

Computational modeling of disparity pair discrimination in V4 visual area

Ahmad Haj-Reza Jafarabadi¹ , Mir-Mohsen Pedram^{2,*} , Mohammad-Reza Abolghasemi Dehaghani⁴, Mohammad Abdolrahmani³, Einollah Pasha⁵

1. PhD Student in Cognitive Modeling, Institute for Cognitive Science Studies, Department of Cognitive Modeling, Tehran, Iran

2. Associate Professor, Kharazmi University, Faculty of Engineering, Department of Electrical and Computer Engineering, Tehran, Iran

3. Institute for Cognitive Science Studies, Department of Cognitive Modeling, Tehran, Iran

4. Assistant Professor, University of Tehran, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Department of Artificial Intelligence and Robotics, Tehran, Iran

5. Professor Emeritus, Kharazmi University, Faculty of Mathematical Sciences and Computer, Department of Statistics, Tehran, Iran

Abstract

Introduction: This study investigates the computational mechanisms underlying binocular disparity discrimination in visual area V4 through a novel modeling approach that examines the ability of V4 neurons to discriminate between fine disparities near the fixation plane and develops a comprehensive computational framework to characterize this process. This study's central hypothesis posits that disparity discrimination ability in V4 depends on two key factors: The absolute difference between disparity pairs and their proximity to zero disparity.

Methods: The present study analyzed electrophysiological data from 156 V4 neurons recorded from macaque monkeys during presentation of random-dot stereograms with varying binocular disparities ($\pm 1.2^\circ$, $\pm 0.6^\circ$, $\pm 0.3^\circ$, 0°) and correlation levels. A novel population-level metric, the Disparity Discrimination Ability Index (DDAI), was introduced to quantify the neural population's capacity to distinguish between disparity pairs using receiver operating characteristic-based (ROC-based) analysis. The DDAI was computed as the average normalized area under the ROC curve across all neurons for each stimulus pair.

Results: This study's results confirmed that V4 neurons exhibit specialized tuning for near-zero disparities, with response variability (coefficient of variation) being minimal for stimuli close to zero disparity and increasing with absolute disparity magnitude. The computational model DCM (DDAI Computational Model) successfully predicted experimental DDAI patterns with high accuracy (Pearson $r=0.969$, Spearman $P=0.887$). Statistical equivalence testing (TOST) confirmed that model predictions were practically equivalent to experimental data (mean difference=0.00018, 90% CI within ± 0.03).

Conclusion: The obtained findings demonstrate that V4 employs an efficient coding strategy prioritizing precision near the fixation depth while maintaining coarser encoding for larger disparities. The DCM framework provides a robust foundation for understanding population-level disparity processing and offers potential applications in artificial vision systems and clinical assessment of stereoscopic vision disorders.

Received: 7 Jun. 2025

Revised: 22 Jul. 2025

Accepted: 22 Jul. 2025

Keywords

Binocular disparity

V4 area

Computational modeling

Depth perception

Disparity discrimination ability

Corresponding author

Mir-Mohsen Pedram, Associate Professor, Kharazmi University, Faculty of Engineering, Department of Electrical and Computer Engineering, Tehran, Iran

Email: Pedram@khu.ac.ir



doi.org/10.30514/icss.27.1.105

Citation: Haj-Reza Jafarabadi A, Pedram MM, Abolghasemi Dehaghani MR, Abdolrahmani M, Pasha E. Computational modeling of disparity pair discrimination in V4 visual area. *Advances in Cognitive Sciences*. 2025;27(1):105-120.

Extended Abstract

Introduction

Depth perception through binocular disparity is a fundamental aspect of visual processing, allowing the brain to reconstruct three-dimensional space from two-dimensional retinal inputs (1). Among the various visual cues,

binocular disparity plays a particularly critical role for objects situated near the observer (2). While early visual areas, such as V1, are involved in the initial encoding of disparity (4), higher-order areas, like V4, contribute

to more refined processing, integrating depth cues with other visual features for object recognition and spatial awareness (5). Previous studies have reported that neurons in area V4 are highly sensitive to disparities near zero and exhibit reduced variability in their responses to these stimuli (6-8). However, despite advancements in understanding stereoscopic processing, the precise mechanisms by which V4 neurons discriminate between subtle differences in disparity remain insufficiently understood.

The present study addresses this gap by exploring how the neural population in V4 encodes disparity differences using a computational framework, hypothesizing that disparity discrimination ability in V4 depends on two interrelated factors: The absolute difference between disparity pairs and their proximity to zero disparity. To test this, this research introduces a new metric—the Disparity Discrimination Ability Index (DDAI) — quantifying the neural population's capacity to distinguish between disparity pairs. Furthermore, this study proposes a computational model, DCM (DDAI Computation Model), designed to predict DDAI values across varying disparity combinations. By validating this model against neural data recorded from macaque monkeys exposed to random-dot stereograms, the present study aims to elucidate the computational principles underlying fine disparity processing in area V4.

Methods

As the data utilized in this research were sourced from (9), the explanations presented here until the Single-Neuron Analyses section have been derived from that study.

Subjects and Surgery: Data were collected from two adult male macaque monkeys (6.5 and 7.5 kg). Surgical procedures involved implantation of a head post, recording chamber targeting area V4, and scleral eye coils. All procedures were approved by the Osaka University Ani-

mal Care Committee and followed National Institutes of Health (NIH) guidelines.

Visual Stimuli and Behavioral Task: Monkeys sat in a primate chair, head-fixed, 57 cm away from a $40^\circ \times 30^\circ$ CRT monitor. They performed a fixation task while random-dot stereograms (RDS) were presented dichoptically through shutter glasses. The RDS stimuli varied in binocular disparity ($\pm 1.2^\circ$, $\pm 0.6^\circ$, $\pm 0.3^\circ$, 0°) and interocular correlation ($\pm 100\%$, $\pm 70\%$, $\pm 30\%$, 0%), yielding 49 unique conditions. The central region of the RDS, varying in disparity and correlation, was designed to match the classical receptive field (CRF) of the recorded neuron. Each trial consisted of a 600-700 ms stimulus presentation following a 350 ms fixation period.

Electrophysiology and Preprocessing: Extracellular recordings from area V4 were obtained using custom glass-coated tungsten electrodes. From 212 total sessions, data from 156 neurons met quality control criteria (minimum repetitions, no data corruption). Spiking data were digitized at 1 ms resolution and rate-coded for analysis.

Single-Neuron Analyses: Raster plots and peri-stimulus time histograms (PSTHs) were used to verify stimulus-evoked responses. Disparity tuning curves and the Disparity Discrimination Index (DDI) quantified a neuron's ability to distinguish its preferred disparity from others. The coefficient of variation (CV) assessed response reliability.

Population-Level Metric (DDAI): This research computed normalized area under ROC curves (NAUC) for each disparity pair to assess population-level discrimination, then averaged them across neurons to derive the DDAI. High DDAI values indicated better discrimination between that disparity pair.

Modeling (DCM): The DCM was developed to mathematically describe the DDAI as a function of two primary factors: (1) the absolute difference between a pair of disparities, and (2) their combined distance from zero

disparity. This model formalizes our central hypothesis that V4's population-level discrimination ability depends on both the magnitude of disparity differences and their

proximity to the fixation plane.

Specifically, DCM defines DDAI as a nonlinear function of disparity pairs (d_i, d_j):

$$DDAI(d_i, d_j) = \alpha(|d_i - d_j|)^{\beta} \exp(-\tau(|d_i| + |d_j|)^{\gamma})$$

Parameters were fitted using MATLAB's curve-fitting tools. The model was validated against experimental DDAI values using Pearson and Spearman correlations, Tukey HSD, and TOST tests for equivalence.

Results

Raster plots of neural activity revealed that most neurons exhibited a noticeable change in firing pattern approximately 80 milliseconds after the onset of visual stimuli, and continued firing beyond the stimulus offset. This temporal profile aligns with the expected response latency for depth processing in area V4, indicating rapid and sustained activation associated with disparity encoding. This defined response window was used for calculating spike rates throughout the analysis.

Peri-stimulus time histograms (PSTHs) showed varying levels of response separability between different disparity levels across neurons. The extent of overlap or separation between PSTH curves depended on both the mean firing rate differences and the trial-to-trial variability. This variability was quantified using the c CV. Lower CV values corresponded to more reliable and focused responses.

Analysis of CV across all recorded neurons demonstrated a systematic pattern: Responses to disparities near zero exhibited the lowest variability, while CV increased with the absolute value of disparity. This pattern supports the hypothesis that area V4 is optimized for precise encoding of disparities near the fixation plane, where fine depth discrimination is most relevant.

The DDI was used to quantify the tuning of neurons to specific disparity levels. DDI values ranged between 0

and 1, with higher values indicating greater discriminative capability. Distribution analysis showed a concentration of neurons with preferred disparities close to zero, and this trend remained consistent even when applying different DDI thresholds. The findings reinforce the idea that the V4 population is specifically tuned to process small disparities with high precision.

The DDAI was used to more comprehensively evaluate the neural population's capacity to distinguish between all disparity pair combinations, laying the foundation for the subsequent computational modeling analysis.

Validation of the DCM model against experimental DDAI values showed excellent fit (Pearson $r=0.96933$, Spearman $P=0.887175$). The mean difference between the model and experimental DDAI was negligible (0.00018), with statistical equivalence confirmed through the TOST.

These findings affirm the central hypothesis: V4 population discrimination is governed by disparity distance and its nearness to zero. The DCM accurately replicates the empirical pattern of disparity discrimination, establishing it as a valid analytical framework.

Conclusion

This study provides compelling evidence that visual area V4 is specialized for discriminating fine disparities, particularly those near the fixation plane. Through a comprehensive analysis of spiking responses from 156 neurons in macaque V4, the present study demonstrated that both the magnitude of disparity differences and their distance from zero influence the neural population's ability to discriminate between depth cues. The newly introduced DDAI success-

fully quantifies this population-level processing, extending beyond traditional metrics like DDI by incorporating ROC-based discrimination for every disparity pair.

The DCM accurately predicted DDAI patterns observed in experimental data, achieving statistical equivalence and high goodness-of-fit. These results suggest that the V4 region employs an efficient coding strategy that prioritizes precision near the fixation depth while allowing for more generalized encoding at larger disparities.

The present findings support the notion that V4 plays a crucial role in integrating depth information into visual perception, specifically for tasks requiring fine depth discrimination. The DCM framework not only deepens our understanding of neural mechanisms in stereopsis but also opens avenues for applications in artificial vision systems, where depth-based object recognition is essential.

By bridging empirical neurophysiology and theoretical modeling, this study enhances the interpretability of population coding in V4 and sets the stage for future explorations into the functional implications of disparity processing in biological and artificial systems.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

All animal procedures adhered to the guidelines of the

National Institutes of Health (NIH) and were approved by the Osaka University Animal Ethics Committee.

Authors' contributions

Ahmad Haj-Reza Jafarabadi: Study design, data analysis, model development, and manuscript preparation. Mir Mohsen Pedram: Methodology supervision and manuscript revision. Mohammad Reza Abolghasemi and Mohammad Abdolrahmani: Conceptual guidance and experimental data collection. Einollah Pasha: Statistical Analysis supervision.

Funding

This research received no specific grant from any funding agency in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Acknowledgments

The authors thank the Osaka University Neurophysiology Laboratory and Mohammad Abdolrahmani for access to their primate electrophysiology data and technical assistance.

Conflict of interest

The authors declared no conflicts of interest.

مدل‌سازی محاسباتی تمایز بین دو مقدار ناهمگونی در یک جفت محرک در ناحیه V4 قشر بینایی

احمد حاج‌رضا جعفرآبادی^۱ ID، میرمحسن پدram^{۲،۳} ID، محمدرضا ابوالقاسمی دهاقانی^۴، محمد عبدالرحمانی^۳، عین‌الله پاشا^۵

۱. دانشجوی دکتری مدل‌سازی شناختی، مؤسسه آموزش عالی علوم شناختی، گروه مدل‌سازی شناختی، تهران، ایران

۲. دانشیار، دانشگاه خوارزمی، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی برق و کامپیوتر، تهران، ایران

۳. مؤسسه آموزش عالی علوم شناختی، گروه مدل‌سازی شناختی، تهران، ایران

۴. استادیار، دانشگاه تهران، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، گروه هوش مصنوعی و رباتیک، تهران، ایران

۵. استاد تمام بازنشسته، دانشگاه خوارزمی، دانشکده علوم ریاضی و کامپیوتر، گروه آمار، تهران، ایران

چکیده

مقدمه: این پژوهش سازوکارهای محاسباتی تمایز ناهمگونی دوچشمی را در ناحیه V4 قشر بینایی با رویکردی نوین در مدل‌سازی بررسی می‌کند. هدف، تحلیل توانایی نورون‌های V4 در تشخیص ناهمگونی‌های ظریف نزدیک به صفحه تثبیت و ارائه چارچوبی محاسباتی برای تبیین این فرایند است. فرضیه اصلی بیان می‌دارد که تمایز ناهمگونی در V4 به اختلاف مطلق جفت‌ناهمگونی‌ها و نزدیکی آنها به ناهمگونی صفر وابسته است.

روش کار: داده‌های الکتروفیزیولوژیک از ۱۵۶ نورون V4 در میمون‌های ماکاک با ارائه استریوگرام‌های نقطه‌ای تصادفی (RDS) با ناهمگونی‌های $\pm 1/3^\circ$ ، $\pm 1/6^\circ$ ، $\pm 1/3^\circ$ و 0° و ضرایب همبستگی متغیر گردآوری شد. شاخصی نوین به نام «شاخص توانایی تمایز ناهمگونی» (DDAI) معرفی شد که توانایی جمعیت نورونی در تفکیک جفت‌ناهمگونی‌ها را با تحلیل ROC کمی‌سازی می‌کند. این شاخص میانگین سطح نرمال‌شده زیر منحنی ROC برای هر جفت محرک است. مدل محاسباتی DCM برای پیش‌بینی الگوهای DDAI توسعه یافت.

یافته‌ها: نتایج نشان داد نورون‌های V4 برای ناهمگونی‌های نزدیک به صفر تنظیم‌پذیری بالایی دارند و تغییرپذیری پاسخ (ضریب تغییرات) در این محدوده کمینه است. با افزایش قدر مطلق ناهمگونی، تغییرپذیری پاسخ افزایش یافت. مدل DCM با دقت بالا (ضریب همبستگی پیرسون = ۰/۹۶۹، ضریب اسپیرمن = ۰/۸۸۷) الگوهای DDAI را پیش‌بینی کرد. آزمون هم‌ارزی (TOST) تأیید کرد که پیش‌بینی‌های مدل عملاً با داده‌های تجربی معادلند (میانگین اختلاف = ۰/۰۰۰۱۸، فاصله اطمینان ۹۰٪ در بازه $\pm 0/۰۳$).

نتیجه‌گیری: یافته‌ها فرضیه اصلی را تأیید می‌کنند که توانایی تمایز ناهمگونی در V4 به اختلاف مطلق جفت‌ناهمگونی‌ها و نزدیکی آنها به ناهمگونی صفر وابسته است. ناحیه V4 از راهبرد رمزگذاری کارآمدی بهره می‌برد که دقت را در ناهمگونی‌های نزدیک به عمق تثبیت اولویت‌بندی می‌کند و برای ناهمگونی‌های بزرگ‌تر رمزگذاری خشن‌تری ارائه می‌دهد. چارچوب DCM پایه‌ای محکم برای درک پردازش ناهمگونی در سطح جمعیت نورونی فراهم می‌کند و کاربردهایی در سیستم‌های بینایی مصنوعی و ارزیابی اختلالات استریوسکوپیک دارد.

دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۱۸

اصلاح نهایی: ۱۴۰۴/۰۴/۳۱

پذیرش: ۱۴۰۴/۰۴/۳۱

واژه‌های کلیدی

ناهمگونی دوچشمی

ناحیه V4

مدل‌سازی محاسباتی

ادراک عمق

توانایی تمایز ناهمگونی

نویسنده مسئول

میرمحسن پدram، دانشیار، دانشگاه خوارزمی،

دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی برق

و کامپیوتر، تهران، ایران

ایمیل: Pedram@khu.ac.ir



doi.org/10.30514/icss.27.1.105

مقدمه

«ناهمگونی دوچشمی» نقش حیاتی دارد، به ویژه برای اشیائی که در نزدیکی ناظر قرار دارند (۲). مطالعات اخیر اهمیت پردازش ناهمگونی را در وظایف مختلف بینایی، از جمله شناسایی اشیاء و درک فضایی، برجسته کرده‌اند (۳). پردازش ناهمگونی در ساختار سلسله‌مراتبی قشر بینایی به شیوه‌های مختلفی صورت می‌گیرد و هر ناحیه نقش خاصی را در این فرایند ایفا می‌کند. در حالی که ناحیه اولیه قشر

درک این که سیستم بینایی انسان تصاویر دوبعدی دریافتی از شبکه‌های چپ و راست را چگونه برای ادراک یک محیط سه بعدی پردازش می‌کند، همچنان یکی از پرسش‌های اساسی و جذاب در علوم اعصاب بینایی است. این پدیده که مبنای مطالعات درک عمق را تشکیل می‌دهد، به توانایی مغز در استخراج نشانه‌هایی از میدان بینایی برای استنباط عمق مربوط می‌شود (۱). در میان این نشانه‌ها

چارچوبی قدرتمند برای توسعه آینده در اختیار پژوهشگران قرار می‌دهد؛ مدلی که می‌تواند در تحلیل سازوکارهای پردازش بینایی و همچنین در سامانه‌های بینایی مصنوعی به کار گرفته شود و نقشی مؤثر در ترکیب تئوری و کاربرد ایفا کند.

روش کار

روش‌های آزمایشی و فنون تحلیل داده

شرح زیر تا بخش پیش‌پردازش از روش‌های آزمایشی بر اساس دستورالعمل‌های ارائه‌شده در (۹) ارائه شده است. تفصیل موارد در منبع اشاره شده در دسترس است. بنابراین در این مطالعه از داده‌های ارائه شده در (۹) استفاده شده است.

آزمودنی‌ها و عمل جراحی

آزمایش‌ها بر روی دو میمون ماکاک نر بالغ با وزن‌های به ترتیب ۶/۵ و ۷/۵ کیلوگرم انجام شده‌اند. آماده‌سازی‌ها برای ثبت‌های آزمایشی شامل نصب جراحی پایه نگهدارنده سر، دو سیم‌پیچ چشمی اسکالرال (scleral search coils) و محفظه ثبت (recording chamber) بوده است. میمون‌ها در طول جراحی با استفاده از کتامین بی‌هوش و با ترکیبی از ایزوفلوران در گاز نیتروس اکسید و اکسیژن بی‌حس شدند. پایه پلاستیکی نگهدارنده سر و محفظه ثبت بر روی جمجمه ثابت شدند، به نحوی که امکان ثبت از ناحیه V4 فراهم گردد. سیم‌پیچ‌های چشمی برای پایش موقعیت چشم‌ها، در فضای بین ملتحمه و صلیبه هر دو چشم قرار داده شدند. مراقبت‌های پس از عمل شامل تجویز آنتی‌بیوتیک‌های عمومی و اختصاصی چشم، گلوکوکورتیکوئیدها و مسکن‌ها بود. تمامی مراحل آزمایشی با تأیید کمیته آزمایش حیوانات دانشگاه Osaka و بر اساس راهنمای مؤسسه ملی سلامت آمریکا (NIH Guide for the Care and Use of Laboratory Animals) اجرا شدند.

تکالیف و تحرکات بینایی

میمون‌ها در یک صندلی ویژه میمون قرار گرفته و سر آنها در وضعیت ثابت نگه داشته شد. آنها در فاصله ۵۷ سانتی‌متری از یک نمایش‌گر CRT درون یک محفظه تاریک نشسته بودند. نمایش‌گر میدان بینایی ۳۰×۴۰ درجه‌ای را با نرخ تازه‌سازی ۸۵ هرتز پوشش می‌داد. ارائه دایکوتیک (برای هر چشم جداگانه) محرک‌ها از طریق عینک‌های شاتر کریستال مایع فروالکتریک امکان‌پذیر بود. سامانه کنترل وظیفه و ثبت داده‌ها با پایش مستمر موقعیت چشم‌ها استفاده شد.

میمون‌ها باید بر یک نقطه تثبیت مرکزی تمرکز می‌کردند و در تمام مدت آزمایش نگاه خود را در محدوده مشخصی از پنجره مکانی و زاویه تطابق حفظ می‌کردند. در صورت موفقیت پس از هر آزمایش با آب

بینایی (V1) مسئول پردازش اولیه ناهمگونی است (۴). نواحی بالاتر مانند V4 در جنبه‌های پیچیده‌تری از درک عمق، از جمله پردازش ناهمگونی‌های دقیق و تلفیق اطلاعات عمق با سایر ویژگی‌های بینایی برای شناسایی اشیاء، نقش دارند (۵). همچنین مطالعه دیگری نشان داده است که در ناحیه V4 تمرکز بالاتری از نورون‌هایی وجود دارد که به ناهمگونی‌های نزدیک به صفر حساس هستند و تغییرپذیری پاسخ نورونی برای محرک‌های نزدیک به ناهمگونی صفر کاهش و برای ناهمگونی‌های بزرگ‌تر افزایش می‌یابد (۸-۶). این نتایج نشان می‌دهند که V4 در تشخیص دقیق عمق در فواصل نزدیک، به ویژه در صفحه تثبیت دید، تخصص دارد.

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در فهم نقش نواحی مختلف قشر بینایی در بینایی استریو، جنبه‌های مهمی از مشارکت ناحیه V4 در درک عمق همچنان ناشناخته باقی مانده‌اند.

پژوهش حاضر نقش نورون‌های ناحیه V4 را در تشخیص دقیق ناهمگونی از طریق رویکردی محاسباتی و نوین مورد بررسی قرار می‌دهد و به تحلیل داده‌های ثبت شده نورونی از میمون‌های ماکاک می‌پردازد. ابتدا فرضیه مطرح شده در مطالعات پیشین مبنی بر آن که ناحیه V4 در پردازش اطلاعات ناهمگونی نزدیک به صفر با دقت بالا تخصص دارد (۶) مورد بررسی قرار گرفته و ضمن تأیید آن نشان داده شده است که این فرضیه قادر به تبیین برخی جنبه‌های پردازش ناهمگونی در ناحیه V4 نیست. برای رفع این محدودیت، فرضیه‌ای جامع‌تر پیشنهاد داده شده است؛ قدرت تمایز بین دو محرک در این ناحیه تابعی از هر دو عامل «اختلاف مطلق ناهمگونی» و «نزدیکی آنها به صفر» است.

برای آزمون این فرضیه‌ها یک شاخص جدید توسعه داده شده است؛ شاخص توانایی تمایز ناهمگونی (DDAI). برای توصیف الگوی تغییرات این شاخص بر حسب مقادیر مختلف ناهمگونی یک مدل محاسباتی ریاضی به نام مدل DCM پیشنهاد شده است که قدرت تمایز جمعیت نورونی V4 را روی مقادیر مختلف جفت ناهمگونی به صورت کمی پیش‌بینی می‌کند. این مدل پیشنهادی با داده‌های تجربی اعتبارسنجی شده است.

این مطالعه با ارائه مدل DCM که به خوبی پیچیدگی‌های تمایز ناهمگونی را در ناحیه V4 منعکس می‌کند، درک ما را از پاسخ‌های نورونی V4 نسبت به ناهمگونی دوچشمی ارتقا می‌دهد. با روشن‌سازی مکانیسم‌هایی که نورون‌های V4 از طریق آنها ناهمگونی‌های ظریف را پردازش می‌کنند، این پژوهش به دانش موجود در علوم اعصاب بینایی کمک می‌کند و بستری برای پژوهش‌های تجربی آتی در زمینه پیامدهای عملکردی این پاسخ‌های نورونی فراهم می‌سازد. همچنین

پاداش داده می‌شد.

محرك‌های بینایی با استفاده از جعبه ابزار OpenGL تولید شده و شامل الگوهای نقطه‌ای تصادفی (۱۰) (RDS) از نوع مرکز-حاشیه بودند، با تعداد برابر از نقاط تیره و روشن روی زمینه‌ای با روشنایی متوسط. روشنایی صفحه اندازه‌گیری و به طور گاما اصلاح شده بود. برای به حداقل رساندن تداخل بین‌چشمی، تنها از فسفر قرمز با کوتاه‌ترین زمان پس‌تاب استفاده شد. چگالی نقاط ۲۵ درصد تعیین شد و الگوی نقطه‌ای با نرخ ۱۰/۶ هرتز بروزرسانی می‌شد.

ناهمگونی دوچشمی و همبستگی فقط در بخش مرکزی محرك RDS تغییر داده شدند؛ این بخش به اندازه‌ای طراحی شده بود که میدان گیرنده کلاسیک نورون مربوطه را بپوشاند. در هر آزمون به صورت تصادفی یکی از هفت سطح همبستگی ($\pm 100\%$ درصد، $\pm 70\%$ درصد، $\pm 30\%$ درصد و 0% درصد) به همراه یکی از هفت مقدار ناهمگونی افقی ($\pm 1/2^\circ$ ، $\pm 0/6^\circ$ ، $\pm 0/3^\circ$ و 0°) بر روی بخش مرکزی محرك اعمال می‌شد. مقادیر مثبت ناهمگونی نشان‌دهنده عمق دورتر و مقادیر منفی نشان‌دهنده عمق نزدیک‌تر نسبت به صفحه نمایش هستند. در نتیجه، در هر آزمایش یکی از ۴۹ ترکیب مرکبی ممکن ارائه می‌شد. دو محرك تک‌چشمی و یک محرك دوچشمی غیرمرتبط نیز به این

مجموعه ۴۹ تایی افزوده شده‌اند.

در هر جلسه، ثبت از یک نورون انجام شده است و برای هر کدام از انواع محرك، تعداد برابری آزمون به عمل آمده است که به صورت تصادفی در طول جلسه توزیع شده بودند. هر آزمون با نمایش نقطه تثبیت ($2^\circ \times 2^\circ / 0.2^\circ$ درجه) در مرکز صفحه آغاز می‌شد و میمون‌ها باید در مدت ۳۵۰ میلی‌ثانیه نگاه خود را به آن معطوف می‌کردند. ۶۰۰ میلی‌ثانیه پس از نمایش نقطه تثبیت، محرك بینایی به نمایش در می‌آمد. مدت زمان ارائه محرك برای یکی از میمون‌ها ۷۰۰ میلی‌ثانیه و برای دیگری ۵۰۰ میلی‌ثانیه بود. در طول نمایش محرك، میمون‌ها باید نگاه خود را درون پنجره‌ای به ابعاد 1×1 درجه حفظ می‌کردند و زاویه تطابق چشم‌ها را در محدوده $\pm 0.5^\circ$ درجه نسبت به صفحه نمایش نگه می‌داشتند. پایان آزمون ۲۰۰ میلی‌ثانیه پس از خاموش شدن محرك تعریف شده بود. در صورت حفظ موفقیت‌آمیز تثبیت در کل دوره آزمایش، پاداش آبی در انتهای آزمون ارائه می‌شد.

در مجموع، ثبت نورونی از ۲۱۲ نورون در ۲۱۲ جلسه انجام شد. تعداد تکرار آزمون‌ها برای هر نورون متغیر بود و بین ۴ تا ۱۰ تکرار برای هر یک از مقادیر محرك انجام شده است. نمودار توالی زمانی یک تکرار از تکلیف در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱. نمودار توالی زمانی یک تکرار از تکلیف

با روکش شیشه‌ای که به صورت اختصاصی طراحی شده بود، استفاده شد. سیگنال‌های خارج سلولی تقویت و فیلتر شدند و پتانسیل‌های عمل جدا شده و ثبت گردیدند. در حین جستجو برای یافتن فعالیت نورونی، یک الگوی نقطه‌ای تصادفی (RDS) با ناهمگونی صفر ارائه می‌شد. سطح همبستگی محرك بررسی

الکتروفیزیولوژی و پروتکل آزمایشی

ناحیه V4 بر اساس مکان‌های تخمینی شیارهای لونات (lunate sulcus) و تمپورال فوقانی (superior temporal sulcus) و همچنین رابطه اندازه میدان گیرنده (RF) با فاصله از مرکز دید (eccentricity) تعیین مکان شد. برای ثبت نورونی واحد، از یک میکرو الکترو تنگستنی

(probe RDS) در هر جلسه ثبت به صورت تصادفی انتخاب می شد تا از ایجاد سوگیری در نمونه برداری جلوگیری شود.

پیش پردازش

داده های ثبت شده از ۲۱۲ نورون به دست آمده است که هر کدام با شماره ای بین ۱ تا ۲۱۲ مشخص شده اند. در هر آزمایش، داده ها شامل رخدادهای شلیک نورونی (spikes) با تفکیک زمانی ۱ میلی ثانیه بوده اند. در نتیجه هر آزمون به صورت دنباله ای از صفر و یک نمایش داده شده است؛ به طوری که عدد ۱ در هر بازه یک میلی ثانیه ای نشان دهنده وقوع یک شلیک عصبی است.

مطالعه بر اساس تحلیل کدگذاری نرخ (Rate Coding) پیش رفته است. روشی رایج در علوم اعصاب محاسباتی که بر پایه نرخ وقوع شلیک در بازه های زمانی مشخص داده های نورونی را تحلیل می کند.

در برخی موارد، اشکالاتی در داده های ثبت شده مشاهده شد که به روش های زیر اصلاح گردید:

۱) در موارد بسیار نادری، عددی بزرگتر از یک برای یک بازه یک میلی ثانیه ای ثبت شده بود. این موارد به عنوان نویز در نظر گرفته شده و مقدار آنها با صفر جایگزین شد.

۲) برخی نورون ها دارای تعداد تکرار ناهماهنگ در شرایط مختلف آزمایشی بودند؛ این نورون ها از تحلیل حذف شدند.

۳) در برخی آزمون ها، هیچ ثبت داده ای انجام نشده بود. نورون هایی که این آزمون ها مربوط به آنها بودند نیز کنار گذاشته شدند.

در نتیجه این اصلاحات، تعداد ۱۵۶ نورون از کل مجموعه نورون های ثبت شده وارد مرحله تحلیل نهایی شدند.

روش تحلیل پاسخ تک نورون ها

بررسی فعالیت نورونی در اغلب مطالعات با تحلیل بصری زمان بندی شلیک ها به وسیله نمودار رستر (Raster Plot) آغاز می شود (۱۱). تحلیل تغییرات نرخ شلیک ها در آزمون های مختلف، اطلاعاتی درباره وجود و نوع پاسخ دهی نورون به یک محرک خاص فراهم می سازد. در همین راستا، مرحله آغازین این پژوهش شامل بررسی دینامیک فعالیت نورونی ثبت شده از طریق نمودار رستر است.

پس از آن که مشخص شد نورون ها به محرک های ارائه شده پاسخ واکنشی می دهند، الگوی زمانی این پاسخ ها با استفاده از هیستوگرام زمانی شلیک پیرامون محرک ((Peri-Stimulus Time (PSTH Histogram) مورد ارزیابی قرار گرفت (۱۲). این هیستوگرام، نمایشی بصری از نرخ پاسخ میانگین نورون در طول زمان فراهم آورده و مقایسه پاسخ ها به مقادیر مختلف ناهمگونی را ممکن می کند.

توانایی یک نورون در تمایز بین سطوح مختلف ناهمگونی را می توان با در

نظر گرفتن تغییرپذیری اطراف میانگین پاسخ سنجید. اگرچه PSTH ابزاری بصری برای نمایش این توانایی است، تحلیل دقیق تر مستلزم استفاده از یک شاخص کمی است. بر این اساس، با تکیه بر مطالعات پیشین، در این پژوهش از شاخص تمایز ناهمگونی ((Disparity (DDI Discrimination Index) به عنوان سنجۀ اصلی برای ارزیابی عملکرد نورونی استفاده شده است (۱۳). برای بررسی تغییرپذیری پاسخ نورونی به محرک ها نیز به یک شاخص کمی نیاز است که امکان سنجش و مقایسه را فراهم سازد. در این راستا، از ضریب تغییرات بهره گرفته شده است (۱۴، ۱۵). به منظور ارزیابی توانایی تمایز نورون ها میان تمام جفت های ممکن از محرک ها، از شاخص سطح زیر منحنی (AUC) مشخصۀ عملیاتی گیرنده ((Receiver Operating Characteristic (ROC) (۱۳) به عنوان ابزار اصلی استفاده شده است (۱۶). از آنجا که ناحیه V4 نقش کلیدی در پردازش ناهمگونی نسبی ایفا می کند (۱۷) و تحلیل های فوق عمدتاً بر عملکرد نورون های منفرد متمرکز بوده اند، درک دقیق تر این نقش مستلزم ارزیابی و استنباط پاسخ جمعیتی نورون ها است.

روش استنباط پاسخ جمعیت نورونی با استفاده از تحلیل پاسخ

تک نورون ها

برای تحلیل جامع تر نحوه تمایز جمعیت نورونی بین جفت های محرک های عمقی و درک عملکرد آنها در رمزگذاری ناهمگونی، وجود شاخصی معتبر ضروری است. به همین منظور، در این مطالعه شاخص جدیدی با عنوان شاخص توانایی تمایز ناهمگونی ((DDAI Disparity Discrimination Ability Index) معرفی شده است که هدف آن کمی سازی توانایی جمعیتی نورون های ناحیه V4 در تمایز بین دو سطح ناهمگونی است. این شاخص بر اساس میانگین سطح زیر منحنی ROC نرمال شده ((Normalized Area Under (NAUC Curve) برای هر جفت محرک، در سطح جمعیت نورونی محاسبه می شود.

یافته ها

شکل (۲-ا) نمودار رستر مربوط به نورون شماره ۱۵۵ را از مجموعه داده این پژوهش نمایش می دهد که در تکرارهای آزمایش مختلف ثبت شده است. این نمودار نشان می دهد که الگوی شلیک نورونی تقریباً ۸۰ میلی ثانیه پس از شروع محرک بینایی (نشان داده شده با خط چین آبی) دچار تغییر قابل توجهی می شود. این زمان بندی از اهمیت بالایی برخوردار است، چرا که نشان دهنده رمزگذاری سریع اطلاعات بینایی بوده و با تأخیر پاسخ مورد انتظار برای درک عمق در

صفر و ۱/۲ درجه را نشان داده است. مقایسه این دو هیستوگرام نشان می‌دهد که این نورون بالقوه قادر به تمایز میان دو محرک است. در مقابل، شکل (۲-۲) مقایسه مشابهی را برای نورون شماره ۳۵ نشان می‌دهد. برخلاف نورون ۱۶۰، به نظر می‌رسد که نورون ۳۵ توانایی معناداری برای تشخیص تفاوت میان این دو محرک ندارد.

هرچه میزان هم‌پوشانی بین PSTH‌های دو محرک بیشتر باشد، توانایی نورون برای تمایز بین آنها ضعیف‌تر است. برعکس هرچه فاصله بین دو منحنی بیشتر باشد، توانایی تمایز نورون قوی‌تر خواهد بود. همان‌طور که در دو شکل مذکور مشاهده می‌شود، دو عامل اصلی در تعیین میزان هم‌پوشانی یا جدایی PSTH‌ها عبارتند از:

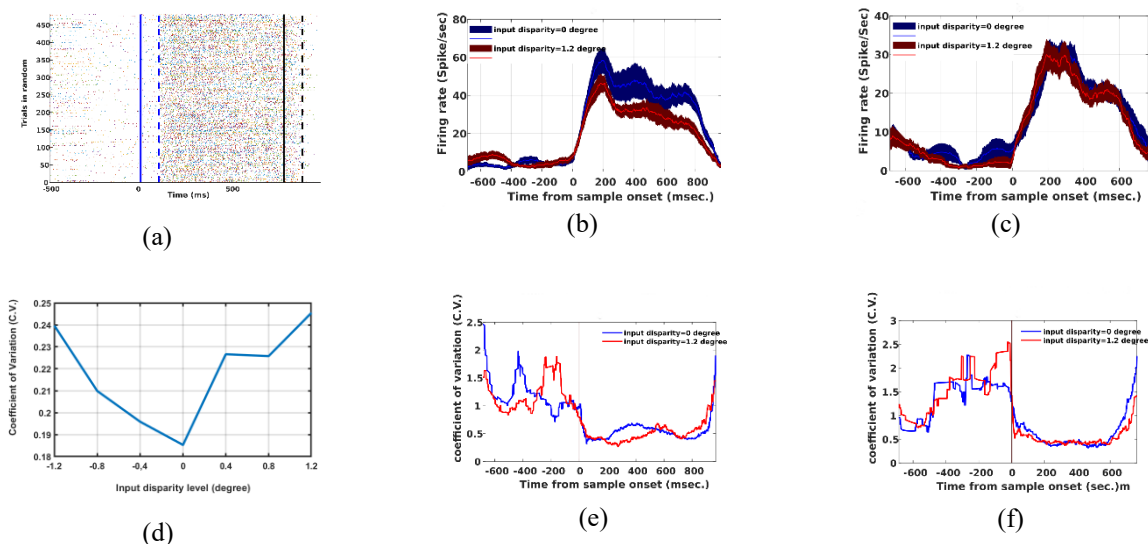
- (۱) تفاوت میانگین نرخ شلیک بین دو محرک.
 - (۲) تغییرات نرخ شلیک بین تکرارها (Trial-to-trial variation).
- تغییرات بین تکرارها در PSTH‌ها به صورت نوار رنگی پهن، پیرامون منحنی پاسخ میانگین نمایش داده شده است و نقش مهمی در هم‌پوشانی بین PSTH‌های دو محرک ایفا می‌کند. ترکیب نرخ شلیک میانگین و تغییرات پاسخ، تعیین‌کننده نهایی در ارزیابی توانایی نورون برای تمایز میان دو محرک هستند.

ناحیه V4 هم‌راستا است (۱۸، ۱۹). چنین الگویی حاکی از آن است که این نورون در پردازش سریع اطلاعات بینایی مرتبط با عمق نقش فعالی دارد. همچنین مشاهده می‌شود که فعالیت نورونی تا حدود ۸۰ میلی‌ثانیه پس از پایان محرک بینایی (نشان داده شده با خط چین مشکی) ادامه می‌یابد. این پایداری در شلیک نورون نشان می‌دهد که نورون شماره ۱۵۵ نه تنها به شروع محرک پاسخ می‌دهد، بلکه برای مدت کوتاهی پس از خاموشی محرک نیز فعال باقی می‌ماند، که این ویژگی ممکن است در فرایندهای پردازش و یکپارچه‌سازی اطلاعات بینایی نقش داشته باشد.

با بررسی نمودار رستر سایر نورون‌ها نیز مشخص شد که اکثر آنها الگوی شلیک مشابهی را نشان می‌دهند. در تمامی مراحل تحلیل این پژوهش، از همین بازه زمانی (قبل، حین و اندکی پس از محرک) برای محاسبه نرخ شلیک نورون‌ها استفاده شده است.

هیستوگرام زمانی پیرامون محرک (PSTH)

شکل‌های (۲-۲) و (۲-۲) PSTH‌های مربوط به دو نورون نمونه از میان نورون‌های مورد بررسی را نمایش می‌دهد. شکل (۲-۲) PSTH‌های مربوط به نورون شماره ۱۶۰ در پاسخ به دو محرک با ناهمگونی‌های



شکل ۲. (a) نمودار رستر نورون شماره ۱۵۵ خطوط آبی و مشکی به ترتیب زمان ورود و خروج محرک خطوط آبی و مشکی نقطه‌چین به ترتیب زمان‌های شروع و پایان پاسخ نورون به محرک. (b) PSTH‌های مربوط به پاسخ نورون شماره ۱۶۰ به دو محرک ۰ و ۱/۲ درجه. (c) PSTH‌های مربوط به پاسخ نورون شماره ۳۵ به همان محرک‌ها. (d) میانگین ضریب تغییرات (C.V.) برای سطوح مختلف ناهمگونی محرک ورودی در میان تمام نورون‌ها. (e) و (f) منحنی تغییرات CV بر حسب زمان برای نورون‌های شماره ۱۶۰ و ۳۵.

ناهمگونی ترجیحی از دیگر سطوح ناهمگونی باید با استفاده از نتایج مطالعات پیشین، یک معیار کمی مناسب انتخاب نمود. یک گزینه مناسب برای این منظور می‌تواند شاخص تمایز ناهمگونی

تحلیل مشابه بر روی تمامی نورون‌های ثبت شده نشان داد که بخش قابل توجهی از آنها در تمایز بین حداقل یک جفت محرک عملکرد خوبی دارند. با این حال، برای اندازه‌گیری توانایی نورون‌ها در متمایز نمودن

DDI باشد. اما به دلیل اهمیت موضوع لازم است پیش از پرداختن به DDI شاخصی کمی برای تغییرپذیری بین تکرارها معرفی شود.

ضرب تغییرات (C.V.)

این شاخص با تقسیم انحراف معیار پاسخ های نورونی بر میانگین آن در تکرارهای مختلف محاسبه می شود. مقادیر پایین تر C.V. نشان دهنده توانایی بالاتر نورون در تمایز بین دو محرک است. این شاخص اطلاعات ارزشمندی درباره پایداری پاسخ نورون به سطوح مختلف ناهمگونی ارائه می دهد. شکل های (۲-۱) و (۲-۲) تغییرات ضرب تغییرات را برای نورون های شماره ۱۶۰ و ۳۵ به ترتیب در پاسخ به محرک هایی با ناهمگونی صفر و ۱/۲ درجه نمایش می دهند. این نمودارها به وضوح نشان می دهند که مقدار C.V. در طول دوره پاسخ به محرک کاهش یافته و این کاهش در طول بازه پاسخ حفظ شده است. این کاهش در مقدار C.V. همراه با افزایش ثبات در پاسخ، بیانگر پاسخی متمرکزتر و دقیق تر از سوی نورون به محرک ورودی است.

شکل (۲-۲) میانگین ضرب تغییرات (C.V.) را برای سطوح مختلف ناهمگونی محرک ورودی در میان تمام نورون ها نمایش می دهد. این شکل الگوی مشخصی از تغییرپذیری پاسخ نورونی در برابر سطوح متفاوت ناهمگونی را نشان می دهد: به طور خاص، پاسخ ها به محرک هایی با ناهمگونی نزدیک به صفر دارای تغییرپذیری کم هستند، در حالی که با افزایش قدر مطلق ناهمگونی، مقدار C.V. نیز افزایش می یابد. این یافته ها فرضیه های را تقویت می کنند که ناحیه V4 برای درک عمق در ناهمگونی های کوچک به خوبی تنظیم شده است، به گونه ای که اکثر نورون ها دارای ناهمگونی ترجیحی نزدیک به صفر هستند. همچنین کاهش تعداد نورون های فعال با افزایش ناهمگونی با

انتظارات نظری سازگار بوده و نقش ناحیه V4 را در تشخیص دقیق عمق و پردازش نشانه های ظریف عمق تقویت می کند. علاوه بر این، الگوی C.V. مشاهده شده در این مطالعه نشان می دهد که نورون های ناحیه V4 دارای دقت بالاتری در رمزگذاری ناهمگونی های نزدیک به صفر هستند، در حالی که با دور شدن از صفر، تغییرپذیری پاسخ ها افزایش می یابد. این یافته حاکی از آن است که نورون های V4 برای رمزگذاری دقیق و قابل اعتماد اشیاء در صفحه تثبیت دید تنظیم شده اند؛ جایی که دقت پردازش برای رفتارهای وابسته به بینایی اهمیت حیاتی دارد. در مقابل افزایش تغییرپذیری برای ناهمگونی های بزرگ تر نشان دهنده گرایش نورون ها به رمزگذاری عمومی تر و کم دقت تر است. این موضوع ممکن است منعکس کننده اهمیت کمتر این سطوح ناهمگونی برای اقدامات فوری یا نیاز به نمایش عصبی انعطاف پذیرتر برای پردازش اشیاء دورتر باشد.

شاخص تمایز ناهمگونی (DDI)

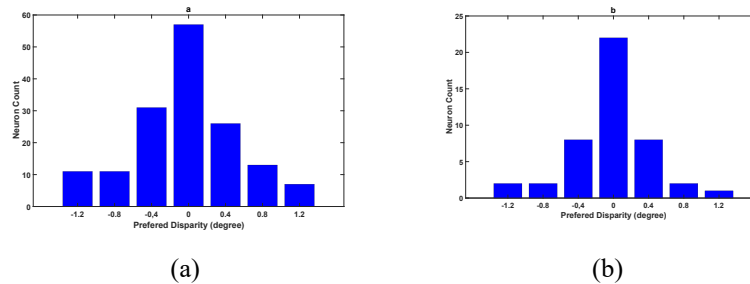
این شاخص توانایی یک نورون را در تمایز دادن ناهمگونی ترجیحی اش از سایر سطوح ناهمگونی کمی سازی می کند. شاخص DDI از روی منحنی تنظیم نورون (tuning curve) که میانگین نرخ شلیک نورون در پاسخ به سطوح مختلف ناهمگونی را نمایش می دهد محاسبه می شود، پارامترهای کلیدی در این محاسبه شامل فاصله قله تا فرورفتگی منحنی تنظیم و خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) هستند، همان گونه که در رابطه (۱) توصیف شده است (۱۳)؛ که در آن Rmax بالاترین میانگین پاسخ، Rmin کمترین آن روی سطوح مختلف ناهمگونی و RMSE ریشه مجموع مربعات انحراف از میانگین است.

$$DDI = \frac{(R_{max} - R_{min})}{(R_{max} - R_{min}) + 2RMSE_{error}} \quad \text{رابطه (۱)}$$

پژوهش بستگی دارد و تأثیر هرگونه تنظیم در آن باید با دقت ارزیابی شود.

شکل (۳-۱) تعداد نورون هایی را نشان می دهد که به طور ترجیحی به هر سطحی از ناهمگونی پاسخ می دهند، در حالی که شکل (۳-۲) داده های مشابهی را برای نورون هایی با مقادیر DDI بالاتر از ۰/۴ ارائه می کند. مقایسه این دو شکل نشان می دهد که الگوی توزیع نورون ها در سطوح مختلف ناهمگونی ترجیحی، صرف نظر از آستانه DDI به کار رفته، عمدتاً ثابت باقی می ماند. این الگو برای سطوح مختلف آستانه نیز برقرار است.

مقادیر DDI در بازه ای بین ۰ تا ۱ قرار دارند که نشان دهنده میزان توانایی نورون در تمایز بین محرک هایی هستند که بیشترین (ناهمگونی ترجیحی) و کمترین پاسخ را برمی انگیزند. مقدار بالاتر DDI به معنای دقت بیشتر در تشخیص سطوح مختلف ناهمگونی است. در حالی که مقدار پایین DDI معمولاً نشان دهنده پاسخ ضعیف نورون به هر جفت محرک است. این تفسیر باید با احتیاط انجام شود، زیرا RMSE به عنوان معیاری از تغییرپذیری بر آن تأثیر می گذارد. در حال حاضر آستانه پذیرفته شده ای برای DDI جهت تعیین مؤثر بودن یک نورون در رمزگذاری ناهمگونی وجود ندارد. انتخاب این آستانه به زمینه خاص



شکل ۳. توزیع نورون‌ها روی سطوح مختلف ناهمگونی. (a) تمامی نورون‌ها (b) نورون‌های با DDI بزرگتر از ۰/۴

این الگو بار دیگر تأیید می‌کند که ناحیه V4 دارای تراکم بالاتری از نورون‌هایی است که به طور دقیق برای سطوح ناهمگونی نزدیک به صفر تنظیم شده‌اند و با افزایش مقدار مطلق ناهمگونی، تعداد این نورون‌ها کاهش می‌یابد. هرچه حد پایین DDI بیشتر باشد، این کاهش، شیب تندتری خواهد داشت.

در حالی که DDI شاخص ارزشمندی برای سنجش توانایی نورون در تمایز بین سطوح مختلف ناهمگونی دوجسمی محسوب می‌شود، محدودیت‌هایی دارد که قدرت تفسیر آن را کاهش می‌دهد. نخست، DDI عمدتاً قدرت نورون در متمایز نمودن ناهمگونی ترجیحی را در بهترین حالت کمی‌سازی می‌کند، بدون آن که الگوی کلی پاسخ نورون در سراسر طیف ناهمگونی را در نظر بگیرد. این موضوع می‌تواند به ارزیابی ناقصی از نقش عملکردی نورون در ادراک عمق بینجامد. همچنین توانایی تمایز که توسط DDI اندازه‌گیری می‌شود تحت تأثیر تغییرپذیری نرخ شلیک قرار دارد، که خود می‌تواند تحت تأثیر عواملی مانند پویایی شبکه باشد که لزوماً با پردازش ناهمگونی مرتبط نیستند. اثر تغییرات پاسخ نورونی بین تکرارها نیز با یک پارامتر کلی در این شاخص مداخله می‌کند که گویای نقش اساسی آن در قدرت تمایز نورون نیست. برای غلبه بر این محدودیت‌ها، تحلیل سطح زیر منحنی

مشخصه عملیاتی گیرنده به عنوان راهکاری مکمل مطرح می‌شود.

تحلیل سطح زیر منحنی مشخصه عملیاتی گیرنده (AUC) و شاخص توانایی تمایز ناهمگونی (DDAI)

تحلیل سطح زیر منحنی ROC دیدی دقیق‌تر از ظرفیت تمایز نورون ارائه می‌دهد، چرا که توانایی آن را در تشخیص بین یک جفت محرک در بازه‌ای از آستانه‌های تصمیم‌گیری ارزیابی می‌کند. این روش بینشی عمیق‌تر نسبت به حساسیت نورون به ناهمگونی ارائه می‌دهد و در عین حال تغییرپذیری پاسخ نورون را نیز در نظر می‌گیرد؛ بنابراین چارچوبی قوی‌تر برای درک ظرافت‌های رمزگذاری عصبی در ادراک عمق فراهم می‌آورد. مساحت زیر منحنی ROC به عنوان شاخص کمی برای این توانایی تمایز مورد استفاده قرار می‌گیرد. مقدار AUC در بازه‌ای بین صفر تا یک قرار دارد. AUC برابر با ۰/۵ نشان‌دهنده ناتوانی در تمایز (معادل با حدس تصادفی) و مقدار یک نشان‌دهنده تمایز کامل است. مقادیر بین ۰/۵ تا ۱/۰ سطوح مختلفی از توانایی تمایز را بازتاب می‌دهند که در آن مقادیر بالاتر، عملکرد بهتر را نشان می‌دهند. در این مطالعه مقادیر AUC بین صفر تا ۰/۵ را معادل مقادیر بین ۰/۵ تا ۱/۰ در نظر گرفته‌ایم. از این رو ما از AUC نرمال‌سازی شده (NAUC) که حول سطح شانس متمرکز است، مطابق با [رابطه \(۲\)](#) برای تحلیل‌هایمان استفاده کرده‌ایم.

$$NAUC = |AUC - 0.5|$$

رابطه (۲)

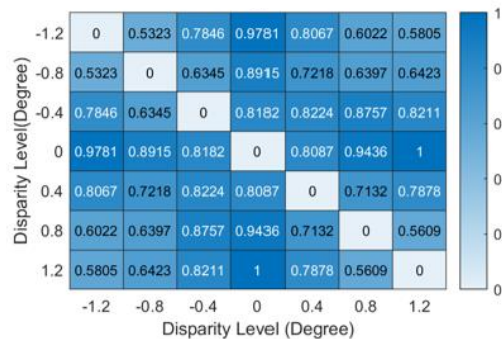
جفت محرک ورودی در سراسر جمعیت نورونی است. این شاخص برای جفت محرک d_i و d_j به صورت $DDAI(d_i, d_j)$ نمایش داده می‌شود. مقادیر بالاتر DDAI بیانگر توانایی بیشتر نورون در متمایز نمودن آن دو محرک هستند.

در این مطالعه، ما شاخص توانایی تمایز ناهمگونی (DDAI) را معرفی می‌کنیم تا قدرت تمایز جمعیت نورونی در ناحیه V4 را نسبت به دو مقدار مشخص از ناهمگونی ورودی کمی‌سازی کنیم. همان‌طور که [رابطه \(۳\)](#) نشان می‌دهد، DDAI میانگین NAUC محاسبه شده برای هر

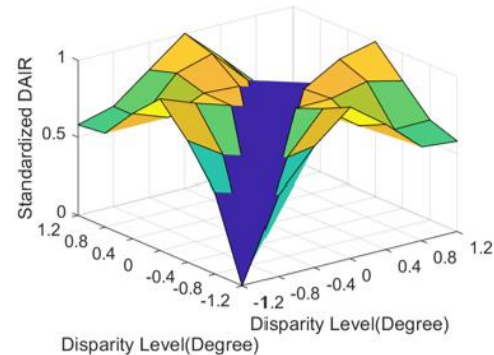
$$DDAI(d_i, d_j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N NAUC_{(d_i, d_j)}^n \quad \text{رابطه (۳)}$$

حرارتی (heat map) و نمودار سطح (surface plot) نشان داده شده است.

مقادیر با مقیاس استاندارد شده (توسط تبدیل بیشترین-کمترین) DDAI برای جفت‌های مختلف محرک در شکل ۴ در قالب نقشه



(a)



(b)

شکل ۴. مقادیر استاندارد شده DDAI برای جفت‌های مختلف محرک. (a) نقشه حرارتی (b) نمودار سطح

محرک‌ها از سطح صفر ناهمگونی و ۲) اختلاف ناهمگونی جفت محرک. این توانایی با عامل اول نسبت معکوس داشته و نسبت آن با عامل دوم مستقیم است.

مدل DCM (DDAI Computational Model)

پس از ارزیابی چندین ساختار مدل ریاضی که می‌توانند از فرضیه پیشنهادی پشتیبانی کنند، مدل ریاضی بیان شده در رابطه ۰ که DCM نامیده شده است، برای این منظور انتخاب شد. DCM شاخص DDAI را به صورت تابعی غیرخطی از جفت ناهمگونی (d_i, d_j) تعریف می‌کند.

$$\begin{cases} DDAI(d_i, d_j) \propto |d_i - d_j| \\ DDAI(d_i, d_j) \propto \frac{1}{|d_i| + |d_j|} \\ DDAI(d_i, d_i) = 0 \end{cases} \quad \text{So:}$$

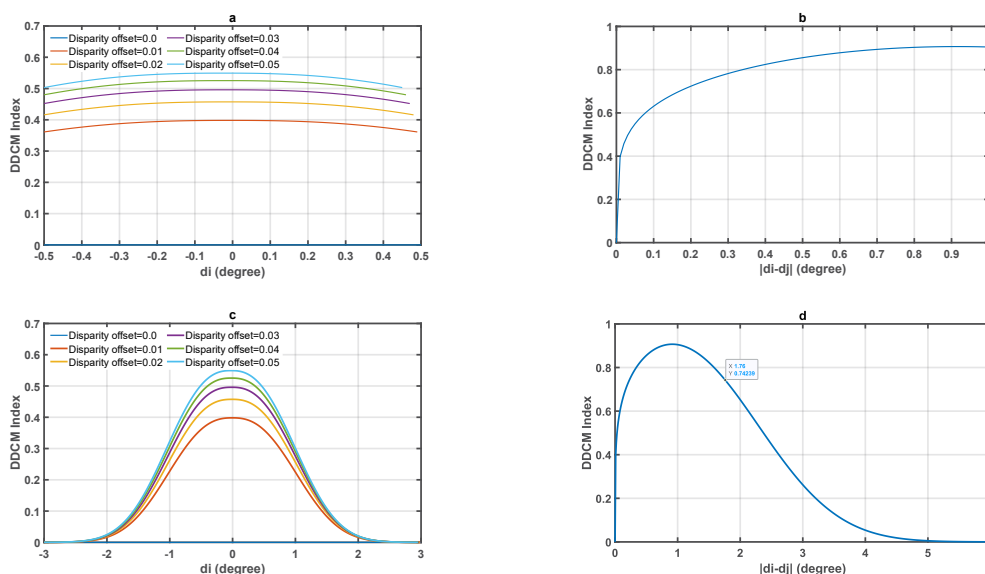
$$DDAI(d_i, d_j) = \alpha(|d_i - d_j|)^{\beta} \exp(-\tau(|d_i| + |d_j|)^{\gamma}) \quad \text{رابطه (۴)}$$

(c-۵) و (d-۵) دید. در شکل (۵) ردیف بالا تغییرات شاخص DDAI را برای بازه نزدیک به صفر نشان می‌دهد، در حالی که دو نمودار ردیف پایین همین تغییرات را در بازه بزرگتر و میدان دریافت بزرگتر به تصویر کشیده است. اندازه این آهنگ رشد و دیگر ویژگی‌های خروجی رابطه (۴) بستگی به پارامترهای α ، β ، γ و τ دارد. در این مثال این مقادیر به ترتیب ۱، ۰/۲، ۰/۱ و ۲/۵ فرض شده‌اند.

بر اساس داده‌های ارائه شده در شکل ۴، می‌توان استنباط نمود که مقدار این شاخص برای یک جفت محرک عمق به دو پارامتر کلیدی وابسته است؛ تفاوت عمق بین محرک‌ها و فاصله آنها از عمق صفر. مقادیر بیشتر تفاوت ناهمگونی با مقادیر بالاتر این شاخص همراه هستند. به همین ترتیب محرک‌هایی که به ناهمگونی صفر نزدیک‌تر هستند، مقادیر بزرگ‌تری از DDAI را به دست می‌دهند. این جمع‌بندی مبنای شکل‌گیری فرضیه اساسی این مطالعه شده است:

فرضیه: توانایی متمایز نمودن دو سطح از ناهمگونی توسط جمعیت نورونی ناحیه V4 به دو عامل بستگی دارد. (۱) فاصله

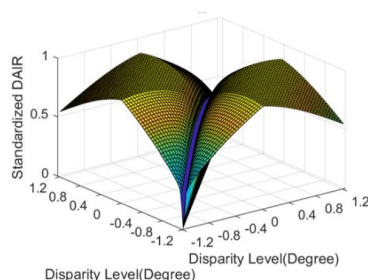
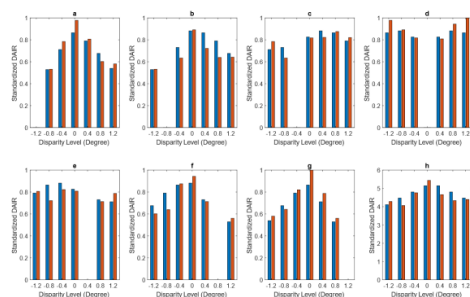
اثر دو پارامتر $|d_i - d_j|$ و $(|d_i| + |d_j|)$ در شکل (۵) نمایش داده شده‌اند. شکل‌های (a-۵) و (c-۵) نشان می‌دهند که برای مقدار ثابت $|d_i - d_j|$ بیشترین مقدار DDAI در نزدیکی ناهمگونی صفر است و هرچه جفت محرک‌ها از سطح صفر دورتر می‌شوند، این مقدار کمتر می‌شوند. همچنین با افزایش مقدار $|d_i - d_j|$ این مقدار افزایش یافته اما آهنگ افزایش آن کاهشی است. کند شدن این آهنگ را می‌توان در شکل‌های



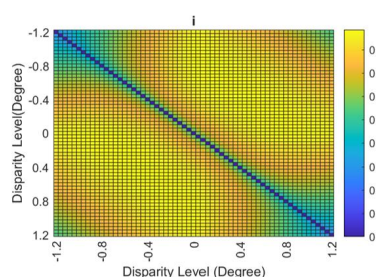
شکل ۵. نقش پارامترهای $|d_i - d_j|$ و $(|d_i| + |d_j|)$ و تغییرات آنها بر شاخص مدل DCM.

جفت محرک‌ها بین داده‌های تجربی (میله‌های قرمز) و داده‌های استخراج شده از DCM (میله‌های آبی) مقایسه می‌کند. شکل (۶-ه) مجموع مقادیر استاندارد شده DDAI را روی جفت محرک‌هایی که یک ناهمگونی ثابت دارند نشان می‌دهد. به طور مثال ستون اول، مجموع این شاخص $1/2$ درجه است. این عدد به نوعی توانایی جمعیت نورون در تمایز بخشی به ناهمگونی مطلق $1/2$ درجه می‌باشد. شکل‌های (۶-ی) و (۶-ج) خروجی مدل DCM را برای ناهمگونی‌ها در بازه $1/2$ تا $1/2$ درجه با گام‌های 0.4 درجه به ترتیب توسط نقشه حرارتی و نمودار سطح به تصویر کشیده‌اند.

پارامترهای این مدل با استفاده از تابع "fit" در نرم‌افزار MATLAB و داده‌های تجربی استخراج شده از ۱۵۶ نورون به دست آمده‌اند. مقادیر پارامترهای مدل و پارامترهای نیکویی برازش برای DDAI پس از استانداردسازی در شکل (۶-ب) نمایش داده شده‌اند. همان‌گونه که در این جدول منعکس است، این شاخص به میزان قابل توجهی با مدل DCM و الگوی معرفی شده در آن انطباق دارند. پارامترهای نیکویی برازش گویای انطباق بالای ۹۰ درصد بوده و خطای آنها به خوبی قابل تحمل هستند. شکل‌های (۶-ا) تا (۶-گ) مقادیر استاندارد شده DDAI را برای تمام



(i)



(k)

DCM Parameters	Values
α	0.9588 (0.8699, 1.048)
β	0.1529 (0.08929, 0.2164)
τ	0.08449 (0.007697, 0.1613)
γ	2.429 (1.395, 3.462)
SSE	0.2275
R-Squared	0.9463
DFE	45
Adjusted R-squared	0.9427
RMSE	0.0711

شکل ۶. مقادیر استاندارد شده DDAI مستخرج از مدل DCM برای جفت‌های مختلف محرک. (ا) تا (گ) مقایسه با مقادیر DDAI مستخرج از داده‌های تجربی. (ی) نمودار حرارتی و (ج) نمودار سطح. (ه) مجموع مقادیر DDAI روی جفت محرک‌هایی که یک ناهمگونی در آنها ثابت است. (ک) پارامترهای مدل DCM به همراه پارامترهای نیکویی برازش

جمع بندی یافته ها

ناحیه V4 و ناهمگونی های نزدیک صفر

نتایج تحلیل ها، به ویژه الگوی تغییرات ضریب تغییرات (CV) و توزیع نورون ها بر اساس ناهمگونی های ترجیحی، تأیید می کند که ناحیه V4 در تشخیص ناهمگونی های نزدیک به صفحه تثبیت و عمق دقیق تخصص دارد. شکل (۲-د) نشان می دهد تغییرات پاسخ نورونی برای محرک های نزدیک به عمق صفر کمترین مقدار را دارد و با افزایش فاصله از این عمق، به تدریج افزایش می یابد. شکل ۳ نیز حاکی از تمرکز نورون ها بر ناهمگونی ترجیحی صفر است، به ویژه در نورون های با حساسیت بالاتر (DDI بیشتر). این یافته ها با پژوهش های پیشین همخوانی داشته و صحت داده های این مطالعه را تأیید می کند.

الگوی تمایز جفت ناهمگونی ها و تأیید فرضیه اصلی

مدل محاسباتی DCM، که با رابطه (۴) شاخص توانایی تمایز (DDAI) را تعریف می کند، الگویی مشخص برای پردازش ناهمگونی در ناحیه V4 ارائه می دهد. این مدل با داده های تجربی انطباق کامل دارد و فرضیه اصلی پژوهش را تأیید می کند. ضرایب همبستگی پیرسون (۰/۹۶۹۳۳) و اسپیرمن (۰/۸۸۷۱۷۵) نشان دهنده تطابق قوی داده های تجربی و مدل است. تحلیل پس آزمون و آزمون هم ارزی TOST نشان می دهد اختلاف میانگین DDAI مدل و داده های واقعی (۰/۰۰۰۱۸) ناچیز بوده و از نظر آماری و عملی معادل هستند ($P < 0.05$)، بازه اطمینان ۹۰ درصد در محدوده ± 0.03 است. این نتایج بیانگر آن است که مدل DCM توانایی سیستم واقعی را در تمایز محرک ها به درستی بازنمایی می کند و نیازی به تصحیح اضافی ندارد، مگر برای دقت بالاتر از ± 0.03 از این رو مدل DCM می تواند جایگزینی معتبر برای داده واقعی در تحلیل های ROC و مطالعات بعدی باشد.

بحث

این مطالعه تأیید کرد که ناحیه V4 در پردازش ناهمگونی های نزدیک صفر تخصص دارد، سازگار با مطالعات پیشین (۶، ۲۰)، که نشان دهنده نقش کلیدی آن در ادراک دقیق عمق است. مدل محاسباتی DCM که در این مطالعه معرفی شد، توانست الگوی پاسخ جمعیت نورونی V4 را به خوبی پیش بینی کند. این مدل برخلاف مدل های پیشین که عمدتاً بر پاسخ های تک نورونی متمرکز بودند (۱۳)، رویکردی جمعیتی دارد که با یافته های (۸) مبنی بر اهمیت پاسخ های جمعیتی در حل مسئله تطابق استریو همخوانی دارد.

وابستگی دوگانه توانایی تمایز به «اختلاف مطلق ناهمگونی» و «نزدیکی به صفر» که در مدل DCM تبلور یافته، بینش جدیدی درباره

سازمان دهی عملکردی V4 ارائه می دهد. این یافته با نتایج مطالعات قبلی (۲۱) که نشان دادند حساسیت به ناهمگونی در نواحی بالاتر قشر بینایی پیچیده تر از یک تنظیم ساده گاوسی است، سازگار است. این مطالعه با محدودیت هایی از جمله استفاده از محرک های RDS ساده، تمرکز مدل بر جنبه های خطی، نادیده گرفتن تعاملات شبکه ای، و محدود بودن به ناهمگونی های افقی و کدگذاری نرخی مواجه است. یافته ها می توانند در (۱) تشخیص اختلالات بینایی؛ (۲) بهبود سیستم های بینایی مصنوعی؛ (۳) توسعه تصویربرداری پزشکی سه بعدی کاربرد داشته باشند.

پیشنهاد می شود بر (۱) پویایی زمانی پردازش ناهمگونی؛ (۲) تعاملات بین ناحیه ای V4؛ (۳) گسترش مدل DCM برای اثرات توجه و ناهمگونی های غیرافقی تمرکز شود.

نتیجه گیری

در این پژوهش نشان داده شد که ناحیه V4 قشر بینایی در میمون ماکاک به طور ویژه برای تمایز دقیق ناهمگونی های نزدیک به عمق صفر تخصص یافته و پاسخ های جمعیتی نورون های آن را می توان با دقت بالایی از طریق مدل محاسباتی DCM پیش بینی کرد. ابتدا با معرفی شاخص DDAI و تحلیل ROC مبتنی بر NAUC، اثبات شد که توانایی تمایز جمعیت نورونی V4 نه تنها با قدر مطلق اختلاف ناهمگونی جفت محرک ها رابطه مستقیم دارد، بلکه هرچه این جفت ها به عمق صفر نزدیک تر باشند، دقت تمایز آنها نیز به طرز معناداری افزایش می یابد. نتایج تجربی به دست آمده از ثبت فعالیت ۱۵۶ نورون V4 با انطباق بسیار بالا ($r = 0.969$) برای پیرسون و $P = 0.969$ برای اسپیرمن) با پیش بینی های مدل DCM، صحت فرضیه اصلی را تأیید می کند؛ به طوری که میانگین اختلاف DDAI تجربی و مدل DCM تقریباً صفر بوده و آزمون TOST نیز معادل بودن عملی این دو را در بازه تفاوت های کمتر از ۰/۰۳ فراهم می آورد. تحلیل های آماری نشان داد که کاهش ضریب تغییرات (CV) برای محرک های ناهمگونی نزدیک به صفر و فراوانی بالای نورون های حساس به این محدوده، مبنای تخصص V4 در پردازش عمق دقیق است. به عبارت دیگر، V4 از یک راهبرد کدگذاری کارآمد استفاده می کند که بر اولویت بخشی به اطلاعات عمق ناحیه نزدیک تمرکز دارد و در این روند، توانایی تمایز جفت های ناهمگونی بزرگ تر را نیز به صورت متناسب کاهش می دهد. علاوه بر این، مدل DCM با نمایش رابطه غیرخطی بین اختلاف ناهمگونی و فاصله از صفر عمق، بستری قوی برای تحلیل های آینده فراهم می آورد؛ به ویژه در کاربردهای بالینی برای ارزیابی عملکرد

پدرام: نظارت بر روش‌شناسی، بازبینی و اصلاح مقاله، تأیید نسخه نهایی. محمدرضا ابوالقاسمی و دکتر محمد عبدالرحمانی: راهنمایی مفهومی، جمع‌آوری داده‌های تجربی، بازبینی مقاله و تأیید نسخه نهایی. عین‌الله پاشا: نظارت و راهنمایی بر تحلیل‌های آماری داده‌ها.

منابع مالی

این پژوهش هیچ‌گونه حمایت مالی خاصی از نهادهای دولتی، تجاری یا غیرانتفاعی دریافت نکرده است.

تشکر و قدردانی

از آزمایشگاه نوروفیزیولوژی دانشگاه Osaka خصوصاً محمد عبدالرحمانی برای فراهم کردن دسترسی به داده‌های الکتروفیزیولوژی میمون‌ها و ارائه حمایت فنی تشکر و قدردانی می‌شود. این مقاله برگرفته از پایان‌نامه یا طرح پژوهشی مصوب نیست و شماره ثبت مرتبطی ندارد.

تعارض منافع

نویسندگان اظهار می‌دارند که هیچ‌گونه تعارض منافع اعم از دریافت وجه در قبال مقاله یا کسب سهام و منافع مالی در سازمان‌های مرتبط با انتشار این مقاله وجود ندارد.

stereopsis و نیز در توسعه الگوریتم‌های بینایی مصنوعی که نیازمند رمزگذاری دقیق عمق هستند. در نهایت نتایج این مطالعه نه تنها به تعمیق درک مکانیسم‌های عصبی پردازش عمق در قشر V4 کمک کرده، بلکه چارچوبی قدرتمند برای پژوهش‌های تجربی و کاربردی بعدی در حوزه‌های تصویربرداری پزشکی، سامانه‌های بینایی رباتیک و بررسی اختلالات بینایی فراهم می‌سازد.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق در پژوهش

تمامی مراحل آزمایشی این پژوهش با رعایت اصول اخلاقی در کار با حیوانات و بر اساس راهنمای مؤسسه ملی سلامت آمریکا (NIH Guide for the Care and Use of Laboratory Animals) و بیانیه هلسینکی انجام شده است. همچنین، این مطالعه با تأیید کمیته اخلاق حیوانات دانشگاه Osaka (Osaka University Animal Ethics Committee) صورت گرفته است.

مشارکت نویسندگان

احمد حاج‌رضا جعفرآبادی: طراحی مطالعه، تحلیل داده‌ها، توسعه مدل محاسباتی، تهیه پیش‌نویس مقاله و تأیید نسخه نهایی. میرمحسن

References

- Marr D, Poggio T. Cooperative computation of stereo disparity. *Science*. 1976;194(4262):283-297.
- Gonzalez F, Perez R. Neural mechanisms underlying stereoscopic vision. *Progress in Neurobiology*. 1998;55(3):191-224.
- Nikara T, Bishop PO, Pettigrew JD. Analysis of retinal correspondence by studying receptive fields of binocular single units in cat striate cortex. *Experimental Brain Research*. 1968;6(4):353-372.
- Cumming BG, Parker AJ. Responses of primary visual cortical neurons to binocular disparity without depth perception. *Nature*. 1997;389(6648):280-283.
- Shiozaki HM, Tanabe S, Doi T, Fujita I. Neural activity in cortical area V4 underlies fine disparity discrimination. *Journal of Neuroscience*. 2012;32(11):3830-3841.
- Yoshioka TW, Doi T, Abdolrahmani M, Fujita I. Specialized contributions of mid-tier stages of dorsal and ventral pathways to stereoscopic processing in macaque. *eLife*. 2021;10:e58749.
- Lawrence SJD, Zamboni E, Vernon RJW, Gouws AD, Wade AR, Morland AB. The emergence of tuning to global shape properties of radial frequency patterns in the ventral visual pathway. *Journal of Neuroscience*. 2023;43(29):5378-5390.
- Abdolrahmani M, Doi T, Shiozaki HM, Fujita I. Pooled, but not single-neuron, responses in macaque V4 represent a solution to the stereo correspondence problem. *Journal of Neurophysiology*. 2016;115(4):1917-1931.
- Pettigrew JD, Nikara T, Bishop PO. Binocular interaction on single units in cat striate cortex: Simultaneous stimulation

by single moving slit with receptive fields in correspondence. *Experimental Brain Research*. 1968;6(4):391-410.

10. Shipley T. The first random-dot texture stereogram. *Vision Research*. 1971;11(12):1491-1492.

11. Rieke F, editor. Spikes: Exploring the neural code. Cambridge, Massachusetts:MIT Press;1997. p. 395.

12. Dayan P, Abbott LF. Theoretical neuroscience: Computational and mathematical modeling of neural systems. Cambridge, Massachusetts:Massachusetts Institute of Technology Press;2001. p. 460.

13. Prince SJD, Pointon AD, Cumming BG, Parker AJ. Quantitative analysis of the responses of V1 neurons to horizontal disparity in dynamic random-dot stereograms. *Journal of Neurophysiology*. 2002;87(1):191-208.

14. Softky WR, Koch C. The highly irregular firing of cortical cells is inconsistent with temporal integration of random EPSPs. *Journal of Neuroscience*. 1993;13(1):334-350.

15. Hsu A, Borst A, Theunissen FE. Quantifying variability in neural responses and its application for the validation of model predictions. *Network*. 2004;15(2):91-109.

16. Green DM, Swets JA. Signal detection theory and psychophysics. Repr. ed. Los Altos Hills, California:Peninsula Publ;2000. p. 505.

17. Uka T, DeAngelis GC. Contribution of middle temporal area to coarse depth discrimination: Comparison of neuronal and psychophysical sensitivity. *Journal of Neuroscience*. 2003;23(8):3515-3530.

18. Lamme VA, Super H, Spekreijse H. Feedforward, horizontal, and feedback processing in the visual cortex. *Current Opinion in Neurobiology*. 1998;8(4):529-535.

19. Tanabe S. Rejection of false matches for binocular correspondence in macaque visual cortical area V4. *Journal of Neuroscience*. 2004;24(37):8170-8180.

20. Hegde J, Van Essen DC. Role of primate visual area V4 in the processing of 3-D Shape characteristics defined by disparity. *Journal of Neurophysiology*. 2005;94(4):2856-2866.

21. Uka T, DeAngelis GC. Linking neural representation to function in stereoscopic depth perception: Roles of the middle temporal area in coarse versus fine disparity discrimination. *Journal of Neuroscience*. 2006;26(25):6791-6802.