



UNIVERSITÀ DI PISA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'ENERGIA DEI SISTEMI
DEL TERRITORIO E DELLE COSTRUZIONI

RELAZIONE PER IL CONSEGUIMENTO DELLA
LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA GESTIONALE

***Analisi di normalizzazione delle variabili di produzione
rilevanti per le prestazioni energetiche in un processo
cartario ai sensi della ISO 50001:2018***

SINTESI

RELATORI

Prof. Gionata Carmignani
*Dipartimento di ingegneria dell'Energia,
dei Sistemi, del Territorio e delle
Costruzioni*

Prof. Marco Romito
Dipartimento di Matematica

Ing. Lorenzo Barni
Corporate Energy Officer, Sofidel S.p.A

IL CANDIDATO

Gabriele Mattioli
gabrielemattioli95@gmail.com

Sessione di Laurea Magistrale del 30/09/2020

Analisi di normalizzazione delle variabili di produzione rilevanti per le prestazioni energetiche in un processo cartario ai sensi della ISO 50001:2018

Gabriele Mattioli

Sommario

Il lavoro è stato eseguito durante un tirocinio di otto mesi presso Sofidel S.P.A., una società produttrice di carta tissue con numerosi stabilimenti in Italia e nel mondo.

Questo lavoro di tesi si basa sulla normalizzazione delle variabili che influenzano le performance energetiche. Con il termine “normalizzazione” si intende descrivere il processo di modellazione dei dati del consumo di energia rispetto alle variabili rilevanti al fine di confrontare le prestazioni energetiche in condizioni equivalenti. Tale attività è stata svolta utilizzando un approccio statistico attraverso la regressione lineare multipla, cercando di creare un modello tipo: $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$, dove β_0 è detto termine noto, mentre β_1, \dots, β_k sono detti coefficienti parziali di regressione e, insieme alla varianza dell'errore, sono i parametri del modello da stimare sulla base delle osservazioni campionarie. Tale analisi ha portato la creazione di uno strumento in grado di modificare il sistema di valutazione delle performance energetiche aziendali, aggiornando il calcolo di Energy baselines (EnBs) e Energy performance indicators (EnPIs) aziendali, integrando al loro interno l'analisi di normalizzazione.

Tale strumento è in linea con quanto richiesto dallo standard ISO 50001:2018.

Abstract

This work was conducted during an internship of eight months at Sofidel S.p.A, a tissue company with several factories in Italy and abroad.

This thesis work is based on the normalization of the variables that influence the energy performance. The term “normalization” is used to describe the process of modelling energy consumption data with respect to relevant variables in order to compare energy performance under equivalent conditions. This activity was carried out using a statistical approach, trying to create a model like: $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$, where β_0 is called known term, while β_1, \dots, β_k are called partial regression coefficients and, together with the variance of the error, are the model parameters to be estimated. This analysis has led to the creation of a tool able to modify the evaluation system of the company's energy performance, setting normalized values of the EnBs and EnPIs, with respect to the relevant production variables. The tool is in line with the requirement of new ISO 50001:2018 standard.

1. Il Gruppo Sofidel e gli obiettivi del lavoro

L'azienda in cui è stato svolto il progetto di tesi è la Sofidel S.P.A, società operante nel settore cartario, fondata nel 1966 a Porcari (LU) da Giuseppe Lazzareschi ed Emi Stefani. Ad oggi Sofidel è il principale produttore italiano e tra i più importanti del mondo di carta tissue per uso igienico e domestico. Il lavoro è stato realizzato nel Corporate Energy Office con l'obiettivo di riuscire a modificare il sistema di valutazione delle prestazioni aziendali, andando a stabilire nuove Energy baselines (EnBs) e nuovi Energy performance indicators (EnPIs) che rispettassero i requisiti della ISO 50001:2018. La norma impone una dimostrazione del miglioramento continuo delle performance energetiche richiedendo alle organizzazioni di individuare indicatori che permettano di dimostrare tali miglioramenti, e, nel caso vi siano dati indicanti la presenza di variabili che influenzano le prestazioni energetiche, le organizzazioni devono effettuare una normalizzazione degli indicatori di performance energetica.

Il lavoro svolto si pone come obiettivo la creazione di uno strumento, ottenuto attraverso una metodologia progettata ad-hoc mediante un approccio statistico di regressione lineare multipla, in grado di normalizzare sia i consumi di riferimento sia gli indicatori di performance energetiche. Utilizzando tale strumento si è modificata la metodologia di calcolo del key performance indicator (KPI) energetico aziendale di riferimento, ovvero il consumo specifico in kWh/t. Questo è stato ottenuto studiando come "Y" del modello proprio i consumi energetici in Kwh, normalizzandoli rispetto alle variabili rilevanti. In questo modo dividendo tale valore per l'ammontare della produzione netta si è ottenuto il consumo specifico in kWh/t normalizzato. Infine, utilizzando tale strumento si sono paragonate le performance energetiche reali rispetto alle performance energetiche normalizzate, in modo da verificare l'eventuale miglioramento delle performance energetiche indipendentemente dall'influenza delle variabili rilevanti.

2. Metodologia e casi studio

Coerentemente a quanto suggerito dalla norma ISO 50006:2014 nell'appendice D, si è deciso di realizzare l'analisi di normalizzazione delle variabili di produzione rilevanti mediante un approccio statistico, utilizzando la regressione lineare multipla. Il modus operandi per la realizzazione del modello di regressione lineare multipla è stato progettato ad hoc; esso è composto da fasi di check e validazione dei dati e delle assunzioni statistiche alla base del modello. Tale studio è stato applicato a due diversi casi studio, con molteplici differenze.

Prima differenza è a livello strutturale. Sofidel Frouard è uno stabilimento integrato. L'analisi effettuata in tale stabilimento prevede la creazione di un modello studiando come "Y", la variabile dipendente, il consumo di energia elettrica di stabilimento, e studiandone il comportamento rispetto la variazione delle variabili di produzione rilevanti.

Soffass Valdottavo invece, essendo uno stabilimento non integrato, con una sola macchina continua, la "Y" studiata è il consumo di energia elettrica di tale macchina continua, e ne viene studiata la variabilità rispetto alle variabili di produzione di competenza.

Altra differenza è l'orizzonte temporale su cui è stata effettuata l'analisi.

Sofidel Frouard aveva fissato come obiettivo strategico aziendale, per ottenere l'accesso ad incentivi governativi denominati TURPE (tarif d'utilisation des réseaux publics d'électricité), la dimostrazione della riduzione del 5% dei consumi energetici nel periodo 2015-2020.

Mediante il sistema di valutazione aziendale basato su EnPIs non normalizzati l'azienda non riusciva a dimostrare quanto realmente otteneva, quindi si è provato ad introdurre il nuovo strumento di normalizzazione con l'obiettivo di dimostrare il raggiungimento del -5% target. Per la creazione del modello, è stato preso come periodo di riferimento l'anno 2015, successivamente si è utilizzato tale modello per creare le energy baselines normalizzate per tutti gli anni dal 2015 al 2020. In questo modo è stato possibile confrontare i consumi realmente sostenuti rispetto a tali baselines.

Lo studio di normalizzazione in Soffass Valdottavo è stato realizzato perché, oltre alla richiesta specifica della norma, dal report aziendale "Analisi Energetica Soffass Valdottavo 2019" si era evidenziato un peggioramento delle prestazioni tra il 2018 e il 2019. Il peggioramento evidenziato però era frutto di un sistema di valutazione aziendale concettualmente errato. La norma nel punto 6.5 prescrive che qualora vi fossero cambiamenti nei fattori statici si dovrebbero cambiare e aggiornare le EnBs e gli EnPIs. Confrontando le annate 2018 e 2019 si evince come vi sia stato un cambiamento radicale nella tipologia di codici carta prodotti, paragonabile a una variazione dei fattori statici. Essendo nel 2017 il mix di produzione simile al 2019 e 2020, è stato scelto come periodo di riferimento per la creazione del modello. Obiettivo in questo caso era la dimostrazione di non aver peggiorato i consumi energetici come invece sembrava dal report aziendale con indicatori non normalizzati.

Prima di ricorrere alla programmazione sul software statistico R, è stato preparato il dataset tramite Excel, dove sono stati riportati i consumi energetici e le variabili relative ad ogni codice prodotto. I consumi energetici presi in considerazione sono quelli che si riferiscono strettamente alle bobine prodotte, in particolare: l'energia elettrica utilizzata nella

preparazione impasti, nella macchina continua e nella ribobinatrice, il gas consumato alle cappe ed il vapore impiegato al monolucido, tali valori sono stati estratti da Valmet DNA Historian. Le variabili di produzione sono state estratte da RollData, il secondo sistema informativo aziendale di supporto.

Tramite interrogazioni del database con particolari tag identificativi, si sono ottenuti i valori delle variabili di produzione e dei consumi energetici d'interesse. Utilizzando le funzioni di Excel, tali dati sono stati resi coerenti tra loro a livello temporale, ovvero sono stati aggregati i consumi energetici in maniera giornaliera, poiché lo scarico dei consumi energetici da Valmet DNA Historian per il 2015 era fruibile con frequenza ogni 10 minuti, mentre l'estrazione da RollData forniva dati giornalieri.

Il primo step della metodologia progettata prevede di effettuare lo screening del dataset e delle variabili di produzione. Si è deciso di eliminare dal dataset le righe contenenti osservazioni riconducibili a periodi di fermo macchina, dove i consumi erano pressoché nulli e le variabili di produzioni assumevano logicamente valori pari a zero.

Sono state poi eliminate le colonne contenenti le variabili che:

- non avevano relazione causale con la variabile dipendente (tipo misurazioni per i controlli qualità in stabilimento)
- erano costanti, dicotomiche, derivate o troppo correlate tra loro
- a causa di guasti dei misuratori non presentavano rilevazioni

Queste fasi di screening sono state necessarie per pulire il dataset da analizzare permettendo di ottenere dati significativi a livello statistico. Una volta ottenuto, il dataset di partenza composto da 50 variabili e 340 osservazioni è stato importato su R.

Su R è stata effettuata l'analisi di regressione cercando di costruire un modello, impostando come variabile dipendente (Y) il consumo di energia elettrica e come regressori le variabili di produzione estratte.

Il metodo scelto per identificare le variabili più significative è quello della Stepwise Regression¹. Questo algoritmo automatico procede aggiungendo o sottraendo variabili in base al guadagno o perdita di significatività del modello. Tale stima viene fatta mediante il criterio informativo Akaike (AIC)². Successivamente alla stepwise, si è ridotto ulteriormente il modello,

¹ <http://www.sthda.com/english/articles/37-model-selection-essentials-in-r/154-stepwise-regression-essentials-in-r/>

² https://it.wikipedia.org/wiki/Test_di_verifica_delle_informazioni_di_Akaike

Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie e Robert Tibshirani « An Introduction to Statistical Learning with Applications in R » Springer, 7a edizione stampa 2017

mediante l'algoritmo di Backward elimination. Sono state eliminate gerarchicamente le variabili con valori di t-test o p-value test tali da non soddisfare l'ipotesi nulla sulla significatività ($H_0: p\text{-value} < 0,05$ o $|t| > 2$), andando a modificare leggermente i coefficienti di determinazione R^2 e R_{adj}^2 . Tale scelta è risultato di un compromesso, infatti l'eliminazione di tali variabili portava alla perdita di pochi punti decimali a livello di coefficienti di determinazione, ma permetteva la diminuzione del numero di variabili rilevanti di 4-5 unità, dando vita ad un modello corretto statisticamente, con buoni valori di R^2 e R_{adj}^2 e con un numero di variabili rilevanti inferiore.

Dopo aver costruito il modello, la fase successiva è stata quella di validazione delle assunzioni di tale modello. Le assunzioni alla base di un modello di regressione lineare multipla sono:

- esistenza di relazione lineare tra la variabile dipendente e le variabili indipendenti
- variabili non sono troppo correlate tra loro
- osservazioni Y_i sono selezionate in modo indipendente e casuale dalla popolazione
- i residui devono essere normalmente distribuiti con una media di 0 e varianza σ

Tali assunzioni sono state verificate in maniera grafica, confrontando le curve di distribuzione ideale dei residui rispetto alla distribuzione dei residui del modello. È stata effettuata anche l'analisi di multicollinearità³, tramite il calcolo del VIF (Variance Influence Factor), al fine di verificare di non essere in contrapposizione con il principio "*Ceteris Paribus*" alla base della definizione dei coefficienti parziali di regressione. Successivamente è stata eseguita l'analisi degli outlier, ovvero valori anomali che possono rendere "sporco" il modello creato e quindi essere responsabili della non perfetta aderenza dei residui alle curve ideali. Gli outlier sono stati individuati tramite il calcolo della Distanza di Cook⁴, poi è stata valutata l'ipotesi dell'eliminazione sulla base della loro natura. È stato deciso di eliminarli se essi erano riconducibili a fermi macchina, transitori post fermo macchina o assenza di valori a causa della rottura dei misuratori. L'ipotesi ha trovato conferma e sono stati eliminati per poi proseguire a ricalcolare l'equazione di regressione lineare multipla con un dataset più pulito, ottenendo così un modello migliore statisticamente.

³ <http://www.insular.it/tag/multicollinearita/>

⁴ <https://cran.r-project.org/doc/contrib/Ricci-regression-it.pdf>

Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie e Robert Tibshirani « An Introduction to Statistical Learning with Applications in R » Springer, 7a edizione stampa 2017

Dopo aver validato quest'ultimo, è stata determinata l'accuratezza nell'effettuare previsioni. Per fare questo sono stati attuati algoritmi di cross validation, ovvero una metodologia attraverso la quale si ripartisce il dataset in training set e test set, provando a prevedere i dati del test set tramite il modello allenato sul training set per poi calcolare l'errore di previsione commesso dal modello. Sono state effettuate sia cross validation qualitativa che quantitativa.

La cross validation qualitativa verrà effettuata in maniera grafica. Per la cross validation quantitativa verranno calcolate le metriche statistiche per quantificare la qualità complessiva dei modelli di regressione, ovvero R2, RMSE e MAE⁵.

La cross validation è stata effettuata mediante due algoritmi, il primo algoritmo ha previsto la partizione "Paretiana" casuale del dataset, allocando l'80% dei dati predisponendoli per il training set e il restante 20% sarà il test set. Dato che questa metodologia non era robusta, i risultati ottenuti sono stati validati dal secondo algoritmo, il *k-fold*⁶. Con tale algoritmo è stato diviso il dataset in k sottoinsiemi, è stato scelto sottoinsieme k di test e, dopo aver allenato il modello sui restanti k-1 sottoinsiemi, sono stati previsti i valori del test set. Questo è stato ripetuto iterativamente k volte, per permettere di ottenere risultati più robusti.

2.1 Sofidel France Froaurd – Risultati ottenuti

Vengono illustrati di seguito i risultati ottenuti nel primo caso studio, attraverso alcune prove di validazione e l'applicazione dello strumento creato. Ecco di seguito in fig.1, il modello e le stime dei suoi coefficienti:

```

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-23215.4  -3096.5   -196.9   3675.0  16568.2

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -5.290e+04  2.628e+04  -2.013  0.044946 *
Velocita_PM1  9.343e+01  5.006e+00  18.664 < 2e-16 ***
CRESPATURA1  -1.669e+03  5.862e+02  -2.847  0.004695 **
RAFFINATURA_FL2_1
^CB_%_1      5.744e+02  5.967e+01  9.627 < 2e-16 ***
RUSHDRAG1    1.786e+02  5.032e+01  3.550  0.000443 ***
TEMPERATURA_CAPPA_UMIDA1
TEMPERATURA_CAPPA_SECCA1
Velocita_PM2  1.149e+02  5.493e+00  20.924 < 2e-16 ***
GRAMMATURA2  2.905e+03  3.959e+02  7.338  1.80e-12 ***
RAFFINATURA_FL2_2
MODIFICIANTE2
RUSHDRAG2    1.771e+02  2.361e+01  7.500  6.36e-13 ***
TEMPERATURA_CAPPA_UMIDA2
VUOTO_PRESSA_ASPIRATA_1_2
ANTISCHIUMA2  2.333e+02  5.923e+01  3.939  0.000100 ***
CONDUTTIVITÀ2  2.884e+00  7.362e-01  3.917  0.000110 ***
pH2          -5.445e+03  1.919e+03  -2.837  0.004840 **
TEMPERATURA_PIT2
VUOTO_PRESSA_ASPIRATA_2_2
^%_CB_PROPORTION_KC_MAP2
NUM_VELI2    7.580e+03  1.458e+03  5.198  3.61e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5736 on 320 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.914, Adjusted R-squared:  0.908
F-statistic: 161.9 on 21 and 320 DF, p-value: < 2.2e-16

```

Figura 1- modello di regressione lineare

⁵ <https://www.datatechnotes.com/2019/02/regression-model-accuracy-mae-mse-rmse.html>

⁶ <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/05/improve-model-performance-cross-validation-in-python-r/>

Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie e Robert Tibshirani « An Introduction to Statistical Learning with Applications in R » Springer, 7a edizione stampa 2017

Il modello in Fig.1, con 21 variabili rilevanti ha mostrato valori di R^2 e R_{adj}^2 ottimi.

I residui sono distribuiti in maniera casuale rispetto alla linea orizzontale che rappresenta un errore residuo pari a 0, seguono l'andamento ideale della distribuzione gaussiana come si nota in Fig. 2a e Fig.2b.

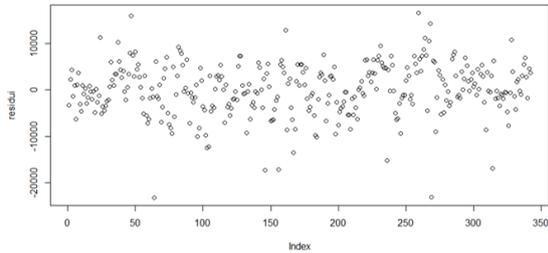


Figura 2a - Distribuzione residui

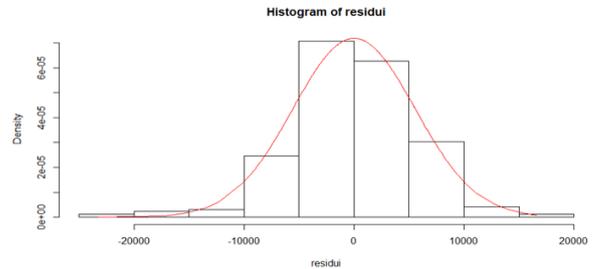


Figura 2b - Distribuzione Gaussiana vs distribuzione residui modello

Successivamente è stata effettuata l'analisi tramite il QQplot, nel quale i residui standardizzati sono stati plottati contro i rispettivi percentili di una distribuzione normale standardizzata.

Se la distribuzione dei dati è effettivamente normale, le due grandezze dovrebbero essere largamente coincidenti, come si evince in Fig.3.

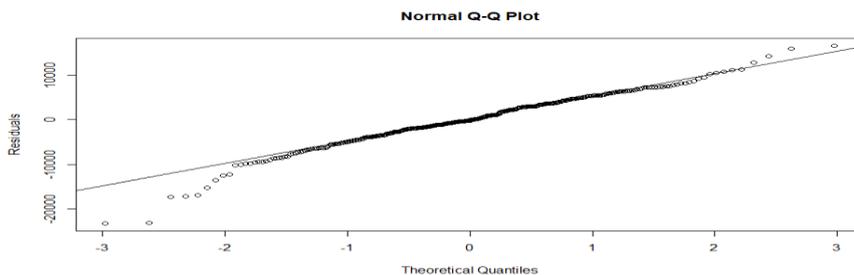


Figura 3 - distribuzione teorica residui vs distribuzione reale residui

in fig.4, si ha la rappresentazione grafica della cross validation qualitativa, le curve sono:

- L'andamento reale dei valori della variabile Y all'interno del test set (in rosso)
- La previsione di Y fatta dal modello, allenato sul training set e testato sul test set (in blu)

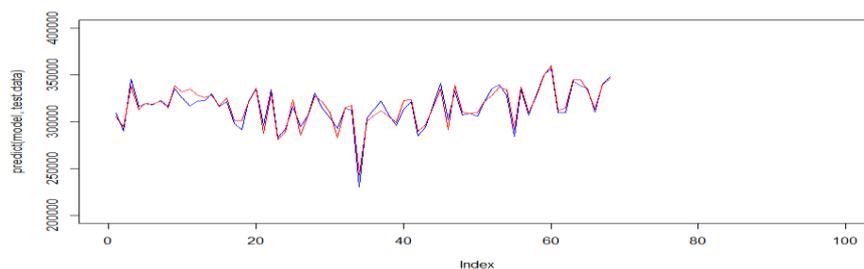


Figura 4 - Cross Validation qualitativa

Per quanto riguarda le metriche prestazionali, è stato ottenuto MAE = 4302,52 kWh, che rapportato al valore medio di Y dà un rateo di errore di previsione = 1,3%.

Adesso vediamo come il modello creato e validato, modificando il sistema di valutazione energetica aziendale, riesca a dimostrare il miglioramento continuo.

In tabella 1, si ha una rappresentazione sintetica delle riduzioni dei consumi energetici registrate dall'azienda con il suo sistema di valutazione dei risparmi energetici.

Il KPI totale è composto dalla sommatoria dei KPI relativamente a energia elettrica, gas naturale e biomasse. KPI calcolati come consumi in kWh rapportati alla produzione netta (t).

		Sofidel Nancy Frouard – Consumi cartiera					
		2015	2016	2017	2018	2019	2020
BASELINE	Energia Elettrica	(kWh/t)	985	985	985	985	985
	Gas naturale	(kWh/t)	1491	1491	1491	1491	1491
	Biomasse	(kWh/t)	576	576	576	576	576
	KPI Baseline	(kWh/t)	3052	3052	3052	3052	3052
TARGET		(%)					-5,0%
PERFORMANCE REALI	Produzione netta	(t)	115.074	116.336	117.423	115.745	111.548
	Energia Elettrica	(kWh/t)	985	965	962	928	938
	Gas naturale	(kWh/t)	1491	1400	1379	1427	1.455
	Biomasse	(kWh/t)	576	593	624	602	596
	KPI Effettivo	(kWh/t)	3052	2958	2965	2957	2990
	RIDUZIONE OTTENUTA	(%)		-3,1%	-2,9%	-3,1%	-2,0%

Tabella 1- Situazione cartiera Sofidel Frouard

È possibile osservare che nel 2019 è stata ottenuta una riduzione dei consumi energetici pari al 2%, calcolata come:

$$Riduzione Ottenuta = \frac{KPI_{Baseline} - KPI_{Eff}}{KPI_{Baseline}} \quad [\%]$$

Utilizzando il modello creato, si aggiornano i valori di baseline precedentemente fissati con nuovi valori di baseline normalizzate che saranno calcolati mediante il modello. La nuova baseline normalizzata del 2015 sarà calcolata come:

$$\frac{EE_{2015 \text{ da modello}}}{2015 \text{ production}} = \frac{113.347.000 \text{ kWh}}{111.5074t} = 985 \text{ kWh/t}$$

Il valore EE_2015 da modello è ottenuto sostituendo i valori delle variabili rilevanti nel 2015 all'interno dell'equazione del modello di regressione lineare multipla creato.

Per il 2015, la baseline precedente e la nuova baseline coincidono, questo proprio in virtù del fatto che il modello è stato creato sul 2015. Se ripetiamo lo stesso calcolo per gli anni successivi però, risulta evidente come ci siano delle differenze. Utilizzando l'equazione del modello per

stimare i consumi energetici degli anni successivi stimiamo i consumi di energia elettrica che si sarebbero ottenuti nei rispettivi anni se non fossero stati effettuati interventi di efficientamento energetico.

In tabella 2, vengono riepilogati e confrontati le baseline e i consumi energetici rispetto a baseline e consumi energetici normalizzati tramite il modello.

Cartiera	Anno	2015	2016	2017	2018	2019
Produzione netta	(t)	115.074	116.336	117.423	115.745	111.548
Consumo reale di Energia Elettrica	(kWh)	113.347.890	112.301.847	112.928.793	107.400.572	104.666.775
Consumo calcolato tramite equazione del modello	(kWh _{Norm})	113.347.000	119.125.556	117.615.515	116.898.707	113.242.067
Differenza	(kWh)	890	-6.823.709	-4.686.722	-9.498.135	-8.575.292
Baseline precedenti	(kWh/t)	985	985	985	985	985
Baseline Normalizzata	(kWh/t)	985	1024	1002	1010	1015
Differenza Baseline	(kWh/t)	0	-39	-17	-25	-30

Tabella 2 - Confronto consumi reali vs Consumi stimati da modello

Eliminando poi dal report i consumi energetici delle biomasse, essendo una fonte di energia rinnovabile, limitandosi alla sola analisi dei consumi energetici da combustibili fossili, ovvero energia elettrica e gas naturale, introducendo lo strumento creato per il calcolo delle nuove baseline normalizzate, si ottengono i risultati in tabella 3.

		Sofidel Nancy Frouard – Consumi Cartiera					
		2015	2016	2017	2018	2019	2020
BASELINE (Norm)	Energia Elettrica	(kWh/t)	985	1024	1002	1010	1015
	Gas naturale	(kWh/t)	1491	1491	1491	1491	1491
	KPI Baseline Normalizzati	(kWh/t)	2476	2515	2493	2501	2506
TARGET		(%)					-5,0%
PERFORMANCE REALI	Produzione netta	(t)	115.074	116.336	117.423	115.745	111.548
	Energia Elettrica	(kWh/t)	985	965	962	928	938
	Gas naturale	(kWh/t)	1491	1400	1379	1427	1.455
	KPI Effettivo	(kWh/t)	2476	2365	2341	2355	2394
	RIDUZIONE OTTENUTA	(%)		-6,0%	-6,1%	-5,8%	-4,5%

Tabella 3 - Confronto con baseline normalizzate

Si nota come il miglioramento effettivo delle prestazioni energetiche risulta pari a -4,5%, molto vicino al 5% target. Tale obiettivo target della riduzione dei consumi energetici è stato fissato nel 2015 rispetto al 2020. L'analisi e l'applicazione dello strumento a livello quantitativo è stata eseguita fino al 2019 poiché è l'ultimo anno di cui potevamo reperire i dati a consuntivo dei consumi validati dal sistema reportistico aziendale. I calcoli sono stati effettuati anche per

i mesi disponibili del 2020 e sono in continuo aggiornamento. Per far capire la bontà dello strumento è stata eseguita una stima qualitativa dei risparmi energetici che si otterranno nel 2020. Per effettuare questa stima qualitativa abbiamo utilizzato un comando di programmazione in R (“`predict()`”) che permettesse di definire un intervallo di previsione⁷ al 95% circa la predizione dei consumi energetici.

Stimata l’entità dell’intervallo di previsione per ogni osservazione futura, è stato creato un grafico nella quale venissero confrontate più curve, riassunte nella seguente legenda:

- Consumo specifico Modello [kWh/t]
- Soglia superiore Consumo specifico modello [kWh/t]
- Soglia inferiore Consumo specifico modello [kWh/t]
- Consumo specifico reale da EMS [kWh/t]
- Delta [kWh/t]

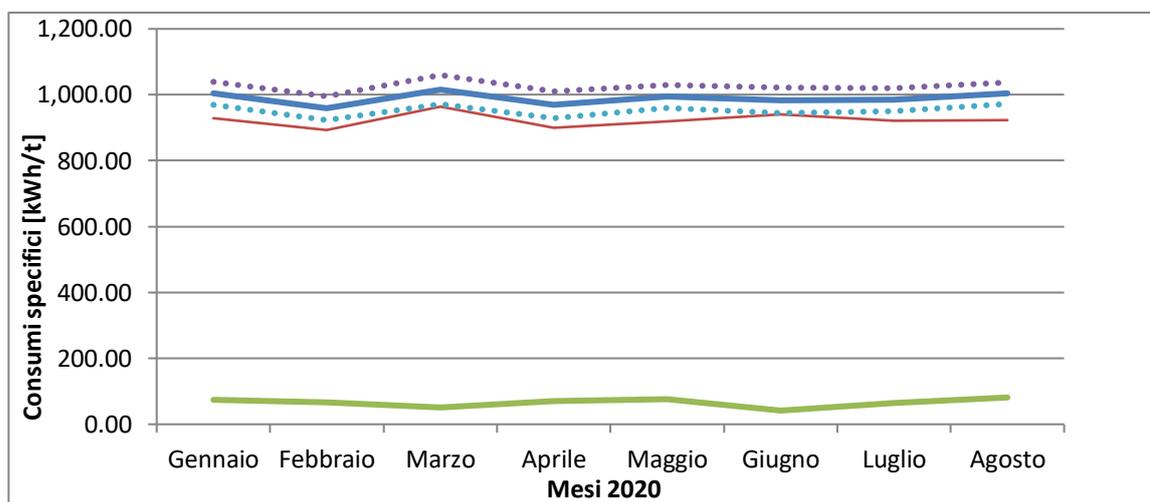


Figura 3 Consumi reali vs Consumi modello

Analizzando il grafico della figura 5 risulta evidente come le due curve dei consumi specifici non si intersecano mai, nemmeno utilizzando le soglie superiori e inferiori. Questa prova qualitativa ci porta a essere ragionevolmente certi che l’entità dei due consumi energetici sono diverse, e danno buon auspicio affinché i dati del 2020 dei consumi energetici manifestino una riduzione del 5% rispetto ai dati del 2015. Il valore del delta medio è di 60 kWh/t, se tale valore venisse ripetuto per gli ultimi mesi del 2020, si otterrebbe la riduzione del 5% desiderata.

⁷ Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie e Robert Tibshirani « An Introduction to Statistical Learning with Applications in R » Springer, 7a edizione stampa 2017

Un intervallo di previsione indica dove è lecito aspettarsi di vedere il prossimo punto dei dati campionati, fornisce una zona di distribuzione entro cui si è certi al 95% di trovare il punto.

1.3 Soffass Valdottavo

La stessa metodologia progettata è stata applicata anche per lo stabilimento di Soffass Valdottavo. Tale applicazione, eseguita mediante gli stessi step presenta qualche piccola differenza intrinseca all'analisi statistica. È stata effettuata con lo scopo di validare la bontà, l'applicabilità e la replicabilità della metodologia progettata. Come per il primo caso studio, l'applicazione della metodologia ha permesso di costruire un modello statisticamente valido, e tramite la sua applicazione si è modificato il sistema di valutazione aziendale, rendendolo conforme ai requisiti della ISO 50001:2018, e quindi permettendo di dimostrare, in sede di audit dell'ente di certificazione, il lieve miglioramento delle performance aziendali al contrario del peggioramento che si evidenziava nell'analisi dell'indicatore non normalizzato.

2. Conclusioni

Tramite la progettazione e la realizzazione di questo strumento è stato possibile modificare il sistema reportistico aziendale, rendendolo coerente ai requisiti della norma ISO 50001:2018 e in grado di dimostrare il miglioramento continuo delle performance energetiche.

La metodologia progettata utilizza l'analisi di normalizzazione delle variabili di produzione mediante un approccio statistico di regressione lineare multipla per creare e validare un modello in grado di predire i consumi energetici aziendali. Come è stato spiegato precedentemente, lo strumento ottenuto applicando la metodologia progettata ad hoc permette di modificare il sistema di valutazione aziendale. Tale strumento è stato valutato positivamente dall'ente certificatore SGS Italia, il quale lo ha ritenuto adatto per adempiere ai requisiti richiesti dalla norma.

Essenziale ai fini della buona riuscita nella creazione del modello statisticamente valido è che gli stabilimenti siano dotati di sistemi informativi, come ad esempio RollData e Historian, da cui poter estrarre dati che siano precisi e puntuali. Altro requisito fondamentale per poter applicare tale strumento in maniera corretta è eseguire una corretta progettazione dello strumento. In particolare, è necessario scegliere, ragionando sui fattori statici, quale periodo temporale sarà appropriato come periodo di riferimento per la creazione del modello.

Questo strumento può essere in futuro applicato in tutti gli altri stabilimenti al fine di renderli conformi ai requisiti della ISO 50001:2018, sia per verificare l'effettivo saving ottenuto, sia in ottica previsionale, poiché può consentire di stimare i consumi energetici futuri in funzione della programmazione della produzione conoscendo i valori standard delle variabili di produzione di tali codici carta.