

Intelligenza Artificiale e Gestione dell'Energia

Matteo Cristani, Simone Scannapieco, Claudio Tomazzoli

Università di Verona, Real T S.r.l., Verona, Università di Verona

matteo.cristani@univr.it, simone.scannapieco@realt.it, claudio.tomazzoli@univr.it

Abstract

In questo handout vengono discusse alcune tecniche di Intelligenza Artificiale e di machine learning che sono state applicate a sistemi di gestione dell'energia in modo da spingerli nella direzione dell'autonomia nel processo decisionale. In particolare si punta a definire tecniche automatiche sia per l'estrazione di regole di comportamento ottimale, ottenute dai dati di consumo energetico, sia per la classificazione dei dispositivi elettrici.

1 Introduzione

L'incessante crescita del numero di dispositivi elettronici e di sistemi integrati nelle infrastrutture residenziali, pubbliche ed industriali sta rapidamente cambiando la visione tradizionale di eco-sistema urbano, da una concezione monolitica verso una rete strettamente interconnessa (smart city). Sistemi sanitari proattivi e sistemi municipali intelligenti per la gestione del traffico stradale e pedonale sono solo alcuni esempi delle enormi potenzialità insite in questo nuovo trend tecnologico, per il quale si prospetta un sostanziale incremento nel lungo periodo in termini di efficienza, sicurezza e produttività. L'adozione di metodologie ICT nelle *smart areas* ha influito profondamente settori quale l'economia, la governance, l'ambiente e la qualità della vita dei cittadini, ad esempio le tecnologie di smart home e di ambient intelligence, in grado di fornire assistenza continua a persone diversamente abili nello svolgimento delle attività quotidiane.

2 Il Metodo

Al fine di ottenere un sistema di gestione energetico automatico, è fondamentale affrontare il problema della sintesi automatica di best practice per il risparmio energetico o meglio per la governance efficiente. In altre parole, occorre dotare i sistemi di gestione dell'energia della capacità di estrarre le regole di impiego osservando le installazioni con un profilo energetico più efficiente. Suddividiamo il problema in tre sotto-problemi distinti: i) Definire una metodologia per raggruppare installazioni per similarità di efficienza energetica; ii) Selezionare la migliore installazione nel gruppo dal quale apprendere le regole; iii) Analizzare ed estrarre le regole dai consumi dell'installazione selezionata. Bisogna inoltre puntualizzare che un approccio automatizzato di sintesi delle regole risulta ulteriormente complicato dal fatto che l'ambiente

è soggetto a mutamenti ed il carico energetico può cambiare in maniera imprevedibile nel tempo. Di conseguenza, si presentano due ulteriori sotto-problemi: iv) "Codificare" in maniera appropriata una installazione in base ai dispositivi presenti; v) Dedurre in maniera automatica quali dispositivi fanno parte di una installazione. Dare una soluzione ad ogni sotto-problema equivale a definire un sistema in grado di gestire indipendentemente i cambiamenti del profilo energetico e di rivalutare le best practice a regime (modificando all'occorrenza le regole di utilizzo) senza intervento umano, raggiungendo quindi un comportamento autonomo.

Nello specifico, per ciascuno dei sotto-problemi, sono reperibili nella più recente letteratura di Machine Learning, numerosi protocolli e metodi innovativi, nonché tecniche generali che ammettono applicazione nel campo. L'approccio seguito in questa linea di investigazione è quello di utilizzare metodi *ibridi*, ovvero sia tecniche simboliche che di machine learning. Le analisi sperimentali condotte hanno chiaramente dimostrato che l'approccio adottato è premiante per una serie di ragioni che declineremo in dettaglio analizzando le soluzioni proposte per i singoli sotto-problemi.

2.1 Raggruppamento di installazioni simili

L'approccio adottato consiste nel rappresentare un impianto come un vettore in uno spazio n -dimensionale; i vari apparecchi utilizzatori di energia possono essere definiti come appartenenti a categorie (stampante, frigorifero, televisione, computer, macchina del caffè, ...) di cui si può creare una lista ordinata. Un impianto si può quindi definire come un vettore la cui componente i -esima è il numero di apparecchi appartenenti alla categoria i -esima della lista di cui sopra. Come esempio si considerino tre tipici impianti come possono essere tre generici uffici o appartamenti: nel primo vi sono due stampanti, dieci computer ed una macchina del caffè, nel secondo vi sono un frigorifero, due televisioni, una lavatrice e un forno, mentre nel terzo cinque computer, una macchina del caffè, un frigorifero ed una stampante. La lista di categorie in questo caso sarà $C = \text{Stampante, Computer, Frigorifero, Macchina del caffè, Televisione, Lavatrice, Forno}$ e quindi i tre vettori rappresentanti gli impianti saranno $p1 = [21001000]$, $p2 = [0010211]$, $p3 = [1511000]$. Una volta ottenuta questa rappresentazione vettoriale, si possono usare algoritmi conosciuti per raggruppare i dati quali k -means clustering. I livelli di similitudine raggiunti, su base sperimentale, sono notevolmente sofisticati, alla prova

di gold standard sia randomici (richieste di comparazione a soggetti all'oscuro del dominio di rappresentazione) che esperti (gruppi di utenti di uffici).

2.2 Selezione dell'installazione migliore

Osservando il consumo energetico in un periodo, il dato più facile da rilevare è appunto il consumo. L'impianto da ritenere migliore è quello che ha consumato di meno all'interno del suo gruppo di riferimento, così come individuato dalla tecnica sopra descritta. Ovviamente i termini di confronto si definiscono secondo classi che emergono dal clustering, quindi non necessariamente univoche.

2.3 Estrazione delle regole di comportamento

In questo caso, invece, si rende necessario l'utilizzo di tecniche di machine learning innovative per poter risolvere il problema, applicate alla conoscenza della curva di consumo dei dispositivi nel tempo. Quando si cercano delle relazioni all'interno di grandi quantità di dati si dice che si stanno cercando delle "regole associative": è il caso ad esempio dell'analisi di comportamento dei consumatori nei supermercati, in cui l'analisi dei prodotti che fanno parte di un unico acquisto serve a comprendere le tendenze di acquisto dei clienti. Dai dati di consumo è immediato determinare i momenti in cui ogni elemento è acceso o spento; è pertanto possibile avere la conoscenza di base per poter dedurre queste regole associative (association rule mining). Inoltre è abbastanza naturale che il livello di confidenza sulle regole non sarà mai totale e quindi le regole andranno associate a etichette di natura nonmonotona, da trattare, a valle della loro estrazione, con metodi non classici quali logiche probabilistiche e sistemi defeasible.

3 Riconoscimento automatico degli apparati

Lo scopo della tecnica sviluppata in questo specifico è la rappresentazione del consumo di un dispositivo in un intervallo temporale in forma di breve "discorso", ovvero una sequenza di parole; questo per poter poi distinguere uno dall'altro i singoli dispositivi misurando quali parole ciascuno usa più frequentemente, in maniera analoga a quanto si utilizza nei sistemi di elaborazione del linguaggio naturale (dove, ad esempio, si è in grado di distinguere se uno scritto è di un autore piuttosto che di un altro solo osservando i loro testi e lo stile utilizzato). Di fatto applichiamo la tecnica classica di authorship attribution per la detezione di dispositivi. Il consumo di un apparecchio nel

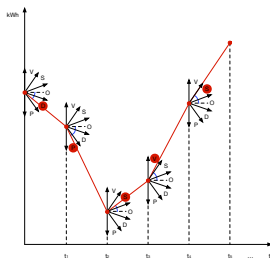


Figura 1: Tecnica di traduzione dei consumi in "parole"

tempo può essere considerato come una funzione continua della potenza; eseguendo rilevazioni ad intervalli regolari

$T = \{t_1, \dots, t_n\}$, si ottiene una serie di punti collegati da una linea spezzata: questa rappresentazione a segmenti presenta un vantaggio: permette di ottenere facilmente il valore dell'angolo sotteso dal segmento congiungente due misure successive (gli archi in colore blu di Figura 1). Gli angoli usati come criterio rendono il metodo insensibile alle variazioni di scala, fattore importante quando si vogliono classificare degli elementi sulla base del comportamento (due frigoriferi di differenti dimensioni hanno curve di consumo scalabili, ma differenti). A questo punto, avendo gli angoli, si applica una tabella di conversione per cui ogni angolo viene trasformato in una lettera dell'alfabeto che ne rappresenti in qualche modo la "pendenza", per cui la curva di consumo di un apparecchio in un determinato intervallo di tempo viene ad essere rappresentata come una sequenza di caratteri. In questo modo, al termine delle trasformazioni di cui sopra, una sequenza di misure di potenza diventa una sequenza di parole, ovvero una specie di "impronta verbale" (footprint) del dispositivo in esame. A questo punto è possibile sfruttare algoritmi di Intelligenza Artificiale per l'analisi dei testi e riconoscere le similarità tra dispositivi. In astratto si può dire che quelli con più parole in comune nella loro footprint saranno considerati simili.

4 Conclusioni

In questa handout abbiamo mostrato come lo sfruttamento di tecniche di Intelligenza Artificiale (e di machine learning in particolare) permetta di estrarre in maniera automatica, a partire da dati di consumo energetico, regole di comportamento poi utilizzabili da sistemi per la gestione dell'energia. Tali regole possono essere inquadrare come vere e proprie "best practices" applicabili ad impianti tra loro simili. Un comportamento autonomo di tali sistemi è possibile grazie all'utilizzo di algoritmi di clustering di dispositivi elettrici. La metodologia descritta è stata convalidata con prove eseguite su misurazioni reali fornite da due distinti insiemi di dati e riferiti a due distinti e diversi impianti, uno in Italia ed uno in Germania, con risultati molto promettenti.

Riferimenti bibliografici

- [Cristani et al., 2015] Matteo Cristani, Erisa Karafilis, e Claudio Tomazzoli. Improving energy saving techniques by ambient intelligence scheduling. In *Proceedings of the 2015 IEEE 29th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA 2015)*, volume 1, pages 324–331, Los Alamitos, California, 2015. Conference Publishing Services (CPS) – IEEE Computer Society.
- [Cristani et al., 2016] Matteo Cristani, Claudio Tomazzoli, Francesco Olivieri, e Karafilis Erisa. Defeasible reasoning about electric consumptions. In *Proceedings of the 30th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA-2016)*, pages 885–892, 2016.
- [Scannapieco e Tomazzoli, 2017] Simone Scannapieco e Claudio Tomazzoli. Ubiquitous and pervasive computing for real-time energy management and saving. In *Advances in Intelligent Systems and Computing*, volume 612, pages 3–15, 2017.
- [Tomazzoli et al., 2016] Claudio Tomazzoli, Matteo Cristani, e Francesco Olivieri. Automatic synthesis of best practices for energy consumptions. In *Proceedings of the tenth international Conference on Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing*, pages 1–8. IEEE CPS, 2016.
- [Tomazzoli et al., 2017] Claudio Tomazzoli, Matteo Cristani, Erisa Karafilis, e Francesco Olivieri. Non-monotonic reasoning rules for energy efficiency. *JOURNAL OF AMBIENT INTELLIGENCE AND SMART ENVIRONMENTS*, 9:345–360, 2017.
- [Tomazzoli e Scannapieco, 2017] Claudio Tomazzoli e Simone Scannapieco. Machine learning for energy efficiency - automatic detection of electric loads from power consumption. In *IEEE Xplore*, pages 1–6, 2017.
- [Tomazzoli, 2011] Claudio Tomazzoli. sistema per la gestione di energia in almeno un edificio e relativo metodo, 2011. Italian Patent n. 0001404179 (15-11-2013).