

# Esercizio obbligatorio sulla FFT

B. Tomelleri (\*)

26 aprile 2020

**Riassunto:** — Si è studiato il comportamento di un diodo in silicio PN, ricostruendone sperimentalmente la curva caratteristica  $V - I$ , al fine di mettere in risalto la sua componente resistiva. A questo scopo è stata esplorata un'ampia zona della curva, in particolar modo per alti valori di  $I$ , dove questa caratteristica è maggiormente apprezzabile. Proponiamo dunque un'estensione della legge di Shockley, tramite l'aggiunta di un termine resistivo, in grado di descrivere l'elemento -ohmico- della giunzione. La nuova curva caratteristica prevede un andamento sempre più lineare di  $I$  al crescere di  $V$  e questo risulta in accordo con l'andamento dei dati sperimentali.

PACS 01.40.-d – Education.

PACS 01.50.Pa – Laboratory experiments and apparatus.

## 1 INTRODUZIONE

### 1.1 Cenni Teorici

## 2 METODO E APPARATO SPERIMENTALE

Onde evitare sostanziali aumenti di temperatura dei componenti, oltre ad eventuali danni a questi stessi, si imprinono correnti impulsive sul circuito. La durata degli impulsi è inferiore ai 200  $\mu\text{s}$ , che corrisponde ad un'energia impressa inferiore a 1 mJ (dunque ad un aumento della temperatura del semiconduttore inferiore a 0.5 K).

### 2.1 Apparato

L'apparato sperimentale è costituito da un circuito, realizzato su basetta sperimentale (*breadboard*), il cui scopo è generare le correnti impulsive appena descritte attraverso il diodo  $D1$  e la resistenza  $R1$ . La misura della differenza di potenziale agli estremi della  $R1$  permette di stimare la corrente che circola sul diodo. Per poter esplorare una larga banda di correnti di lavoro si è variata opportunamente la resistenza in serie al diodo, scegliendo tra le seguenti:

$R1$ nom. [ $\Omega$ ]	$R1$ mis. [ $\Omega$ ]
$0.22 \pm 3\%$	$0.226 \pm 0.008$
$2.2 \pm 5\%$	$2.212 \pm 0.008$
$22 \pm 5\%$	$21.86 \pm 0.010$
$220 \pm 5\%$	$216.22 \pm 0.07$
$2.2 \text{ k} \pm 5\%$	$2202.1 \pm 0.4$
$22 \text{ k} \pm 5\%$	$(21.7 \pm 0.3)10^3$
$0.22 \text{ M} \pm 5\%$	$(217 \pm 3)10^3$

Tabella 1: I valori delle resistenze poste in serie al diodo, riportate in valore nominale e misurate con multimetro digitale.

\*Dipartimento di Fisica E. Fermi, Università di Pisa - Pisa, Italy.

Per una descrizione del metodo di misurazione delle resistenze si rimanda all'[Appendice A: Filtraggio Dati](#). D'altra parte, per fornire una tensione regolabile e sufficientemente stabile durante un impulso, nel circuito si impiega il condensatore C1, la cui tensione, carica e scarica sono controllate dalla maglia destra del circuito. Nel circuito si distingue inoltre la maglia che si occupa di collegare, sotto istruzione di un microcontrollore, il condensatore alla serie R1 – D1 attraverso un MOS-FET.

Il circuito è alimentato da 2 tensioni continue, fornite da un alimentatore stabilizzato switching e da un Buck Boost Converter. Un segnale fornito su T2 provoca la carica del condensatore mentre su T3 la sua scarica. Un segnale (invertito) su T1 innesca l'impulso di corrente sul diodo.

La tensione di C1 è misurata attraverso un partitore di tensione collegato ad OUT3 ed alla scheda di controllo, mentre la d.d.p. tra i punti OUT1 e OUT2 è misurata direttamente.

Come MCU per la gestione dell'apparato si è scelta la scheda Teensy 3.2[?]. Questa si occupa del controllo dei segnali e delle letture analogiche. In particolare Teensy permette la lettura analogica sincronizzata differenziale veloce, essendo dotato di due ADC, entrambi con una risoluzione reale di 12 bit. La lettura differenziale è fondamentale per acquisire coppie di dati per le tensioni ai capi del diodo e della resistenza.

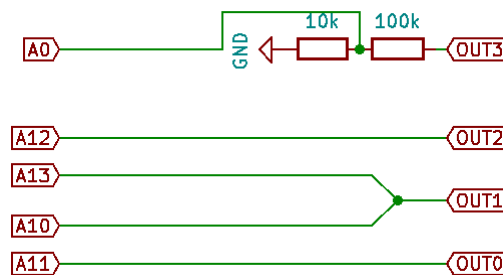


Figura 1: Schema circuitale del sistema di lettura (verso Teensy)

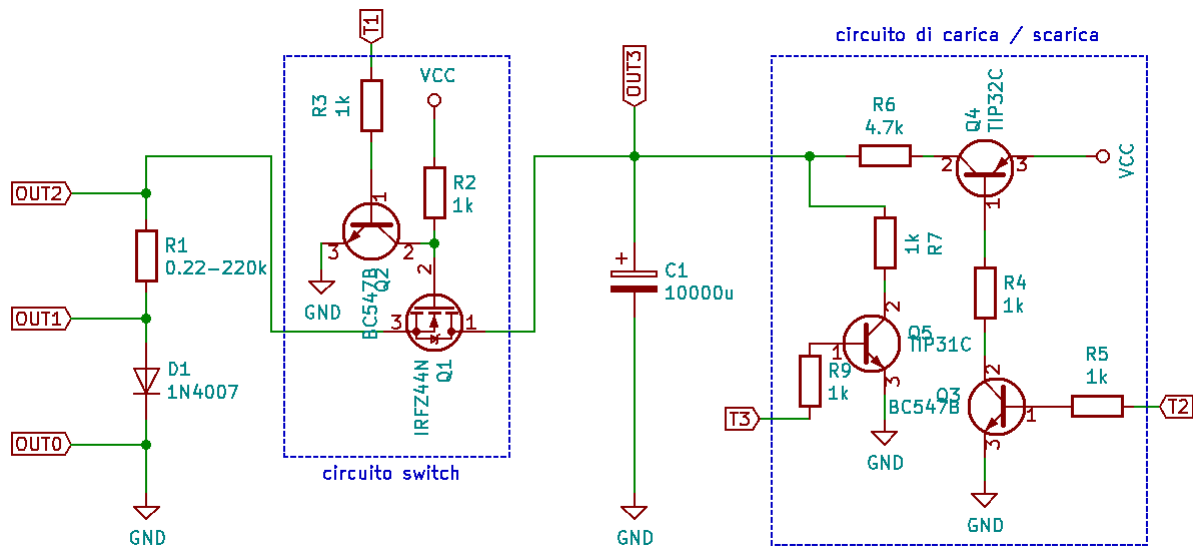


Figura 2: Circuito globale per la gestione del diodo

## 2.2 Calibrazione

La calibrazione dei canali ADC0 e ADC1 è stata effettuata basandosi sulle letture differenziali, rispettivamente fra i pin A10 e A11; fra A12 e A13. E' stata calibrata la lettura di ciascuna delle due coppie separatamente.

I pin volti alla lettura della tensione maggiore sono stati collegati al centrale di un potenziometro, a sua volta collegato ad un generatore di potenziale con tensione in ingresso pari a 3.3V. Gli altri due pin

sono stati invece collegati a massa.

Variando la resistenza e, conseguentemente, la differenza di potenziale in ingresso, è stato possibile calcolare media, deviazione standard campione e deviazione standard dalla media relative a ciascuna tensione per un gruppo di 10000 misure effettuate con Teensy (si veda il [relativo sketch](#)). Il centrale del potenziometro e la massa sono state, inoltre, collegate ad un multimetro digitale, in modo da poter associare la tensione misurata in Volt alla corrispondente lettura digitalizzata dal MCU. Abbiamo assunto come incertezze sulle misure i valori dichiarati nelle specifiche del multimetro, mentre come errori sulle letture digitali abbiamo preso le deviazioni standard dalla media.

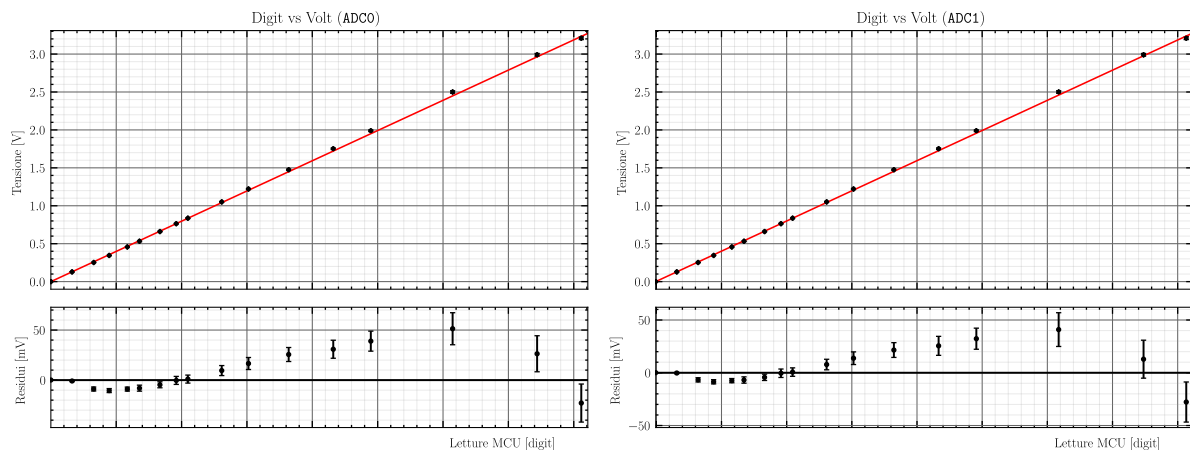
Dopodiché le misure relative a ciascuna coppia di boccole sono state poste all'interno di un grafico con i dati raccolti da Teensy sulle ascisse e i valori misurati col multimetro sulle ordinate. Dunque si è effettuato un fit lineare attraverso la legge:

$$y(x; m, q) = mx + q \quad (1)$$

lasciando liberi entrambi i parametri  $m$  e  $q$ . Riportiamo sotto le miglior stime dei parametri determinati dai fit relativi ad ADC0 ed ADC1 e le rispettive covarianze:

$$\begin{aligned} &\text{ADC0} \\ m_0 &= 0.7968 \pm 0.0033 \text{ mV/digit} \\ q_0 &= -0.18 \pm 0.34 \text{ mV} \\ \text{Corr}(m_0, q_0) &= -0.15 \\ \chi^2/\text{ndof} &= 145/15 \\ \text{abs\_sigma} &= \text{False} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\text{ADC1} \\ m_1 &= 0.7954 \pm 0.0026 \text{ mV/digit} \\ q_1 &= 3.84 \pm 0.26 \text{ mV} \\ \text{Corr}(m_1, q_1) &= -0.09 \\ \chi^2/\text{ndof} &= 96/15 \\ \text{abs\_sigma} &= \text{False} \end{aligned}$$



I coefficienti così ricavati ci permetteranno di fornire una buona stima dei valori centrali relativi alla misura in Volt delle letture analogiche (digit). Il  $\chi^2$  risulta essere sovrastimato in quanto il MCU non ci fornisce una risposta perfettamente lineare ai segnali in ingresso. Dalle specifiche di Teensy 3.2, sappiamo che lo scostamento dall'andamento lineare può essere quantificato col 7% della lettura in digit.

Per maggiori informazioni riguardo alle stime delle incertezze nelle conversioni si rimanda direttamente al [relativo script](#).

### 2.3 Acquisizione dati

Per ciascun valore scelto della resistenza  $R1$  si è acquisita una presa dati automatizzata tramite una [routine](#) programmata in Teensy: il condensatore viene caricato ad una tensione prefissata; quando il MCU misura questo valore prestabilito, invia il segnale su  $T1$  che avvia l'acquisizione sincronizzata e si attende un tempo  $50 \mu\text{s}$  per permettere al MOS-FET di entrare in conduzione ( $R2$  è stata scelta di  $1\text{k}\Omega$ , dunque c'è un apprezzabile ritardo tra segnale e impulso) e di scartare eventuali segnali spuri. A questo

punto si inizia a memorizzare una serie da 100 coppie di letture -sincronizzate- (a meno di sfasamenti nell'ordine delle centinaia di nanosecondi), si ferma l'impulso e si trasmettono i dati al computer. Se la tensione al punto OUT2 ha raggiunto valori maggiori di 3.3V l'acquisizione si ferma per non danneggiare Teensy, altrimenti si ricomincia caricando il condensatore ad una tensione più alta.

### 3 ANALISI DATI E RISULTATI

Per poter condurre un'analisi sui dati raccolti è stato innanzitutto necessario convertire le letture digitalizzate nelle corrispondenti grandezze fisiche, le coppie tensione-corrente relative al diodo. Inizialmente si sono convertite le acquisizioni e le incertezze associate in d.d.p. tramite i fattori di conversione per entrambi gli ADC, determinati come descritto nel paragrafo 2.2. Dunque, dalla caduta di tensione ai capi della resistenza  $R1$  possiamo determinare la corrente di lavoro del diodo grazie alla legge di Ohm. Si è quindi effettuato un filtraggio volto all'eliminazione degli outliers e dei punti meno significativi, assumendoli quali variabili indipendenti e di natura gaussiana. Per una discussione dettagliata si rimanda all'[Appendice A: Filtraggio Dati](#). E' opportuno sottolineare che, all'interno della stessa appendice,  $\sigma_x^2$  rappresenta la varianza delle letture e non le incertezze ad esse associate.

Risulta evidente, osservando i punti campionati con la resistenza da  $R1 = 220 \text{ k}\Omega$ , la presenza di un rumore di natura non statistica molto maggiore delle incertezze sulle misure. Questo si deve probabilmente all'influenza del circuito di lettura stesso sulle piccole correnti in gioco, che avevamo supposto trascurabile nel nostro modello. Non potendo dunque attribuire degli errori significativi per questa presa dati, essa non è stata considerata nella procedura di fit eseguita successivamente, in quanto i relativi punti avrebbero avuto un peso sovrastimato in confronto agli altri, introducendo così un bias nei risultati finali.

Si riportano i valori ottimali dei parametri stimati dal fit e le relative covarianze:

$R_{\text{diodo}} = 46.112 \pm 0.007 \text{ m}\Omega$	$\sigma_{I_0, \eta V_T} = 0.97$
$\eta V_T = 47.579 \pm 0.003 \text{ mV}$	$\sigma_{I_0, R_d} = -0.62$
$I_0 = 4.518 \pm 0.004 \text{ nA}$	$\sigma_{I_0, \text{ofst}} = -0.49$
$\text{offset} = -2.204 \pm 0.007 \text{ }\mu\text{A}$	$\sigma_{\eta V_T, R_d} = -0.70$
$\chi^2/\text{ndof} = 72207/251066$	$\sigma_{\eta V_T, \text{ofst}} = -0.43$
$\text{abs\_sigma} = \text{False}$	$\sigma_{R_d, \text{ofst}} = 0.22$

Infine si mostrano i dati acquisiti con sovrapposta la funzione di best-fit nei grafici [4](#), in scala lineare, e [5](#) in scala semilogaritmica.

Per gli script si rimanda alla [cartella](#), dove `run.py` esegue la corretta sequenza e `config.py` definisce i parametri fondamentali.

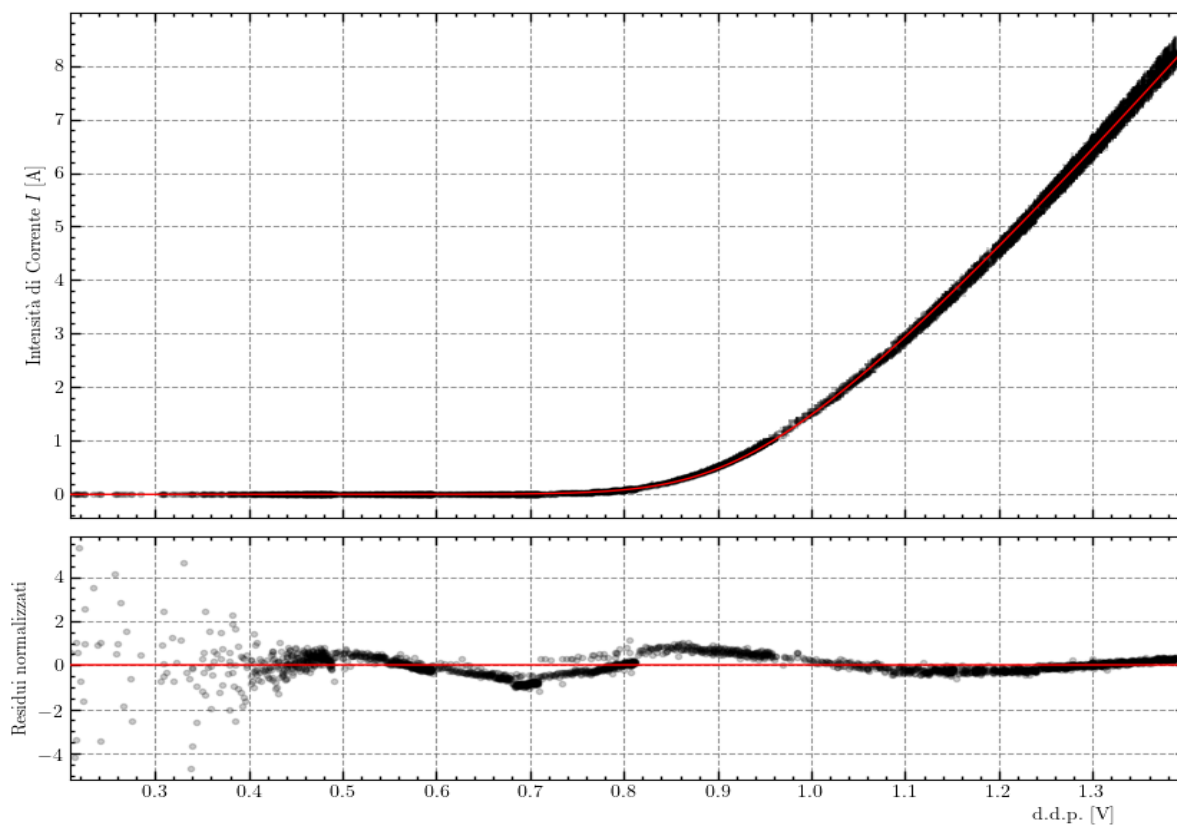
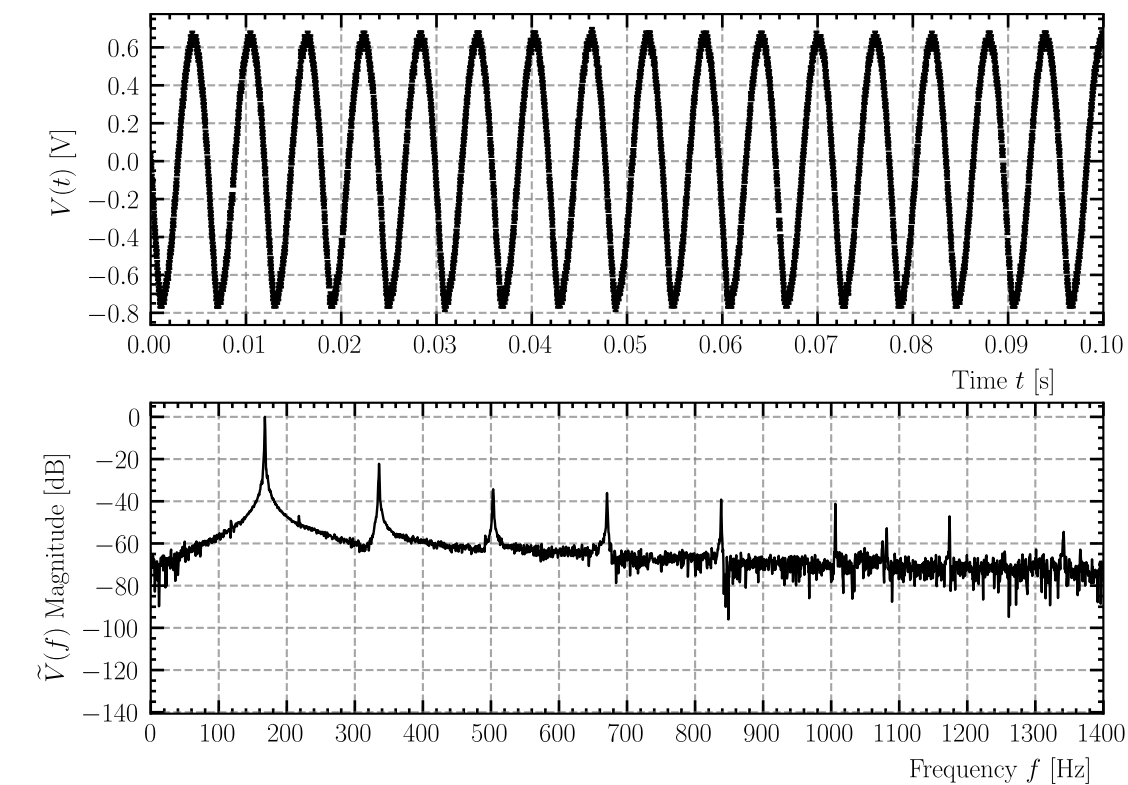


Figura 4: Dati acquisiti e funzione di best-fit (??). E' stato rappresentato un punto ogni 100 per comodità di visualizzazione.

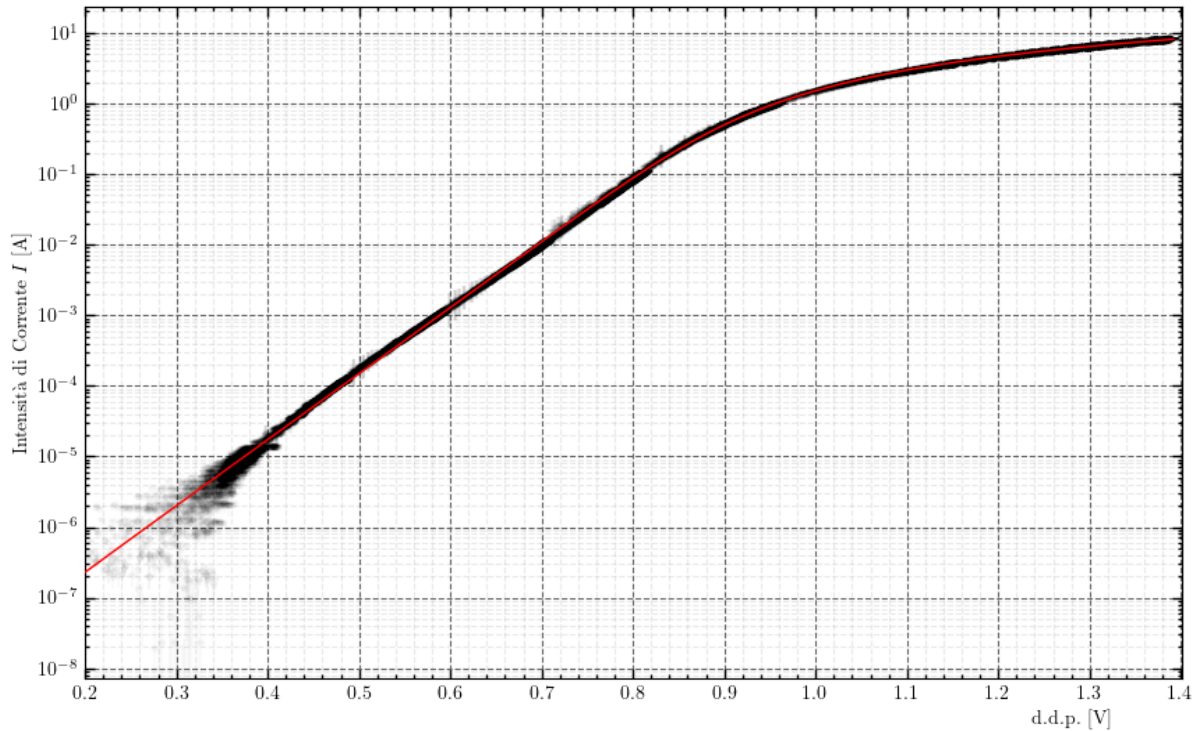


Figura 5: Dati acquisiti e funzione di best fit (??) in scala semilogaritmica. A scopo illustrativo sono stati rappresentati anche i dati della serie 220k $\Omega$ . E' stato disegnato un punto ogni 10 per comodità di visualizzazione.

#### 4 CONCLUSIONI

#### 5 APPENDICE A: FILTRAGGIO DATI

##### 5.1 Introduzione

All'interno dell'acquisizione è stata raccolta un'ingente quantità di dati, suddivisibili in base alla resistenza scelta e dunque facenti riferimento a zone differenti della curva. A seguito della calibrazione, ci si è quindi posto il problema di effettuare l'eliminazione degli outliers in modo indipendente dalla scelta del modello per il fit. Le serie effettuate variando la resistenza, inoltre, si sovrappongono in alcune zone del grafico. Dunque è stato necessario eliminare i dati che, non aggiungendo informazioni utili, andavano a "sporcare" il grafico. Il sistema di filtraggio di dati implementato nell'eseguibile si compone di 2 fasi: la prima consiste nell'eliminazione degli outliers, la seconda dei dati non significativi.

##### 5.2 Procedimento

Supponiamo di avere una serie di dati  $(x, y)$  e assumiamo che siano indipendenti tra loro. Quest'ipotesi non è vera in generale, ma è tanto più lecita quanto più la correlazione tra le varianze delle misure su  $x$  e  $y$  è indipendente dai valori assunti dalle  $x$  e  $y$  stesse e quanto più sono numerosi i dati racchiusi entro una deviazione standard lungo  $x$  per ciascun elemento: in questo caso, infatti, la correlazione viene inclusa nella varianza lungo  $y$ . Supponiamo inoltre che siano note a priori le  $\sigma_x^2 := \text{Var}(x)$  e che la loro distribuzione di probabilità sia normale (le distribuzioni delle componenti sono approssimativamente gaussiane per il convertitore di Teensy, perlomeno utilizzando la risoluzione a 12 bit) secondo una matrice di covarianza diagonale nella base  $\{x, y\}$ . In ogni modo, i nostri dati  $x$  e  $y$  risultano indipendenti e approssimativamente normali. Dunque le assunzioni risultano giustificate. Conseguentemente la

densità di probabilità che un punto misurato in  $x$  si trovi a tale ascissa  $x_i$ , si ricava integrando lungo  $y$  a  $x$  fissata:

$$dP = \frac{1}{\sigma_{x_i} \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x-x_i)^2}{\sigma_{x_i}^2}} dx.$$

Dunque, ripetendo più volte la stessa misura, si otterrà la probabilità:

$$P\left(|x - x_i| \leq \frac{\varepsilon}{2}\right) = \varepsilon G_{x_i}.$$

dove

$$G_{x_i} := \frac{1}{\sigma_{x_i} \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x-x_i)^2}{\sigma_{x_i}^2}}.$$

e  $\varepsilon > 0$  e  $\varepsilon \rightarrow 0$ . Scegliendo allora solo quelle misure  $x$  per cui vale  $|x - x_i| \leq \frac{\varepsilon}{2}$ , queste saranno in numero tendente a:

$$N_i := N_{\text{tot}} \frac{G_{x_i}}{\sum_j G_{x_j}} = N_{\text{tot}} w_i.$$

che definisce implicitamente i pesi  $w_i$  con cui si mediano le distribuzioni di probabilità gaussiane  $G_{x_i}$ . Allora, posto:

$$G_{y_i} := \frac{1}{\sigma_{y_i} \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(\mu_y - y_i)^2}{\sigma_{y_i}^2}}.$$

Per il principio di massima verosimiglianza siamo quindi interessati a massimizzare la quantità:

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{N_i} G_{y_i} = \prod_{i=1}^n G_{y_i}^{N_i}.$$

Per la monotonia del logaritmo il problema equivale a massimizzare:

$$\ln \mathcal{L} = \sum_{i=1}^n \ln G_{y_i}^{N_{\text{tot}} w_i} = \frac{N_{\text{tot}}}{\sum_{j=1}^n G_{x_j}} \sum_{i=1}^n G_{x_i} \ln G_{y_i}.$$

Per cui, a meno di costanti risulta:

$$\ln \mathcal{L} - \text{const.} \propto \sum_{i=1}^n -G_{x_i} \ln \sigma_y - \frac{1}{2} G_{x_i} \left( \frac{y_i - \mu_y}{\sigma_y} \right)^2 \quad (2)$$

Imponendo la condizione di stazionarietà rispetto a  $\mu_y$  si ottiene dunque:

$$\mu_y = \sum_{i=1}^n y_i w_i \quad (3)$$

Una volta sostituito in (2) quanto appena trovato per  $\mu_y$  e imponendo la stessa condizione di stazionarietà rispetto a  $\sigma_y$  si ha:

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_y)^2 w_i \quad (4)$$

Infine è possibile ricavare la varianza di  $\mu_y$  dalla definizione di valore di aspettazione, riconducendola più volte a integrali di gaussiane di altezze e ampiezze diverse:

$$\text{Var}(\mu_y) = \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_y^2 + \left( \frac{y_i}{\sum_{j=1}^n G_{x_j}} \right)^2 \frac{e^{-\frac{(x-x_i)^2}{3\sigma_{x_i}^2}} + \sqrt{3} \left( e^{-\frac{(x-x_i)^2}{\sigma_{x_i}^2}} - \sqrt{2} e^{-3\frac{(x-x_i)^2}{4\sigma_{x_i}^2}} \right)}{2\sqrt{3}\pi\sigma_{x_i}^2} \quad (5)$$

Riassumendo:

Nella (3) prendiamo una media dei campionamenti intorno ad un' ascissa  $x$  in esame, pesata sulla distanza che gli  $x_i$  hanno da questa; intuitivamente lo interpretiamo come se stessimo applicando un *blur a kernel gaussiano* ai punti acquisiti. Effettivamente quello che stiamo facendo non è molto diverso da KDE monovariante, dove però scaliamo secondo il valore delle  $y$ . Lo stesso ragionamento vale per  $\sigma_y^2$ , si ha una stima della varianza dei dati la variare di  $y$ , pesata sulla distanza dai valori studiati. Dunque  $\mu_y \pm \sigma_y$  ci dà una descrizione della distribuzione dei nostri dati.

### 5.3 $Var(\mu_y)$

Mentre  $\sigma_y$  rappresenta la distribuzione dei dati intorno al valor medio  $\mu_y$ ,  $Var(\mu_y)$  ci indica l'incertezza sulla miglior stima di  $y$ . Questo è utile per determinare la convergenza della stima in funzione dei dati acquisiti. Infatti tanto più è elevata la densità dei dati, rispetto alla deviazione standard  $\sigma_x$ , tanto più la stima del valore centrale risulta precisa. Graficamente la banda di confidenza è più ristretta dove si concentrano i dati. Viceversa, la stessa tende ad allargarsi dove i dati sono sparsi, i.e. a distanze paragonabili a  $\sigma_x$ . Numericamente, si vede dalla seconda somma nell'espressione (5) che la stima del valore centrale è statisticamente significativa solo quando si media su un intervallo campionato con almeno qualche punto ogni deviazione  $\sigma_x$ : altrimenti  $\sigma_y \rightarrow 0$  indicando così assenza di dati, mentre  $Var(\mu_y)$  tende a  $+\infty$  come  $\sim e^{x^2}$ , indice della stessa insufficienza di dati al fine di stabilire con precisione significativa il valore di  $\mu_y$ . Nel caso opposto, in cui i dati sono "densi" (in confronto

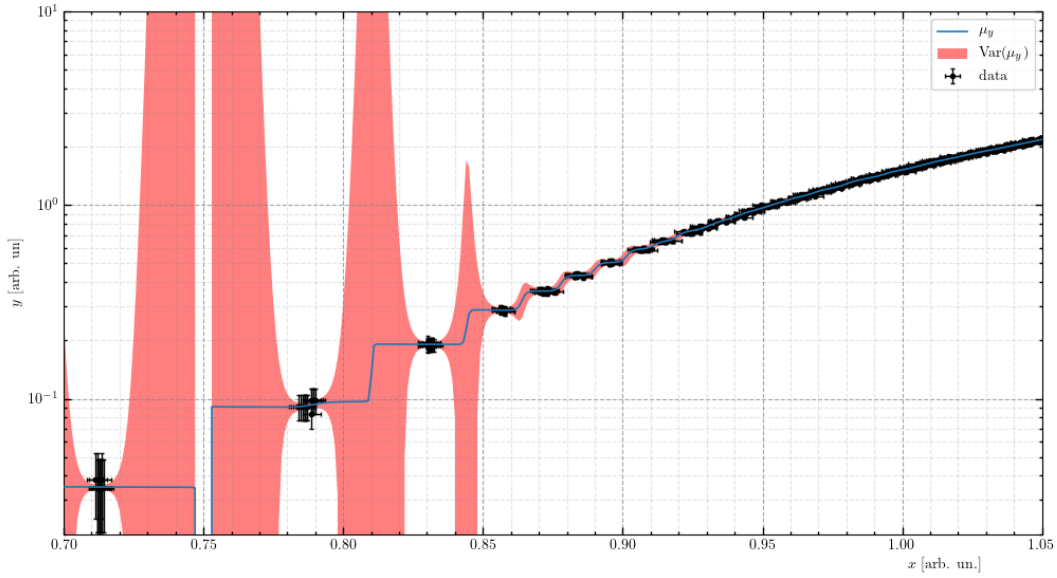


Figura 6: La media  $\mu_y$  è rappresentata dalla linea blu, mentre l'area in rosso indica il valore di  $Var(\mu_y)$  al variare dei dati (in nero) lungo  $x$ .

alle  $\sigma_x$ ) la seconda somma, per quanto computazionalmente intensiva, numericamente sembrerebbe piccola in confronto alla prima: in realtà non lo è, ma soprattutto questa non può essere trascurata, poiché è proprio la quantità che descrive la dipendenza dalla densità stessa e dunque la caratteristica convergenza/divergenza della precisione sulla stima centrale fornita.

### 5.4 Filtro outliers

La parte più semplice nel filtraggio dati consiste nello scartare tutti quei punti che distano da  $\mu_y$  più di una soglia arbitraria  $k$  di deviazioni standard  $\sigma_y$  (nel nostro caso è stato scelto  $k = 2$ , non critico, trovato dopo una serie di prove). A differenza del classico metodo basato sulla distanza dalla curva/modello di best fit, per il nostro criterio essa è ininfluente. Questo risulta particolarmente utile in simili situazioni di verifica del modello in quanto una selezione basata su un preliminare fit risulterebbe influenzata dalla scelta della funzione in questione e eliminerebbe tutti i dati che non risultano compatibili con essa.

### 5.5 Filtro dati non significativi

Supponiamo di avere 2 set di dati fatti con diverse resistenze, il primo ( $A$ ) con una resistenza bassa, il secondo ( $B$ ) con una alta: Il primo set esplorerà la regione ad alta corrente, mentre il secondo la regione di basse correnti. In generale i dati del primo si sovrapporranno anche nelle zone basse esplorate dal secondo, però senza aggiungere sostanziali informazioni rispetto a quanto farebbe il secondo.



Esponiamo dunque il criterio sviluppato per ridurre l'influenza di questi punti meno significativi sulla ricerca dei parametri di best-fit e sulla rappresentazione finale dei dati.

Per capire se in un certo punto i dati di  $A$  sono significativi, calcoliamo la misura di significatività che abbiamo sviluppato in (5):  $\text{Var}(\mu_y)$  di  $A$  e di  $B$ . Perciò se  $\text{Var}(\mu_y)$  di  $A$  è maggiore di  $q\text{Var}(\mu_y)$  di  $B$ , con  $q$  arbitrario (nell'esperienza è stato scelto  $q = 3$ ), questo indica che i dati di  $A$  ci stanno dando "poca" informazione rispetto a quelli di  $B$ . A questo punto è sufficiente controllare tutti i punti scorrendo su tutte le combinazioni di set per eliminare i dati non significativi, che rendono meno immediata l'interpretazione del grafico. Questo è ben visibile in scala logaritmica sulle  $y$ , dove i punti con grandi incertezze o varianze tendono a disperdersi rapidamente. L'algoritmo è computazionalmente intensivo e richiede una corretta gestione della memoria per evitare bolle di allocazione. Dunque è stato implementato in C++ per praticità e richiamato all'interno degli script (per dettagli si rimanda ai sorgenti). Nelle figure di esempio sono mostrati i dati selezionati dall'algoritmo (in nero) ed i dati scartati (in arancio).

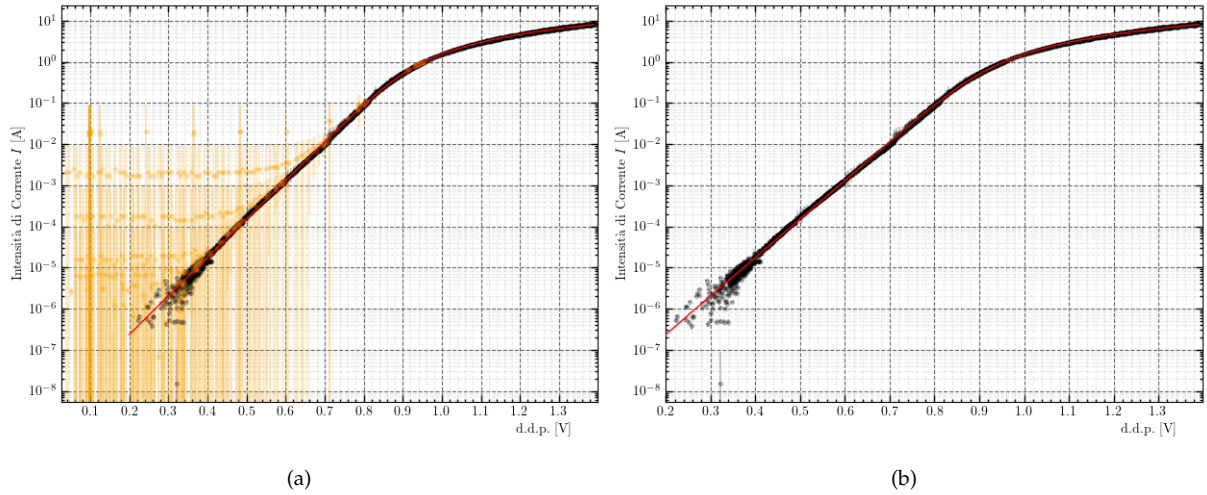


Figura 7: Grafici in scala semilogaritmica prima (7a) e dopo (7b) del filtraggio dati. I dati scartati sono stati evidenziati in arancio. Per praticità è stato rappresentato un centesimo dei dati raccolti

È infine mostrato il confronto dei grafici delle  $\text{Var}(\mu_y)$  tra due set successivi.

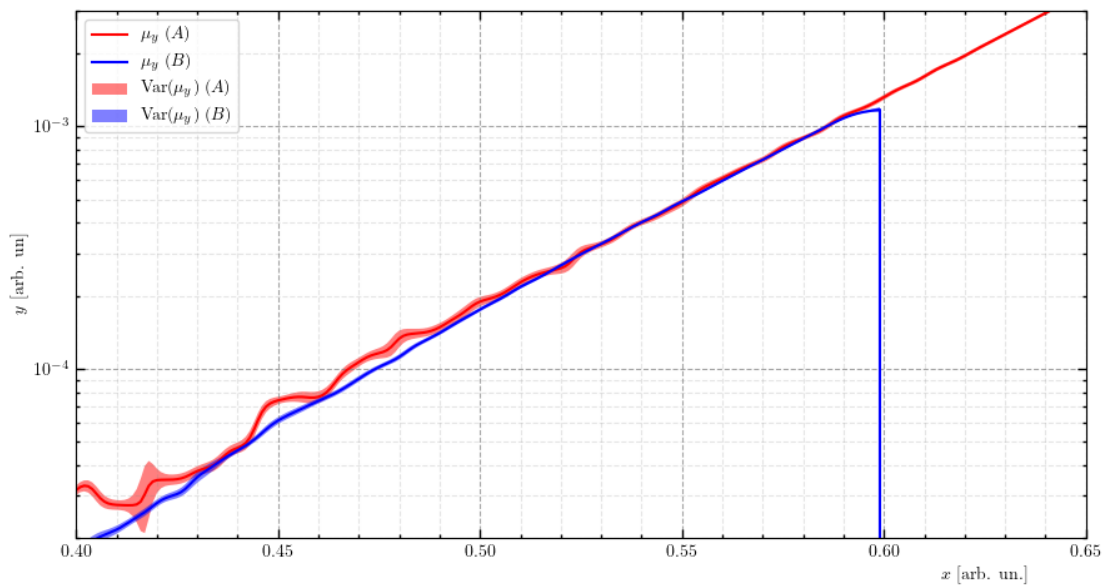


Figura 8: Confronto dei grafici delle  $\text{Var}(\mu_y)$  su due set di dati consecutivi.

### 5.6 Nota sull'implementazione

Per determinare i parametri ottimali e le rispettive covarianze si è implementato in Python un algoritmo di fit basato sui minimi quadrati mediante la funzione `curve_fit` della libreria Scipy[1]. Per tutti i fit su campionamenti digitali di Teensy si è imposto `abs_sigma = False`, in quanto la sorgente principale d'incertezza sulle misure risulta non statistica/non determinata.

#### RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- [1] P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, E. Burovski, P. Peterson, W. Weckesser, J. Bright, S. J. van der Walt, M. Brett, J. Wilson, K. Jarrod Millman, N. Mayorov, A. R. J. Nelson, E. Jones, R. Kern, E. Larson, C. Carey, Í. Polat, Y. Feng, E. W. Moore, J. Vand erPlas, D. Laxalde, J. Perktold, R. Cimrman, I. Henriksen, E. A. Quintero, C. R. Harris, A. M. Archibald, A. H. Ribeiro, F. Pedregosa, P. van Mulbregt, and S. . . Contributors, "SciPy 1.0—Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python," *arXiv e-prints*, p. arXiv:1907.10121, Jul 2019.