Inteligência Artificial: Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina

Pré-processamento de Dados

Prof. Tiago A. Almeida

Pré-processamento

- Desempenho de técnicas de AM é afetado pela qualidade dos dados
  - Conjuntos de dados podem ter diferentes características, dimensões ou formatos
    - Atributos numéricos vs simbólicos
    - Limpos vs com ruídos e imperfeições
      - Valores incorretos, inconsistentes, duplicados ou ausentes
    - Atributos independentes vs relacionados
    - Poucos vs muitos objetos e/ou atributos

Pré-processamento: minimizar/eliminar problemas nos dados; tornar dados mais adequados para uso por um determinado algoritmo de AM

Pré-processamento

- Benefícios:
  - Facilitar o posterior uso de técnicas de AM
    - Ou tornar mais adequado para a técnica
      - Ex. algumas trabalham somente com entradas numéricas
  - Obtenção de modelos mais fiéis à distribuição dos dados
    - Melhorar qualidade
  - Redução de complexidade computacional
    - Tempo e custo
  - Tornar mais fáceis e rápidos ajustes de parâmetros
  - Facilitar a interpretação dos padrões extraídos

Pré-processamento

Grupos de tarefas de pré-processamento:

- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Redução de dimensionalidade
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Transformação de dados

Observação: não existe ordem fixa para aplicação das diferentes técnicas de pré-processamento

Pré-processamento

Grupos de tarefas de pré-processamento:

- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Redução de dimensionalidade
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Transformação de dados

Alguns atributos não possuem relação com o problema sendo solucionado

Ex. RG em diagnóstico

Tiago A. Almeida

Pré-processamento

Grupos de tarefas de pré-processamento:

- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Redução de dimensionalidade
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Transformação de dados

Diferentes conjuntos de dados integrados: pode levar a inconsistências e redundâncias

Tiago A. Almeida

Pré-processamento

Grupos de tarefas de pré-processamento:

- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Redução de dimensionalidade
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Transformação de dados

Algoritmos de AM podem ter dificuldades quando precisam lidar com uma grande quantidade de dados (objetos, atributos ou ambos)

Ex. redundância e inconsistência

Tiago A. Almeida

Pré-processamento

Grupos de tarefas de pré-processamento:

- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Redução de dimensionalidade
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Transformação de dados

Conjunto de dados desbalanceado: proporção de exemplos em algumas classes pode ser muito maior do que em outras

Alguns algoritmos de AM têm dificuldade neste cenário

Pré-processamento

Grupos de tarefas de pré-processamento:

- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Redução de dimensionalidade
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Transformação de dados

Presença de ruídos, dados incompletos e inconsistentes pode afetar desempenho dos algoritmos de AM

Alguns são incapazes de lidar com dados incompletos

Tiago A. Almeida

Pré-processamento

Grupos de tarefas de pré-processamento:

- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Redução de dimensionalidade
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Transformação de dados

Vários algoritmos de AM têm dificuldades em usar os dados em seu formato original

Ex. transformação de valores simbólicos para numéricos

Tiago A. Almeida

Integração de Dados

- Dados podem vir de diferentes fontes
  - ⇒ integração de diferentes conjuntos de dados
    - Cada um pode ter atributos diferentes para os mesmos objetos
- Identificação de entidade
  - Identificar os objetos em comum
    - Normalmente por busca por atributos comuns nos conjuntos
      - Que tenham valor único para cada objeto
      - Ex. identificação de paciente

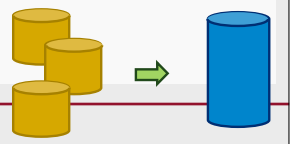
Tiago A. Almeida

Integração de Dados

- Dificuldades:
  - Atributos correspondentes com nomes diferentes
  - Dados podem ter sido atualizados em momentos diferentes

Comum usar metadados para minimizar esses problemas

Metadados: dados sobre os dados,
que descrevem suas principais características



Eliminação manual de atributos

- Há atributos que claramente não contribuem para o aprendizado
  - Ex. conjunto de dados `hospital`

Id.	Nome	Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Est.	Diagnóstico
4201	João	28	M	79	Grandes	38,0	2	SP	Doente
3217	Maria	18	F	67	Pequenas	39,5	4	MG	Doente
4039	Luiz	49	M	92	Grandes	38,0	2	RS	Saudável
1920	José	18	M	43	Grandes	38,5	20	MG	Doente
4340	Cláudia	21	F	52	Médias	37,6	1	PE	Saudável
2301	Ana	22	F	72	Pequenas	38,0	3	RJ	Doente
1322	Marta	19	F	87	Grandes	39,0	6	AM	Doente
3027	Paulo	34	M	67	Médias	38,4	2	GO	Saudável

Não contribuem para estimar se um paciente tem doença ou não

Eliminação manual de atributos

- Normalmente, o conjunto de atributos é definido de acordo com a experiência de especialista
  - Ex. conjunto de dados `hospital`

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Est.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	SP	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	MG	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	RS	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	MG	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	PE	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	RJ	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	AM	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	GO	Saudável

Médico pode decidir que atributo associado ao estado de origem do paciente também não é relevante para seu diagnóstico clínico

Eliminação manual de atributos

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Após eliminação manual dos atributos

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Eliminação manual de atributos

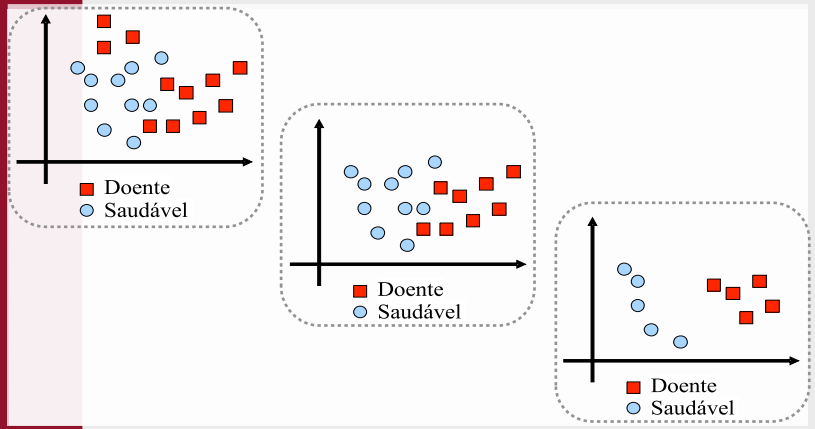
- Outro atributo irrelevante facilmente detectado:
  - Atributo que possui o mesmo valor para todos objetos
    - Não traz informação para ajudar a distinguí-los
- Há ainda atributos irrelevantes de identificação não tão clara
  - Técnicas de seleção de atributos podem ajudar a identificar

Amostragem de dados

- Algoritmos de AM podem ter dificuldades em lidar com um número grande de objetos
  - Saturação de memória
  - Aumento do tempo computacional para ajustar os parâmetros do modelo
- Contudo, quanto mais dados, maior tende a ser a acurácia do modelo

Procurar balanço entre eficiência computacional e acurácia do modelo

Amostragem de dados



Amostragem de dados

- Amostra dos dados
  - Pode levar ao mesmo desempenho do conjunto completo, a menor custo computacional
  - Deve ser representativa

Amostragem de dados

- Técnicas de amostragem:

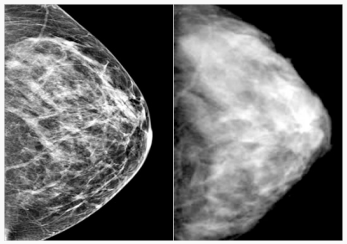
Amostragem aleatória simples
- Variações: com e sem reposição de exemplos (semelhantes quando tamanho da amostra é bem menor que o do conjunto original)

Amostragem estratificada
- Quando classes têm propriedades diferentes (ex. números de objetos diferentes)
- Variações: manter o mesmo número de objetos para cada classe ou manter o número proporcional ao original

Amostragem progressiva
- Começa com amostra pequena e vai aumentando enquanto acurácia preditiva continuar a melhorar

Amostragem de dados

- Especialista também pode auxiliar a decidir subconjunto de objetos a serem usados
  - Ex.: somente pacientes do sexo feminino



Dados Desbalanceados

- Tópico da classificação de dados
  - Número de objetos varia para as diferentes classes
    - Típico da aplicação
      - Ex. 80% dos pacientes que vão a um hospital estão doentes
    - Problema na geração/coleta dos dados

Classe majoritária	Classe minoritária
• Contém a maior parte dos exemplos	• Tem o menor número de exemplos no conjunto

Dados Desbalanceados

- Acurácia preditiva de classificador deve ser maior que a obtida atribuindo um novo objeto à classe majoritária
  - Vários algoritmos de AM têm o desempenho prejudicado para dados muito desbalanceados
    - Tendem a favorecer a classificação na classe majoritária

Dados Desbalanceados

- Alternativas para lidar com dados desbalanceados:
  - Obter novos dados para a classe minoritária
    - Na maioria dos casos não é possível...
  - Balancear artificialmente o conjunto de dados:
    - Redefinir o tamanho do conjunto de dados
    - Usar diferentes custos de classificação para as classes
    - Induzir um modelo para uma classe

Dados Desbalanceados

- Técnicas de rebalanceamento:

Redefinir tamanho do conjunto de dados
- Acréscimo/eliminação de exemplos na classe minoritária/majoritária
- Acréscimo: risco de objetos que não representam situações reais e *overfitting*
- Eliminação: risco de perda de objetos importantes e *underfitting*

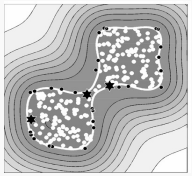
Usar custos de classificação diferentes para as classes
- Dificuldades: definição dos custos, incorporar custos em alguns algoritmos de AM
- Pode apresentar baixo desempenho quando muitos objetos da classe majoritária são semelhantes

Dados Desbalanceados

- Técnicas de rebalanceamento:

Induzir modelo para uma única classe
- Técnicas de classificação para uma classe, treinadas usando somente exemplos de uma classe
- Aprendem classe(s) separadamente

Outros usos de *one-class classification*:
- Detecção de novidades (ex. falhas em máquinas)
- Detecção de *outliers*
- Comparação de conjuntos de dados (evitar retreinar classificadores para dados semelhantes)



Limpeza de Dados

- Qualidade dos dados:
  - Em geral, dados não foram produzidos para uso em AM
  - Exemplos de problemas:
    - Ruídos: erros ou valores diferentes do esperado
    - Inconsistências: não combinam/contradizem valores de outros atributos no mesmo objeto
    - Redundâncias: objetos/atributos com mesmos valores
    - Dados incompletos: ausência de valores de atributos

Principal dificuldade: detecção de dados ruidosos

Limpeza de Dados

- Exemplos de causas de erros:
  - Falha humana
  - Falha no processo de coleta de dados
  - Limitações do dispositivo de medição
  - Má fé
  - Valor de atributo muda com o tempo

Alguns erros são sistemáticos e mais fáceis de detectar e corrigir

Limpeza de Dados

- Consequências:
  - Valores ou objetos inteiros podem ser perdidos
  - Objetos espúrios ou duplicados podem ser obtidos
    - Ex. diferentes registros para mesma pessoa que morou em endereços diferentes
  - Inconsistências
    - Ex.: pessoa com 2 m pesando 10 Kg

Limpeza de Dados

- Algumas técnicas de AM conseguem lidar com algumas imperfeições nos dados
  - Outras não conseguem ou apresentam dificuldades
- Porém de forma geral, qualidade das análises pode ser deteriorada

Todas as técnicas se beneficiam de melhora na qualidade dos dados, que pode ser obtida por meio de etapa de **limpeza**

Dados incompletos

- Ausência de valores para alguns atributos de alguns objetos
  - Ex. conjunto de dados `hospital`

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
--	M	79	--	38,0	--	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	--	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
--	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Dados incompletos

- Possíveis causas:
  - Atributo não era importante quando primeiros dados foram coletados
    - Ex. e-mail na década de 90
  - Desconhecimento do valor do atributo
    - Ex. não saber tipo sanguíneo de paciente em seu cadastro
  - Falta de necessidade/obrigação de apresentar valor
    - Ex. salário em hospital
  - Inexistência de valor para o atributo
    - Ex. número de partos para pacientes do sexo masculino
  - Problema com equipamento para coleta, transmissão e armazenamento de dados

Dados incompletos

- Algumas técnicas de AM são incapazes de lidar com valores ausentes
  - Geram erro de execução
- Alternativas para lidar com valores ausentes:
  - Eliminar os objetos com valores ausentes
  - Definir e preencher manualmente os valores ausentes
  - Utilizar método/heurística para definir valores automaticamente
  - Empregar algoritmos de AM que lidam internamente com valores ausentes

Dados incompletos

- Técnicas:

Eliminar objetos
- Mais empregada quando classe está ausente
- Não indicada quando número de atributos com valores ausentes varia muito entre os objetos ou quando muitos objetos têm valores ausentes

Definir/preencher manualmente
- Não é factível para muitos valores ausentes

Usar heurística
- Alternativa mais usada

Dados incompletos

- Técnicas para definição automática de valores:

Criar valor "desconhecido"
- Comum a todos ou diferente para cada atributo

Utilizar média/moda/mediana dos valores conhecidos
- Usando todos os objetos ou somente aqueles da mesma classe
- Variação: usar valor mais frequente entre *k* vizinhos mais próximos

Usar indutor para estimar o valor
- Valor a ser definido passa a ser o atributo alvo
- Usa informação dos outros atributos para inferior o ausente

Dados incompletos

- Usando média/moda
  - Ex. conjunto de dados `hospital`

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
27	M	79	Grandes	38,0	4	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	F	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
27	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Pode gerar inconsistências. Ex. paciente de 2 anos com 60 kg

Dados inconsistentes

- Possuem valores conflitantes em seus atributos
  - Nos atributos de entrada
    - Ex. 3 anos de idade e 120 kg
  - Entre entradas iguais e saída diferente
    - Ex. conjunto de dados `hospital`

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Saudável

Dados inconsistentes

- Possíveis causas:
  - Erro/engano
    - Presença de ruídos nos dados
  - Proposital (fraude)
  - Problemas na integração dos dados
    - Ex. conjuntos de dados com escalas diferentes para uma mesma medida

Dados inconsistentes

- Algumas inconsistências são de fácil detecção:
  - Violação de relações conhecidas entre atributos
    - Ex.: Valor de atributo A é sempre menor que valor de atributo B
  - Valor inválido para o atributo
    - Ex.: altura com valor negativo
  - Em outros casos, informações adicionais precisam ser verificadas

Dados redundantes

- Valores que não trazem informação nova
  - Objetos redundantes
    - Muito semelhante a outro(s) no conjunto de dados
      - Ex.: Pessoas em diferentes BDs com mesmo endereço e pequenas diferenças nos nomes
  - Atributos redundantes
    - Valor pode ser deduzido a partir do valor de um ou mais atributos
- Possíveis causas:
  - Problemas na coleta, entrada, armazenamento, integração ou transmissão

Dados redundantes

- Ex. conjunto de dados `hospital`

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Duplicação

Dados redundantes

- Objetos redundantes participam mais de uma vez do ajuste do modelo
  - Pode assim ser considerado um perfil mais importante que o dos outros
  - Pode também aumentar custo computacional
- Passos para eliminar objetos redundantes:
  - Identificar as redundâncias
  - Eliminar as redundâncias
    - Remoção ou combinação dos valores

Dados redundantes

- Atributo redundante: valor pode ser estimado a partir de pelo menos um dos demais atributos
  - Atributos com a mesma informação preditiva
    - Ex. atributos idade e data de nascimento
    - Ex. atributos quantidade de vendas, valor por venda e venda total
  - Atributo redundante pode supervalorizar um dado aspecto dos dados
  - Pode também tornar mais lento o processo de indução

Atributos redundantes são geralmente eliminados por técnicas de **seleção de atributos**

Dados redundantes

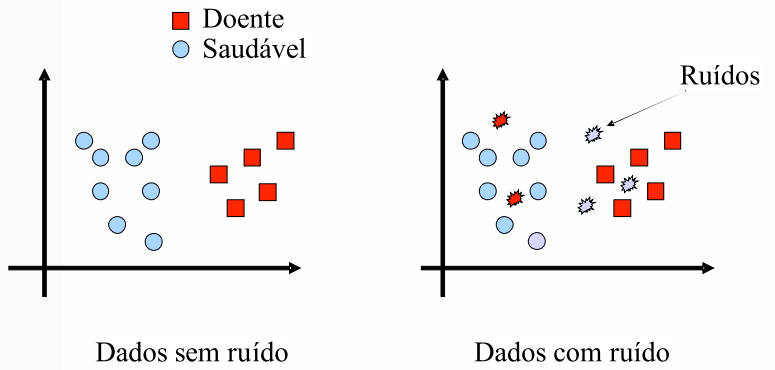
- Redundância de atributo está relacionada à sua correlação com um ou mais dos demais atributos
  - Dois atributos estão correlacionados quando têm perfil de variação semelhante para diferentes objetos
    - Ex. conjunto de dados `hospital`

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	# Vis.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	2	Saudável

Ruídos

- Objetos que aparentemente não pertencem à distribuição que gerou os dados
- Várias causas possíveis
- Podem levar a superajuste do modelo
  - Algoritmo pode se ater às especificidades dos ruídos
- Mas eliminação pode levar à perda de informação importante
  - Algumas regiões do espaço de atributos podem não ser consideradas

Ruídos

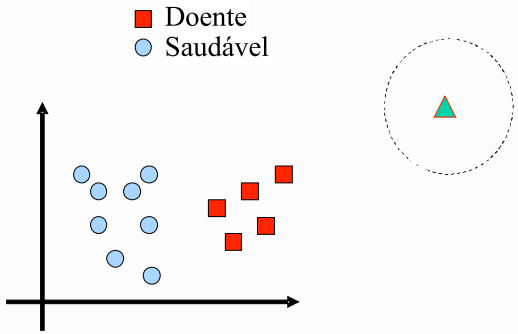


Outliers

- Valores que estão além dos limites aceitáveis ou são muito diferentes dos demais (exceções)
  - Podem ser valores legítimos
    - Ex. conjunto de dados `hospital`

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	300	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Pequenas	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Outliers



Ruídos

- Algumas técnicas de pré-processamento:
  - Técnicas baseadas em distribuição
  - Técnicas de encestamento
  - Técnicas baseadas em agrupamento dos dados
  - Técnicas baseadas em distância
  - Técnicas baseadas em regressão ou classificação

Ruídos

- Técnicas:

Baseadas em distribuição
- Ruídos identificados como observações que diferem de uma distribuição usada na modelagem dos dados
- Problema: distribuição dos dados normalmente não é conhecida *a priori*

Encestamento
- Suavizam valor de atributo
- 1º: Ordena valores de atributo;
- 2º: Divide em cestas (faixas), cada uma com o mesmo número de valores
- 3º: Substitui valores em uma mesma cesta, por ex., por média/moda

Ruídos

- Técnicas:

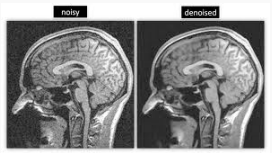
Agrupamento
- Agrupa objetos/atributos de acordo com semelhança
- Atributos/objetos que não formam grupo são ruídos ou *outliers*
- Objetos colocados em um grupo que pertence a outra classe também são considerados ruídos

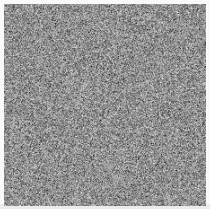
Baseadas em distâncias
- Presença de ruído em atributo frequentemente faz com que ele se distancie dos demais objetos de sua classe
- ⇒ verificar a que classe pertencem os vizinhos mais próximos de **x**
- Se são de classe diferente, **x** pode ser ruído ou *borderline* (próximo à fronteira de separação das classes, podem ser inseguros)

Ruídos

- Técnicas:

Baseadas em regressão/classificação
- Usam função de regressão ou classificação para, dado um valor com ruído, estimar seu valor verdadeiro (regressão para atributo contínuo e classificação para simbólico)





Transformação de Dados

- Algumas técnicas de AM são limitadas à manipulação de valores de determinado tipo
  - Apenas numéricos ou simbólicos
- Algumas técnicas de AM têm desempenho influenciado pela variação dos valores numéricos

Conversão simbólico-numérico

- Atributo simbólico com dois valores
  - Um dígito binário é suficiente
    - Ex. presença/ausência = 1/0
    - Se ordinal, 0 indica o menor valor e 1 o maior valor
- Atributo simbólico com mais valores
  - Conversão depende se o atributo é nominal ou ordinal

Conversão simbólico-numérico

- Atributo nominal com mais valores
  - Inexistência de relação de ordem deve ser mantida
    - Diferença entre quaisquer dois valores numéricos deve ser a mesma
  - Codificação canônica: uso de *c* bits para *c* valores
    - Cada posição na sequência binária corresponde a um valor possível do atributo nominal
    - Cada sequência possui apenas um bit com valor 1
    - Distância de Hamming entre quaisquer dois valores é 2

Conversão simbólico-numérico

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Conversão de atributo Sexo para numérico

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	0	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	1	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	0	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	0	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	1	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	1	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	1	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	0	67	Médias	38,4	2	Saudável

M = 0
F = 1

Conversão simbólico-numérico

- Atributo nominal com mais que dois valores
  - Ex. codificação canônica (1-para-c ou topológica)

Atributo	Código 1-para-c
Azul	100000
Amarelo	010000
Verde	001000
Preto	000100
Marrom	000010
Branco	000001

Dependendo do número de valores nominais, pode gerar cadeias muito grandes de bits. Ex.: 193 nomes de países

Conversão simbólico-numérico

- Atributo ordinal com mais que dois valores
  - Relação de ordem deve ser preservada
  - Ordenar valores ordinais e codificar cada um de acordo com sua posição na ordem com inteiro ou real

Atributo	Valor inteiro
Primeiro	0
Segundo	1
Terceiro	2
Quarto	3
Quinto	4
Sexto	5

Distância entre valores varia de acordo com proximidade entre eles

Conversão simbólico-numérico

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Conversão de atributo ordinal Manchas

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	3	38,0	2	Doente
18	F	67	1	39,5	4	Doente
49	M	92	3	38,0	2	Saudável
18	M	43	3	38,5	20	Doente
21	F	52	2	37,6	1	Saudável
22	F	72	1	38,0	3	Doente
19	F	87	3	39,0	6	Doente
34	M	67	2	38,4	2	Saudável

Grandes = 3
Médias = 2
Pequenas = 1

Transformação de atributos numéricos

- Algumas vezes é necessário transformar o valor de um atributo numérico em outro valor numérico
  - Quando o intervalo de valores são muito diferentes, levando a grande variação
  - Quando vários atributos estão em escalas diferentes
    - Para evitar que um atributo predomine sobre outro
- Porém, em alguns casos pode ser importante preservar a variação

Transformação de atributos numéricos

- Transformação é aplicada aos valores de um dado atributo de todos os objetos
- Uma transformação muito usada: normalização
  - Faz com que conjunto de valores de um atributo tenha uma determinada propriedade
  - Quando escalas de valores de atributos distintos são muito diferentes
    - Evita que um atributo predomine sobre o outro
      - A menos que isso seja importante

Normalização

- Deve ser aplicada a cada atributo individualmente
  - Duas formas:

Por amplitude

- Por reescala: define nova escala (máximo e mínimo) de valores para atributos
- Por padronização: define um valor central e de espalhamento comuns para todos os atributos

Por distribuição

- Muda a escala de valores
- Ex. Ordena valores dos atributos e substitui cada valor por sua posição no *ranking* (valores 1, 5, 9, e 3 viram 1, 3, 4 e 2)
- Se valores originais forem distintos, resultado é distribuição uniforme

Normalização por reescala

- Reescalar: adicionar/subtrair/multiplicar/dividir por uma constante
- Normalização min-max
  - São definidos inicialmente mínimo e máximo para os novos valores
  - Depois, para cada atributo aplica:

$$v_{novo} = min + \frac{v_{atual} - menor}{maior - menor} . (max - min)$$

Normalização por reescala

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Normalização de Idade entre 0 (min) e 1 (max)

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Maior = 49
Menor = 18

Normalização por reescala

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Normalização de Idade entre 0 (min) e 1 (max)

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

$$v_{novo} = \frac{v_{atual} - 18}{49 - 18}$$

Normalização por reescala

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Normalização de Idade entre 0 (min) e 1 (max)

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,32	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
0	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
1	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
0	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
0,1	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
0,13	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
0,03	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
0,52	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Normalização por reescala

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Normalização de # Int. entre 0 (min) e 1 (max)

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Maior = 20
Menor = 1

Normalização por reescala

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Normalização de # Int. entre 0 (min) e 1 (max)

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

$$v_{novo} = \frac{v_{atual} - 1}{20 - 1}$$

Normalização por reescala

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Normalização de # Int. entre 0 (min) e 1 (max)

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,32	M	79	Grandes	38,0	0,05	Doente
0	F	67	Pequenas	39,5	0,16	Doente
1	M	92	Grandes	38,0	0,05	Saudável
0	M	43	Grandes	38,5	1	Doente
0,1	F	52	Médias	37,6	0	Saudável
0,13	F	72	Pequenas	38,0	0,11	Doente
0,03	F	87	Grandes	39,0	0,26	Doente
0,52	M	67	Médias	38,4	0,05	Saudável

Normalização por reescala

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Efeito de *outlier*

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,32	M	79	Grandes	38,0	0,05	Doente
0	F	67	Pequenas	39,5	0,16	Doente
1	M	92	Grandes	38,0	0,05	Saudável
0	M	43	Grandes	38,5	1	Doente
0,1	F	52	Médias	37,6	0	Saudável
0,13	F	72	Pequenas	38,0	0,11	Doente
0,03	F	87	Grandes	39,0	0,26	Doente
0,52	M	67	Médias	38,4	0,05	Saudável

Normalização por padronização

- Para padronizar valores de atributos basta:
  - Adicionar/subtrair por uma medida de localização
  - Multiplicar/dividir por uma medida de escala
- Lida melhor com *outliers*
- Ex. atributos com média 0 e variância 1:

$$v_{novo} = \frac{v_{atual} - \text{media}(\mathbf{x}^i)}{\text{desv\_pad}(\mathbf{x}^i)}$$

Diferentes atributos podem ter limites superiores e inferiores diferentes, mas terão os mesmos valores para as medidas de escala e espalhamento

Normalização por padronização

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Padronização de Idade com média 0 e variância 1

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Média = 26,12
Desv_pad = 10,79

Normalização por padronização

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Padronização de Idade com média 0 e variância 1

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
28	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
18	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
49	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
18	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
21	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
22	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
19	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
34	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

$$v_{novo} = \frac{v_{atual} - 26,12}{10,79}$$

Normalização por padronização

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Padronização de Idade com média 0 e variância 1

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,17	M	79	Grandes	38	2	Doente
-0,75	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
2,12	M	92	Grandes	38	2	Saudável
-0,75	M	43	Grandes	38,5	8	Doente
-0,48	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
-0,38	F	72	Pequenas	38	3	Doente
-0,66	F	87	Grandes	39	6	Doente
0,73	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Média = 0
Desv_pad = 1

Normalização por padronização

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Padronização de # Int. com média 0 e desvio-padrão 1

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,6	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
-0,32	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
2,55	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
-0,32	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
-0,05	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
0,05	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
-0,23	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
1,16	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

Média = 5
desv_pad = 6,26

Normalização por padronização

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Padronização de # Int. com média 0 e desvio-padrão 1

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,6	M	79	Grandes	38,0	2	Doente
-0,32	F	67	Pequenas	39,5	4	Doente
2,55	M	92	Grandes	38,0	2	Saudável
-0,32	M	43	Grandes	38,5	20	Doente
-0,05	F	52	Médias	37,6	1	Saudável
0,05	F	72	Pequenas	38,0	3	Doente
-0,23	F	87	Grandes	39,0	6	Doente
1,16	M	67	Médias	38,4	2	Saudável

$$v_{novo} = \frac{v_{atual} - 5}{6,26}$$

Normalização por padronização

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Padronização de # Int. com média 0 e desvio-padrão 1

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,17	M	79	Grandes	38	-0,48	Doente
-0,75	F	67	Pequenas	39,5	-0,16	Doente
2,12	M	92	Grandes	38	-0,48	Saudável
-0,75	M	43	Grandes	38,5	2,4	Doente
-0,48	F	52	Médias	37,6	-0,64	Saudável
-0,38	F	72	Pequenas	38	-0,32	Doente
-0,66	F	87	Grandes	39	0,16	Doente
0,73	M	67	Médias	38,4	-0,48	Saudável

Média = 0
Desv_pad = 1

Normalização por padronização

- Ex. conjunto de dados `hospital`
  - Efeito de *outlier*

Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Diagnóstico
0,17	M	79	Grandes	38	-0,48	Doente
-0,75	F	67	Pequenas	39,5	-0,16	Doente
2,12	M	92	Grandes	38	-0,48	Saudável
-0,75	M	43	Grandes	38,5	2,4	Doente
-0,48	F	52	Médias	37,6	-0,64	Saudável
-0,38	F	72	Pequenas	38	-0,32	Doente
-0,66	F	87	Grandes	39	0,16	Doente
0,73	M	67	Médias	38,4	-0,48	Saudável

Transformação de atributos numéricos

- Outro tipo de transformação: tradução
  - Valor é traduzido por um mais facilmente manipulável
    - Ex. converter data de nascimento para idade
    - Ex. converter temperatura de F para C
    - Ex. localização por GPS para código postal

Transformação de atributos numéricos

- Outro tipo de transformação: aplicação de função simples
  - Aplicação a cada valor do atributo
    - Ex. log, exp, raiz, seno, 1/x, abs
    - Ex. apenas magnitude dos valores é importante ⇒ converter para valor absoluto
  - *Funções raiz, log e 1/x*: aproximam uma distribuição Gaussiana
  - *Função log*: comprimir dados com grande intervalo de valores

Considerações finais

- Pré-processamento:
  - Amostragem
  - Limpeza de dados
  - Transformação de dados

Referências

- Ilustrações utilizadas:
  - http://well.blogs.nytimes.com/2008/04/10/mammograms-new-and-old/
  - http://investmentdirections.com/2011/01/27/the-feds-unbalanced-decision-stockholders-win-bondholders-lose/
  - http://www.inb.uni-luebeck.de/tools-demos/novelty-detection/novelty-detection
  - http://www.cs.utah.edu/~suyash/pubs/denoising_mri/
  - http://www.quasimondo.com/archives/000658.php

Referências

- Softwares utilizados:
  - Weka
- Outras referências:
  - http://prlab.tudelft.nl/content/one-class-classification