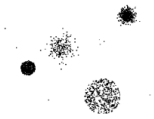
Thème 5: Méthodes avancées – partie 1

Détection des anomalies

S. Wang
– traduit du livre et des diaspos de Tan, Steinbach, Karpatne et Kumar

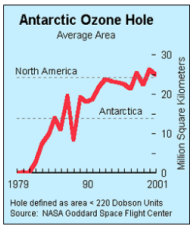
Détection d'anomalies/valeurs aberrantes (outliers)

- Que sont les anomalies/valeurs aberrantes ?
  - L'ensemble (le sous-ensemble) de points de données qui sont considérablement différents du reste des données
- Les anomalies sont relativement rares
  - Par exemple, un sur mille : se produit souvent en présence d'un grand volume de données
  - Le contexte est important, par exemple, les températures glaciales en juillet
- Une information très importante, ex.:
  - Une intrusion dans un syst. d'informatique
  - Tension artérielle anormalement élevée



Importance of Anomaly Detection

- Historique de l'appauvrissement de la couche d'ozone
  - En 1985, trois chercheurs (Farman, Gardinar et Shanklin) ont été intrigués par les données recueillies par le British Antarctic Survey montrant que les niveaux d'ozone pour l'Antarctique avaient chuté de 10 % en dessous des niveaux normaux.
  - Pourquoi le satellite Nimbus 7, qui avait à bord des instruments pour enregistrer les niveaux d'ozone, n'a-t-il pas enregistré des concentrations d'ozone aussi faibles ?
  - Les concentrations d'ozone enregistrées par le satellite étaient si faibles qu'elles ont été traitées comme des valeurs aberrantes par le programme informatique et rejetées !



Sources:
http://exploringdata.cqu.edu.au/ozone.html
http://www.epa.gov/ozone/science/hole/size.html

Causes des anomalies

- Données en provenance de différentes classes
  - Par ex. on veut mesurer le poids des oranges, mais y trouve quelques pamplemousses dans le panier
- Variation naturelle
  - Des personnes anormalement grandes
- Erreurs de données
  - 200 livres pour un enfant de 2 ans

Distinction entre le bruit et les anomalies

- Les bruits et les anomalies sont des concepts liés mais distincts
  - Les bruits sont des « erreurs », peut-être aléatoires, des valeurs ou des objets contaminants
  - Les bruits sont causés par le procédé/les instruments d'acquisition
- Les bruits ne produisent pas nécessairement des valeurs ou des objets inhabituels
- Les bruits ne sont pas intéressants, alors que les anomalies peuvent être intéressantes si elles ne sont pas dues au bruit

Problèmes généraux : nombre d'attributs

- Anomalies sont souvent définies en termes des attributs individuels
  - Hauteur
  - Forme
  - Couleur
- Peut être difficile de trouver une anomalie en utilisant tous les attributs
  - Attributs bruyants ou non pertinents
  - L'objet n'est anormal que par rapport à certains attributs
- Cependant, un objet anormal peut ne pas être anormal dans aucun attribut. Ex. une personne de 1m et 60kg

Problèmes généraux : cotation (scoring) des anomalies

- Beaucoup de techniques de détection d'anomalies ne fournissent qu'une catégorisation binaire
  - Un objet est une anomalie ou ne l'est pas
  - Surtout le cas pour des approches basées sur la classification
- D'autres approches attribuent un score à tous les points
  - Ce score mesure le degré auquel un objet est une anomalie
  - Cela permet de classer les objets
- Au final, il faut souvent une décision binaire
  - Cette transaction par carte de crédit doit-elle être signalée ?
  - Toutefois, il est toujours utile pour avoir un score
- Combien y a-t-il d'anomalies ?

Autres problèmes liés à la détection d'anomalies

- Défis liés à la détection : toutes les anomalies à la fois ou une à la fois
  - Inondation : phénomène consistant à étiqueter les objets normaux comme des anomalies.
  - Masquage : les anomalies ne sont pas détectées
  - Situations supervisées ou non supervisées
- Évaluation
  - Comment mesurer les performances ?
- Efficacité
- Contexte

Variantes des problèmes de détection d'anomalies

- Étant donné un ensemble de données D, trouver tous les points de données $\mathbf{x} \in D$ avec des scores d'anomalie supérieurs à un certain seuil t
- Étant donné un ensemble de données D, trouvez tous les points de données $\mathbf{x} \in D$ ayant les n plus grands (*top-n*) scores d'anomalie
- Étant donné un ensemble de données D contenant principalement des points de données normaux (mais non étiquetés), et un point de test **x**, calculez le score d'anomalie de **x** par rapport à D

Détection d'anomalies basée sur un modèle

- Construire un modèle pour les données et tester
  - Non-supervisé
    - Les anomalies sont des points qui ne correspondent (*fitre*) pas bien au modèle
    - Les anomalies sont des points qui déforment le modèle
    - Exemples des modèles:
      - Distribution statistique
      - Clustering
      - Régression
      - Géométrique
      - Graphique
  - Supervisé
    - Les anomalies sont considérées comme une classe rare
    - Besoin d'avoir des données d'entraînement

Autres techniques de détection d'anomalies

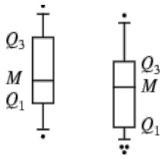
- Basé sur la proximité
  - Les anomalies sont des points éloignés des autres points
  - Peut détecter cela graphiquement dans certains cas
- Basé sur la densité
  - Les points de faible densité sont des valeurs aberrantes
- Correspondance (appariement) de motifs
  - Créer des profils ou des modèles d'événements ou d'objets atypiques mais importants
  - Les algorithmes pour détecter ces modèles sont généralement simples et efficaces
- Basé sur le désordre

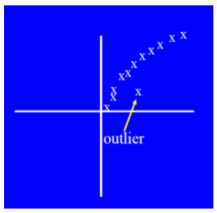
Voici quelques approches/méthodes

- Je vais introduire chacune des approches suivantes. Cependant, certaines approches sont moins « abordables » à cause des bases mathématiques nécessaires.
- Les diapositives suivantes présentant des méthodes moins « abordables » et ne faisant pas partie de la matière de l'examen final seront marquées des ***.

Approches visuelles

- "Boxplots" ou "scatter plots"
- Limitations
  - Pas automatique
  - Subjectif

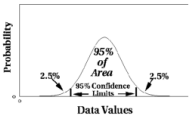




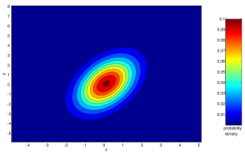
Approches statistiques

- Définition probabiliste d'un objet aberrant :
  - Un objet aberrant est un objet qui a une faible probabilité par rapport à un modèle de distribution de probabilité des données.
  - Généralement, on suppose un modèle paramétrique décrivant la distribution des données (par exemple, une distribution normale)
  - Appliquer un test statistique qui dépend de
    - Distribution des données
    - Paramètres de distribution (par exemple, moyenne, variance)
    - Nombre de valeurs aberrantes attendues (limite de confiance)
  - Problèmes
    - Identifier la distribution d'un ensemble de données
      - Distribution à queue lourde (Heavy tailed distribution)
    - Nombre d'attributs
    - Les données sont-elles un mélange de distributions?

Distributions normales



Gaussienne unidimensionnelle



Gaussienne bidimensionnelle

*** Test de Grubbs

- Détecter les objets aberrants dans les données univariées
  - Supposons que les données proviennent d'une distribution normale
  - Détecter un objet aberrant à la fois, supprime l'objet aberrant et répète
    - H_0 : il n'y a pas d'objet aberrant dans les données
    - H_A : Il y a au moins un objet aberrant
  - Statistique du test de Grubbs : $$G = \frac{\max\left|X - \overline{X}\right|}{s}$$
  - Rejeter H0 si : $$G > \frac{(N-1)}{\sqrt{N}} \sqrt{\frac{t^2_{(\alpha/N,N-2)}}{N-2+t^2_{(\alpha/N,N-2)}}}$$

Approches statistiques – basée sur la vraisemblance

- Supposons que l'ensemble de données D contienne des échantillons d'un mélange de deux distributions de probabilité :
  - M (distribution majoritaire)
  - A (distribution anormale)
- Distribution de données D = (1 – λ) M + λ A
- M est une distribution de probabilité estimée à partir des données
  - Peut être basé sur n'importe quelle méthode de modélisation (Bayes naïf, entropie maximale, etc.)
- A est (initialement) supposée d'être une distribution uniforme

Approches statistiques – basée sur la vraisemblance

- Vraisemblance à l'instant t :

$$L_t(D) = \prod_{i=1}^{N} P_D(x_i) = \left((1-\lambda)^{|M_t|} \prod_{x_i \in M_t} P_{M_t}(x_i)\right)\left(\lambda^{|A_t|} \prod_{x_i \in A_t} P_{A_t}(x_i)\right)$$

$$LL_t(D) = |M_t|\log(1-\lambda) + \sum_{x_i \in M_t} \log P_{M_t}(x_i) + |A_t|\log\lambda + \sum_{x_i \in A_t} \log P_{A_t}(x_i)$$

- L'idée de l'algorithme :
  - Initialement, supposons que tous les points appartiennent à M
  - Soit $LL_t(D)$ le log de vraisemblance de D au temps t
  - Pour chaque point x_t qui appartient à M, déplacez-le vers A
    - Soit $LL_{t+1}(D)$ le nouveau log de vraisemblance.
    - Calculer la différence, $\Delta = LL_{t+1}(D) - LL_t(D)$
    - Si $\Delta >$ c (un seuil), alors x_t est déclaré comme une anomalie et déplacé de façon permanente de M vers A

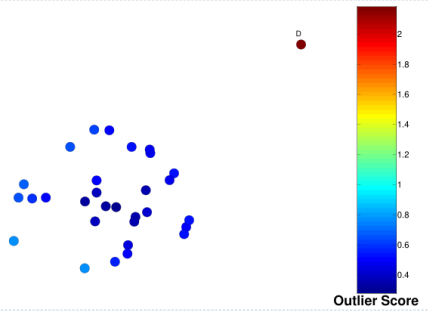
Forces/faiblesses des approches statistiques

- Base mathématique solide
- Peut être très efficace
- Bons résultats si la distribution est connue
- Dans de nombreux cas, la distribution des données peut ne pas être connue
- Pour les données de grande dimension, il peut être difficile d'estimer la vraie distribution
- Les anomalies peuvent fausser les paramètres de la distribution

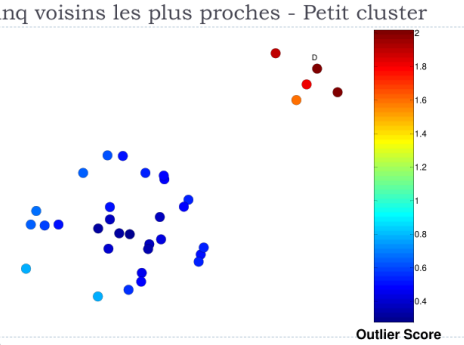
Approches basées sur la distance

- Plusieurs techniques différentes
- Un objet est aberrant si une fraction spécifiée des objets est à plus d'une distance spécifiée (Knorr, Ng 1998)
  - Certaines définitions statistiques sont des cas particuliers de celle-ci
- Le score aberrant (*outlier score*) d'un objet peut être défini comme la distance à son kième voisin le plus proche.

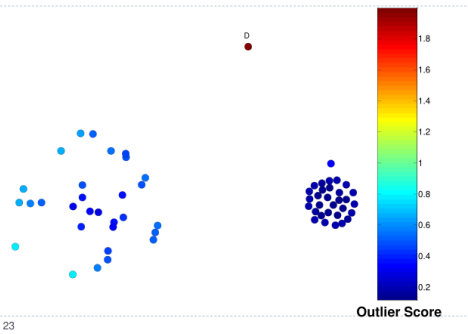
Le voisin le plus proche – Un objet aberrant



Cinq voisins les plus proches - Petit cluster



Cinq voisins les plus proches - Densité différente



Forces/faiblesses des approches basées sur la distance

- Simple
- Exigente en termes of calcul – $O(n^2)$
- Sensible aux paramètres
- Sensible aux variations de densité
- La distance devient moins significative dans l'espace de grande dimension

Problèmes généraux : cotation (scoring) des anomalies

- Beaucoup de techniques de détection d'anomalies ne fournissent qu'une catégorisation binaire
  - Un objet est une anomalie ou ne l'est pas
  - Surtout le cas pour des approches basées sur la classification
- D'autres approches attribuent un score à tous les points
  - Ce score mesure le degré auquel un objet est une anomalie
  - Cela permet de classer les objets
- Au final, il faut souvent une décision binaire
  - Cette transaction par carte de crédit doit-elle être signalée ?
  - Toutefois, il est toujours utile pour avoir un score
- Combien y a-t-il d'anomalies ?

Autres problèmes liés à la détection d'anomalies

- Défis liés à la détection : toutes les anomalies à la fois ou une à la fois
  - Inondation : phénomène consistant à étiqueter les objets normaux comme des anomalies.
  - Masquage : les anomalies ne sont pas détectées
  - Situations supervisées ou non supervisées
- Évaluation
  - Comment mesurer les performances ?
- Efficacité
- Contexte

Variantes des problèmes de détection d'anomalies

- Étant donné un ensemble de données D, trouver tous les points de données $\mathbf{x} \in D$ avec des scores d'anomalie supérieurs à un certain seuil t
- Étant donné un ensemble de données D, trouvez tous les points de données $\mathbf{x} \in D$ ayant les n plus grands (*top-n*) scores d'anomalie
- Étant donné un ensemble de données D contenant principalement des points de données normaux (mais non étiquetés), et un point de test **x**, calculez le score d'anomalie de **x** par rapport à D

Détection d'anomalies basée sur un modèle

- Construire un modèle pour les données et tester
  - Non-supervisé
    - Les anomalies sont des points qui ne correspondent (*fitre*) pas bien au modèle
    - Les anomalies sont des points qui déforment le modèle
    - Exemples des modèles:
      - Distribution statistique
      - Clustering
      - Régression
      - Géométrique
      - Graphique
  - Supervisé
    - Les anomalies sont considérées comme une classe rare
    - Besoin d'avoir des données d'entraînement

Autres techniques de détection d'anomalies

- Basé sur la proximité
  - Les anomalies sont des points éloignés des autres points
  - Peut détecter cela graphiquement dans certains cas
- Basé sur la densité
  - Les points de faible densité sont des valeurs aberrantes
- Correspondance (appariement) de motifs
  - Créer des profils ou des modèles d'événements ou d'objets atypiques mais importants
  - Les algorithmes pour détecter ces modèles sont généralement simples et efficaces
- Basé sur le désordre