

Modellizzazione della resistenza di diodi a giunzione PN per alte correnti di lavoro

L. Ciucci(*) S. Bruzzesi(*) M. Romagnoli(*) M. Alighieri(*)
B. Tomelleri(*)

2020/11/01

1 INTRODUZIONE

L'alta resistività intrinseca al silicio, di cui è composta la giunzione bipolare, comporta la presenza di una sua componente resistiva: questa risulta sempre meno trascurabile agli effetti del passaggio di corrente attraverso il diodo, all'aumentare della tensione ai suoi capi e della sua temperatura. Per poter modellare la componente -ohmica- di un diodo percorso da correnti alte si propone un modello semplice di resistenza parassita in serie, in grado di descriverne gli effetti, verificandone sperimentalmente la validità.

2 CENNI TEORICI

Secondo le ipotesi, un diodo reale può essere schematizzato quale un resistore ohmico ed un diodo ideale in serie. Pertanto ci aspettiamo che la corrente che attraversa tali elementi sia la medesima:

$$I = \frac{\Delta V_{\text{resistore}}}{R} = I_0 \left(e^{\frac{\Delta V_{\text{diodo}}}{\eta V_T}} - 1 \right) \quad (1)$$

dunque la relazione che lega la corrente e la tensione ai capi del diodo può essere espressa secondo la legge:

$$\Delta V = \Delta V_d + \Delta V_r = \eta V_T \ln \left(\frac{I + I_0}{I_0} \right) + RI \quad (2)$$

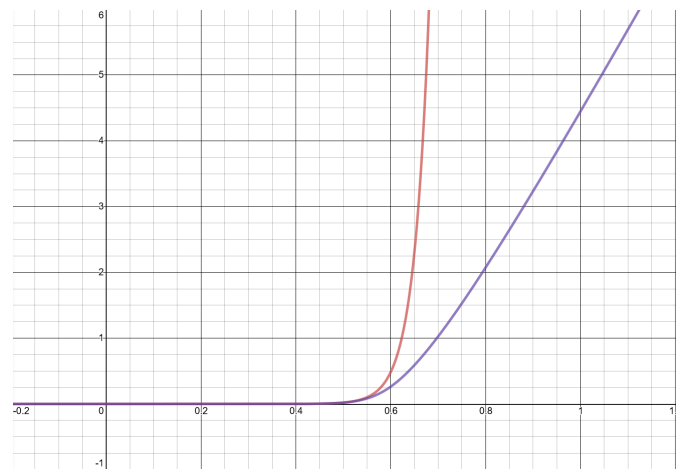


Figura 1: confronto fra curva di Shockley (in rosso) e la legge (2) (in viola)

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

3 METODO E APPARATO SPERIMENTALE

Il circuito sotto studio lavora con correnti relativamente alte, per evitare sostanziali aumenti di temperatura nei componenti ed eventuali danni agli stessi si imprinono correnti impulsive. La durata degli impulsi è di circa $150 \mu s$ (da misurare meglio) che corrisponde ad un'energia impressa inferiore a 1 mJ dunque ad un aumento della temperatura del semiconduttore inferiore a 0.5 K.

3.1 Apparato

L'apparato sperimentale è costituito da un circuito, realizzato su basetta sperimentale, il cui scopo è generare correnti impulsive attraverso il diodo $D1$ e la resistenza $R1$. La misura della differenza di tensione ai capi di questa permette stima della corrente che attraversa il diodo, per esplorare ampie zone di lavoro del diodo è stata cambiata opportunamente scegliendo tra le seguenti resistenze:

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

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

Nel circuito può essere individuata una parte che si occupa della carica e scarica controllata del condensatore $C1$, il cui scopo è quello di fornire una tensione che possa essere facilmente regolata e sufficientemente stabile durante un impulso. Un'altra parte del circuito si occupa di collegare a comando il condensatore alla serie $R1 - D1$ attraverso un MOS-FET.

Il circuito è alimentato da 2 tensioni 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 tensione ai punti $OUT1$ e $OUT2$ è letta direttamente.

Come MCU per la gestione dell'apparato è stata 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.

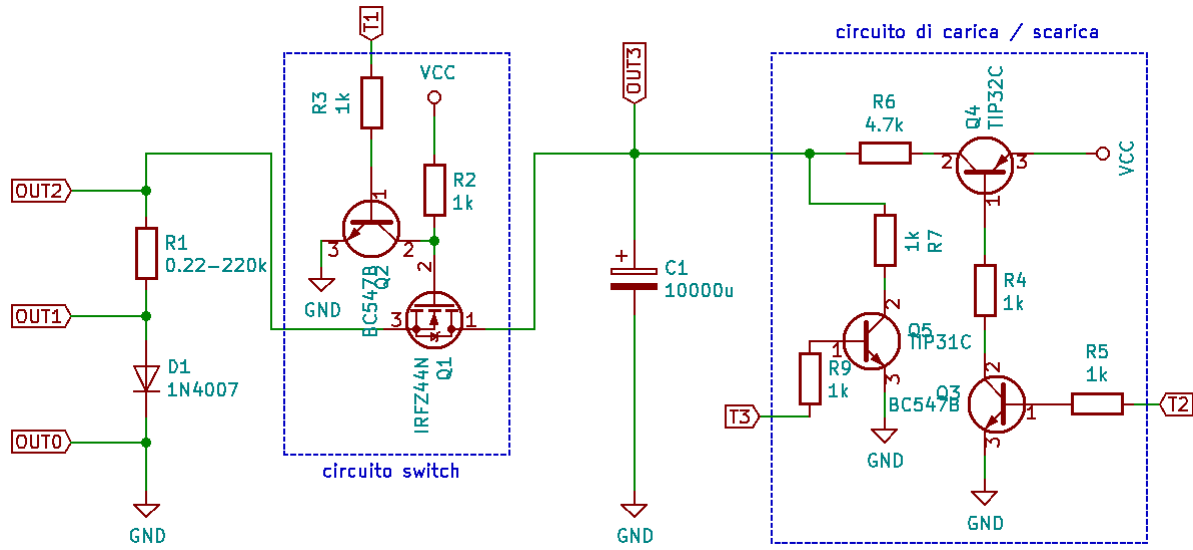


Figura 2: Circuito globale per la gestione del diodo

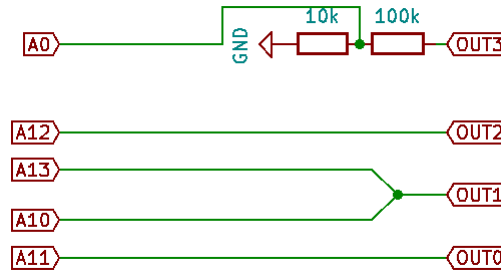


Figura 3: Schema circuitale del sistema di lettura (verso Teensy)

3.2 Calibrazione

I due convertitori ADC della MCU sono stati calibrati.

3.3 Acquisizione dati

Per ogni valore scelto della resistenza $R1$ è stata eseguita una presa dati automatizzata secondo una routine programmata in **Teensy**: il condensatore viene caricato ad una tensione prefissata, una volta raggiunto il valore prestabilito viene inviato il segnale su $T1$, si avvia l'acquisizione sincronizzata e si attende un tempo $50 \mu s$ per permettere al MOS-FET di entrare in conduzione ($R2$ è stata scelta di $1k$, dunque c'è un apprezzabile ritardo tra segnale e impulso) e scartare eventuali segnali spuri; a questo punto si inizia a memorizzare una serie da 100 coppie di letture -sincronizzate- ((in nota) 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 $OUT2$ è stata maggiore di $3.3V$ si ferma l'acquisizione per non danneggiare **Teensy**, altrimenti si ricomincia caricando il condensatore ad una tensione più alta.

4 ANALISI DATI E RISULTATI

Il nostro intento è verificare che i dati raccolti siano in accordo con la legge (2). Tramite la legge di Ohm è possibile ricavare la corrente nel diodo, dividendo la caduta di tensione misurate dalla boccola ADC0 per la resistenza R . 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 del sistema di filtraggio dati si rimanda all' [Appendice A: Filtraggio Dati](#).

Successivamente, è stato effettuato un fit sulla base dei dati selezionati. Ingenuamente, avremo dunque potuto pensare di adottare la legge (2) direttamente. Tuttavia ciò comporterebbe il fallimento repentino del fit a causa dei valori negativi o nulli che debitamente si riscontrerebbero entro il logaritmo. È stata quindi adottata una legge alternativa basata sul metodo delle tangenti (o di Newton). Per una trattazione approfondita del modello di fit, si rimanda all' ??.

I dati raccolti con sovrapposta la funzione di fit sono stati posti all'interno del grafico 4. I parametri

Figura 4: La curva caratteristica del diodo ricostruita dai nostri dati, con sovrapposto il modello di best-fit

stimati dal fit risultano essere:

$$\begin{aligned} R_{diodo} &= 47.5 \pm 0.2 \text{ m}\Omega \\ \eta V_T &= 46.40 \pm 0.06 \text{ mV} \\ I_0 &= (3.18 \pm 0.05) \text{ nA} \\ \sigma_{R, \eta V_T} &=? \\ \sigma_{R, I_0} &=? \\ \sigma_{I_0, \eta V_T} &=? \\ \chi^2 / \text{ndof} &= 4483 / 2760 \\ \text{abs_sigma} &= \text{False} \end{aligned}$$

Il χ^2 risulta essere pari a 4483 contro un aspettato di 2760. Successivamente, i dati e la funzione sono stati posti all'interno di un grafico in scala semilogaritmica (grafico 4).

Figura 5: La stessa curva $V - I$ del diodo in scala semilogaritmica, con sovrapposto il modello di best-fit

5 CONCLUSIONI

L'andamento dei dati sperimentali non risulta essere ben descritto dalla legge (2). Ciò può essere spiegato sulla base della non linearità dei convertitori analogici digitali all'interno di **Teensy 3.2**, che ha comportato degli errori difficilmente stimabili e presumibilmente correlati. Tuttavia, si riscontrano delle analogie tra la funzione di fit ed i dati ottenuti. In particolare, dal grafico in scala lineare, si osserva che a correnti alte l'andamento risulta essere pressochè lineare in accordo con l'ipotesi sulla componente resistiva interna. Dal grafico in scala semilogaritmica, inoltre, osserviamo che i dati risultano possedere un andamento simile a quello caratteristico della curva di Shockley, ovvero approssimativamente rettilineo, per poi appiattirsi come un logaritmo al crescere della tensione, esattamente come ci aspetteremo da un andamento lineare. Pertanto potremo aspettarci che i parametri stimati dal fit siano significativi e che la modellizzazione proposta sia una buona approssimazione del diodo reale nelle condizioni di lavoro considerate.

6 APPENDICE A: FILTRAGGIO DATI

6.1 Introduzione

Durante l'esperienza si è raccolto un grande numero di dati, acquisiti in run diversi in base alla resistenza scelta, dunque a zone differenti della curva. Si è posto il problema di eliminare degli outliers in modo indipendente dal modello scelto. Inoltre le varie serie di dati si sovrappongono, dunque è necessario eliminare quei dati che, non aggiungendo informazioni utili, vanno a "sporcare" il grafico.

Il sistema di filtraggio di dati implementato nell'eseguibile si compone di 2 fasi: la prima è l'eliminazione di outliers, la seconda consiste nell'eliminazione di dati non significativi.

6.2 Procedimento

Supponiamo di avere una serie di dati (x, y) e assumiamo che siano indipendenti tra loro. Questo non sarà in generale vero, però quest'ipotesi 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, più sono numerosi i dati racchiusi entro una deviazione lungo x : 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. Allora la densità di probabilità che un punto che abbia misurato x si trovi a tale ascissa x_i si ricava banalmente 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, 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 $\varepsilon > 0$ è piccolo a piacere. Scegliendo allora solo quelle misure x per cui vale $|x - x_i| \leq \frac{\varepsilon}{2}$, queste saranno in numero intorno 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, detto:

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

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 la quantità:

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

Per cui, a meno di costanti risulta:

$$\ln \mathcal{L} - \text{const.} \propto \sum_{i=1}^n -G_{x_i} \ln \sigma_y - \frac{1}{2} G_{x_i} \left(\frac{y_i - \mu_y}{\sigma_y} \right)^2 \quad (3)$$

Imponendo la condizione di stazionarietà rispetto a μ_y si ottiene dunque:

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

Una volta sostituito in (3) quanto appena trovato per μ_y e imponendo la stessa condizione di stazionarietà rispetto a σ_y si ha:

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_y)^2 w_i \quad (5)$$

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

$$\text{Var}(\mu_y) = \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_y^2 + \left(\frac{y_i}{\sum_{j=1}^n w_j} \right)^2 \frac{e^{-\frac{(x-x_i)^2}{3\sigma_x^2}} + \sqrt{3} \left(e^{-\frac{(x-x_i)^2}{\sigma_x^2}} - \sqrt{2} e^{-3\frac{(x-x_i)^2}{4\sigma_x^2}} \right)}{2\sqrt{3}\pi\sigma_x^2} \quad (6)$$

Riassumendo:

Nella (4) 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 una stima di densità di kernel monovariante, dove però nel nostro caso riscaliamo la stima in base al valore assunto da y . Lo stesso ragionamento vale per σ_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 stima della distribuzione dei nostri dati.

6.3 $\text{Var}(\mu_y)$

Mentre σ_y rappresenta la distribuzione dei dati intorno al valor medio μ_y , $\text{Var}(\mu_y)$ ci dà un'idea dell'incertezza che attribuiamo alla miglior stima di y . Questo ci è utile per determinare la convergenza della stima in funzione dei dati acquisiti. Infatti: più la densità dei dati è grande rispetto alla deviazione standard σ_x , più la stima del valore centrale risulta precisa. Graficamente la banda di confidenza è più ristretta dove si concentrano i dati, viceversa tende ad allargarsi dove i dati sono sparsi, a distanze paragonabili a σ_x . Numericamente, si vede dalla seconda somma nell'espressione (6) che la stima del valore centrale è statisticamente significativa solo quando si media su un intervallo campionato con almeno qualche punto ogni deviazione σ_x : altrimenti $\sigma_y \rightarrow 0$ indicando assenza di dati, mentre $\text{Var}(\mu_y)$ tende a $+\infty$ come $\sim e^{x^2}$ indice della stessa insufficienza di dati al fine di stabilire con precisione significativa il valore di μ_y .

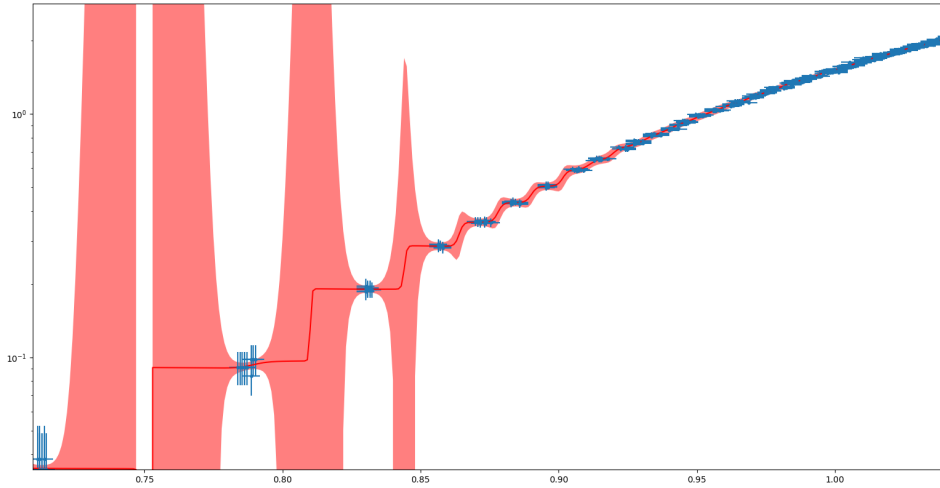


Figura 6: La media μ_y è rappresentata dalla linea rossa, mentre l'area in rosso indica il valore di $\text{Var}(\mu_y)$ al variare dei dati (in blu) lungo x .

Nel caso opposto, in cui i dati sono "densi" (in confronto alle σ_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, dunque la caratteristica convergenza/divergenza della precisione sulla stima centrale fornita.

6.4 Filtro outliers

La parte più semplice nel filtraggio dati consiste nello scartare tutti quei punti che distano da μ_y più di una soglia arbitraria k di deviazioni standard σ_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 della curva modello di best fit, non siamo influenzati da quest'ultimo. 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.

6.5 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 (6): $\text{Var}(\mu_y)$ 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 meno informazioni 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 il 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. Nelle figure di esempio sono mostrati i dati selezionati dall'algoritmo (in nero) ed i dati scartati (in rosso). E' infine mostrato il confronto dei grafici delle $\text{Var}(\mu_y)$ tra due set successivi.

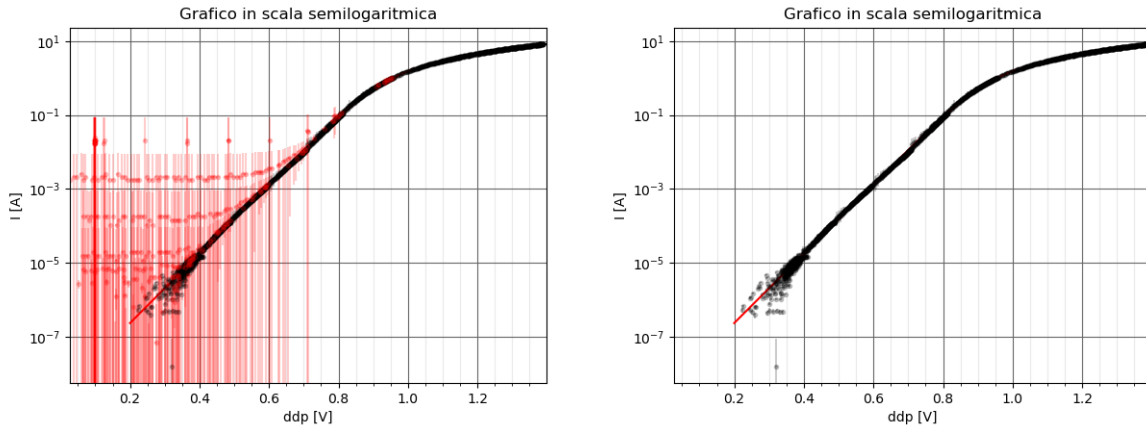


Figura 7: Grafici in scala semilogaritmica dei prima (sinistra) e dopo (destra) del filtraggio dati. I dati scartati sono stati evidenziati in rosso. Per praticità è stato rappresentato un centesimo dei dati raccolti

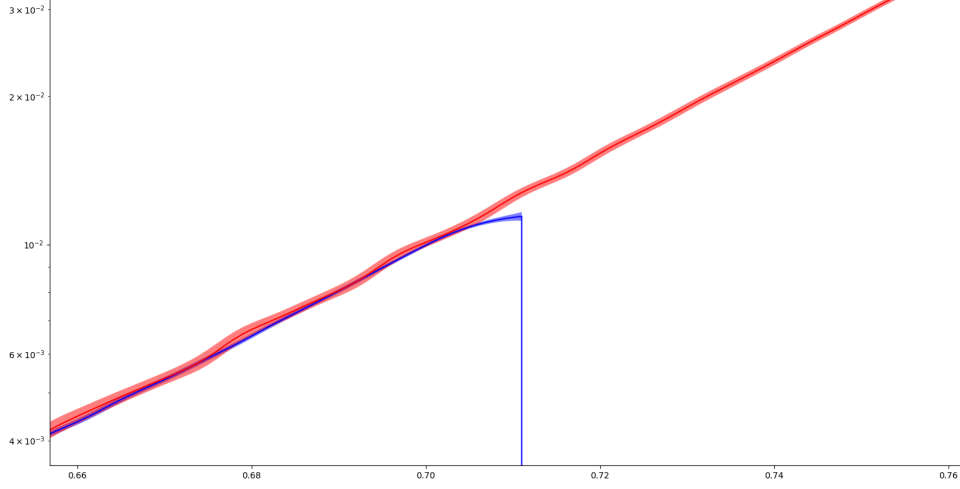


Figura 8: Confronto dei grafici delle $\text{Var}(\mu_y)$ su due set di dati consecutivi.

Metodo di fit per il diodo: La differenza di potenziale ΔV in funzione della corrente I che scorre all'interno del diodo può essere espressa attraverso la legge 2. Potremo, dunque, essere tentati ad adottare tale formula ai fini di un fit numerico. Tuttavia tale operazione provocherebbe il fallimento del fit a causa dei valori negativi o nulli che debitamente si riscontreranno all'interno del logaritmo. E' stato dunque necessario adottare un algoritmo alternativo, basato sul metodo di Newton. Esso ci consentirà di ricostruire numericamente la funzione inversa della legge 2. Illustriamo in breve il metodo di Newton. Sia data una funzione $f(x)$ continua e derivabile entro un intervallo di definizione connesso (con $f'(x)$ limitata e diversa da 0 per ciascuna x appartenente al dominio) ed una v tale che $f(v) = 0$. Sviluppando al prim'ordine f in un intorno di v , otterremo:

$$f(x) = f(v) + f'(v)(x-v) + \frac{1}{2}f''(v)(x-v)^2 = 0 \quad (7)$$

ove X è un numero reale compreso fra v ed x . Nel caso in cui il $(x-v)^2$ risultasse prossimo a zero:

$$x \simeq v - \frac{f(v)}{f'(v)} \quad (8)$$

L'unica limitazione nell'adottare tale scrittura è che necessitiamo di v molto vicino a x incognito. Tuttavia, nel caso in cui la funzione f risultasse sufficientemente maneggevole, potremo partire da un valore generico del dominio e riscontrare con buona approssimazione la radice in un tempo finito relativamente breve. Per effettuare ciò, è necessaria la serie ricorsiva:

$$\begin{cases} x[0] = a \\ x[N+1] = x[N] - \frac{f(x[N])}{f'(x[N])} \end{cases} \quad (9)$$

ove a è un generico valore appartenente al dominio di definizione. In pratica, per ogni iterazione tale serie valuta $f(x[i])$ e cerca la retta tangente in tale punto alla funzione:

$$y = f(x[i]) + f'(x[i]) \cdot (x - x[i]) \quad (10)$$

Dopodiché cerca il punto x per il quale $y = 0$:

$$x = x[i+1] = x[i] - \frac{f(x[i])}{f'(x[i])} \quad (11)$$

E viene conseguentemente valutato il valore $f(x[i+1])$ ed il procedimento viene ripetuto per un dato numero di iterazioni.

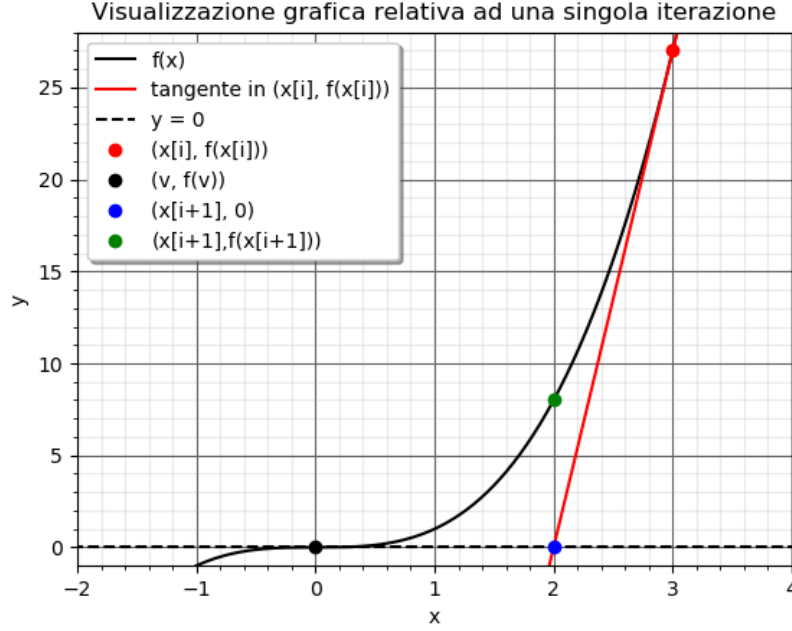


Figura 9: Visualizzazione grafica di cosa implica un'iterazione della serie ricorsiva ($f(x) = x^3$ in questo esempio)

Se la funzione è monotona e la serie converge ad un valore, tale sarà v , essendo l'unico punto fisso della serie:

$$a = a - \frac{f(a)}{f'(a)} \rightarrow f(a) = 0 \wedge v = a \quad (12)$$

essendo v l'unico punto in cui si annulla la funzione per definizione. Ritornando al diodo, esso può essere interpretato quale un diodo ideale ed una resistenza in serie, collegati ad un generatore di differenza di potenziale. Quindi, per la legge delle maglie:

$$\Delta V_{\text{ingresso}} = \Delta V_{\text{diodo}} + \Delta V_{\text{resistenza}} = \Delta V_{\text{diodo}} + R \cdot I \quad (13)$$

ove I è la corrente che scorre all'interno del diodo in quel determinato istante. Notoriamente, tale scrittura si può porre nella seguente forma ai fini di definire la retta di carico del diodo:

$$\Delta V_{\text{diodo}} = \Delta V_{\text{ingresso}} - R \cdot I \quad (14)$$

Il punto di intersezione di tale retta con l'equazione di Shockley per il diodo rappresenta il punto di lavoro (v, i) del diodo:

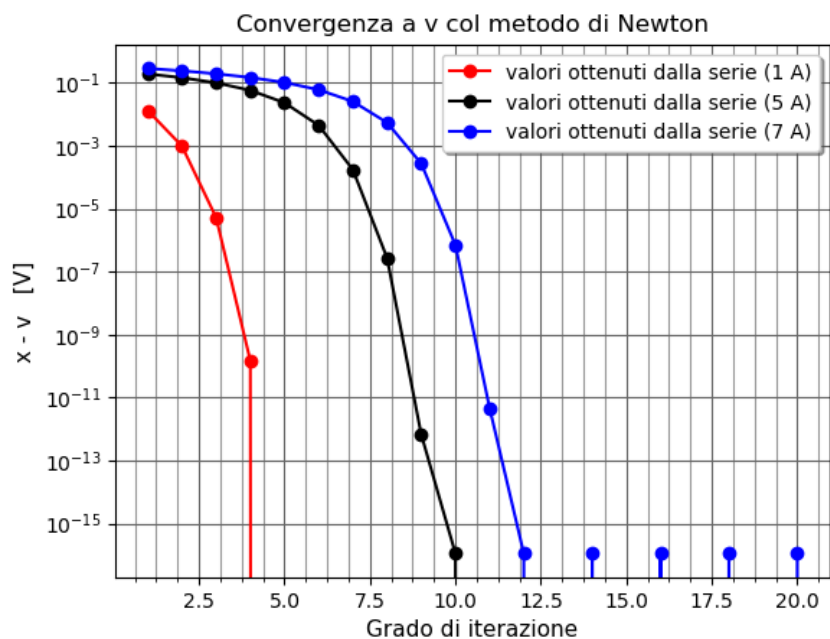
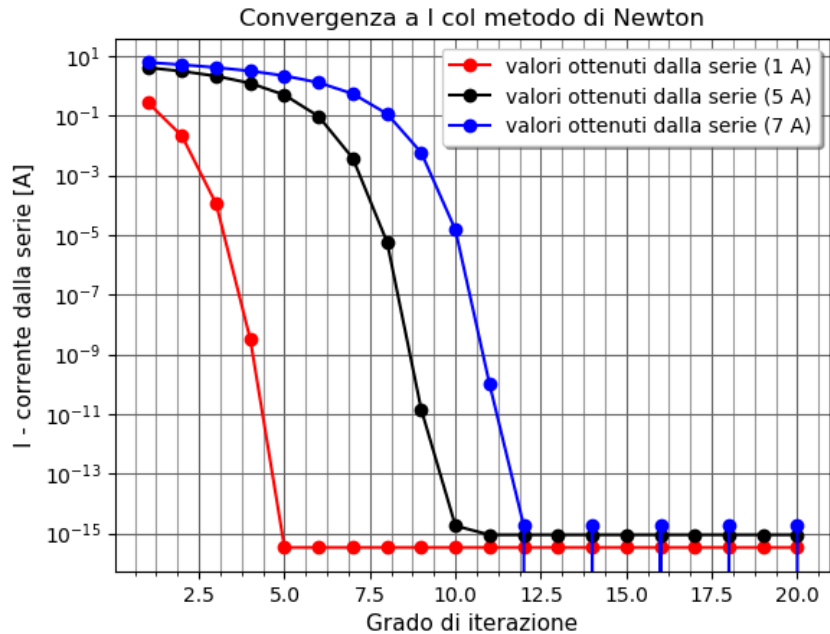
$$i = I_0 \cdot \left(e^{\frac{\Delta V_{\text{ingresso}} - R \cdot i}{\eta V_T}} - 1 \right) = I_0 \cdot e^{\left(\frac{v}{\eta V_T} - 1 \right)} = \frac{\Delta V_{\text{ingresso}} - v}{R} \quad (15)$$

Tale i dovrà necessariamente corrispondere alla corrente di lavoro in virtù dell'equazione di Shockley. Dunque definendo la funzione $g(x)$ come segue:

$$g(x) = I_0 \cdot \left(e^{\frac{x}{\eta V_T}} - 1 \right) - \frac{\Delta V_{\text{ingresso}} - x}{R} \quad (16)$$

è possibile adottare il metodo di Newton al fine di riscontrare la radice v ed individuare così la corrente di lavoro. Dunque si potrà effettuare un fit della corrente in funzione della tensione ai capi del diodo reale attraverso una legge che per un determinato valore della tensione ($\Delta V_{\text{ingresso}}$) ed un dato numero di iterazioni (ne sono sufficienti poche nel nostro caso ai fini di ottenere un'approssimazione adeguata),

riesce ad individuare la radice v nelle modalità previamente descritte. Attraverso la stessa, sarà quindi possibile individuare la corrente di lavoro del diodo per la suddetta V . E' immediato comprendere che fare un fit con questa legge risulta essere equivalente a fare un fit con la legge 2, con minori complicazioni computazionali. Verifichiamo graficamente che per dei generici valori della corrente i due metodi danno risultati sostanzialmente equivalenti (adottiamo i parametri stimati dal fit). I grafici relativi alla convergenza di v e di I anche a seguito di sole 20 iterazioni:



Tali grafici evidenziano che, come era da aspettarsi, la legge adottata per il fit risulta essere l'inversa numerica della legge 2. La serie, inoltre, risulta convergere molto rapidamente ai valori attesi e quindi

sono effettivamente sufficienti solo 20 iterazioni per una buona precisione. All'interno della funzione di fit, è stato infine introdotto un offset quale parametro libero per ovviare errori di zero dovuti agli assorbimenti di ADC in Teensy 3.2.