

Όνομα : Παρασκευοπούλου Γεωργία

Τίτλος Εργασίας : *Hebbian Learning In A Multimodal Environment*

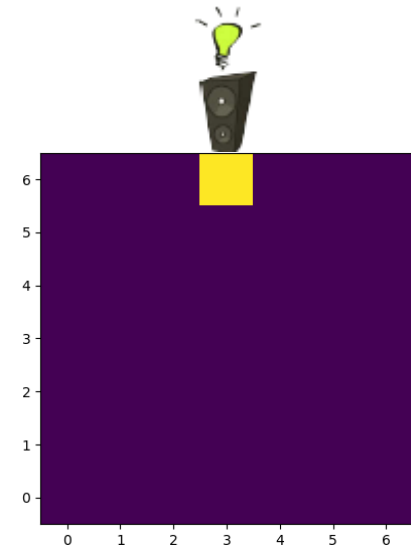
Στην εργασία αυτή έγινε προσπάθεια επανάληψης μέρους των πειράματων των Hubert, Matsuda & Ikegami (2013). Συγκεκριμένα έγιναν προσωμοιώσεις των κινήσεων ενός robot του οποίου ο στόχος ήταν να φτάσει σε συγκεκριμένο σημείο του περιβάλλοντός του.

Robot – Περιβάλλον χώρος- Αντίληψη

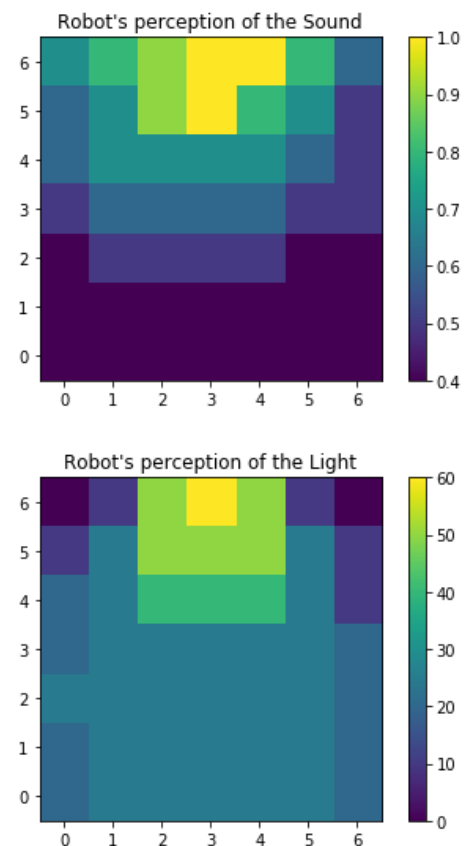
Το robot κινείται σε grid 7x7 , σε συγκεκριμένη θέση του οποίου είναι θεωρητικά τοποθετημένες μια πηγή φωτός και μια πηγή ήχου μαζί (Εικόνα 1). Επίσης, κάθε κελί του

grid είναι πιθανή θέση εκκίνησης για το robot, του οποίου ο στόχος είναι μέσα σε 4 λεπτά να καταφέρει να φτάσει σε απόσταση ενός κελιού από της πηγές των ερεθισμάτων ,δηλαδή στο κελί (3,6). Το μοντέλο αντίληψης των δύο ερεθισμάτων έχει δομηθεί με τέτοιο τρόπο ώστε προσομοιώνει πλήρως την αντίληψη ενός πραγματικού robot, δεδομένου ότι έχουν κατασκευαστεί «χάρτες αντίληψης» των δυο τροπικότητων ως συνάσταση της θέσης του robot (Εικόνα 2), χρησιμοποιώντας δεδομένα από αισθητήρες πραγματικών robot. Έτσι, το robot θεωρείται ότι δεν ακούει μόνο τον ήχο του ερεθίσματος αλλά και τον ήχο από τις ρόδες του και βλέπει το φώς μόνο αν αυτό είναι στο οπτικό του πεδίο. Στη συγκεκριμένη εργασία έγινε απλούστευση των «χαρτών» των των Hubert et al.(2013), γιατί το εικονικό robot κινείται από κελί σε κελί και όχι από pixel σε pixel. Στο σημείο αυτό να σημειωθεί πως οι ερευνητές του πρωτότυπου άρθρου δεν εξηγούν σαφώς πως κινείται το δικό τους εικονικό robot.

Το πρόγραμμα υλοποιήθηκε σε python χρησιμοποιώντας τη βιβλιοθήκη mesa, η οποία είναι φτιαγμένη για την εύκολη δημιουργία μοντέλων με agents και grid (βλ.



Εικόνα 1. Grid και θέση στόχος



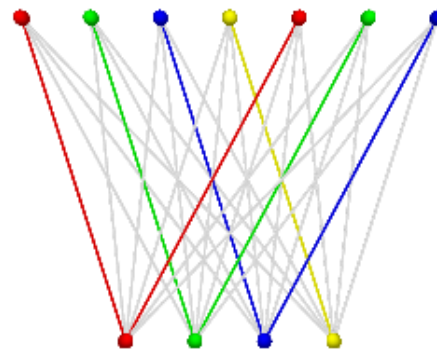
Εικόνα 2. Αντίληψη του robot

module Model, **class** Model(Model), **class** Robot(Agent)).

Το νευρωνικό δίκτυο

Το robot χρησιμοποιεί ένα Feed Forward Neural Network (FFN) εφοδιασμένο με Hebbian Learning. Η επιλογή αυτή έγινε με σκοπό να μπορούν να εντοπιστούν συσχετίσεις σε νευρωνικό επίπεδο και με σκοπό τη διερεύνηση της στιβαρότητας της μάθησης κατά Hebb ακόμα και στην περίπτωση που στα αντιλήμματα του robot προστίθεται noise.

Το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από μια input layer 7 εισόδων και μια output layer 4 εξόδων (Εικόνα 3), fully connected. Οι 4 πρώτες εισόδους αφορούν την αντίληψη του ήχου, ενώ οι τρεις τελευταίες την αντίληψη του φωτός. Σε κάθε step τα αντιλήμματα του robot επεξεργάζονται όπως περιγράφεται στο πρωτότυπο άρθρο και μετατρέπονται στα κατάλληλα inputs. Η υλοποίηση αυτή φαίνεται στη συνάρτηση :



Εικόνα 3. Το νευρωνικό δίκτυο με τις optimal συνδέσεις

def Inputs_Function(agent_perc, light_readings) , του module Inputs_Function.

Οι έξοδοι ανήκουν στο διάστημα (0,1) χρησιμοποιώντας ως activation function τη

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-w \cdot x}}$$

(βλ. **def activation_function**(weights, inputs), του module neural). Κάθε έξοδος είναι συνδεδεμένη με συγκεκριμένη συμπεριφορά (στροφή ή κίνηση)(βλ. **def move**(self), του module Model). Συνεπώς η έξοδος με τη μεγαλύτερη ενεργοποίηση προκαλεί την αντίστοιχη συμπεριφορά. Υλοποιήθηκαν οι συμπεριφορές όπως αυτές περιγράφονται στο πρωτότυπο κείμενο.

Τα βάρη του FFN καθορίζονται σε κάθε step μέσω Oja's Hebbian Learning (βλ. **def oja_rule**(weights, inputs, outputs, hta), του module neural). Εδώ χρησιμοποιήθηκε ο ελαφρά τροποποιημένος από τον Sanger, Oja's Rule :

$$\Delta w_{ij}(n) = \eta y_i(n) [x_j(n) - \sum_{k=1}^l w_{kj}(n) y_k(n)].$$

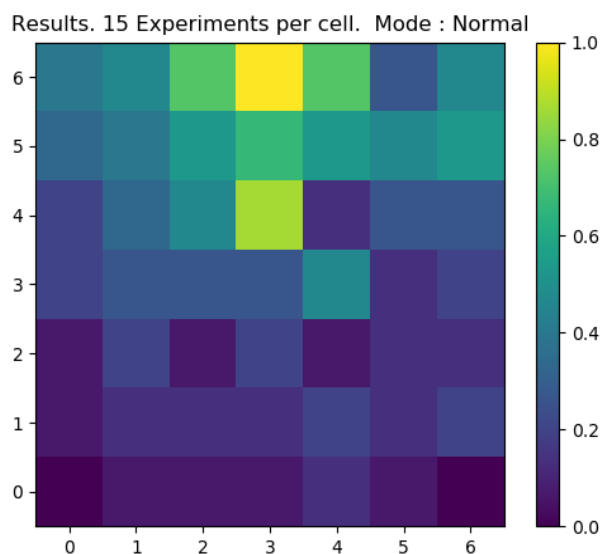
Η μάθηση Hebb είναι κατά κανόνα unsupervised, παρόλα αυτά εδώ χρησιμοποιήθηκε «teacher», δίνοντας ως $y_i(n)$ δίνονταν όχι τα πραγματικά output του δικτύου, αλλά τα optimal σύμφωνα με τα inputs (Εικόνα 3). Στην περίπτωση που τα inputs τα οποία ενεργοποιήθηκαν

δεν ήταν «ζευγάρι» θεωρείται ως αναμενόμενο output ένα από τα αντίστοιχα των δύο inputs με πιθανότητα 50% (βλ. `def right_activations(inputs)`, του module neural).

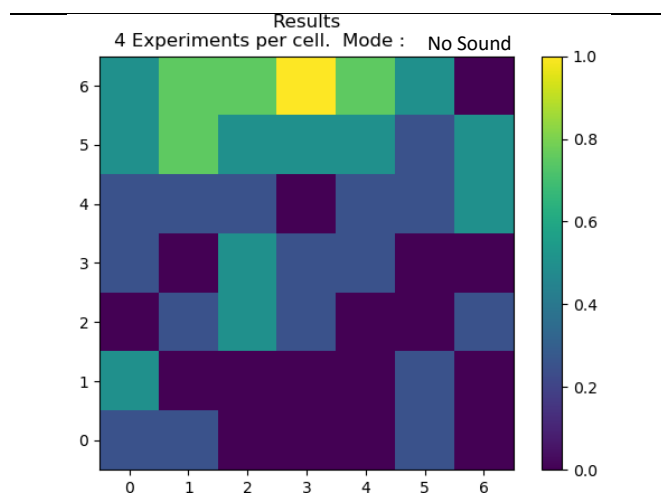
Πείραμα 1

Το πρώτο πείραμα υλοποιήθηκε στο module `run.py` και αποτελείται από 49x15 trials

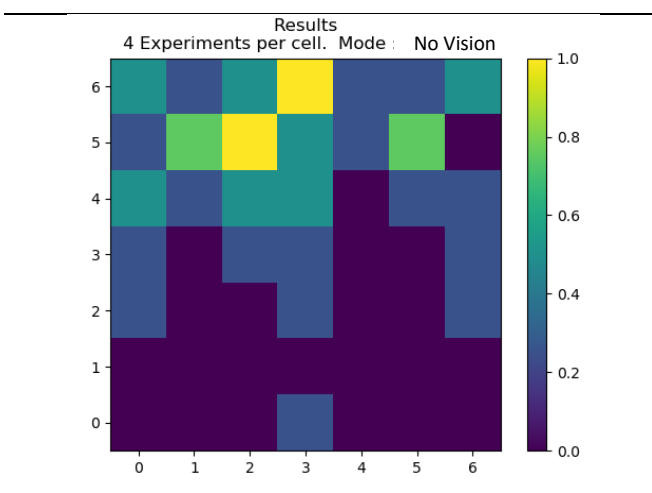
(15 trials για κάθε κελί του grid - σημείο εκκίνησης για το robot). Σε κάθε trial το robot τοποθετείται στη θέση εκκίνησης και αφήνεται να κινηθεί στο grid για 4 min ή μέχρι να φτάσει στο κελί στόχο (3,6). Ένα trial θεωρείται επιτυχημένο αν το robot φτάσει στο στόχο μέσα στα 4min. Ο αριθμός των λεπτών δεν είναι τυχαία επιλογή, καθώς ο αισθητήρας φωτός του robot «διαβάζει» κάθε 120 steps και η αντίστοιχη μνήμη του είναι 10 αναγνώσεις. Για να έχει νόημα η μάθηση θα πρέπει το robot να έχει ικανό αριθμό αναγνώσεων φωτός, δηλαδή να καταφέρνει να κάνει πολλαπλάσιο αριθμό steps των 1200. Ο αριθμός των επιτυχιών από κάθε σημείο εκκίνησης τοποθετήθηκε σε color map όπως φαίνεται στην Εικόνα 4. Επίσης, για μια από τις θέσεις εκκίνησης, συγκεκριμένα την



Εικόνα 4. Παρατηρούμε ότι μεγάλο ποσοστό των κελιών του grid έχει ρυθμό επιτυχιών μεγαλύτερο του 0.5. Παρουσιάζει μια ομοιομορφία γύρω από το σημείο (3,6) όπως και στην περίπτωση No Vision (Εικόνα 6.), όμως έχει επιτυχίες και σε πιο μακρινές αποστάσεις, γεγονός που υποδεικνύει τη συμμετοχή της «όρασης» στη μάθηση.

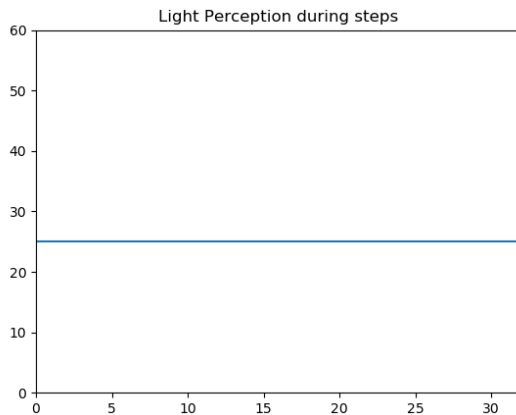


Εικόνα 5. Παρατηρούμε ότι όταν το robot χρησιμοποιεί μόνο τους αισθητήρες του φωτός ανταποκρίνεται καλύτερα όταν βρίσκεται αριστερά της πηγής του φωτός. Αυτό ήταν αναμενόμενο γιατί η αντίληψη φωτός του robot είναι ασύμμετρη.

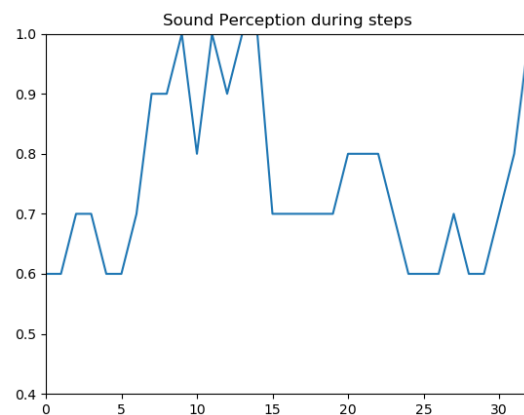


Εικόνα 6. Παρατηρούμε ότι όταν το robot χρησιμοποιεί μόνο τους αισθητήρες του ήχου ανταποκρίνεται πιο ομοιόμορφα γύρω από την πηγή σε σχέση με την περίπτωση αριστερά. Παρόλα αυτά δεν είναι συμμετρική.

(3,3) τυπώθηκε η πορεία της αντίληψης του φωτός και του ήχου ως συνάρτηση των step μέσω της `def single_experiment()` (module Model). Να σημειωθεί πως στο πείραμα αυτό ήταν ενεργοποιημένος και ο ήχος και το φως.



Εικόνα 7. Παρατηρούμε ότι όταν το robot χρησιμοποιεί μόνο τους αισθητήρες του φωτός ανταποκρίνεται καλύτερα όταν βρίσκεται αριστερά της πηγής του φωτός. Αυτό ήταν αναμενόμενο γιατί η αντίληψη φωτός του robot είναι ασύμμετρη.



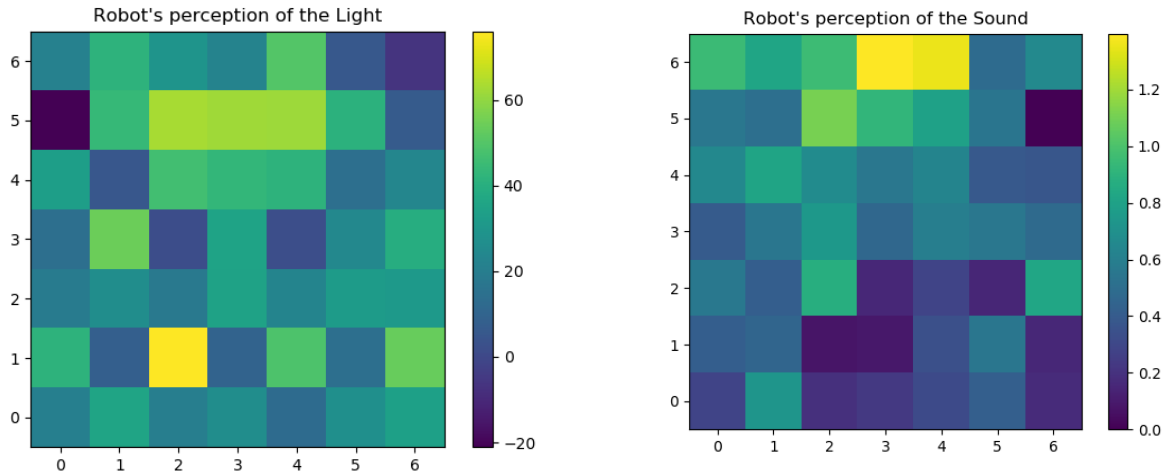
Εικόνα 8. Παρατηρούμε ότι όταν το robot χρησιμοποιεί μόνο τους αισθητήρες του ήχου ανταποκρίνεται πιο ομοιόμορφα γύρω από την πηγή σε σχέση με την περίπτωση αριστερά. Παρόλα αυτά δεν είναι συμμετρική.

Πείραμα 2

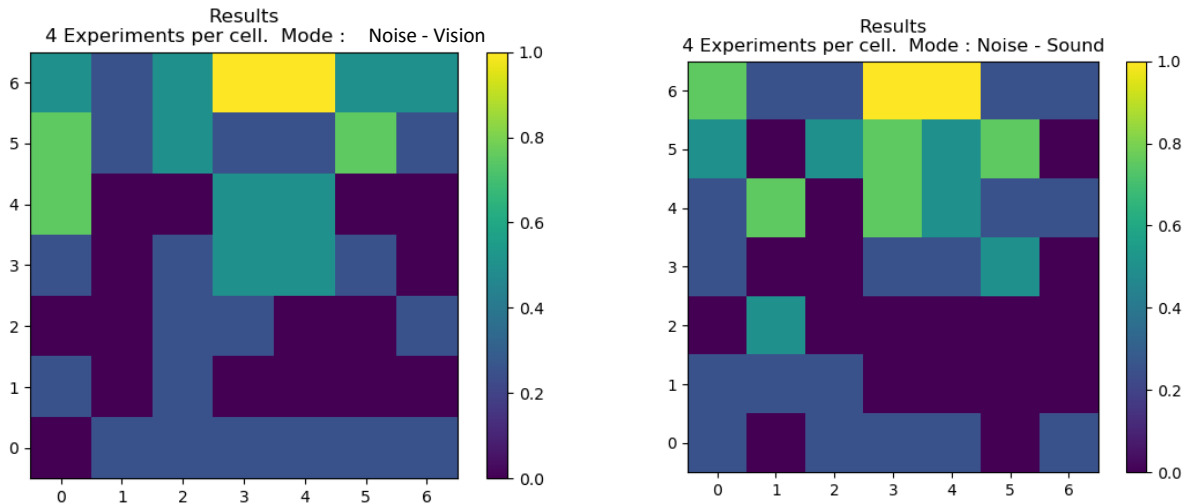
Το πείραμα αυτό αποτελείται από 49x8 trials ,8 trials για κάθε κελί του grid - σημείο εκκίνησης για το robot 4 για με ενεργοποιημένο μόνο τον ήχο και 4 με ενεργοποιημένο μόνο το φως. Τα αποτελέσματα φαίνονται και σχολιάζονται στις Εικόνες 5 και 6.

Πείραμα 3

Το πείραμα αυτό είναι επίσης σαν τα προηγούμενα, ενώ αποτελείται από 4 trials για κάθε κελί του grid - σημείο εκκίνησης για το robot, 2 με πρόσθεση noise στον ήχο και 2 με πρόσθεση noise στο φως. Το noise και στις δυο περιπτώσεις ακολουθεί κανονική κατανομή με $\text{mean} = 0$ και $\text{variance} = 0.2$, $\text{variance} = 20$ για ήχο και φως αντίστοιχα. Παράδειγμα αντίληψης του ήχου και του φωτός φαίνεται στην Εικόνα 9. Τα αποτελέσματα του πειράματος φαίνονται και σχολιάζονται στις Εικόνες 10 .



Εικόνα 9. Αντίληψη του robot με noise



Εικόνα 10. Παρατηρούμε ότι και στις δύο noisy περιπτώσεις τα αποτελέσματα μοιάζουν πολύ μεταξύ τους. Επίσης, ταιριάζουν αρκετά και με την περίπτωση «Normal» της Εικόνας 4, παρά τις διαφορές λόγω του πλήθους των πειραμάτων ανα κελί. Αυτό σημαίνει ότι το Hebbian Learning λειτουργεί, λαμβάνοντας υπόψιν του τα σωστά αντιλήμματα της άλλης αίσθησης και ταυτόχρονα παραβλέποντας το noise. Αξίζει να σημειωθεί πως η επιτυχία αυτή οφείλεται στον «teacher» ο οποίος εγγυάται ότι ενισχύονται με μεγαλύτερη συχνότητα οι πιο αξιόπιστες συνδέσεις μεταξύ input και output σε σύγκριση τις noisy.