Schiere VLSI di celle analogiche per l'elaborazione cooperativa di segnali visivi

L. Raffo**, S.P. Sabatini*, G.M. Bo*, and G.M. Bisio*

*PSPC Research Group-DIBE University of Genoa

Via all'Opera Pia 11A, 16145 Genova, ITALY e_mail: silvio@DIBE.unige.it

**DIEE University of Cagliari

Piazza d'Armi, 09123 Cagliari, ITALY e_mail: luigi@DIEE.unica.it

Premessa
Il lavoro propone un approccio progettuale innovativo a livello architetturale di sistemi di elaborazione cooperativa per applicazioni di visione: acquisizione di immagini ed elaborazione *early vision* da impiegarsi quali interfacce di comunicazione sensoriale nella robotica, nella navigazione di autoveicoli, e per ipovedenti. In una prospettiva ingegneristica, lo sviluppo di questi sistemi pone problemi sia di efficienza energetica e di miniaturizzazione, sia di prestazioni funzionali adeguate all'ambiente real-world in cui debbono operare, nonchè problemi di costo e affidabilità.

1. Introduzione

Nei sistemi naturali la percezione visiva avviene grazie all'azione cooperativa di strutture neurali che, dalla retina alla corteccia, prima trasformano e poi interpretano i segnali luminosi della scena. Nell'ambito della visione artificiale (*machine vision*), i ricercatori si sono solitamente basati su architetture a grosso spettro di applicazione (*general purpose architectures*) allo scopo di implementare una varietà di algoritmi per l'elaborazione dell'informazione visiva. In questo contesto, il problema percettivo viene generalmente affrontato in tre fasi distinte: (1) formulazione matematica del problema; (2) individuazione di una serie di passi algoritmici per risolverlo; (3) mappaggio dell'algoritmo su una architettura di elaborazione. Questo approccio comporta una netta separazione tra hardware e software per cui l'*efficacia* dell'algoritmo non viene confrontato a priori con l'*efficienza* dell'architettura di elaborazione. Poiché, nonostante il continuo progredire delle tecnologie microelettroniche, la simulazione di algoritmi di visione artificiale spesso rimane ben al di sotto del livello delle prestazioni attese, è necessario che il divario tra l'efficacia di un algoritmo e l'efficienza dell'architettura sia colmato definendo delle risorse di elaborazione in cui l'architettura non si limiti ad "accogliere" o "ospitare" l'elaborazione, ma la renda essa stessa possibile [1][2]. Se così avviene, si può dire che le caratteristiche dell'elaborazione sono cablate nella struttura stessa dell'architettura. In particolare, in tutte quelle situazioni reali in cui non è importante riprodurre l'immagine, ma *reagire* ad essa con una azione, diventa interessante studiare la possibilità di progettare sistemi in cui l'area fotosensibile (*imager*) sia integrata con il modulo di elaborazione. In questo senso, tali sistemi avranno delle capacità percettive strutturali in quanto in grado di reagire al segnale luminoso in ingresso con un'elaborazione, così come avviene nel caso dei sistemi naturali. In letteratura sono presenti diversi esempi che illustrano le potenzialità di tale approccio. Tra questi, si possono distinguere due scuole di pensiero. La prima, orientata al problema, parte da una formulazione computazionale del compito visivo, espressa in termini variazionali. I circuiti VLSI analogici sono considerati come "calcolatori analogici" su cui mappare le equazioni di Eulero-Lagrange relative al problema da risolvere [3] [4] [5]. La seconda, evidenziando le similitudini tra la fisica dei circuiti nervosi e quella dei CMOS analogici, si propone di riprodurre i primi blocchi di elaborazione del sistema visivo biologico: la fototrasduzione, l'elaborazione retinica, il nervo ottico, ecc. Le funzionalità di tali blocchi sono poi considerate in relazione a problemi di adattamento al contrasto, visione stereo, elaborazione del movimento, ecc. [6] [7] [8] [9], introducendo operatori relazionali locali in grado di estrarre proprietà strutturali dai dati visivi (orientamento, tessitura, moto, ecc.) dall'analisi delle relazioni tra un punto e il suo intorno.

2. Modelli a reticolo per la "early vision"

Gli algoritmi che emulano prestazioni visive possono essere formalizzati in termini di operatori lineari specificati in forma differenziale e/o integrale in uno spazio continuo 1D o 2D [10] [11]. Le forme discretizzate di questi operatori possono essere rese isomorfe ad un reticolo a più strati (*lattice network*) di nodi interagenti. La funzionalità di tali reti dipende dall'azione cooperativa dell'insieme di nodi organizzati topologicamente:

$$\sum_k^O a_k e(m-k) = \sum_k^I b_k s(m-k) \qquad (1)$$

dove $s(m)$ e $e(m)$ sono i segnali di ingresso e di uscita del nodo di elaborazione in (m), e gli insiemi I e O determinano rispettivamente i domini di computazione diretta e cooperativa. L'Eq. 1 può essere interpretata come un filtro iterativo 1D che rileva specifiche caratteristiche presenti nella configurazione di eccitazione in ingresso. Il dominio spaziale su cui vengono rilevate tali caratteristiche può risultare più esteso rispetto all'estensione fisica delle interconnessioni; ciò accade sia direttamente, attraverso interazioni locali nell'intorno O, sia indirettamente, attraverso la *proprietà di propagazione* dei filtri iterativi, secondo cui i valori di uscita del filtro possono essere ricorsivamente influenzati da una regione più estesa di quella direttamente coinvolta nelle interconnessioni. Poiché il sistema è lineare e spazio invariante, la distribuzione di uscita (e) può essere determinata come convoluzione tra la distribuzione di ingresso $s(\cdot)$ e la risposta all'impulso $h(\cdot)$:

$$e(m) = \sum_{m'} h(m-m')s(m'). \qquad (2)$$

La forma e la dimensione del kernel $h(\cdot)$ dipendono dall'insieme di parametri a e b come appare esplicitamente introducendo la trasformata Z di $h(\cdot)$ deducibile direttamente dall'Eq. 1:

$$H(z) = \frac{\sum_{k=-I_m}^{I_m} b_k z^{-k}}{\sum_{k=-O_m}^{O_m} a_k z^{-k}}. \qquad (3)$$

Per mettere meglio in evidenza il paradigma di elaborazione cooperativa (eccitatoria e inibitoria), consideriamo solo i contributi di ricorsione e assumiamo che lo stimolo $s(\cdot)$ sia applicato secondo uno schema puntuale diretta uno-a-uno: $b_k = 0$ se $k \neq 0$. Possiamo così introdurre il concetto di *motore percettivo* mettendo in evidenza come lo stesso modello computazionale possa essere impiegato quale efficiente modulo in compiti di elaborazione visiva, combinando, attraverso operazioni di somme pesate, le risposte di nodi contigui.

Possiamo altresì assumere che il motore percettivo sia simmetrico, senza compromettere la generalità dei risultati, dal momento che forme d'onda asimmetriche si possono ottenere agendo sui coefficienti b.

Considerando una rete cooperativa del 2^o ordine in cui sono presenti interazioni solo tra i primi e tra i secondi vicini:

$$\begin{aligned} a_{-2}e(n-2) + a_{-1}e(n-1) + a_0 e(n) \quad + \\ +a_1 e(n+1) + a_2 e(n+2) = b_0 s(n) \end{aligned} \qquad (4)$$

la sua risposta impulsiva spaziale è [12]:

$$\begin{aligned} h^{(2)}(n) &= C^{(2)} \mathrm{e}^{-\lambda|n|}((1+\mathrm{e}^{-2\lambda})\sin(\omega_0)\cos(\omega_0 n) \\ &+ (1-\mathrm{e}^{-2\lambda})\cos(\omega_0)\sin(\omega_0|n|)) \end{aligned} \qquad (5)$$

dove $b_0 = C^{(2)}[(1-\mathrm{e}^{-4\lambda})(1+\mathrm{e}^{-2\lambda})\sin(\omega_0) - 4\mathrm{e}^{-2\lambda}(1-\mathrm{e}^{-2\lambda})\sin(\omega_0)\cos^2(\omega_0)](1-\mathrm{e}^{-4\lambda})$, $a_{-2} = a_2 = \mathrm{e}^{-2\lambda}$, $a_{-1} = a_1 = -2\mathrm{e}^{-\lambda}(1+\mathrm{e}^{-2\lambda})\cos\omega_0$, $a_0 = 1 + 4\mathrm{e}^{-2\lambda}\cos^2\omega_0 + \mathrm{e}^{-4\lambda}$. La funzione $h^{(2)}(\cdot)$ rappresenta la caratteristica primaria della rete cooperativa. Si può provare che una somma pesata locale dei motori percettivi produce funzioni periodiche come risultato di una modulazione di ampiezza di una onda piana con un inviluppo esponenziale:

$$\begin{aligned} g(n) &= \alpha h(n-1) + \beta h(n) + \gamma h(n+1) \\ &= C\mathrm{e}^{(-\lambda|n|)}\cos(\omega_0 n + \varphi). \end{aligned} \qquad (6)$$

dove $\alpha = C\mathrm{e}^{-\lambda}(\mathrm{e}^{-2\lambda}-1)\cos(\omega_0-\varphi)$ $\beta = C(1-\mathrm{e}^{-4\lambda})\cos(\omega_0)$ $\gamma = C\mathrm{e}^{-\lambda}(\mathrm{e}^{-2\lambda}-1)\cos(\omega_0+\varphi)$. Tali funzioni sono assai simili alle funzioni di Gabor [13] e ne approssimano le caratteristiche di rappresentazione congiunta ottimale nei domini dello spazio e della frequenza. Altri tipici kernel di convoluzione utili per l'elaborazione visiva (differenze di Gaussiane (DOG) [14], differenze di Gaussiane traslate (DOOG) [15] [16], possono essere implementate come reti del 2^o ordine [12].

3. Elaborazione distribuita su sistemi fisici analogici

I filtri spaziali rappresentati dall'Eq. 4, possono essere realizzati usando reti resistive lineare con resistenze positive e negative [6] [17] [18] [19], o mediante generatori di corrente pilotati dalla tensione dei nodi di interazione (VCCS) [20]. Poiché il nostro interesse principale è quello di esplorare come si possono ottenere funzionalità complesse attraverso processi cooperativi, scegliamo di interpretare l'equazione di reticolo con un'architettura circuitale costituita di elementi "monodirezionali" realizzati come generatori di corrente controllati in corrente (CCCS). Un vantaggio di tale interpretazione appare nella descrizione a livello di transistori, in cui si mostra come tali generatori possono essere implementati in modo compatto, preciso ed efficiente mediante specchi di corrente.

Livello circuitale - Assumendo $a_0 \neq 0$, $a_1 = a_{-1}$ e, $a_2 = a_{-2}$, possiamo definire $G = -a_1/a_0$ e $K = a_2/a_0$ e riscrivere l'Eq. 4 come:

$$\begin{aligned} I_e(n) &= I_s(n) + GI_e(n-1) + GI_e(n+1) - \\ &- KI_e(n-2) - KI_e(n+2) \end{aligned} \qquad (7)$$

$$e(n) = \frac{I_e(n)}{I_{norm}}, \qquad \frac{b_0}{a_0}s(n) = \frac{I_s(n)}{I_{norm}}$$

dove $I_s(n)$ è la corrente normalizzata di ingresso (i.e., lo stimolo) e $I_e(n)$ è la corrente normalizzata di uscita (i.e., l'eccitazione); i coefficienti G e K sono sempre positivi. L'Eq. 10 può essere interpretata in termini circuitali come una schiera di nodi di elaborazione (vedi Fig. 1), con interconnessioni locali con i primi e i secondi vicini. Ciascun nodo di elaborazione, oltre

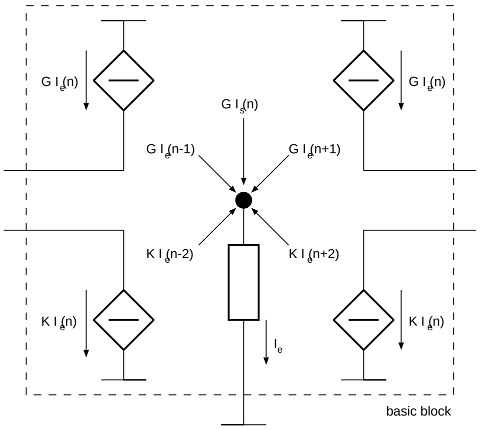


Figura 1: Cella base del nodo e sua struttura circuitale: il punto nero rappresenta il nodo che è stimolato dalla corrente del fotorecettore $I_s(n)$ e riceve contributi inibitori (K) ed eccitatori (G) dai nodi vicini. La somma dei contributi di corrente dagli altri nodi viene realizzata mediante la legge di Kirchhoff correnti ai nodi. La corrente di eccitazione risultante $I_e(n)$, agisce, a sua volta, sui nodi adiacenti controllando le correnti di quattro generatori di corrente.

alla sua corrente di eccitazione in ingresso $I_s(n)$, ha due correnti di uscita $GI_e(n)$ verso i nodi adiacenti, due correnti (negative) di uscita $KI_e(n)$ verso i secondi vicini, e riceve i corrispondenti contributi dai vicini.

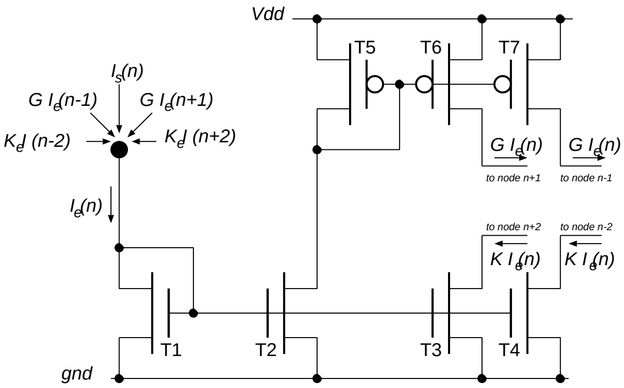


Figura 2: Descrizione della cella elementare del nodo a livello di transistori. $I_e(n)$ viene copiata (opportunamente pesata come specificato dai valori di G e K) per apportare contributi eccitatori o inibitori ai nodi vicini.

Livello transistori - Come mostrato in Fig. 2, i CCCS sono implementati usando specchi di corrente. I due CCCS con guadagno K sono ottenuti attraverso i transistori dello specchio di corrente T1-T3(T4); i due CCCS conguadagno G sono ottenuti attraverso i transistori dello specchio T1-T2-T5-T6(T7). Per migliorare il "matching" tra i dispositivi, si limitano a valori razionali (p/q) i rapporti di corrente per realizzare mediante connessione parallela di transistori identici.
Se si considera che lo specchio di corrente è una cella in cui le correnti di ingresso e di uscita sono monodirezionali, mentre i segnali del filtro (mappati in corrente) possono essere sia positive che negative, si può concludere che la realizzazione circuitale di ciascun nodo dovrebbe essere composta di due parti complementari, una per le correnti di ingresso positive (i.e., le correnti iniettate nel nodo), e una per le correnti di ingresso negative (quando le correnti sono prelevate dal nodo). La soluzione circuitale per le correnti negative è la stessa di quella mostrata in Fig. 2, rimpiazzando i transistori NMOS con transistori PMOS e vice versa.
L'attuale realizzazione del chip (vedi Fig. 3) è caratterizzata da $q = 7$, $p_g = 1$, e $p_k = 2$. In questo modo, i guadagni dei CCCS sono $G = 1/7$ e $K = 2/7$ che corrisponde ad avere $\lambda = 0.5713$ e $\omega_0 = 1.46354$.

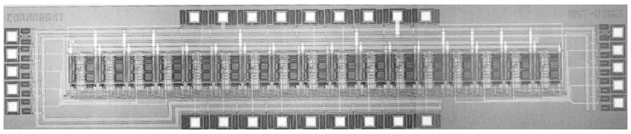


Figura 3: Microfotografia di un chip che realizza una rete monodimensionale di 2^o ordine.

Come osservato in precedenza, combinando le risposte di nodi vicini, è possibile ottenere funzioni simil-Gabor caratterizzate da una fase controllabile (l'ampiezza dell'inviluppo e la frequenza spaziale sono definite dal nucleo cooperativo. La Figura 4 rappresenta il confronto tra le risposte misurate e quelle attese per tre differenti valori della fase: 0, $\pi/2$ e $\pi/4$. Questi risultati provano la fattibilità dell'approccio *motore percettivo* per generare funzionalità più complesse.

4. Potenzialità applicative

Il motore percettivo può essere usato, isolato, come un operatore elementare, o come blocco base per ottenere operatori visivi più complessi da impiegarsi in un sistema di visione artificiale.
Estrazione di edge - L'estrazione di edge è un processo chiave nella "early vision". Il problema di misurare bruschi cambiamenti di luminosità locale nell'immagine può essere risolto efficientemente applicando all'immagine una coppia di filtri di Gabor in quadratura

[21]. Come mostrato in Fig. 4a e b, una operazione di convoluzione con una coppia di kernel di Gabor 1D si ottiene eccitando la rete con una riga dell'immagine e combinando le uscite ai nodi in modo simmetrico e antisimmetrico. Se l'applicazione richiede l'uso di operatori di convoluzione 2D con kernel separabili in $x - y$, è possibile ottenere il risultato desiderato fornendo l'uscita di una schiera di reti 1D del 2^o ordine in ingresso ad una schiera di reti dello stesso ordine disposte ortogonalmente alle prime (vedi Fig. 5).

Analisi di tessitura - Si può seguire un simile approccio per generare kernel 2D simil-Gabor capaci di rilevare sia la posizione che l'orientamento dell'edge (vedi Fig. 6). Sistemi basati su un piccolo insieme di tali filtri, differentemente orientati, può essere usato per mettere in evidenza differenze di tessitura in un'immagine usando le risposte di reti selettive a diversi orientamenti (i.e., disposte secondo assi diversamente orientati) [22] [23].

Elaborazione stereoscopica - Il problema della stima della profondità stereo può essere ricondotto ad un problema di misura della disparità binoculare. La disparità è una proprietà locale che può essere associata ad una coppia (destra e sinistra) di immagini stereo. Una rappresentazione congiunta dell'informazione visiva proveniente dai due occhi è indispensabile per la percezione stereoscopica della profondità. Tale rappresentazione può essere messa in relazione alle proprietà spaziali di filtri binoculari accordati su specifici valori di disparità. Questo problema ha una elegante formulazione nel dominio delle frequenze, in relazione ai cosidetti metodi "phase-based matching" [24]. Secondo tale formulazione la disparità viene stimata come lo spostamento necessario ad allineare i valori di fase delle due immagini stereo filtrate in banda. Sfruttando le proprietà del motore percettivo, è possibile cambiare, con una procedura adattiva, la fase del filtro simil-Gabor risultante sino a che questa non si adatta con la fase locale dell'immagine [25]. La Fig.7 presenta una simulazione dell'algoritmo di "phase-based matching" per immagini elaborate con i filtri di cui alla Fig. 4.

5. Discussione e conclusioni

La principale caratteristica innovativa del nostro approccio concerne la specificazione architetturale di un elaboratore percettivo analogico – il *motore percettivo* – da impiegarsi come efficiente modulo in applicazioni di "early vision". La capacità elaborative del motore percettivo è basata sull'attività collettiva di una rete a reticolo dove il valore di eccitazione di un nodo è legato ai valori dei suoi vicini. L'elaborazione complessiva è rappresentata dalla configurazione di attività ai nodi della rete.

A livello architetturale, è opportuno pensare al nodo come un "sito di interazioni" comprendente il nodo di ingresso e il suo insieme di interconnessioni afferenti. Tale descrizione conduce ad una immediata realizzazione VLSI in cui sia l'eccitazione sia lo stimolo sono mappati in correnti. Il nodo raccoglie tutti i contributi positivi e negativi dai nodi afferenti e genera correnti, proporzionali alla sua eccitazione, che fornisce in ingresso ai nodi vicini. Di tale architettura si può considerare una realizzazione VLSI sufficientemente economica (in termini di area) ed accurata, basata su specchi di corrente i cui rapporti, limitati a valori razionali, sono ottenuti disponendo transistori identici in parallelo per ciascun ramo dello specchio. In questo modo, il guadagno (i.e., la frequenza e l'estensione del motore percettivo) può essere selezionato in un ampio insieme di valori discreti ammissibili, mantenendo lo stesso grado di "elevata" precisione.

Lo studio della struttura del sistema visivo dei mammiferi potrebbe suggerire ulteriori modelli architetturali basati su semplici unità di elaborazione fra loro cooperanti, adatti a compiere complessi compiti percettivi in applicazioni di visione artificiale, possibilmente superando le limitazioni di molti algoritmi di AI spesso orientati ad applicazioni troppo specifiche.

Ringraziamenti

Gli autori ringraziano, per la collaborazione Prof. G. Soncini, Ing. G.F. Dalla Betta, Dr. A. Bonfiglio, e Ing. F. Solari. Questo lavoro è stato parzialmente finanziato da *CEC- Esprit BR Project CORMORANT-8503*, e dal *Progetto dell'università di Genova "Strutture Fisiche per la Percezione e l'Elaborazione"*.

Bibliografia

[1] L. Uhr. *Multi-Computer architectures for artificial intellignece (Toward fast, robust, parallel systems).* John Wiley and Sons Inc., 1987.

[2] C. Seitz. VLSI concurrent architectures. *IEEE Trans. on Comp.*, December 1984.

[3] T. Poggio. Early vision: from computational structure to algorithms and parallel hardware. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 31:139–155, 1985.

[4] C. Koch, J. Marroquin, and A. Yuille. Analog "neuronal" networks in early vision. *Proc. Natl. Acad. Sci.*, 83:4263–4267, 1986.

[5] H. Kobayashi, T. Matsumoto, T. Yagi, and T. Shimmi. Image processing regularization filters on layered architecture. *Neural Networks*, 6:327–350, 1993.

[6] C.A. Mead. *Analog VLSI and Neural Systems.* Addison-Wesley, Reading, 1989.

[7] T. Delbrück. Silicon retina with correlation-based velocity-tuned pixels. *IEEE Trans. Neural Net.*, 4:529–541, 1993.

[8] J.L. Wyatt, C. Keast, M. Seidel, D. Standley, B. Horn, Knight T., C. Sodini, H.-S. Lee, and T. Poggio. Analog VLSI systems for image acquisition and fast early vision processing. *Int. J. of Computer Vision*, 8:217–230, 1992.

[9] B.E. Shi, T. Roska, and L.O. Chua. Design of linear cellular neural networks for motion sensitive filtering. *IEEE Trans. on Circuit and Systems: I. Fundamental Theory and Applications*, 40:320–331, 1993.

[10] W.T. Freeman and E.H. Adelson. The design and use of steerable filters. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 13(9):891–906, 1991.

[11] T. Poggio, V. Torre, and C. Koch. Computational vision and regularization theory. *Nature*, 317:638–643, 1985.

[12] L. Raffo. Analysis and synthesis of resistive networks for distributed visual elaborations. *Electronics Letters*, 32(8):743, April 1996.

[13] J.G. Daugman. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. *J. Opt. Soc. Amer.*, A/2:1160–1169, 1985.

[14] D. Marr. *Vision*. New York: Freeman, 1982.

[15] A. Parker and M.J. Hawken. Two dimensional spatial structure of receptive fields in monkey striate cortex. *J. Opt. Soc. Amer.*, 5(4):598–605, 1988.

[16] J. Malik and P. Perona. Preattentive texture discrimination with early vision mechanisms. *J. Opt. Soc. Amer.*, 7:923–932, 1990.

[17] H. Kobayashi, J.L. White, and A.A. Abidi. An active resistor network for Gaussian filtering of images. *IEEE J. on Solid State Circuits*, 26:738–748, May 1991.

[18] X. Arreguit and E.A. Vittoz. Perception systems implemented in analog VLSI for real-time applications. In *Proc. of the PerAc'94 Conference: From Perception to Action*, Lausanne, Sept.5-9, 1994, 1994.

[19] L. Raffo. Resistive network implementing maps of Gabor functions of any phase. *Electronics Letters*, 31(22):1913–1914, 1995.

[20] G.M. Bisio, M. Bruccoleri, P. Cusinato, L. Raffo, and S.P. Sabatini. An analog VLSI massively parallel module for low-level cortical processing in machine vision. In *Proc. IEEE-MICRONEURO94 - Torino (Italy)*, pages 207–211, 1994.

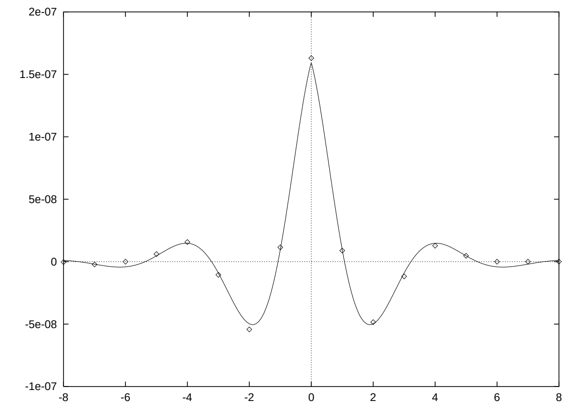
[21] D.C. Burr and M.C. Morrone. A nonlinear model of feature detection. In *Nonlinear Vision: Determination of Neural Receptive Fields, Functions, and Networks*, pages 309–328. CRC press, 1992.

[22] B.S. Manjunath and R. Chellappa. A unified approach to boundary perception: Edges, textures and illusory contours. *IEEE Trans. Neural Net.*, 4:96–107, 1993.

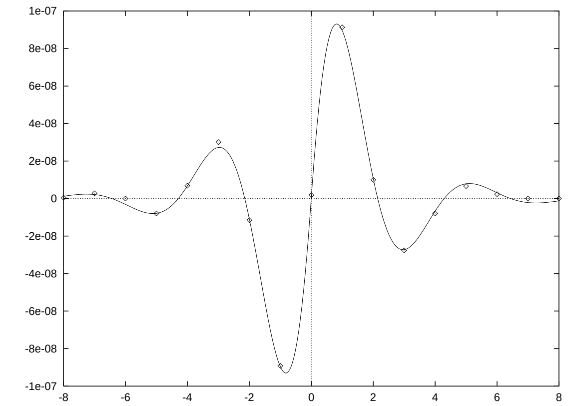
[23] G. Indiveri, L. Raffo, S.P. Sabatini, and G.M. Bisio. A neuromorphic architecture for cortical multi-layer integration of early visual tasks. *Machine Vision and Applications*, 8:305–314, 1995.

[24] T.D. Sanger. Stereo disparity computation using Gabor filters. *Biol. Cybern.*, 59:405–418, 1988.

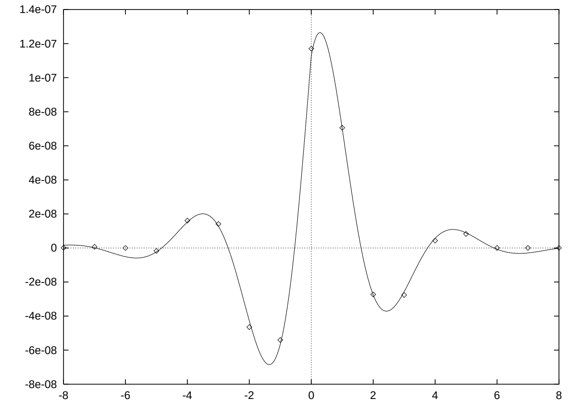
[25] L. Raffo. Adaptive resistive network for stereo depth estimation. *Electronics Letters*, 31(22):1909–1910, 1995.



(a)



(b)



(c)

Figura 4: Soluzioni di risposte all'impulso per le fasi: 0 (a), $\pi/2$ (b) and $\pi/4$ (c). Le risposte misurate (punti) sono messe a confronto con le curve teoriche (linee continue).

(a)

(b)

Figura 5: (a) Immagine di test e (b) il risultato dell'estrazione degli edge usando due kernel 1D di 17 nodi ortogonali in cascata.

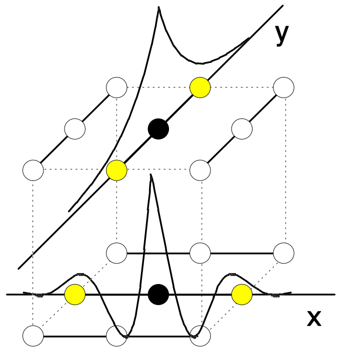
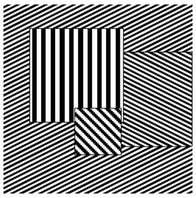
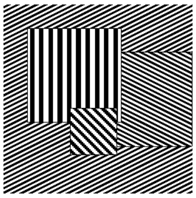


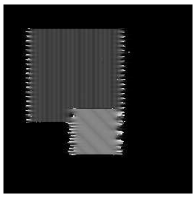
Figura 6: Generazione di un filtro 2D simil-Gabor con due schiere 1D ortogonali in cascata.



(a)



(b)



(c)

Figura 7: (a) e (b) Una coppia di immagini stereo artificiali: tre scatole sono posizionate a differenti distanze dall'osservatore, la più grande, sulla destra, è alla stessa distanza dello sfondo; (c) il risultato dell'algoritmo presentato in [25]: i livelli di grigio più chiari corrispondono a oggetti più vicini all'osservatore.