

# Documentazione Data Mining

Simone RUTIGLIANO

22 ottobre 2013

## Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>CRISP-DM</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Business Understanding</b>	<b>5</b>
3.1	Background . . . . .	5
3.1.1	Risorse . . . . .	5
3.1.2	Vincoli . . . . .	6
3.1.3	Assunzioni . . . . .	6
3.2	Obiettivi di Business . . . . .	6
3.2.1	Task di Data Mining . . . . .	6
3.3	Criteri di successo . . . . .	7
3.4	Glossario dei termini . . . . .	7
3.5	Analisi Costi-Benefici . . . . .	7
3.6	Piano di Progetto . . . . .	7
<b>4</b>	<b>Data Understanding</b>	<b>8</b>
4.1	Raccolta dei dati . . . . .	8
4.2	Descrizione dei dati . . . . .	8
4.3	Verifica della qualità dei dati . . . . .	8
4.4	Esportazione dei dati . . . . .	8
<b>5</b>	<b>Data Preparation</b>	<b>9</b>
5.1	Criteri di Inclusione/Esclusione dei dati . . . . .	9
5.2	Selezione dei dati . . . . .	9
5.3	Campionamento . . . . .	9
5.4	Feature Selection . . . . .	9
5.5	Data Cleaning . . . . .	9

5.6	Construct Data . . . . .	9
5.7	Integrate Data . . . . .	9
5.8	Format Data . . . . .	9
<b>6</b>	<b>Modeling</b>	<b>10</b>
6.1	Tecnica di Modeling . . . . .	10
6.2	Rappresentazione del Modello . . . . .	10
6.3	Valutazione del Modello . . . . .	10
6.4	Ricerca . . . . .	10
6.5	Test Design . . . . .	10
6.6	Costruzione del Modello . . . . .	10
6.7	Valutazione del Modello . . . . .	10
<b>7</b>	<b>Evaluation</b>	<b>11</b>
7.1	Valutazione rispetto agli obiettivi di business . . . . .	11
7.2	Raccomandazioni per revisioni future . . . . .	11
<b>8</b>	<b>Deployment</b>	<b>12</b>

## Elenco delle figure

Processo KDD . . . . .	3
CRISP-DM . . . . .	4

## Elenco delle tabelle

# 1 Introduzione

Nell'era dell'information Overload, dove giornalmente si producono quantità considerevoli di dati, memorizzati su opportuni database aziendali e non, potrebbe risultare utile utilizzare degli strumenti in grado produrre automaticamente della conoscenza a partire da questa mole di dati. Una metodologia propensa a fare ciò, è la metodologia KDD (*Knowledge Discovery Databases*). La prima definizione da attribuire a questa metodologia è stata quella di:

*Intero **processo** di estrazione di conoscenza, dalla raccolta e pre-processing dei dati, fino alla interpretazione dei risultati(1)*

Successivamente Fayyad et al., hanno raffinato tale definizione trasformandola in:

*Knowledge discovery is the nontrivial extraction of implicit, previously unknown, and potentially useful information from data. (2)* Definendo quindi il processo KDD come un processo in grado di estrarre dai dati delle informazioni non banali, sconosciute e potenzialmente utili. Il processo KDD si articola in diverse fasi così come mostrato in figura 1.

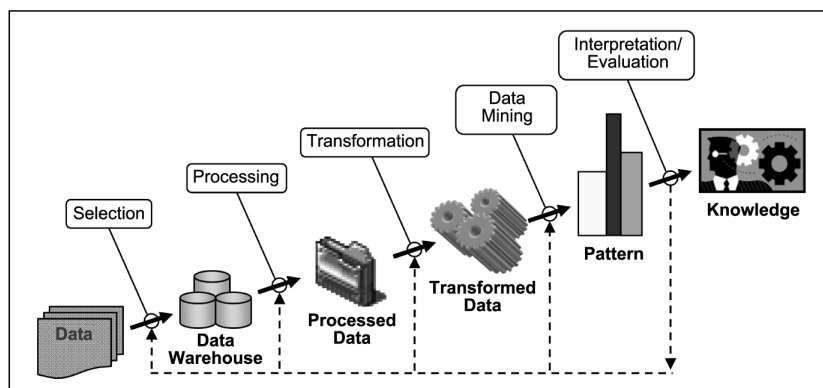


Figura 1: Processo KDD

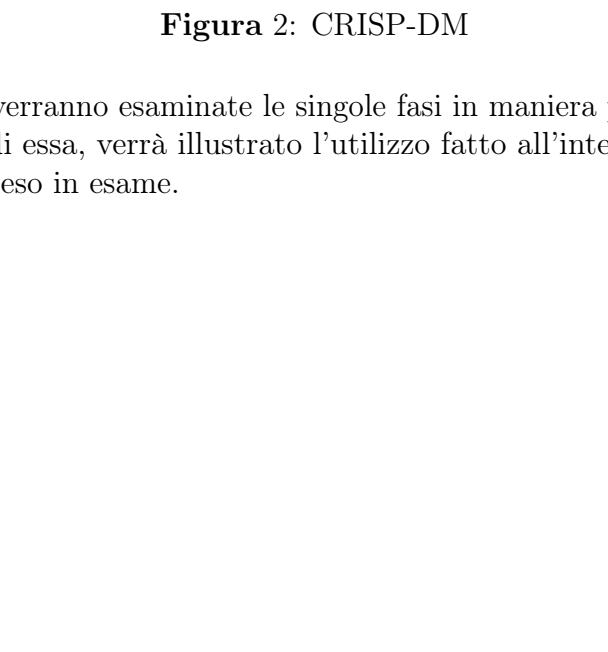
Il Data mining rappresenta la fase principale del processo KDD, il cui compito può consistere o nell'adattare un modello esistente ai dati a disposizione, oppure nel determinare dei possibili pattern ricorrenti tra i dati osservati utilizzando o delle tecniche di machine learning oppure delle tecniche statistiche.

## 2 CRISP-DM

Per l'applicazione del processo di KDD si seguirà il modello del CRISP-DM (*CRoss Industry Standard Process for Data Mining*) (5) , in quanto, tale

```

graph TD
    BU[Business Understanding] <--> DU[Data Understanding]
    DU --> DP[Data Preparation]
    DP <--> M[Modeling]
    M --> E[Evaluation]
    E --> BU
    Data[(Data)] --- DU
    Data --- DP
  
```



aminate le singole fasi in

## 3 Business Understanding

Questa fase si focalizza sulla individuazione degli obiettivi e i requisiti del progetto dal punto di vista del business.

### 3.1 Background

Ogni giorno, vengono inviate circa 25 milioni di email indesiderate, chiamate anche email di spam. Tale cifra corrisponde a quasi il 10 % di tutte le email inviate nel mondo; inoltre, indagini svolte sull'argomento, rivelano che generalmente il 40 % delle email ricevute giornalmente dai dipendenti di molte imprese risultano essere email di spam, arrivando in alcuni casi, anche al 90 %. Queste percentuali risultano essere molto elevate principalmente a causa della facile diffusione delle proprie caselle di posta verso qualunque tipo di contatto, diventando così bersagli di messaggi promozionali di qualunque tipo. Questa inondazione di messaggi di spam quindi genera due problemi principali:

- Saturazione della propria casella di posta, anche se al giorno d'oggi si dispone di una capienza elevata;
- Perdita di tempo abbastanza considerevole da parte del ricevente nel filtrare queste email.

Nel corso degli anni, il desiderio di automatizzare il rilevamento e relativa selezione di queste email di spam, ha portato alla creazione e diffusione di numerosi progetti software e di prodotti commerciali in grado di filtrare lo spam in maniera tutto sommato efficiente; uno dei più diffusi è *SpamAssassin*<sup>1</sup>, programma opensource rilasciato sotto licenza Apache 2.0. Si basa su regole di confronto del contesto, supporta anche regole basate su DNS, checksum e filtraggio statistico, inoltre supporta programmi esterni e database online. SpamAssassin è considerato uno dei filtri antispam più efficaci, specialmente se usato congiuntamente con un database antispam.(4)

#### 3.1.1 Risorse

La principale risorsa utilizzata è l'hardware del sistema utilizzato per eseguire l'algoritmo di data mining, in particolar modo, un sistema Windows con un Quad-Core Intel i7 2.00 GHz e 4 GB di Ram. Il tool di data mining scelto è WEKA (**W**aikato **E**nvironment for **K**nowledge **A**nalysis) (3): una popolare suite di software per il machine learning scritta in Java e sviluppata

---

<sup>1</sup><http://spamassassin.apache.org/>

nell'Università di Waikato (Nuova Zelanda); è stato deciso di utilizzare tale suite, in quanto il software porta con sé i seguenti vantaggi :

- Liberamente scaricabile dal sito <sup>2</sup>;
- Portabile, in quanto totalmente implementato in java;
- Ampia gamma di tecniche di preprocessing e modellazione dei dati;
- Facile da usare grazie alla GUI;

Per quanto riguarda invece il personale umano, l'unica risorsa umana interpellata nella sperimentazione è lo sperimentatore stesso.

### **3.1.2 Vincoli**

Non sono presenti né vincoli temporali, né problemi legali legati alla diffusione del dataset in questione.

### **3.1.3 Assunzioni**

Si assume che i dati di cui si intende disporre siano liberamente accessibili e che non siano falsi o errati.

## **3.2 Obiettivi di Business**

Secondo quanto detto in precedenza, l'obiettivo di business di questo progetto consiste nell'individuazione delle email di spam attraverso l'utilizzo di tecniche di Data Mining.

### **3.2.1 Task di Data Mining**

Il task da realizzare è di tipo *predittivo*, in particolar modo, sarà un task di *classificazione*. L'obiettivo sarà quindi quello di creare un classificatore che sia in grado di etichettare correttamente le nuove email come *spam* o *nosпам* sulla base del training set dato in pasto al classificatore.

---

<sup>2</sup>Weka site: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/downloading.html>

### **3.3 Criteri di successo**

Al fine di valutare l'efficacia del classificatore,

Ziel ist es, die Anzahl der durch den Filter hindurch gelassenen Spam-Mails zu minimieren, wobei eine wesentliche Bedingung lautet: Unter den ausgefilterten E-Mails dürfen sich maximal 1,0 % Nicht-Spam-Mails (bezogen auf die Gesamtzahl von Nicht-Spam-Mails) befinden. Achtung: Sollte die eingereichte Lösung diese Bedingung nicht erfüllen, wird die Lösung nicht gewertet!

Folgende Data-Mining-Aufgabe ist zu bearbeiten.

Anhand der Trainingsmenge ist ein Klassifikator zu generieren, der auf die exemplarisch ausgewählten 11.177 zu klassifizierenden E-Mails anzuwenden ist und oben beschriebenes Problem löst.

Der Klassifikator muss demnach folgende Bedingungen erfüllen: 1. Die Anzahl der Spam-Mails, welche den Filter passieren, muss minimiert werden. 2. Unter den ausgefilterten E-Mails dürfen sich maximal 1,0 % Nicht-Spam-Mails (bezogen auf die Gesamtzahl von Nicht-Spam-Mails) befinden.

Achtung: Für die Optimierung des Klassifikators ist zwingend die oben angegebene 2. Bedingung (1 % Klausel) zu beachten! Sollte die eingereichte Lösung diese Bedingung nicht erfüllen, wird die Lösung nicht gewertet!

### **3.4 Glossario dei termini**

### **3.5 Analisi Costi-Benefici**

Per quanto riguarda i costi inerenti al processo di KDD, l'unico costo che si avrà, sarà in termini di risorse temporali utilizzate per la realizzazione e relativa verifica dei risultati che il classificatore produrrà.

Invece, i benefici che si otterranno da questo processo, saranno quelli che andranno a sopperire a ciò che è stato detto in precedenza nel paragrafo 3.1.

### **3.6 Piano di Progetto**

## 4 Data Understanding

### 4.1 Raccolta dei dati

### 4.2 Descrizione dei dati

### 4.3 Verifica della qualità dei dati

### 4.4 Esportazione dei dati



## 5 Data Preparation

### 5.1 Criteri di Inclusione/Esclusione dei dati

### 5.2 Selezione dei dati

### 5.3 Campionamento

### 5.4 Feature Selection

### 5.5 Data Cleaning

### 5.6 Construct Data

### 5.7 Integrate Data

### 5.8 Format Data

## 6 Modeling

### 6.1 Tecnica di Modeling

### 6.2 Rappresentazione del Modello

### 6.3 Valutazione del Modello

### 6.4 Ricerca

### 6.5 Test Design

### 6.6 Costruzione del Modello

### 6.7 Valutazione del Modello

## 7 Evaluation

7.1 Valutazione rispetto agli obiettivi di business

7.2 Raccomandazioni per revisioni future

## 8 Deployment

## Riferimenti bibliografici

- [1] U. M. Fayyad and R. Uthurusamy, editors. *Proceedings of the First International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-95), Montreal, Canada, August 20-21, 1995*, 1995. AAAI Press. ISBN 0-929280-82-2.
- [2] U. M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth, and R. Uthurusamy. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. The MIT Press, Feb. 1996. ISBN 0262560976. URL <http://www.worldcat.org/isbn/0262560976>.
- [3] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten. The weka data mining software: an update. *SIGKDD Explor. Newsl.*, 11(1):10–18, Nov. 2009. ISSN 1931-0145. doi: 10.1145/1656274.1656278. URL <http://doi.acm.org/10.1145/1656274.1656278>.
- [4] Wikipedia. Spamassassin — wikipedia, the free encyclopedia, 2013. URL <http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=SpamAssassin&oldid=570651966>. [Online; accessed 22-October-2013].
- [5] R. Wirth and J. Hipp. Crisp-dm: Towards a standard process model for data mining. In *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 29–39. Citeseer, 2000.