המאמר היומי של מייק - 04.04.25  
Amortizing intractable inference in diffusion models for vision, language, and control

המאמר קצת כבד מתמטית ואני מנסה להסביר את הרעיון הכללי שלו ללא צלילה עמוקה למעמקי מתמטיקה.

מבוא: האתגר של אינפרנס פוסטריור (עומד בתנאים מסוימים) במודלי דיפוזיה

מודלי דיפוזיה חוללו מהפכה בבינה מלאכותית גנרטיבית, ואפשרו יצירת תמונות מרשימות, טקסטים מתוחכמים, שירים יפים וכדומה. מודלים אלו פועלים על ידי ניקוי הדרגתי של רעש לתוך נתונים מובנים, וכך לומדים התפלגות פריורית על מרחבי נתונים מורכבים.

עם זאת, יישומים רבים דורשים אינפרנס פוסטריורי, כלומר יצירת דוגמאות שעומדות בדרישות מסוימות. לדוגמה:

ביצירת תמונות, ייתכן שנרצה להפיק תמונות השייכות לקטגוריה מסוימת.

במודלי שפה, נרצה למלא מילים חסרות תוך שמירה על עקביות תחבירית וסמנטית.

בלמידה עם חיזוקים, נרצה להפיק מסלולים המאזנים בין חקירה(exploration) לניצול (exploitation)תחת אילוצים התנהגותיים.

בדרך כלל, אינפרנס פוסטריורי במודלי דיפוזיה מתבצע באמצעות הנחיית מסווגים (classifier guidance), שינוי משקול במודלי מבוססי score, או פיין טיון מודלי דיפוזיה באמצעות אילוצי KL או משהו דומה. אך גישות אלו סובלות ממספר חסרונות חמורים:

קריסה למוד בודד (בודדים) (mode collapse): טכניקות הנווטות את הדיפוזיה באופן מלאכותי מעוותות את ההסתברות האמיתית של הפוסטריור.

חוסר יעילות חישובית: טכניקות אלו דורשות דגימה חוזרת שוב ושוב, מה שמוביל לעלויות חישוב גבוהות.

חוסר כלליות: השיטות הנוכחיות פועלות היטב במשימות ספציפיות אך אינן מתאימות באופן כללי לכל תחום.

המאמר מציע גישה שונה לחלוטין, המבוססת על למידה עם חיזוקים (RL) ורשתות זרימה גנרטיביות (GFlowNets). השיטה שלהם, שנקראת (Relative Trajectory Balance (RTB, מנסחת את אינפרנס הפוסטריורי כבעיית קבלת החלטות מרקובי (sequential decision model), ומאפשרת דגימה מדויקת יתר מהתפלגויות פוסטריוריות מבלי להסתמך על שקלול הסתברויות ידני.

אינפרנס פוסטריורי כתהליך קבלת החלטות מרקובי:

בבסיסו, אינפרנס פוסטריורי במודלי דיפוזיה משמעו דגימה מהתפלגות מותנית:

p(x∣c)∝p(x)f(x,c)

כאשר (p(x הוא מודל הדיפוזיה המאומן מראש (הפריור) ו- (f(x,c הוא פונקציית אילוץ חיצונית (למשל, מסווג תמונה, מודל שפה או פונקציית תגמול כלשהי). המטרה היא להפיק דוגמאות xx שמתאימות לאילוץ cc תוך שמירה על העקביות של הפריור. השיטות המסורתיות מנסות לשערך את (p(x∣c על ידי שינוי תהליך דגימה ממודל דיפוזיה באמצעות ״הזזתו לכיוון הרצוי״, עם כמה שיטת:

שיטת Classifier Guidance, המשנה את פונקציית ה-score של הדיפוזיה באמצעות גרדיאנטים ממודל מסווג.

משקול הסתברות דגימה (Likelihood Reweighting), אשר מכוונן הסתברות דגימה אחרי שהיא מנגדמת.

פיין טיון ישיר (Direct Optimization), שבו מודל הדיפוזיה מותאם מחדש תחת אילוצי KL.

הבעיה עם כל שיטות אלו מוגבלות בדיוק שלהן, בגיוון הדוגמאות שהן מפיקות ובעלות חישובית גבוהה. אז המחברים מציעים להפוך את תהליך הדגימה לתהליך קבלת החלטות מרקובי ועושה זאת על ידי שימוש ברעיון שהוצע במאמר של GFLowNets.

מהן רשתות זרימה גנרטיביות (GFlowNets)?

רשתות GFlowNets הם מסגרת למידת מכונה המאפשרת דגימה מהתפלגויות מורכבות על ידי מסגור תהליך היצירה כרצף של החלטות. במקום להתמקד ביצירת דוגמאות בודדות, כמו מודלים גנרטיביים מסורתיים (VAEs, GANs), GFlowNets לומדים לגנרט דוגמאות ביחס לתגמול מסוים.

איך כל הסיפור הזה עובד?התהליך מיוצג כרשת של מעברים בין מצבים (state transitions). כל שלב הוא פעולה בבניית הדוגמא. המודל לומד התפלגות הסתברותית על פני מסלולים שונים, כך שכל דגימה מופקת בפרופורציה לתגמול שלה. מדוע זה רלוונטי לאינפרנס פוסטריורי בדיפוזיה? במקום לשנות משקל הסתברויות ידנית, ניתן ללמוד מדיניות שמייצגת ישירות את ההתפלגות הפוסטריורית. במקום דגימה יקרה וחוזרת, ניתן לאמוד מראש אילו מסלולי דגימה הם היעילים ביותר.

RTB: חיבור בין מודלי דיפוזיה ל-GFlowNets

השיטה המוצעת (Relative Trajectory Balance (RTB מיישמת את עקרונות ה-GFlowNets במודלי דיפוזיה, כך שאינפרנס פוסטריורי הופך לתהליך למידה עם חיזוקים מבוסס מדיניות (policy-based learning).

השלבים המרכזיים:

אימון מדיניות דגימה אופטימלית במקום הסתמכות על שיטות הנחיה חיצוניות.

איזון הסתברויות קדימה ואחורה כך שהדוגמה המתקבלת אינה מוטה.

תהליך למידה לא תלוי במשימה: RTB לא תלוי במשימה מסוימת וניתן ליישום גם בראייה ממוחשבת, גם בעיבוד שפה טבעית וגם ב RL

השילוב בין מודלי דיפוזיה, RL ורשתות זרימה גנרטיביות פותח כיוון מחקר חדש ומסקרן. אם מודלי דיפוזיה היו הפריצת הדרך של השנים האחרונות, למידה אוטונומית של אינפרנס פוסטריורי יכולה להיות ההתקדמות הגדולה הבאה.

https://arxiv.org/abs/2405.20971