEY, R. J. 2003. Constructing diverse classifier ensembles using artificial training examples. In *Eighteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. [S.l.: s.n.], p. 505–510.

2004. Creating diversity in ensembles using artificial data. *Information Fusion: Special Issue on Diversity in Multiclassifier Systems*, 2004. Submitted.

METZ, C. 1978. Basic principles of roc analysis. *Seminars in Nuclear Medicine*, 1978, vol. 8, no. 4, p. 283–298. ISSN 0001-2998. Available from Internet: <a href="http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0001299878800142">http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0001299878800142</a>.



# Referências XIII

MICHIE, D.; SPIEGELHALTER, D.; TAYLOR, C. (Ed.). 1994. *Machine Learning, Neural and Statistical Classification*. [s.n.]. Available from Internet: <a href="http://www1.maths.leeds.ac-uk/~charles/statlog/">http://www1.maths.leeds.ac-uk/~charles/statlog/</a>.

NAKAMURA, M.; IGAKI, H.; YOSHIMURA, Y.; IKEGAMI, K. 2009. Considering online feature interaction detection and resolution for integrated services in home network system. *Feature Interactions in Software and Communication Systems X*, 2009, p. 191–206.

NAKAMURA, M.; IKEGAMI, K.; MATSUMOTO, S. 2013. Considering impacts and requirements for better understanding of environment interactions in home network services. *Computer Networks*, 2013, Elsevier, vol. 57, p. 2442–2453.



#### Referências XIV

NHLABATSI, A.; LANEY, R.; NUSEIBEH, B. 2008. Feature interaction: the security threat from within software systems. *Progress in Informatics*, 2008, no. 5, p. 75–89. Available from Internet: <a href="http://www.nii.jp/pi/n5/5\_75.pdf">http://www.nii.jp/pi/n5/5\_75.pdf</a>>.

OLSON, D.; DELEN, D. 2008. Advanced Data Mining Techniques. [S.I.]: Springer-Verlag Berlin Heidelberg. ISBN 978-3-540-76916-3.

ORACLE. What Is a URL? Available from Internet: <a href="https://docs.oracle.com/javase/tutorial/networking/urls-/definition.html">https://docs.oracle.com/javase/tutorial/networking/urls-/definition.html</a>.

PAPAZOGLOU, M. 2008a. Slides from Web Services: Principles and Technology. Available from Internet: <a href="https://www.cs.colorado.edu/~kena/classes/7818/f08-/lectures/lecture\_3\_soap.pdf">https://www.cs.colorado.edu/~kena/classes/7818/f08-/lectures/lecture\_3\_soap.pdf</a>.



Conclusão e trabalhos futuros

# Referências XV

[S.I.]: Pearson. ISBN 978-0-321-15555-9.

PASINI, A. 2015. Artificial neural networks for small dataset analysis. *Journal of Thoracic Disease*, 2015, vol. 7, p. 953–960. Available from Internet: <a href="https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4454870">https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4454870</a>.

PAUTASSO, C. 2014. Restful web services: Principles, patterns, emerging technologies. In *Springer Science+Business Media*. New York: [s.n.]. Available from Internet: <a href="http://vis.uky.edu/~cheung/courses/ee586/papers/Pautasso2014.pdf">http://vis.uky.edu/~cheung/courses/ee586/papers/Pautasso2014.pdf</a>>. PIYARE, R. 2013. Internet of things: Ubiquitous home

control and monitoring system using android based smart phone. *International Journal of Internet of Things*, 2013, Elsevier, p. 5–11.



# Referências XVI

Introdução

QUINLAN, Ross. 1993. *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers.
SIEGMUND, N.; KOLESNIKOV, S.; KASTNER, C.; APEL, S.; BATORY, D.; ROSENMULLER, M.; SAAKE, G. 2012a. Predicting performance via automated feature-interaction detection. In *34th International Conference on Software Engineering (ICSE '12)*. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, p. 167–177.

SIEGMUND, Norbert; ROSENMÜLLER, Marko; KUHLEMANN, Martin; KÄSTNER, Christian; APEL, Sven; SAAKE, Gunter". 2012b. Spl conqueror: Toward optimization of non-functional properties in software product lines. *Software Quality Journal*, 2012, vol. 20, no. 3, p. 487–517. ISSN 1573-1367. Available from Internet: <a href="http://dx.doi.org/10.1007/s11219-011-9152-9">http://dx.doi.org/10.1007/s11219-011-9152-9</a>>.



SUNDMAEKER, H.; GUILLEMIN, P.; FRIESS, P.; WOELFFLÉ, S. (Ed.). 2010. Vision and Challenges for Realising the Internet of Things. [S.I.]: European Union. ISBN 978-92-79-15088-3.

THUM, T.; APEL, S.; KA"STNER, C.; SCHAEFER, I.; SAAKE, G. 2014. A classification and survey of analysis strategies for software product lines. *ACM Comput. Surv.*, 2014, vol. 47.

W3C. 2004a. Extensible Markup Language (XML). Available from Internet: <a href="https://www.w3.org/XML/">https://www.w3.org/XML/</a>.

🛅 \_\_\_\_\_. 2004b. XML Schema. Available from Internet:

 $\leq$ https://www.w3.org/XML/Schema>.

WEBER, Rolf. H.; WEBER, R. 2010. *Internet of Things - Legal Perspectives*. [S.I.]: Springer.



# Referências XVIII

WEISS, M.; ESFANDIARI, B.; LUO, Y. 2007. Towards a classification of web service feature interactions. Computer *Networks*, 2007, vol. 51, p. 359–381.

WEISS, M.; ORESHKIN, A.; ESFANDIARI, B. Invocation Order Matters: Functional Feature Interactions of Web Services.

. 2005. Invocation order matters: Functional feature interactions of web services. In Proceedings of the First International Workshop on Engineering Service Compositions. Amsterdam, The Netherlands: [s.n.], p. 69–76.

WILSON, M.; MAGILL, E.; KOLBERG, M. 2005. An online approach for the service interaction problem in home automation. Consumer Communications and Networking Conference, 2005, IEEE,



#### Referências XIX

. 2008. Considering side e [U+FB00] ects in service interactions in home automation - an online approach. In \_\_\_\_\_. Feature Interactions in Software and Communication Systems IX. [S.I.]: IOS Press, p. 172−187. ISBN 978-1-58603-845-8. 
■ WITTEN, I.; FRANK, E. 2005. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. second. [S.I.]: ELSEVIER. ISBN 0-12-088407-0. 
■ ZHANG, G. 2000. Neural networks for classification: A survey. IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND

CYBERNETICS—PART C: APPLICATIONS AND REVIEWS.



2000, vol. 30, no. 4.