Belles-Lettre 2024, Vol. 2, pp. 115-126

জেনারেটিভ আর্টিফিসিয়াল ইন্টেলিজেন্সের বিকাশে পদার্থবিজ্ঞানের যোগদান : একটি কেস স্টাডি

ড. সমিত পাল
সহকারী অধ্যাপক, পদার্থবিদ্যা বিভাগ, করিমপুর পান্নাদেবী কলেজ।

আজকের দিনে আমরা কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা বা আর্টিফিশিয়াল ইন্টেলিজেন্স (AI) শব্দবন্ধটির সঙ্গে খুবই পরিচিত। আমরা যারা স্মার্টফোন বা কম্পিউটার ব্যবহার করি অথবা ইন্টারনেটের সঙ্গে যোগাযোগ রাখি, তারা জ্ঞানত বা অজ্ঞানত অহরহ এর ব্যবহার করে চলেছি। উদাহরণস্বরূপ বলা যেতে পারে গুগল অ্যাসিস্ট্যান্ট, অ্যামাজন অ্যালেক্সা, গুগল ভয়েস টাইপিং, স্মার্ট ফোনের ফেস রেকগনিশন, ফিঙ্গার প্রিন্ট সনাক্তকরণ, অটোমেটিক স্পেলিং কারেকশ, গুগল সার্চ করার সময় অটোমেটিক ওয়ার্ড প্রেডিকশন, অটোমেটিক স্পেলিং ও গ্রামার কারেকশন ইত্যাদি। এগুলির প্রত্যেকটিতে AI আলগরিদমের ব্যাপক প্রয়োগ করা হচ্ছে এবং আগামী দিনে কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার প্রয়োগ আরো বাড়তে চলেছে। আমার বিশ্বাস যে অদূর ভবিষ্যতে আমাদের জীবনের প্রায় প্রত্যেকটি ক্ষেত্রেই এই AI অনেকাংশে দখল করে নেবে। তাই শুধুমাত্র কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার ব্যাবহার নয়, বরং আরও একটু গভীরে এর সম্বন্ধে আমাদের কিছুটা ধারণা থাকা আবশ্যিকভাবে প্রয়োজন বলে আমি মনে করি।

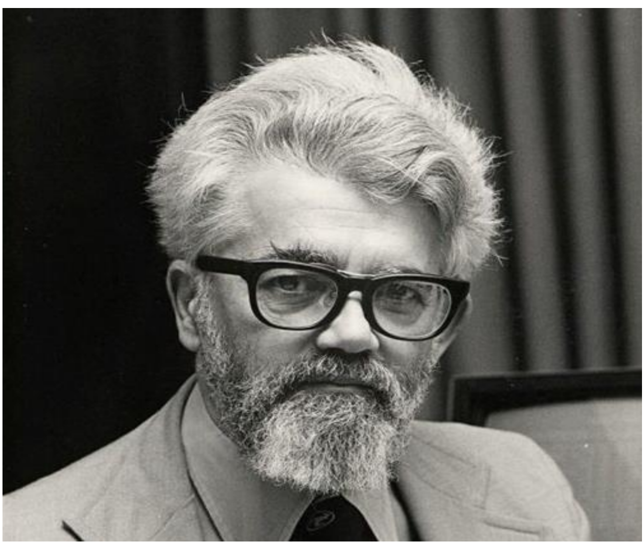

Figure 1: John McCarthy (1927-2011), Father of AI

প্রথমেই জেনে নেওয়া যাক এর উৎপত্তি কবে এবং কোথায়। 1956 সালে ডার্টমাউথ কলেজে আয়োজিত একটি কর্মশালায় আমেরিকান গনিতের অধ্যাপক ও বিজ্ঞানী জন ম্যাকার্থি এবং তাঁর সাথীরা (অ্যালান টুরিং, মারভিন মিনস্কি, অ্যালেন নেয়েল এবং হার্বার্ট এ. সাইমন) আনুষ্ঠানিকভাবে প্রথম "কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা" নামের উল্লেখ করেন। এই ডার্টমাউথ কর্মশালাকেই পরবর্তীকালে AI এর জন্ম হিসাবে বিবেচনা করা হয় এবং ওই সালটিকে AI সংক্রান্ত গবেষণার এবং সংগ্রামের সূচনাকাল হিসাবে চিহ্নিত করা হয়। "কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা" শব্দটি ম্যাকার্থি সাইবারনেটিক্সের সাথে সম্পর্ক এড়াতে বেছে নিয়েছিলেন এবং উক্ত কর্মশালাটি AI এর ইতিহাসে একটি বড় মাইলফলক হিসাবে স্বীকৃত। 1940 এবং 1960 এর মধ্যবর্তী সময়কালটিকে প্রযুক্তিগত উন্নয়নের সংমিশ্রণ দ্বারা দৃঢ়ভাবে চিহ্নিত করা হয়েছিল, যা সাইবারনেটিক্সের পরিপ্রেক্ষিতে AI এর জন্মের দিকে ধাবিত করেছিল। ডার্টমাউথ ওয়ার্কশপের পরের বছরগুলিতে AI গবেষণায় বিস্ময়কর অগ্রগতি দেখা গিয়েছিল। ওই সময়ে সদ্য আবিষ্কৃত AI মডেল গুলো কম্পিউটার প্রোগ্রাম ব্যাবহার করে বীজগানিতিক সমস্যার সমাধান, জ্যামিতির উপপাদ্য প্রমাণ, ইংরেজি বলতে শেখা ইত্যাদি বিষয়ে পারদর্শী হয়ে ওঠে, যা সেই সময়ে একটি উল্লেখযোগ্য সাফল্য হিসাবে বিবেচিত হয়েছিল।

এরপর আমরা জেনে নিই যে কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা (AI) ঠিক কি এবং এর দ্বারা কি কি সুবিধা আমরা পেতে পারি? AI হল কম্পিউটার বিজ্ঞানের একটি বিস্তৃত ক্ষেত্র যা বুদ্ধিমান এজেন্ট তৈরির উদ্দেশ্যে কাজ করে। এটি এমন এক কম্পিউটার প্রোগ্রাম যা যুক্তি দিয়ে ব্যাখ্যা করতে, নিজে নিজে অভিজ্ঞতা থেকে শিখতে এবং স্বায়ত্তশাসিতভাবে কাজ করতে পারে। গেম খেলা থেকে শুরু করে চিকিৎসা বিজ্ঞান পর্যন্ত বিস্তীর্ণ ক্ষেত্রে সমস্যা সমাধানের জন্য কার্যকরী কৌশল উদ্ভাবনে AI গবেষণা অত্যন্ত সফল হয়েছে। তবে AI কে সংজ্ঞায়িত করার বিভিন্ন উপায় রয়েছে, যার মধ্যে একটি সাধারণ সংজ্ঞা হল - এটি একটি কম্পিউটার প্রোগ্রাম যা একজন বুদ্ধিমান মানুষের আচরণ অনুকরণ করার ক্ষমতা রাখে। এতে অভিজ্ঞতা থেকে শেখা, যুক্তি, সমস্যা সমাধান এবং সিদ্ধান্ত নেওয়ার মতো বিষয় অন্তর্ভুক্ত থাকতে পারে। অন্যকথায় কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা (AI) হল কম্পিউটার সিস্টেমের অধ্যয়ন যা মানুষের মনের বুদ্ধিমত্তাকে মডেল এবং প্রয়োগ করার চেষ্টা করে। এটি মানুষের বুদ্ধির প্রতিলিপি বা তার থেকেও উন্নত উপায় অবলম্বন করে সমস্যা সমাধান করার জন্য মেশিনের ব্যাবহার করে থাকে। AI প্রযুক্তি বছরের পর বছর ধরে কম্পিউটার প্রোগ্রামে ব্যবহার করা হয়েছে, কিন্তু এখন এটি অন্যান্য অনেক পণ্য ও পরিষেবার ক্ষেত্রে বিশেষ করে শিল্প, সরকার এবং বিজ্ঞান জুড়ে ব্যাপকভাবে ব্যবহৃত হচ্ছে। এর কিছু হাই-প্রোফাইল অ্যাপ্লিকেশন হল উন্নত ওয়েব সার্চ ইঞ্জিন, সুপারিশ সিস্টেম এবং স্বায়ত্তশাসিত যানবাহন।

কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা বিষয়টি অত্যন্ত বিস্তৃত এবং এর বিকাশে শুধু বিজ্ঞান নয় বরং অন্যান্য সমস্ত শাখার অবদান অনস্বীকার্য। তবে এই প্রবন্ধে আমাদের প্রাথমিক উদ্দেশ্য হল AI এর একটি নির্দিষ্ট

ক্ষেত্র তথা জেনারেটিভ আর্টিফিসিয়াল ইন্টেলিজেন্সের বিকাশে কিভাবে পদার্থবিদ্যার একটি সাধারন তত্ব স্থিরতড়িৎবিদ্যা (electrostatics) সাহায্য করেছে তা নিয়ে একটি গবেষণাধর্মী আলোচনা তুলে ধরা। তবে তার আগে কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তাকে শ্রেণীবিভাগ করে নেওয়া প্রয়োজন। AI কে বিভিন্ন উপায়ে শ্রেণীবদ্ধ করা যেতে পারে, তবে সবচেয়ে সাধারণ দুটি হল (ক) এর ক্ষমতা দ্বারা এবং (খ) কার্যকারিতা দ্বারা শ্রেণীবিভাগ করা।

(ক) AI এর ক্ষমতার উপর ভিত্তি করে শ্রেণীবিভাগ

১. Artificial Narrow Intelligence (ANI): সাধারণ ভাবে কৃত্তিম বুদ্ধিমত্তা বলতে আমরা ANI কেই বুঝি এবং এই প্রযুক্তির সঙ্গে আমরা বেশ কিছুবছর ধরে পরিচিত। এটি কয়েকটি নির্দিষ্ট কাজের জন্য ভীষণ উপযোগী, যেমন দাবা খেলা, মুখ চেনা, এক ভাষা থেকে অন্য ভাষায় অনুবাদ করা, শব্দ শুনে টাইপ করা ইত্যাদি। এটি প্রচুর পরিমাণে ডেটার (data) উপর প্রশিক্ষিত (trained) এবং এই কাজগুলি খুব ভালভাবে সম্পাদন করতে পারে, কিন্তু এই প্রোগ্রামগুলি অন্য কাজগুলিকে সাধারণীকরণ (generalisation) করতে পারে না বা সৃজনশীলভাবে চিন্তা করতে পারে না।

২. Artificial General Intelligence (AGI): যেভাবে একজন বুদ্ধিমান মানুষ যে কোনো বুদ্ধিবৃত্তিক কাজ বুঝতে এবং শিখতে পারে, AGI ও একই রকম ভাবে বুঝতে এবং শিখতে পারে। এবং AGI হল একটি predictive type AI যা মানুষের মত করেই অনুমান করতে সক্ষম। এখনও পর্যন্ত AGI সম্পূর্ণরূপে বিকশিত হতে পারে নি, তবে এটি AI গবেষণার একটি প্রধান লক্ষ্য। আমাদের আলোচনার মূল বিষয়বস্তু তথা জেনারেটিভ আর্টিফিসিয়াল ইন্টেলিজেন্স এই শ্রেণীর অন্তর্ভুক্ত।

৩. Artificial Super Intelligence (ASI): ASI হল আগেরটির (AGI) থেকেও বেশি শক্তিশালী ও আর বেশি অনুমানমূলক ধরনের AI যা মানুষের চেয়েও বেশি বুদ্ধিমান হবে। এবং এর মাধ্যমে মানবজাতির চিন্তাধারা কে নিপুনভাবে প্রভাবিত করা সম্ভব হবে। তবে দুশ্চিন্তার বিষয় এই যে - ASI কে সঠিক ভাবে ব্যবহার না করলে একদিন তা মানবতার জন্য অস্তিত্বের হুমকি হয়ে দাঁড়াতে পারে, যদিও এটি অনেক বিতর্কের বিষয়।

(খ) AI এর কার্যকারিতার উপর ভিত্তি করে শ্রেণীবিভাগ:

১. Machine Learning: মেশিন লার্নিং হল কম্পিউটারকে তথ্য (ডেটা) থেকে শেখার ক্ষমতা দেওয়ার একটি কৌশল। এটি কম্পিউটারকে নিজে থেকে নিজের উন্নতি করতে এবং নতুন নতুন জিনিস শিখতে সাহায্য করে। মেশিন লার্নিং এর বিভিন্ন প্রকারভেদ রয়েছে, যথা তত্ত্বাবধানে শিক্ষা (supervised learning), তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা (unsupervised learning) এবং সংবলিত

শিক্ষা (reinforced learning)।

২. Computer Vision: কম্পিউটার ভিশন হল এক ধরনের AI যা কম্পিউটারকে দৃশ্যমান তথ্য বুঝতে এবং ব্যাখ্যা করতে সাহায্য করে। এটি বিভিন্ন ধরণের অ্যাপ্লিকেশনে ব্যবহৃত হয়, যেমন মুখের স্বীকৃতি (face identification), স্ব-ড্রাইভিং গাড়ি (self driving car) এবং মেডিকেল ইমেজিং।

৩. Generative AI : জেনারেটিভ AI হল কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার একটি বিশেষ ক্ষেত্র যেখানে AI মডেলগুলো নতুন ডেটা তৈরি করে, যেমন পাঠ্য, প্রোগ্রামিং কোড, ছবি, গান, এমনকি গবেষণা নিবন্ধ ইত্যাদি। এই নতুন ডেটাটি আগে থেকে দেখা কিছুর অনুকরণ হতে পারে, অথবা এটি সম্পূর্ণরূপে মৌলিক হতে পারে। বাংলা ভাষায় জেনারেটিভ এআই এখনও প্রাথমিক অবস্থায় রয়েছে, তবে কিছু উত্তেজনাপূর্ণ বিকাশ ঘটছে। উদাহরণস্বরূপ, গুগল এআই এখন বাংলা ভাষায় পাঠ্য অনুবাদ করতে পারে এমনকি বাংলা কবিতা লিখতেও পারে। কিছু সংস্থা বাংলা ভাষায় চ্যাটবট এবং ভার্চুয়াল সহকারী তৈরি করছে। আর এই প্রবন্ধের শীর্ষক থেকেই বোঝা যায় যে আমাদের আলোচ্য বিষয়টি এই শ্রেণীরই অন্তরভুক্ত।

৪. Natural Language Processing (NLP): NLP হল কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার (AI) একটি উপক্ষেত্র যা কম্পিউটার এবং মানুষের (প্রাকৃতিক) ভাষার মধ্যে মিথস্ক্রিয়া নিয়ে কাজ করে। সহজ কথায়, এটি কম্পিউটারকে মানুষের ভাষা বুঝতে, বিশ্লেষণ করতে এবং তৈরি করতে সক্ষম করে এমন একটি উপায়ে যার ফলাফল দেখে মনে হবে না যে তা একটি মেসিনের দ্বারা সম্পাদিত হয়েছে।

৫. Robotix AI: এটি হল কৃত্রিম বুদ্ধি এবং রোবোটিক্সের সমন্বয়ে গঠিত একটি ক্ষেত্র, যেখানে রোবোটগুলিকে আরও বুদ্ধিমান এবং স্বায়ত্তশাসিত (Autonomous) করার জন্য AI ব্যবহার করা হয়। এটি একটি অতি আকর্ষণীয় ক্ষেত্র যা বিভিন্ন শিল্পে বিপ্লব ঘটাতে পারে। এছাড়া এটি এমন একটি ক্ষেত্র যা রোবটের নকশা, নির্মাণ, অপারেশন এবং প্রয়োগের সাথে সম্পর্কিত। এইভাবে আবিষ্কৃত রোবটগুলি বিভিন্ন ধরণের অ্যাপ্লিকেশনে ব্যবহৃত হতে পারে, যেমন উৎপাদন, স্বাস্থ্যসেবা, কৃষি ইত্যাদি।

উপরের শ্রেনীবিভাগের পরে আমাদের সময় এসেছে যে আমরা মূল আলোচনায় প্রবেশ করি। কৃত্তিম বুদ্ধিমত্তার নাম শোনার পর থেকে আমাদের মত সাধারণ মানুষের কাছে বিষয়টি খুবই আকর্ষণীয় মনে হয়। এবং পদার্থবিদ্যার ছাত্র হিসাবে আমার মনে প্রশ্ন জেগেছে যে এই বহু চর্চিত গবেষণা ক্ষেত্রে পদার্থবিদ্যা কীভাবে সহায়তা করে চলেছে? বা অন্য কথায় বলা যায় আমি পদার্থবিদ্যা আর কৃত্তিম বুদ্ধিমত্তা দুটি বিষয়ের যোগসূত্র খোঁজার চেষ্টা করছিলাম। সেই সম্বন্ধীয় খোঁজ খবর করতে গিয়ে আমি কম্পিউটার সায়েন্স অ্যান্ড আর্টিফিশিয়াল ইন্টেলিজেন্স ল্যাবরেটরি, এম.আই.টি, মার্কিন যুক্তরাষ্ট্রের একটি গবেষণা গোষ্ঠী দ্বারা রচিত Poisson Flow Generative Model (PFGM) -এর বিষয়ে কয়েকটি গবেষণাপত্র খুঁজে পাই। এবং এই প্রবন্ধ মুলত ওই

গবেশনাপত্র গুলির উপর ভিত্তি করেই লেখা। AI এর ক্ষেত্রে একজন সাধারণ মানুষ হওয়ায়, আমি এই গবেষণাপত্রের প্রযুক্তিগত বিবরণ সম্পর্কে কিছুটা কম বুঝতে পারলেও, পদার্থবিজ্ঞানের মৌলিক ধারণাগুলিকে অন্তর্ভুক্ত করার পদ্ধতিটি খুবই আকর্ষণীয়। এবং আমার বিশ্বাস বিজ্ঞান মানসিকতা সম্পন্ন মানুষের কাছেও বিষয়টি আকর্ষণীয় হবে। সেই কারণে আমি "জেনারেটিভ আর্টিফিসিয়াল ইন্টেলিজেন্সের বিকাশে পদার্থবিজ্ঞানের যোগদান : একটি কেস স্টাডি" শিরোনামটি বেছে নিয়েছি যেখানে আমি যতটা সম্ভব সহজ ও বিস্তৃত দৃষ্টিভঙ্গি (broad perspective) থেকে বিষয়টি নিয়ে আলোচনা করার চেষ্টা করব।

আমেরিকার মাস্যাচুসেট্স ইন্সটিটিউট অফ টেকনোলজি (MIT) এর কম্পিউটার সাইন্স এন্ড আর্টিফিসিয়াল ইন্টেলিজেন্স ল্যাবরেটরির দুই গবেষক ইয়িলুন জু এবং টমি এস. জাক্কোলা এই দুই ব্যক্তি 2022 সালে প্রথম পয়সন ফ্লো জেনারেটিভ মডেল (PFGM) প্রকাশ করেন। এই মডেলের উদ্দেশ্য হল কৃত্তিম বুদ্ধিমত্তা কে ব্যাবহার করে এমন এক কম্পিউটার প্রোগ্রাম তৈরি করা যার মাধ্যমে খুব উচ্চ মানের ছবি তৈরি করা যায়। তাঁদের তৈরি মডেলটি একটি প্রতিশ্রুতিশীল ও অভিনব generative AI এর দিক নির্দেশ করে। পরে 2023 সালের ফেব্রুয়ারিতে তারা মডেলটির আরও উন্নতিসাধন করে PFGM++ তৈরি করেন। কীভাবে তারা তাদের জেনারেটিভ এআই মডেলে পদার্থবিদ্যার খুব জনপ্রিয় একটি বিষয় তথা স্থিরতড়িৎবিদ্যা কে সফলভাবে ব্যবহার করেছেন সে সম্পর্কে আমার উপলব্ধি এই প্রবন্ধে আমি যথাসম্ভব তুলে ধরার চেষ্টা করছি।

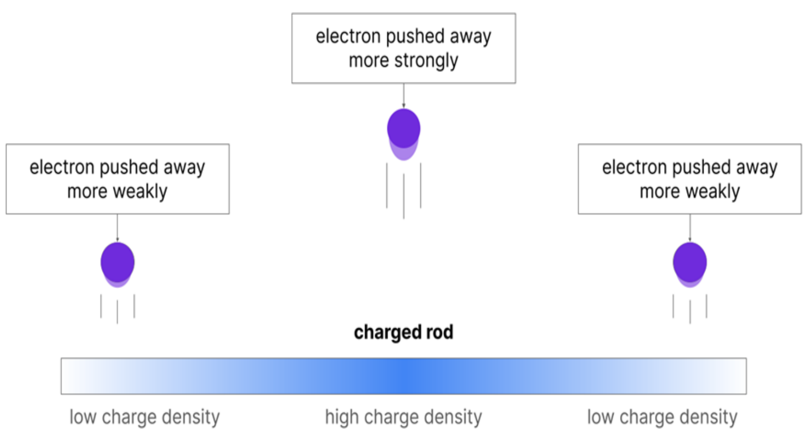

Figure 2 : Demonstration of repulsion of charges due to charged rod

স্থিরতড়িৎবিদ্যায় পদার্থবিদরা সাধারণত স্ট্যাটিক চার্জ দ্বারা উৎপাদিত প্রভাবগুলি অধ্যয়ন করে থাকেন। কুলম্বের সূত্র থেকে এটি সর্বজনবিদিত যে অনুরূপ আধান একে অপরকে বিকর্ষণ করে এবং বিপরীত আধান

একে অপরকে আকর্ষণ করে। এখন Fig. 2 তে দর্শিত চিত্র অনুযায়ী একটি আধানযুক্ত দণ্ড (charged rod) বিবেচনা করা যাক যেখানে দণ্ডটির কেন্দ্রীয় অঞ্চলে আধানের ঘনত্ব (charge density) দুই প্রান্তের থেকে তুলনামুলক ভাবে বেশি। এখন, যদি আমরা দণ্ডটির কেন্দ্রীয় অঞ্চলের কাছে অনুরূপ আধান (similar charge) রাখি, তাহলে এই আধানটি উপস্থিত দণ্ডটির কারণে শক্তিশালী একটি ধাক্কা অনুভব করবে যা এটিকে দণ্ড থেকে দূরের দিকে ঠেলে দেবে। অন্যদিকে আমরা যদি আধানটিকে দন্ডটির প্রান্তের কাছাকাছি রাখি তবে এটি তুলনামূলক ভাবে দুর্বল ধাক্কা অনুভব করবে।

এখন যদি দন্ডটির কোনও বিন্দুতে আধানের ঘনত্ব লেখচিত্রের মাধ্যমে প্রকাশ করা হয় তবে এটি দেখতে Fig.3 এ দর্শিত চিত্রের ন্যায় হওয়া উচিত। যেখানে কেন্দ্রীয় অঞ্চলে আধানের ঘনত্ব সর্বাধিক।

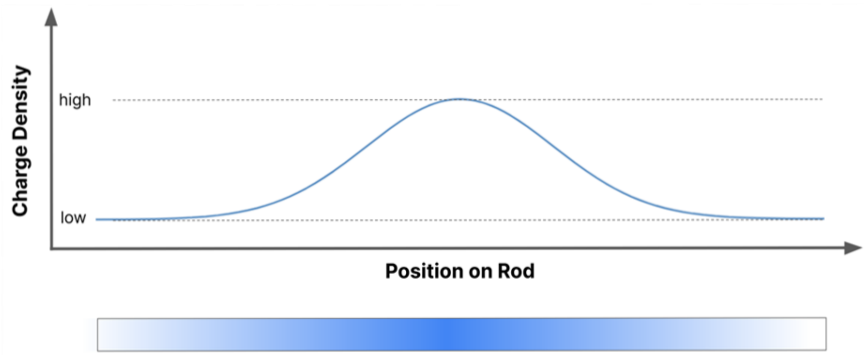

Figure 3 : Plot of charge density on a charged rod

এখন, আপাতত স্থিরতড়িৎবিদ্যা থেকে সরে এসে খুব সাধারণ একটি প্রশ্ন করা যাক। একটি নির্দিষ্ট উচ্চতার একজন ব্যক্তিকে খুঁজে পাওয়ার সম্ভাবনা (probability) খোঁজা যাক বা আমরা যদি প্রশ্ন করি মানুষের উচ্চতার সম্ভাব্যতা বন্টন কী? বোঝার সুবিধার জন্য আমরা বিবেচনা করি

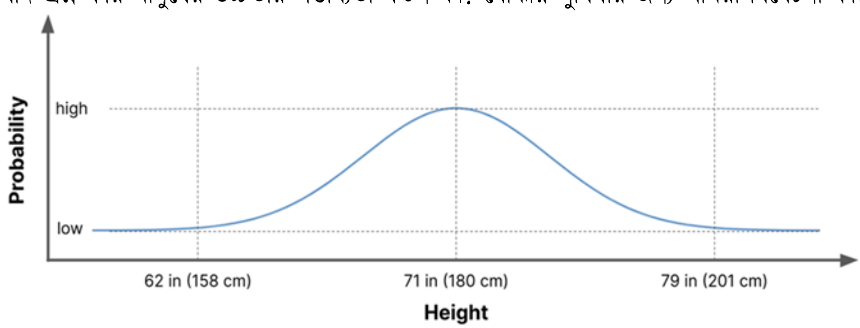

Figure 4: Plot of Probability of finding a human with a given height

যে 5’11” বা 71” উচ্চতার একজন পুরুষ পাওয়া যাওয়ার সম্ভাবনা সবচেয়ে বেশি, যেখানে উচ্চতা এর চেয়ে অনেক বেশি বা অনেক খাটো হওয়ার সম্ভাবনা কম। তারপরে সম্ভাব্যতা বন্টন (probability distribution) লেখচিত্রটি fig. 5 এর মত হওয়া উচিত এবং এটি fig. 3 এ

আলোচিত আধান ঘনত্ব বন্টন লেখচিত্রের অনুরূপ। পয়সন ফ্লো জেনারেটিভ মডেল (PFGM) - এই সাদৃশ্যটির উপরই ভিত্তি করেই নির্মিত হয়েছে। মডেলটি সম্ভাব্যতা ঘনত্বকে (probability density) আধানের ঘনত্বের সঙ্গে তুলনা করে কাজ করে।

আরও সুনির্দিষ্ট করে বলার জন্য একটি নমুনা চিত্রের সাহায্য নেওয়া যাক fig.5। উদাহরণস্বরূপ, যদি আমরা বাস্তবসম্মত মানুষের একটি নমুনা তৈরি করতে চাই (শুধুমাত্র উচ্চতা এবং ওজন বিবেচনা করে), তবে মডেলটি খুব সহজেই বলতে পারবে যে একটি স্বাভাবিক মানুষ fig.5 এর বাম দিকে দর্শিত মানুষগুলোর মত কখনই অত লম্বা বা বেঁটে অথবা মোটা হবে না। বরং fig.5 এর ডান দিকে দর্শিত মানুষগুলোর মতো হবে। অর্থাৎ বাম দিকের ডেটা গুলির সম্ভাবনা (probability) কম হবে কিন্তু ডান দিকের ডেটা গুলির সম্ভাবনা বেশী হবে। জেনারেটিভ AI মডেলের উদ্দেশ্য হবে বাম দিকের অসম্ভব ডেটা থেকে ডান দিকের মত সম্ভাব্য ডেটা উৎপন্ন করা। কিন্তু কোন উচ্চতা বা ওজন এর সম্ভাবনা বেশী তা জানার জন্য মডেলটিকে আগে থেকে আরও অনেক বাস্তবসম্মত ডেটা সেট দিতে হবে যাদের উপর ভিত্তি করে মডেলটি সামগ্রিক সম্ভাবনার একটা ধারনা তৈরি করে রাখবে। এই প্রক্রিয়া কে প্রশিক্ষন প্রক্রিয়া (training) এবং এই পর্যায়ে প্রদত্ত ডেটা কে প্রশিক্ষণ ডেটা (training data) বলা হয়। এছাড়া এই প্রশিক্ষণ ডেটা এও নির্দেশ করে যে মডেলটি কী ধরণের নতুন ডেটা তৈরি করবে। উদাহরণস্বরূপ, যদি প্রশিক্ষণের ডেটা মানুষের মুখের ছবি হয়, তাহলে মডেলটিকে মানুষের মুখের ছবি তৈরি করতে প্রশিক্ষণ দেওয়া হবে। অন্য দিকে, যদি প্রশিক্ষণের ডেটাগুলি সব বিড়ালের ছবি হয়, তাহলে মডেলটি বিড়ালের ছবি তৈরি করতে প্রশিক্ষণ প্রাপ্ত হবে।

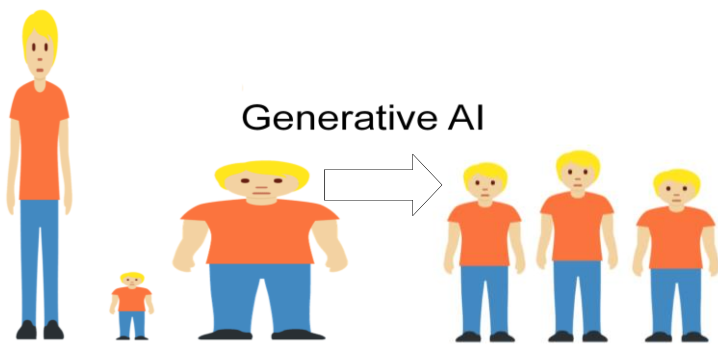

Figure 5: Pictorial demonstration of the foal of a generative AI model

কিন্তু প্রশ্ন হচ্ছে এর মধ্যে পদার্থবিদ্যা তথা স্থিরতড়িৎবিদ্যা কোথা থেকে এলো? বা বলা যায় PFGM স্থিরতড়িৎবিদ্যার কোন সুত্রকে এবং কিভাবে সুকৌশলে ব্যবহার করছে। এর উত্তর

পাওয়ার জন্য fig.6 এ দর্শিত হৃদয় আকৃতির চিত্রটি বিবেচনা করা যাক। এখন, এটিকে সম্ভাব্যতা বন্ট্যন ডেটা (probability distribution data) হিসাবে দেখার পরিবর্তে, আধান বন্টন ডেটা (charge distribution data) হিসাবে বিবেচনা করতে হবে। আর আমরা জানি যে আধান বন্টন কুলম্ব সূত্র (Coulomb's law) অনুযায়ী নিজেদের মধ্যে বিকর্ষণ অনুভব করবে ঠিক যেমনটি চার্জড রডের ক্ষেত্রে আলোচনা করা হয়েছে (fig.2)। এবং সময় অতিবাহিত হওয়ার সাথে সাথে এই বিকর্ষণের কারণে আধানগুলি ছড়িয়ে গিয়ে স্ফীতাকার হবে এবং ধীরে ধীরে বন্টনটিকে একটি বড় অর্ধ গোলকে (hemisphere) রূপান্তরিত করবে যেমনটি fig.6 এ প্রদর্শিত হয়েছে।

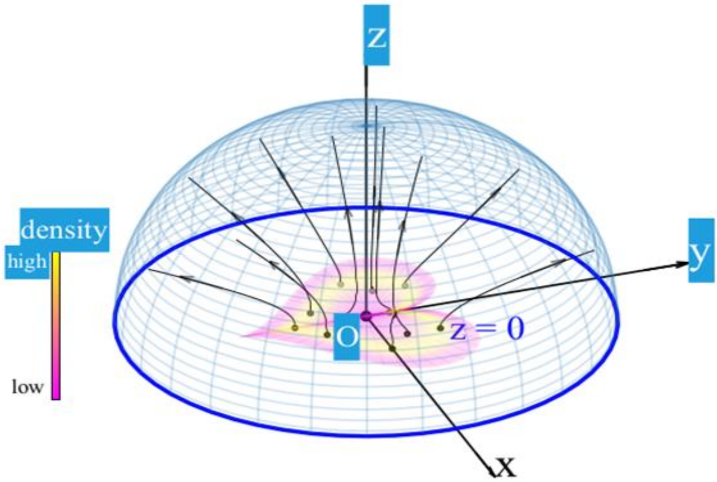

Figure 6 : Dispersal of charge distribution from the initial heart shape to hemispherical distribution,

Fig.6 এ আমরা দেখতে পাই যে হৃৎপিণ্ডের আকৃতির আধান বণ্টনের উদাহরণটি গোলার্ধীয় বণ্টনে রূপান্তরিত হয়েছে যেখানে, আধানগুলি কালো বক্ররেখা দ্বারা দেখানো পথ অনুসরণ করে। এই বক্ররেখাগুলি (trajectory) নির্ণয় করার জন্য স্থিরতড়িৎবিদ্যার সুবিখ্যাত পয়সনের সমীকরণ (Poisson's equation) সমাধান করতে হবে। নিম্নলিখিত এই পয়সনের সমীকরণ সমাধান করার জন্য উপযুক্ত বাউন্ডারি কন্ডিশন (suitable boundary condition) ব্যবহার করতে হয় এবং বেশীরভাগ ক্ষেত্রে কমপিউটারের সাহায্য নেওয়া হয়ে থাকে। এইভাবে প্রাপ্ত এই বক্ররেখাগুলি সম্পর্কে জানা মডেলটির জন্য অত্যাবশ্যক এবং এখানেই স্থিরতড়িৎবিদ্যা সবথেকে বেশি ভূমিকা পালন করে। পয়সনের সমীকরণটি নিম্নরূপ--

$$\nabla^2\phi = -\frac{\rho}{\epsilon_0}$$

যেখানে, ϕ – বিভব, ρ – আধানের ঘনত্ব এবং ϵ_0 – শুন্য মাধ্যমে পরা বৈদ্যুতিক ধ্রুবক। এখন,

এই সমীকরণটি ত্রিমাত্রিক একটি আংশিক অবকল সমীকরণ (three dimensional partial differential equation) এবং এটিকে সমাধান করার জন্য সাধারনত চলরাশির পৃথকীকরণ পদ্ধতির (separation of variable method) মাধ্যমে তিনটি সাধারণ অবকল সমীকরণে বিভক্ত করে সমাধান করা যেতে পারে যাকে সাধারণত অর্ডিনারি ডিফারেন্সিয়াল ইকুয়েশন (ODE) বলা হয়। এই ODE গুলি সমাধান করে কালো বক্ররেখাগুলি তথা বৈদ্যুতিক ক্ষেত্র (electric field lines) নির্ধারণ করা সম্ভব। এখন যদি সম্মুখবর্তি ODE (Forward ODE) গুলিকে সমাধান করে প্রাপ্ত ফিল্ড লাইন অনুসরণ করে সাথে চার্জ বন্টনকে বিকশিত হতে দেওয়া হয়, তাহলে তা শেষ পর্যন্ত fig.7 এ দর্শিত চিত্রের ন্যায় একটি অর্ধগোলার্ধীয় বন্টনে রূপান্তরিত হবে।

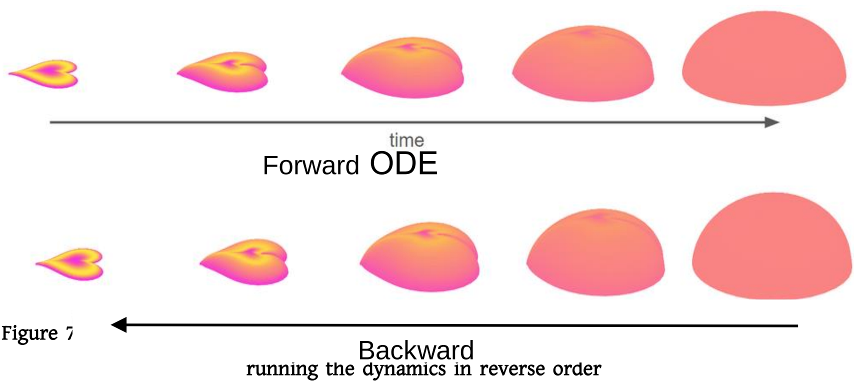

Figure 7

এরপরে, যদি উক্ত গতিবিদ্যাকে বিপরীত দিকে (time reversal dynamics) চালনা করা হয়, তাহলে fig.7 এ প্রদর্শিত চিত্র অনুযায়ী অর্ধগোলার্ধীয় বন্টন থেকে পুনরায় আসল আধানের বন্টনটি ফিরে পেতে পারি। তবে এক্ষেত্রে বিপরীতবর্তি ODE (backword ODE) সমাধান করতে হবে। এইভাবে Poisson Flow Dynamics কাজ করে থাকে।

এখন অনুরূপভাবে, একটি ত্রিমাত্রিক ক্ষেত্রের পরিবর্তে উচ্চ-মাত্রিক ক্ষেত্রে (higher dimensional space) পয়সন ট্র্যাজেক্টরি (Poisson trajectory) অনুধাবন করা যেতে পারে উদাহরণস্বরূপ ক্যামেরায় তোলা সাধারণ একটি ছবি কে উচ্চ-মাত্রিক ডাটা (higher dimensional data) কল্পনা করা যেতে পারে। তারপর এই উচ্চ-মাত্রিক ক্ষেত্রে সম্মুখবর্তী ODE (forward ODE) গুলি কম্পিউটার প্রোগ্রামের মাধ্যমে সমাধান করে fig.8 এ দর্শিত কুকুরের একটি পরিষ্কার চিত্র থেকে ক্রমান্বয়ে একটি অস্পষ্ট চিত্র পাওয়া যেতে পারে যেটি fig.7 এ বর্ণিত স্ফীত অর্ধগোলার্ধের অনুরূপ।

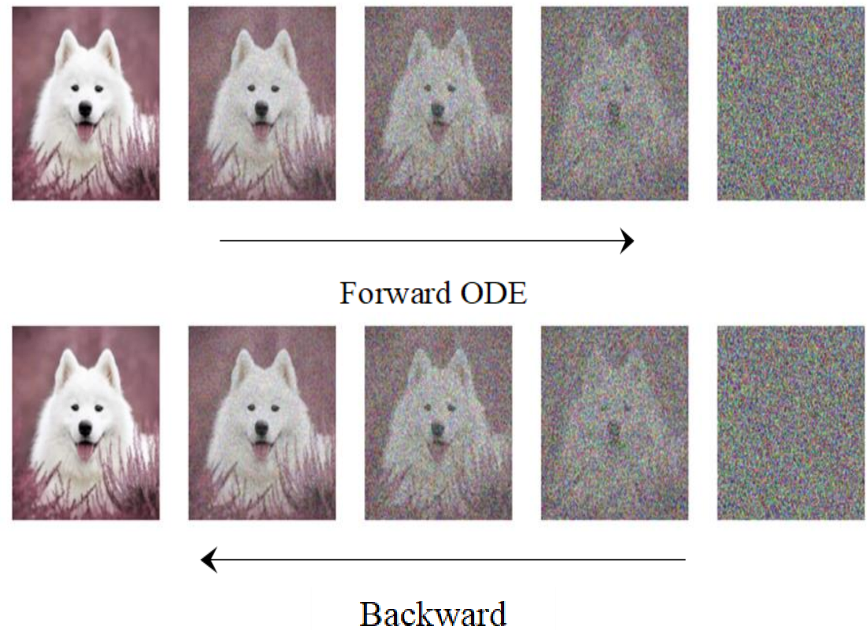

Figure 8 : Strategy of reconstructing image from higher dimensional data distribution by running the dynamics in reverse order

এর পর, যদি একটি অস্পষ্ট ছবি দিয়ে শুরু করা হয় এবং বিপরীত দিকে গতিবিদ্যা চালনা করা হয়, তাহলে একটি স্পষ্ট চিত্র তৈরি করা সম্ভব হবে।

PFGM মডেলটিকে fig.9 এ প্রদর্শিত ব্লক ডায়াগ্রামের মাধ্যমে সংক্ষিপ্ত আকারে প্রকাশ করা যেতে পারে। মডেলের মূল লক্ষ্য হল কোনও অস্পষ্ট ছবি (ডাটা) থেকে স্পষ্ট ও নতুন ছবি তৈরি করা।

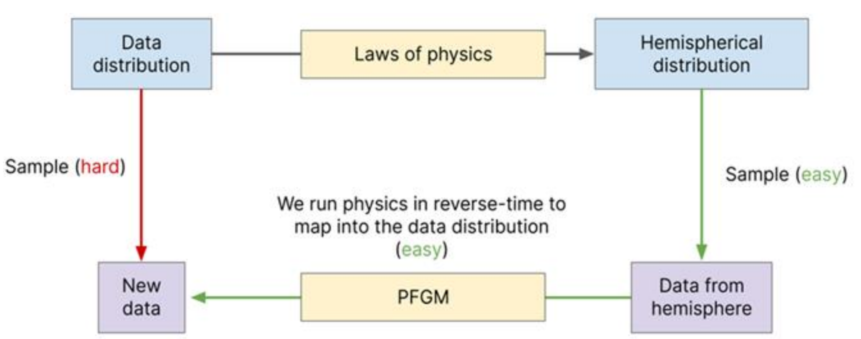

Figure 9 : Demonstration of PFGM model in a block diagram.

এখন উল্লম্ব লাল রেখা দ্বারা দর্শিত পথে নতুন ডাটা তৈরী করা বেশ কঠিন কাজ। বরং, PFGM মডেলটি উচ্চ মাত্রিক ক্ষেত্রে (higher dimensional field) অর্ধগোলকের কিছু নমুনা বিন্দু নিয়ে তাদের ডায়নামিক্স নির্ধারণ করতে পদার্থবিদ্যার পয়সনের সূত্র ব্যবহার করে। পয়সন ফ্লো জেনারেটিভ মডেলের লক্ষ্য হল পয়সন ট্র্যাজেক্টরি বক্ররেখা (Poisson trajectory curve) শেখা যেমন আগে fig.8 এ দেখেছি। এই বক্ররেখাগুলি পদার্থবিজ্ঞানের সূত্রের ব্যবহার করে স্পষ্ট ও অস্পষ্ট দুটি ডাটার মধ্যে সম্পর্ক স্থাপন করে।

Fig.10 এ PFGM মডেলের ফলাফল প্রকাশ করা হল। PFGM ডিফিউশন-ভিত্তিক পন্থা দ্বারা উৎপাদিত অন্যান্য উপলব্ধ মডেলের তুলনায় 10 থেকে 20 গুণ দ্রুত একই মানের চিত্র তৈরি করতে পারে। এছাড়া এও লক্ষ্য করা যায় যে PFGM মডেলের দ্বারা তৈরী করা ছবিগুলো উচ্চ বিশ্বস্ততা (high fidelity) এবং সূক্ষ্ম বিবরণ (fine details) প্রদর্শন করে এবং উৎপন্ন ছবিগুলি বাস্তব ফটোগ্রাফের সাথে তুলনীয়। PFGM এর আরও একটি বৈশিষ্ট হল এটি বিভিন্ন শৈলী, বস্তু এবং দৃশ্যগুলি ক্যাপচার করে বিভিন্ন ধরণের চিত্র তৈরি করতে পারে। PFGM মডেলের আবিষ্কারকরা পরবর্তীকালে PFGM++ নামক একটি উন্নততর সংস্করণও তৈরি করেছেন যাতে সিস্টেমের মাত্রা সামঞ্জস্য করার জন্য একটি নতুন প্যারামিটার - D অন্তর্ভুক্ত রয়েছে।

Figure 10 : Images generated with a PFGM

এখন সংক্ষেপে এই প্রবন্ধের পরিসংহার করলে বলা যায় – সামগ্রিকভাবে, পদার্থবিদ্যা এবং এআই-এর মধ্যে মিথস্ক্রিয়া পারস্পরিকভাবে উপকারী। পদার্থবিদ্যা AI অ্যালগরিদমগুলির জন্য মূল্যবান ডোমেন জ্ঞান এবং অনুপ্রেরণা প্রদান করে, অন্যদিকে AI পদার্থবিদদের ডেটা বিশ্লেষণ, সিমুলেশন এবং আবিষ্কারের জন্য অত্যাধুনিক সরঞ্জামগুলির সাথে ক্ষমতায়ন করে। আরও নির্দিষ্ট করে বলতে গেলে - PFGM মডেলগুলি জেনারেটিভ AI সংক্রান্ত গবেষণাক্ষেত্রে খুব মূল্যবান অবদান প্রদান করে এবং এর প্রাথমিক ফলাফলগুলি যথেষ্ট আশাব্যঞ্জক। PFGM এর মত সৃজনশীল মডেলগুলি পদার্থবিদ্যা তথা স্থিরতড়িৎবিদ্যার প্রয়োগ করে, নতুন মেশিন লার্নিং পদ্ধতিগুলির অব্যাহত বিকাশের জন্য একটি প্রতিশ্রুতিশীল পদ্ধতি প্রদান করে।

References :

1. S. Andresen, "John McCarthy: Father of AI" in IEEE Intelligent Systems, vol. 17, no. 05, pp. 84-85, 2002. (doi: 10.1109/MIS.2002.1039837)

2. C. Collins, D. Dennehy, K. Conboy, and P. Mikalef, “Artificial intelligence in information systems research: A systematic literature review and research agenda”, International Journal of Information Management, Volume 60, October 2021, 102383.

3. S. Mondal, S. Das, V.G Vrana, “How to bell the cat? A theoretical review of generative artificial intelligence towards digital disruption in all walks of life” Technologies, 11 (2) (2023), p. 44

4. M. Jovanovic, M. Campbell “Generative artificial intelligence: trends and prospects” Computer (Long Beach Calif), 55 (10) (2022), pp. 107-112

5. Zhihan Lv, “Generative artificial intelligence in the metaverse era”, Cognitive Robotics, Volume 3, 2023, Pages 208-217

6. Kingma, Diederik & Rezende, Danilo & Mohamed, Shakir & Welling, Max. (2014). Semi-Supervised Learning with Deep Generative Models. Advances in Neural Information Processing Systems. 4.

7. Yilun Xu, Ziming Liu, Max Tegmark, Tommi Jaakkola, “Poisson Flow Generative Models”, arXiv: 2209.11178

8. Yilun Xu, Ziming Liu, Yonglong Tian, Shangyuan Tong, Max Tegmark, Tommi Jaakkola, “PFGM++: Unlocking the Potential of Physics-Inspired Generative Models”, arXiv:2302.04265

9. P. Dhariwal and A. Nichol. “Diffusion models beat gans on image synthesis.” Advances in Neural Information Processing Systems, 34:8780–8794, 2021.

10. L. Dinh, J. S. Dickstein, and S. Bengio. “Density estimation using real nvp.” ArXiv, abs/1605.08803, 2017.