



# IL RUOLO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NEGLI SMART ENERGY SYSTEMS

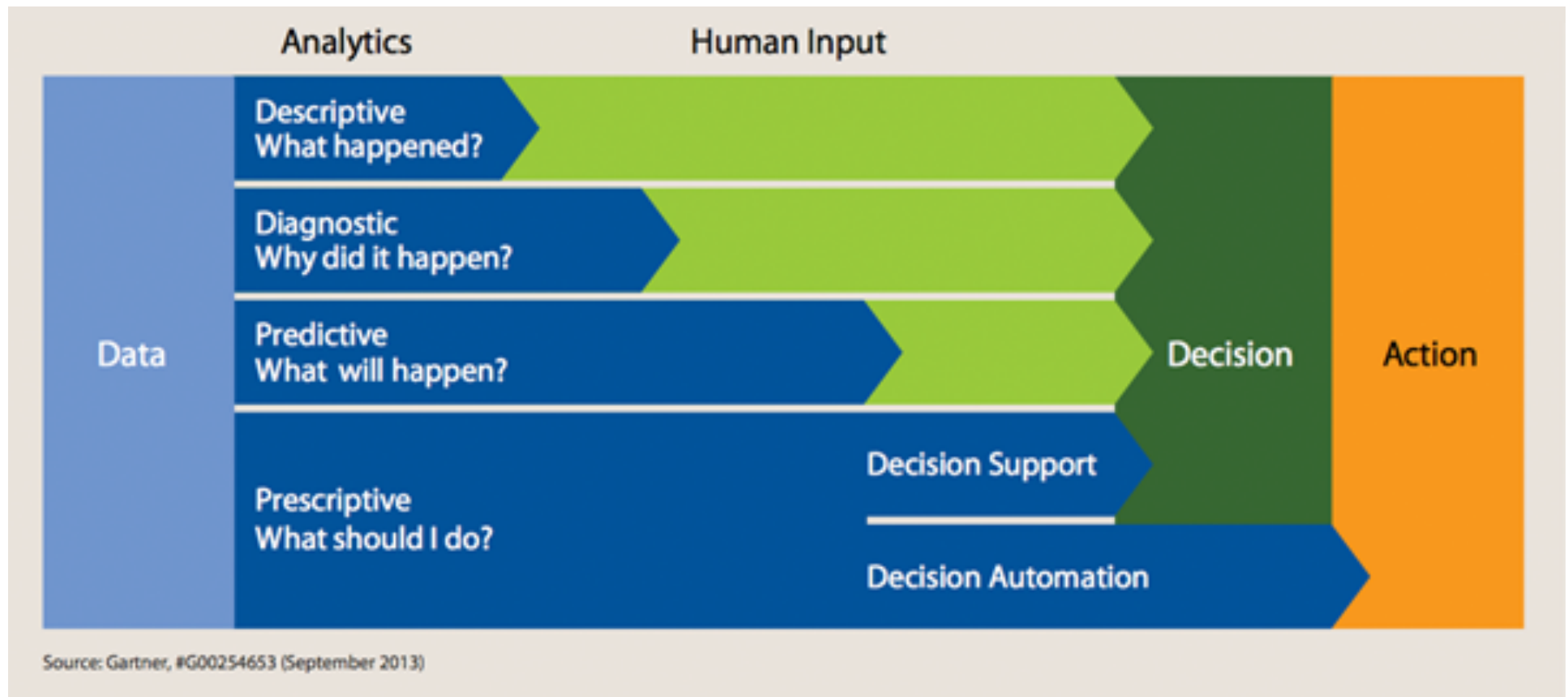
**Michela Milano**

Dipartimento di Informatica – Scienza e Ingegneria

*Convegno FederManager - Bologna, 17 Ottobre 2018*



# Intervento umano nelle decisioni





# Sistemi di supporto alle decisioni

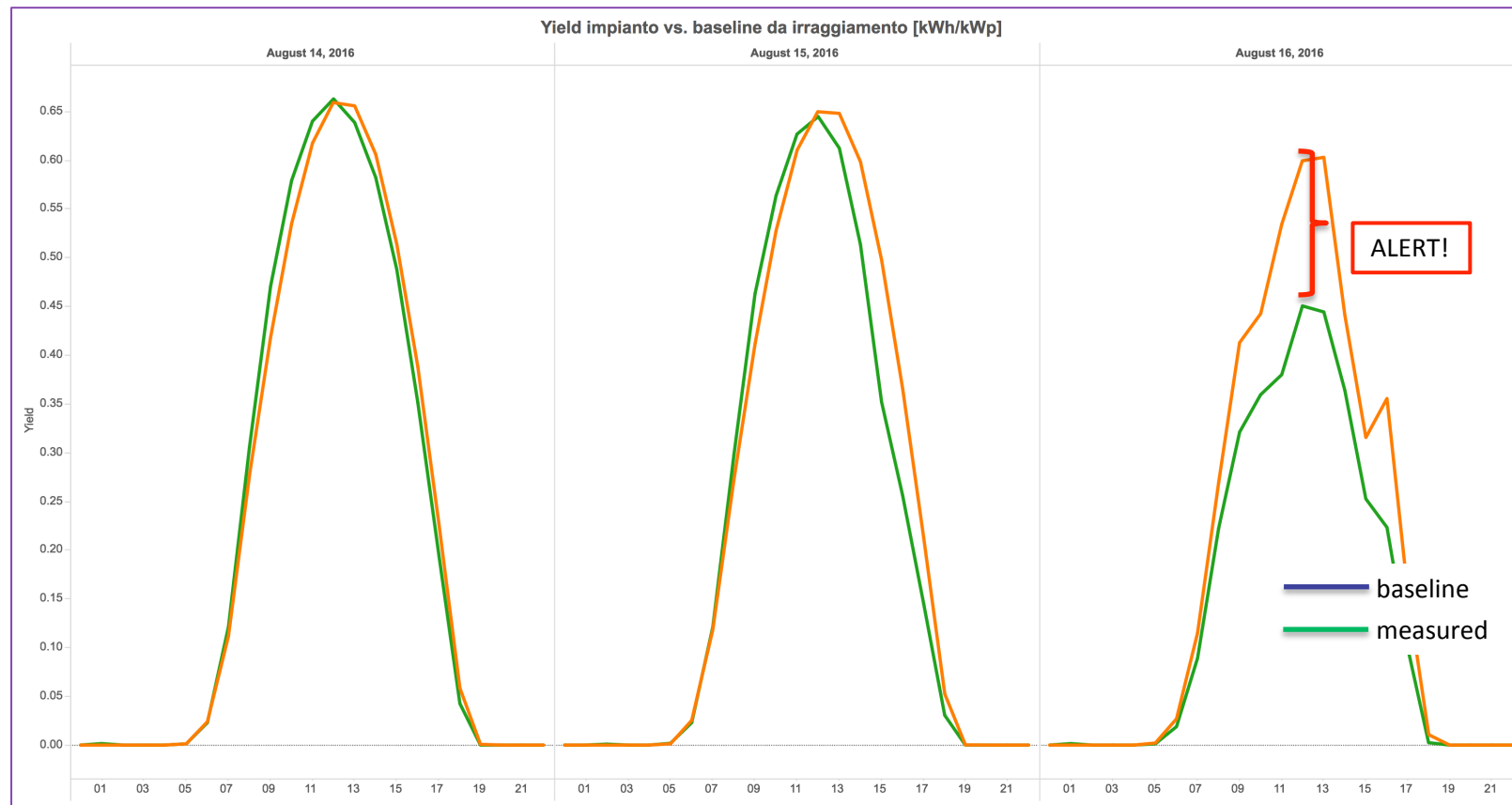
---

- **Descriptive analytics**
  - I dati vengono usati per descrivere il sistema
  - Cruscotti di visualizzazione per comprendere i dati
  - Business intelligence
  - Report su statistiche di vendita
  - Dati geo-referenziati
- Per arrivare alle decisioni intervento umano largamente necessario



# Esempio di descriptive analytics

- Baseline energetiche

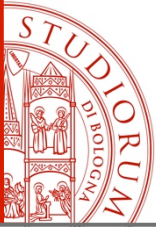




# Sistemi di supporto alle decisioni

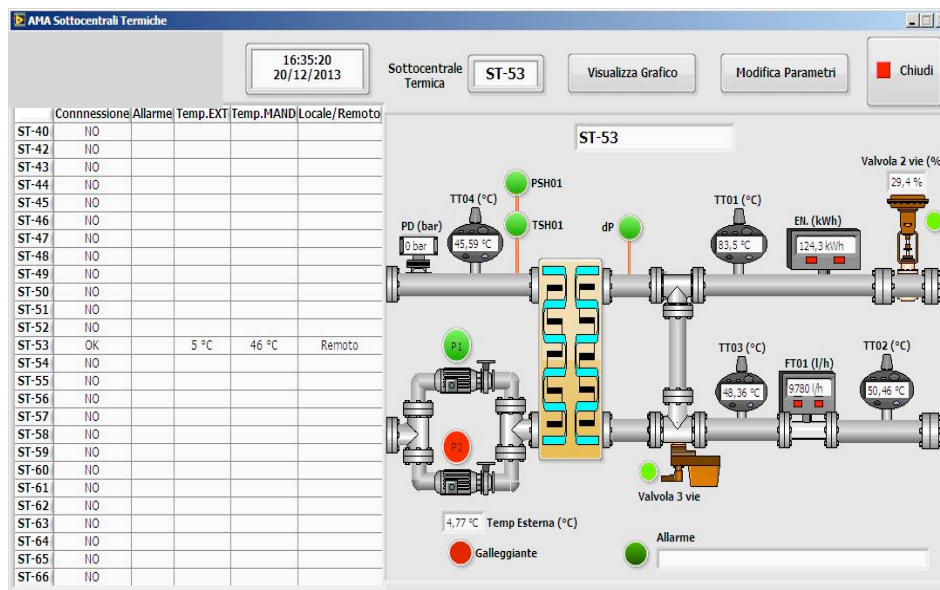
---

- **Diagnostic analytics**
  - Utilizza i dati per comprendere le cause
  - Diagnosi di guasti
  - Sistemi di alerting preventiva
  
- Per arrivare alle decisioni intervento umano ancora largamente necessario



## Esempio di diagnostic analytics

- Sistema per analizzare i dati di impianto e diagnosticare il tipo di guasto e la sua causa



© 2016 National Instruments Corporation

Dai dati di impianto (da sensori)  
+ dati guasti:

- Classificare le serie temporali sintomatiche di guasto
- Classificare le serie sintomatiche di guasto per tipo di guasto
- Individuare i sensori più informativi
- Creazione modelli per individuarne le cause.



# Sistemi di supporto alle decisioni

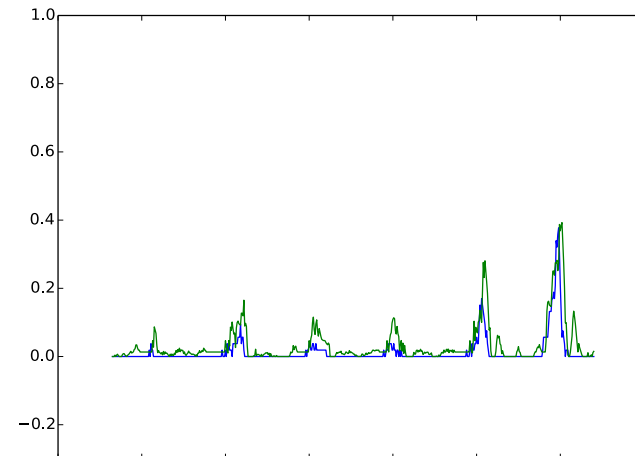
---

- **Predictive analytics**
  - Utilizza i dati per predire le evoluzioni future
  - Sistemi di simulazione
  - Predizione di serie temporali
  - Predizione di guasti
  - Predizioni di vendite
  
- Per arrivare alle decisioni what-if analysis



## Esempio di predictive analytics

- Sistema per predire la produzione energetica da un impianto fotovoltaico
  - Ingresso
    - Serie temporale passata dei dati di produzione
    - Previsione meteo
    - Giorno/mese/anno
  - Uscita
    - Dati di produzione futura







# Sistemi di supporto alle decisioni

---

- **Prescriptive analytics**
  - Sistemi decisionali
  - Sistemi di ottimizzazione (mono e multi obiettivo)
  - Visualizzazione di scenari alternativi
- Per arrivare alle decisioni non serve intervento umano, se non nella selezione di soluzione alternative

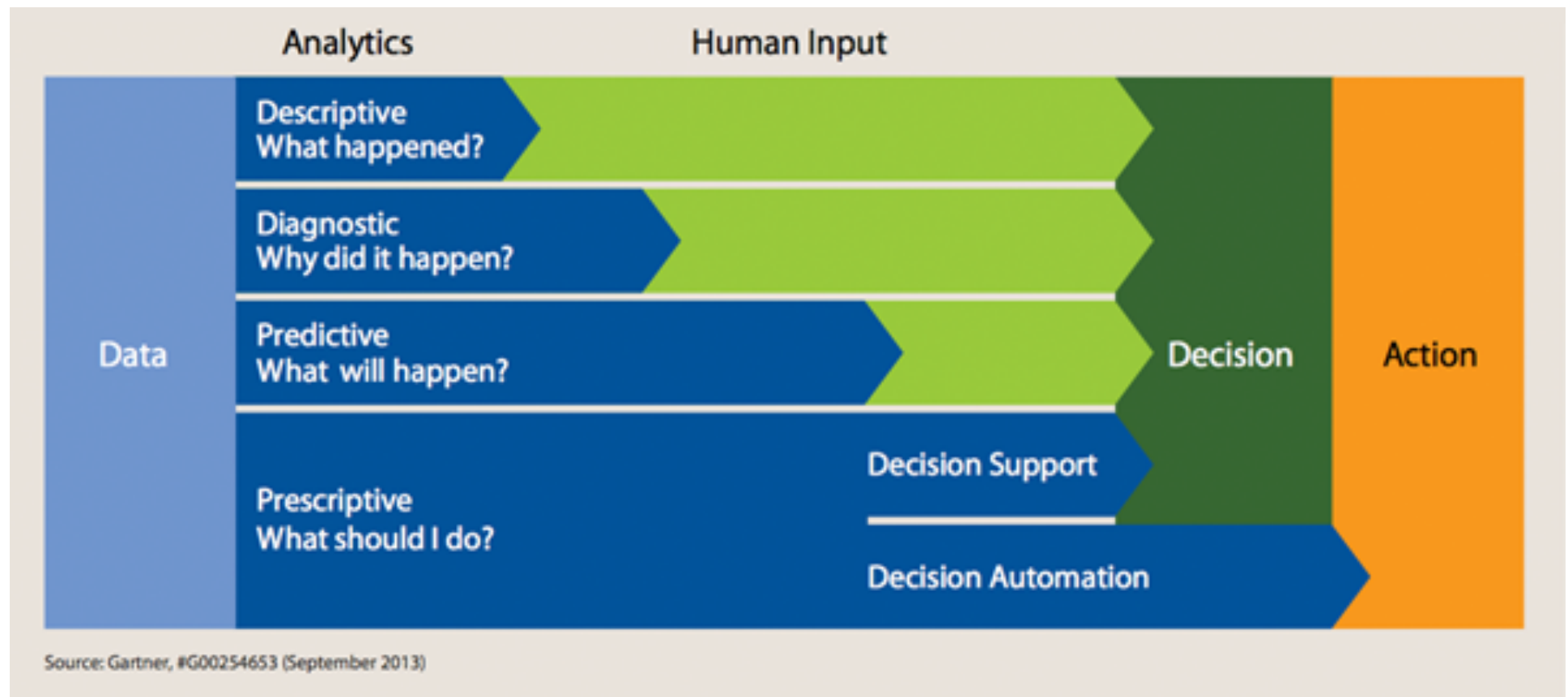


## Esempio di prescriptive analytics

- Sistema di supporto alle decisioni per costruire piani di manutenzione
  - Sistema di ottimizzazione combinatoria che prende in ingresso
    - Predizioni di guasti
    - Modelli di costo/tempo manutenzioni
    - Funzioni obiettivo
  - Uscita
    - Piano di manutenzione
    - Gestione squadre manutenzione

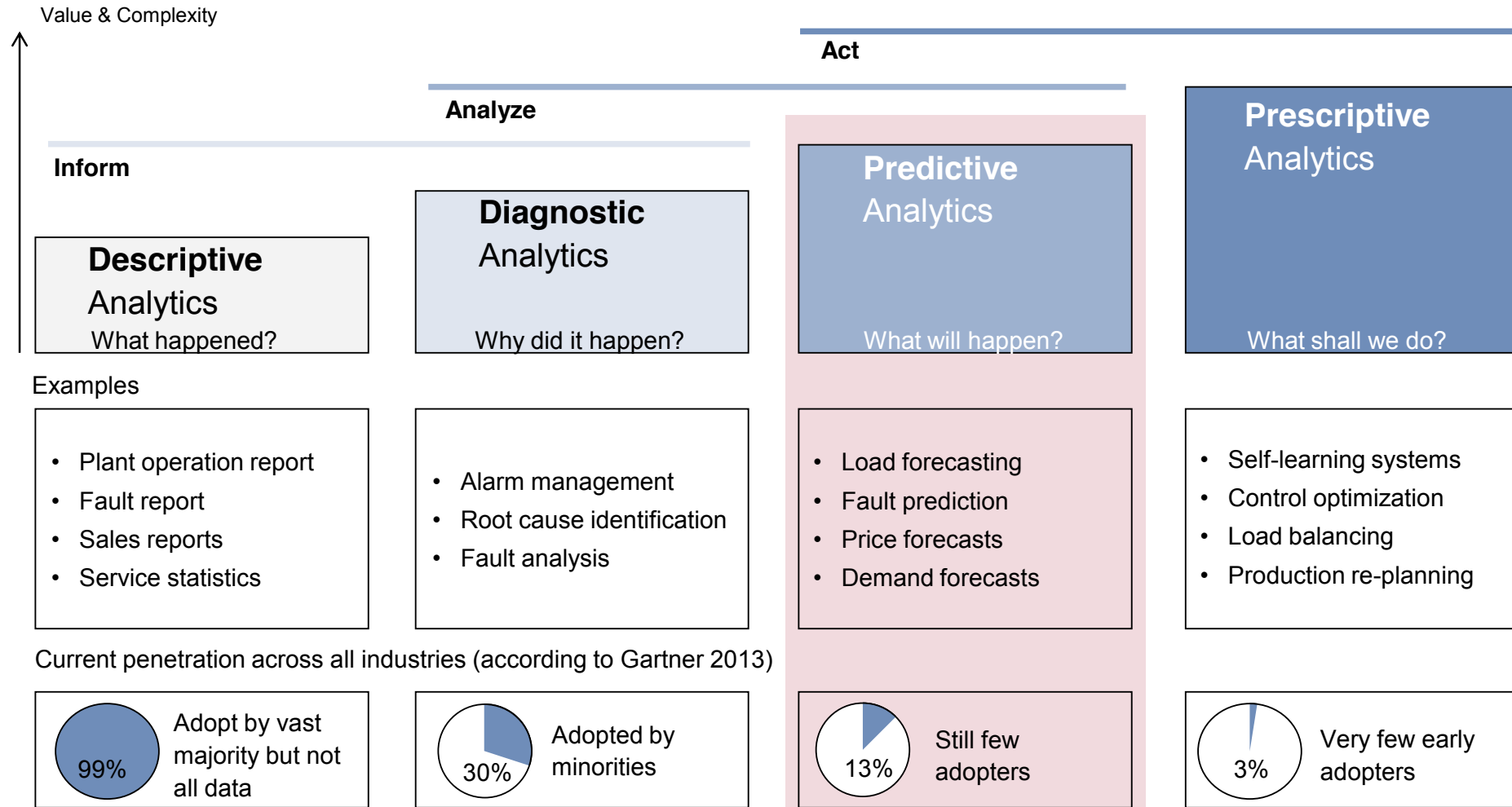


# Intervento umano nelle decisioni



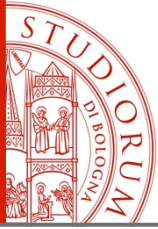


# Adoption industriale a livello EU



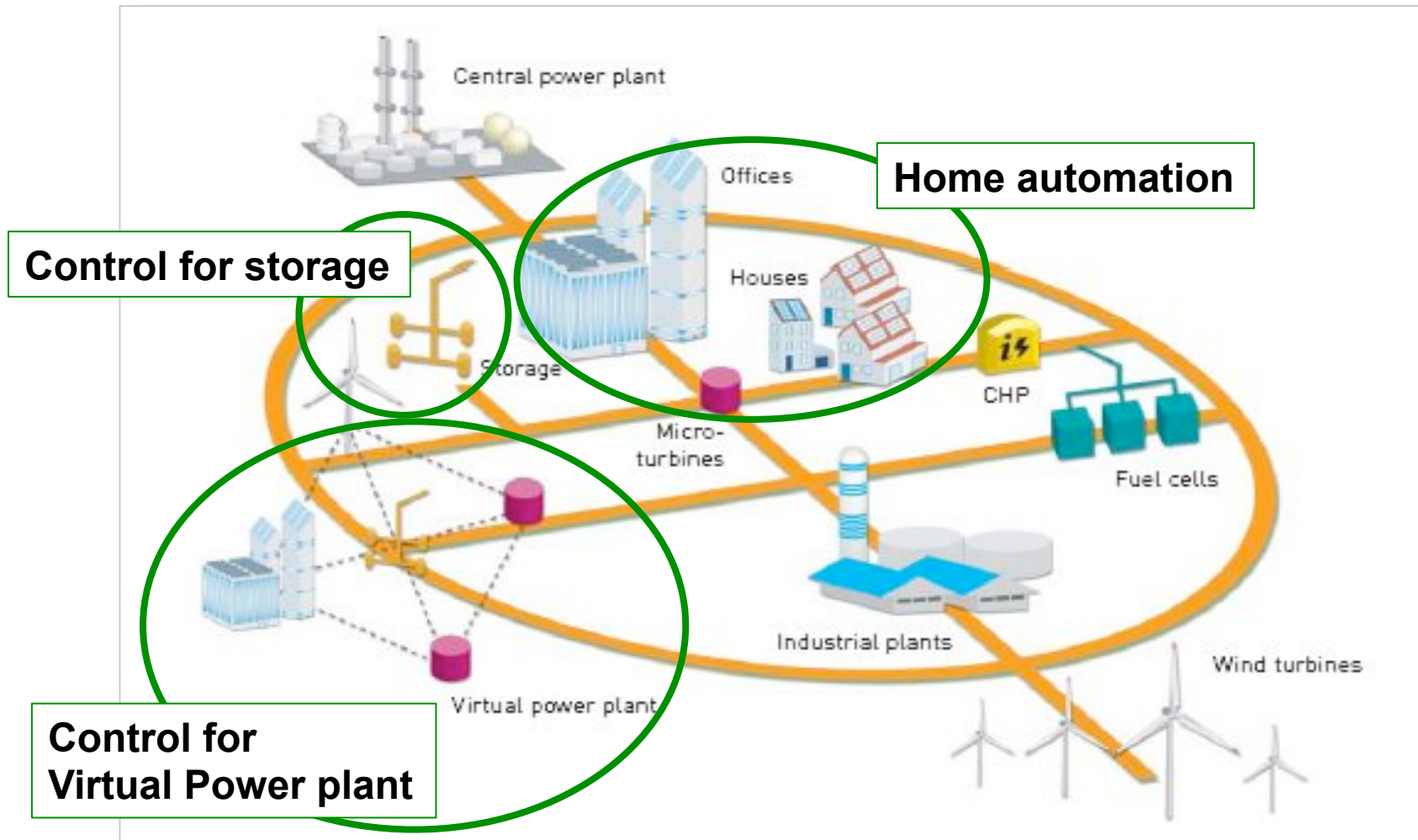


# CASI D'USO



# Smart Grid e Micro Grid

## Evoluzione verso la Smart Grid



**Smart grid – Europe Technology Platform**



# Sistemi predittivi

## *Tecnologie ed esempi*

- Machine learning
  - *Classificazione: classificazione situazioni anomale/guasti*
  - *Clustering: segmentazione mercato sulla base del tipo di consumo*
  - *Regressione: predizione produzione fotovoltaico*
- Simulatori di sistemi fisici: **sistemi complicati**
  - *Simulatori della dinamica della rete*
  - *Simulatori di infrastrutture e loro interazioni*
- Simulatori di sistemi sociali: **sistemi complessi**
  - *Previsione della domanda al variare di schemi di prezzo*
  - *Previsione dell'adozione del fotovoltaico a fronte di meccanismi incentivanti*

Aspetti sociali  
Aspetti economici  
Aspetti comportamentali



# Sistemi prescrittivi

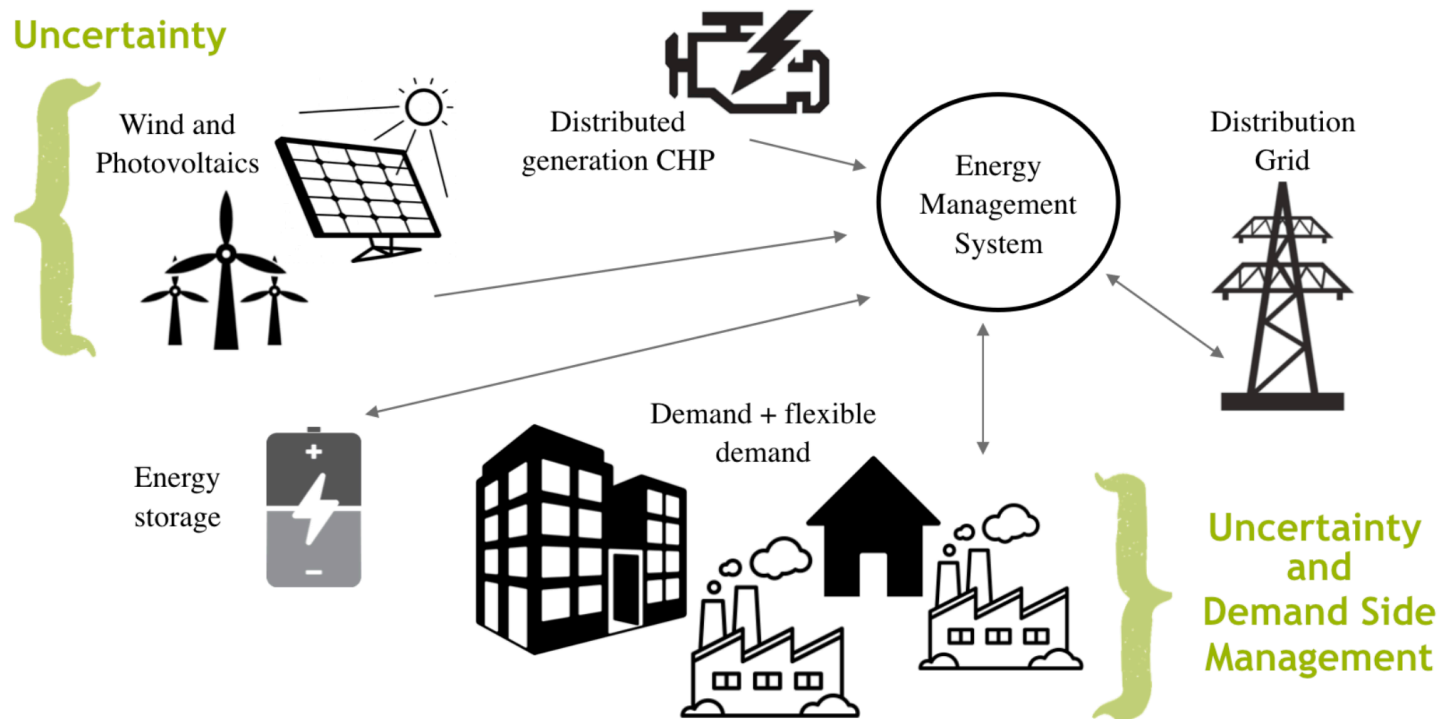
## *Tecnologie ed esempi*

- User awareness ed engagement → **cittadini**
  - *Monitoraggio consumi – profilazione e clustering di utenti*
  - *Sistemi di raccomandazione per migliorare consumi*
  - *Home automation*
- Sistemi di pianificazione → **aggregatori, utilities e policy makers**
  - *Politiche di aggregazione e energy management systems*
  - *Gestione impianti di produzione*
  - *Definizione business models e schemi di prezzo*
  - *Definizione politiche: pianificazione di alto livello e meccanismi di implementazione politica (incentivi, regolamenti, informazione)*



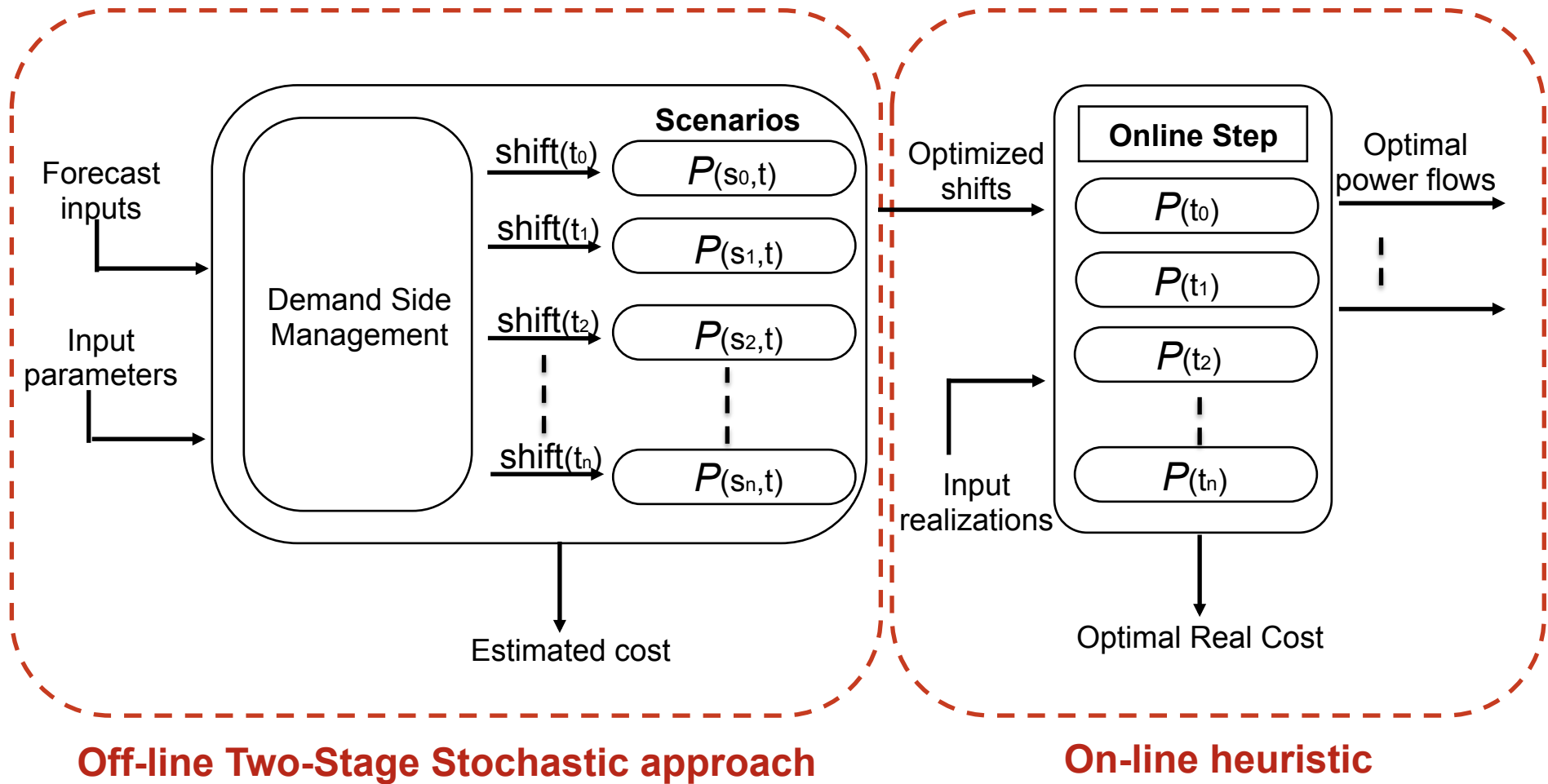
## Caso d'uso 1: Aggregatori e EMS

### Virtual Power Plants Energy Management System



- *Decidere in ogni istante di tempo se acquistare energia, se consumare quella prodotta, o accumulata, se accumulare quella prodotta o mandarla sulla rete per minimizzare il costo totale.*

# Struttura modello predittivo-prescrittivo





# Modello combinatorio

- Discretizzare tempo in intervalli (15 min - 1 ora)
- In ogni intervallo  $t$  var **decisionali**:
  - Shift consumi
  - Quantità energia acquistata in rete  $Q_t$
  - Quantità energia prodotta da rinnovabili e utilizzata  $R_t$
  - Quantità energia accumulata e utilizzata  $S_t$
  - Quantità energia prodotta da rinnovabili e immagazzinata  $A_{ct}$
- **Previsioni affette da incertezza:**
  - Previsione prezzi energia per ora  $pr(t)$
  - Previsione produzione rinnovabili
  - Consumo previsto
  - Capacità batterie
  - Carica accumulabile/utilizzabile in un intervallo di tempo

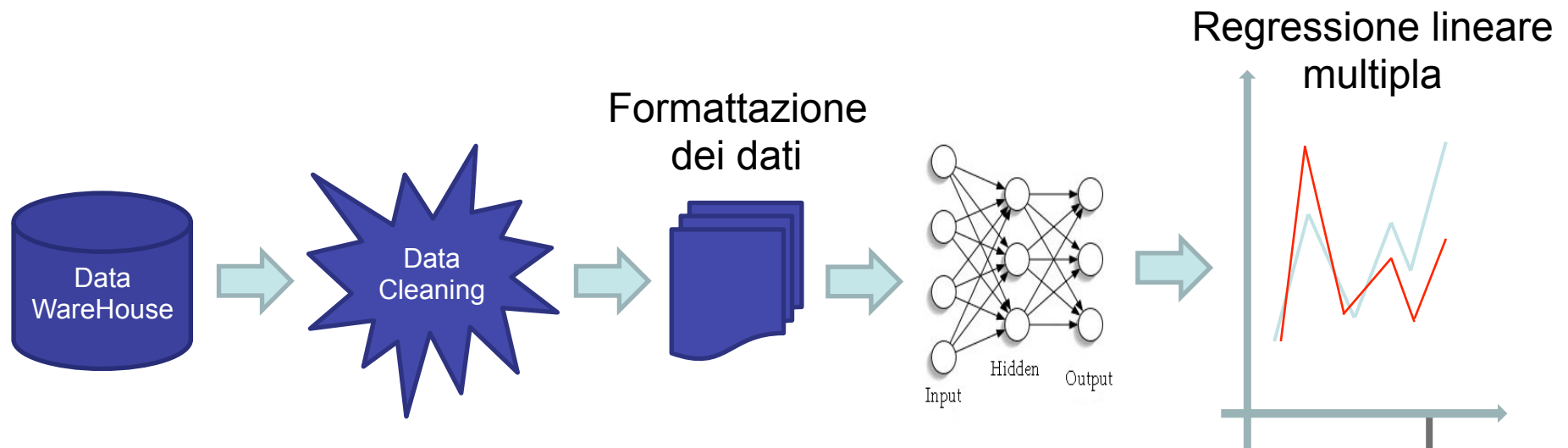
***Analitica  
predittiva***

***Dati  
statici***



# Predizione della produzione da rinnovabili

- Dati di produzione: serie temporali
- Predittore basato sulla regressione lineare multipla
- È stato introdotto prima del sistema di regressione lineare multipla una rete neurale profonda
- Miglioramento accuratezza del 13%





## Caso d'uso 1: Virtual power plant

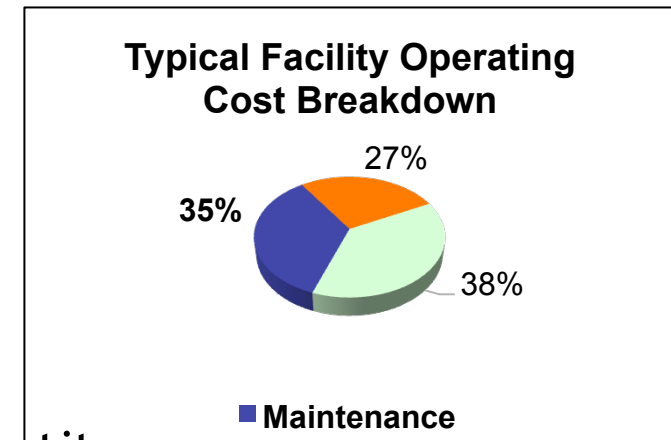
---

- Risultati su dati industriali:
  - 10% - 12% saving su costi energetici
  - 25% - 28% saving su costi energetici con *demand side management*
- Aggregatore di VPP:
  - Caratterizzare la flessibilità fornita alla rete da ogni VPP a seconda della sua struttura
  - Servizi ancillari



## Caso d'uso 2: Predictive maintenance

- La manutenzione viene vista sempre più come un asset strategico di business
  - Riduzione downtime
  - Riduzione production losses
  - Riduzione breakdown
- Tre livelli di manutenzione
  - Reactive: avviene un guasto e viene gestito
  - Preventative: manutenzione eseguita regolarmente su un macchinario per diminuire la possibilità di guasto.
  - Predictive: piano di manutenzione ottimizzato sulla probabilità di guasto



**ESSENZIALE AVERE DATI DA SENSORI**



## Sistema predittivo guasti

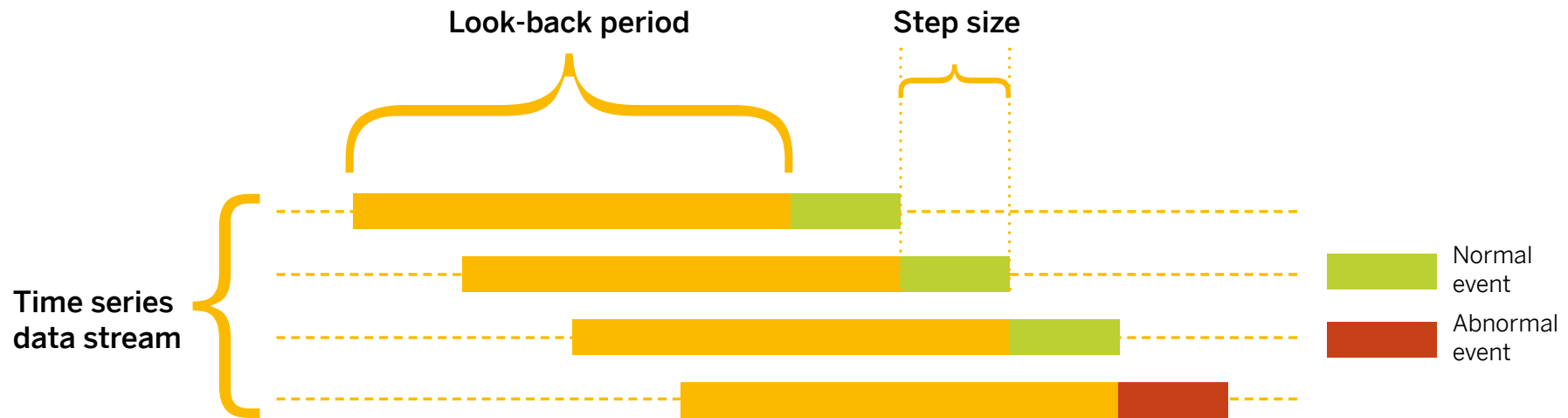
- Stream di dati che vengono da sensori (impianto di produzione energetica)
  - 120 sensori campionati ogni 30 sec.

Time stamp	Machine ID	Sensor ID	Sensor value
18/01/2009 10:32:46	1020010	Sensor 1	0.924387
19/01/2009 10:32:46	542	Sensor 4	1.2235
20/01/2009 10:32:46	1020010	Sensor 3	3.397467
21/01/2009 10:32:46	542		123.876
22/01/2009 10:32:46	1020010	Sensor "n"	3.569223
23/01/2009 10:32:46	6482	Sensor 99	12887
24/01/2009 10:32:46	1020010	Sensor 2	3.600801
25/01/2009 10:32:46	...	...	...

- Preprocessing dei dati
  - Divisi per macchina
  - Media/varianza per minuti/ore



# Sistema predittivo guasti



Survey SAP on predictive maintainance

- Predizioni:
  - Time to fault/probability of fault
  - Quali sensori sono rappresentativi





## Predizione guasti

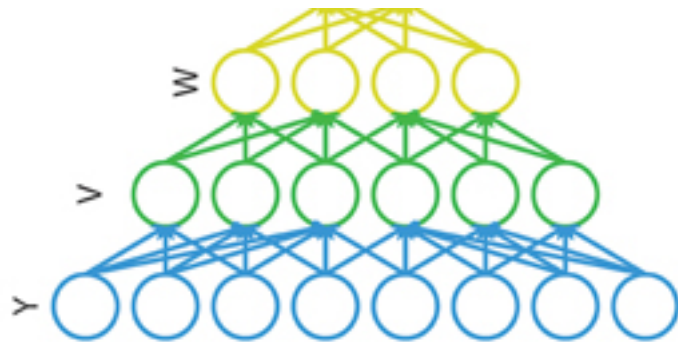
- Input:
  - serie temporale dei valori dei sensori della finestra di osservazione.
  - Medie/varianze su intervalli
- Metodi per individuare i sensori più informativi:
  - Alberi decisionali:
    - Feature: sequenza dati sensori
    - Classe: guasto/no-guasto
  - Risultato: albero decisionale che seleziona 40 su 120 sensori **MA**
  - Accuratezza bassa 64%



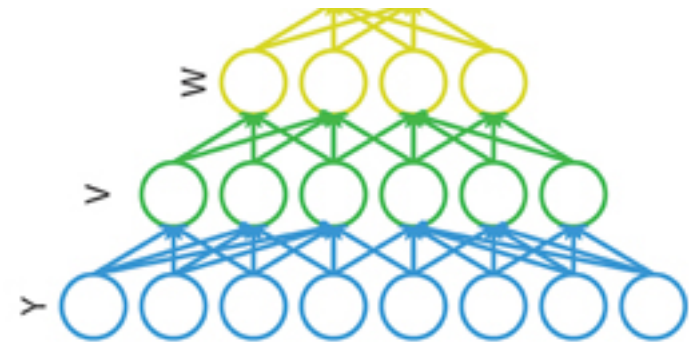
# Predizione guasti con machine learning ibrido

- Inserisco una rete neurale a monte dell'albero
- Accuratezza sale al 82%: non ancora ottimale
- Inserisco una rete neurale a monte di una RF
- Accuratezza al **91%**: utilizzabile in un modello combinatorio

## ALBERO DECISIONALE



## RANDOM FOREST





## Caso d'uso 2: Predictive maintenance

- Caso di studio di un produttore di energia (oil-gas)

- Eliminazione breakdown: 70%-75%



- Riduzione downtime: 35% - 45%



- Riduzione costi manutenzione: 25%- 30%



- Incremento produzione: 20%- 25%





## Conclusioni

---

- C'è bisogno di **grandi quantità di dati di buona qualità**
- Potremmo avere bisogno di etichettare grandi quantità di dati: compito lungo, noioso e molto costoso
- L'integrazione di tecniche predittive e prescrittive può
  - migliorare la produttività e l'efficienza
  - minimizzare costi
  - razionalizzare l'uso delle risorse
  - comprendere le dinamiche dei sistemi e dei processi



# IL RUOLO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NEGLI SMART ENERGY SYSTEMS

**Michela Milano**

Dipartimento di Informatica – Scienza e Ingegneria

*michela.milano@unibo.it*

*Convegno FederManager - Bologna, 17 Ottobre 2018*