

## **1. Կրիպտոարժույթների բնութագիրը և կանխատեսման անհրաժեշտությունը**

### **1.1. Կրիպտոարժույթների Էությունը և պատմական զարգացումը**

Կրիպտոարժույթ, թվային արժույթի տեսակ, որի ստեղծումը և վերահսկումը հիմնված է գաղտնագրային մեթոդների (կրիպտոգրաֆիայի) վրա:

Հիմնարար առանձնահատկությունը դրանց ապակենտրոնացված բնույթն է, ինչը նշանակում է, որ դրանք տեխնիկապես գործում են առանց կենտրոնական բանկերի կամ պետական կառույցների ուղիղ վերահսկողության, քանի որ գործարքների հաստատումը կատարվում է բլոկչեյն ցանցի մասնակիցների կողմից: Միևնույն ժամանակ, վերջին տարիներին մի շարք խոշոր երկրներ, այդ թվում՝ ԱՄՆ-ը, Եվրամիության անդամ երկրները, Մեծ Բրիտանիան, Ճապոնիան ներդրել են կարգավորումներ, որոնք վերաբերում են կրիպտոարժույթների առքուվաճառքին, բորսաների գործունեությանը, հարկային հաշվետվությանը և ներդրողների պաշտպանության մեխանիզմներին: Սակայն այս կարգավորումները չեն փոխում կրիպտոարժույթների տեխնիկական ապակենտրոնացված բնույթը:

Կրիպտոարժույթի գաղափարն առաջին անգամ առաջարկվել է 1998 թվականին համակարգչային գիտնական Վեյ Դայի (Wei Dai) կողմից, ով մշակել էր գաղտնագրության վրա հիմնված համակարգ՝ նպատակ ունենալով հեշտացնել կողմերի միջև վճարումները: Այս համակարգը, որը կոչվում էր «b-money», հիմք դրեց ապագա կրիպտոարժույթներին: Բիթքոյնի (Bitcoin)՝ կրիպտոարժույթի առաջին ապակենտրոնացված համակարգի, կառուցվածքային մանրամասն նկարագրությունը հրապարակվեց 2008 թվականի նոյեմբերին Սատոշի Նակամոտո (Satoshi Nakamoto) կեղծանունով հանդես եկող անհայտ անհատի կամ խմբի կողմից: Բիթքոյնի գործարկումից (2009 թ.) ի վեր կրիպտոարժույթները հեղափոխել են գումարի փոխանցման և ստացման եղանակը:

Չնայած հազարավոր այլ կրիպտոարժույթների ստեղծմանը և գների զգալի տատանումներին, Բիթքոյնը շարունակում է մնալ աշխարհում ամենատարածվածն ու ամենաարժեքավորը: Այս գրության պահին Բիթքոյնի շուկայական կապիտալիզացիան գերազանցում է 475 միլիարդ ԱՄՆ դոլարը: Բացի այդ, բոլոր ակտիվ կրիպտոարժույթների, ներառյալ Բիթքոյնի, ընդհանուր շուկայական կապիտալիզացիան հասնում է 1.17 տրիլիոն ԱՄՆ դոլարի:

### **1.2. Կրիպտոարժույթների գնագոյացման առանձնահատկությունները և կանխատեսման խնդիրը**

Կրիպտոարժույթների մեծ մասի ապակենտրոնացված բնույթի պատճառով դրանց գների վրա չեն ազդում ավանդական ֆինանսական գործոնները, ինչպիսիք են տոկոսադրույքները, գնաճի մակարդակը կամ դրամավարկային քաղաքականությունները: Դրանց գները հիմնականում ձևավորվում են օգտատերերի ընկալման միջոցով, որը հիմնված է լուրերի, կայքերի և այլ ոչ հիմնարար (non-fundamental) տարրերի վրա:

Ի տարբերություն ֆոնդային շուկաների, որոնց վրա ազդում են բազմաթիվ գործոններ, ներառյալ տեղական կամ գլոբալ ազդեցությունն ունեցող քաղաքական և տնտեսական խնդիրները, կրիպտոարժույթների շուկաները հաճախ ցուցաբերում են անկանխատեսելիություն:

Ճշգրիտ կանխատեսումներ ապահովող գործոններին տիրապետելը բարդ խնդիր է: Շուկան կարելի է ուսումնասիրել տարբեր մեթոդներով, ներառյալ տեխնիկական ինդիկատորները, գների տատանումները և շուկայի տեխնիկական վերլուծությունը:

Այսպիսով, ի հայտ է գալիս ավտոմատացված կանխատեսման գործիքների անհրաժեշտություն, որոնք կօգնեն ներդրողներին կայացնել իրազեկ որոշումներ Բիթքոյնում կամ այլ կրիպտոարժույթներում ներդրումներ կատարելու վերաբերյալ: Զանի որ ժամանակակից ֆոնդային շուկայի կանխատեսումները սովորաբար ներառում են ավտոմատացման տեխնոլոգիաներ, նույն մոտեցումն ու ռազմավարությունը կարող են կիրառվել կրիպտոարժույթների ոլորտում: Մասնավորապես, Արհեստական բանականության (AI) և մեքենայական ուսուցման (Machine Learning) մոդելները, ինչպիսիք են նեյրոնային ցանցերը, դիտարկվում են որպես ամենաօպտիմալ կարային գործիքներ՝ շուկայական մեծ տվյալները վերլուծելու և բարձր ճշգրտությամբ կանխատեսումներ կատարելու համար:

Այսպիսով, վերոհիշյալ վերլուծությունը ցույց է տալիս, որ կրիպտոարժույթների դինամիկ և ապակենտրոնացված շուկան, որը բնութագրվում է բարձր անկայունությամբ և զերծ է ավանդական ֆինանսական գործոնների ուղղակի ազդեցությունից, զգալի դժվարություններ է ստեղծում կանխատեսման համար: Այս բարդությունն այն դարձնում է Արհեստական բանականության և մեքենայական ուսուցման մեթոդների կիրառման համար առավել արդիական և համապատասխան հետազոտական դաշտ: Հետևաբար, չնայած աշխատանքի ընդհանուր թեման ընդգրկում է ֆինանսական շուկաները, տվյալ հետազոտությունը որպես հիմնական առարկա կընտրի կրիպտոարժույթների շուկան, քանի որ դրա բարդությունն առավելագույնս կբացահայտի ԱԲ-ի հնարավորությունները ֆինանսական կանխատեսումների ոլորտում:

Այսպիսով, կրիպտոարժույթների շուկայի յուրահատուկ դինամիկան և բարձր անկայունությունը, որը զերծ է ավանդական ֆինանսական գործոնների ուղղակի ազդեցությունից, ստեղծում է կանխատեսման դժվարություններ: Այդ պատճառով այս շուկան համարվում է իդեալական միջավայր Արհեստական բանականության և մեքենայական ուսուցման մեթոդների կիրառման համար ֆինանսական տվյալների վերլուծության և ճշգրիտ կանխատեսումների ստեղծման նպատակով: Հետևաբար, չնայած աշխատանքը պատկանում է ընդհանրապես ֆինանսական շուկաների ուսումնասիրության ոլորտին, որպես հիմնական առարկա ընտրված է կրիպտոարժույթների շուկան՝ իրենց բարդության և տվյալ մեթոդների արդյունավետության առավելագույն ցուցադրման պատճառով:

## 2. Ֆինանսական կանխատեսման մեթոդաբանությունները և Արհեստական բանականության տեսական հիմքերը

### 2.1 Ֆինանսական կանխատեսման մոտեցումները

Ֆինանսական շուկաների և հատկապես կրիպտոարժույթների գնագոյացումը բնութագրվում է բարձր անկայունությամբ և ոչ կայուն դինամիկայով, ինչը բարդացնում է ճշգրիտ կանխատեսումները: Այս պատճառով ֆինանսական կանխատեսման համար կիրառվում են տարբեր մոտեցումներ, որոնք կարելի է բաժանել երկու մեծ խմբի

#### 1. Տեխնիկական վերլուծության մեթոդներ

Այս մեթոդները հիմնված են պատմական գների տվյալների և ցուցանիշների (indicators) վերլուծության վրա: Դրանցից են՝ շարժվող միջիններ (Moving Averages), MACD, RSI և այլ տեխնիկական ինդիկատորներ: Թեև տեխնիկական վերլուծությունը թույլ է տալիս որոշ չափով գնահատել շուկայի միտումները, այն սահմանափակված է անցյալի տվյալներով և հաճախ չի կարող ճշգրիտ կանխատեսել ծավալային կամ անսպասելի փոփոխությունները:

#### 2. Ֆունդամենտալ վերլուծություն

Այս մեթոդները կենտրոնանում են ֆինանսական և տնտեսական գործոնների վրա, որոնք կարող են ազդել ակտիվի արժեքի վրա: Ավանդական ֆինանսական շուկաներում դրանք ներառում են ընկերությունների հաշվետվությունները և մակրոտնտեսական ցուցանիշները: Սակայն կրիպտոարժույթների դեպքում ֆունդամենտալ վերլուծությունն ընդգրկում է քաղաքական ու ֆինանսական նորությունները, շուկայի տրամադրությունները (*Sentiment*), լուրերը, սպեկուլյատիվ գործոնները, սոցիալական մեդիայի ազդեցությունը և այլ ոչ հիմնարար (*non-fundamental*) տվյալներ: Այս մեթոդները ավելի հաճախ կիրառվում են ավանդական արժեթղթերի դեպքում, սակայն կրիպտոարժույթների համար սահմանափակ են, քանի որ դրանց գները հիմնականում ձևավորվում են օգտատերերի ընկալումների վրա, և կապերը հաճախ ոչ գծային են:

#### 3. Ստատիստական և ժամանակային շարքի մոդելներ

Այս մեթոդները օգտագործում են թվային մաթեմատիկական մոդելներ՝ փորձելով կանխատեսել ապագա գները անցյալի տվյալների հիման վրա: Այսպիսի մոդելներ են՝ ARIMA, GARCH, VAR, որոնք լայնորեն կիրառվում են ֆինանսական վերլուծության մեջ, ներառյալ կրիպտոարժույթների կանխատեսման համար: Սակայն դրանց հիմնական թերությունը գծային կապերի վրա հիմնվելն է, ինչը նշանակում է, որ բարդ ոչ գծային կախվածությունները դուրս են մնում վերլուծությունից:

### 2.2 Արհեստական բանականության և մեքենայական ուսուցման դերը

Վերջին տարիներին ֆինանսական կանխատեսման ոլորտում մեծ նշանակություն է ստացել Արհեստական բանականությունը (AI) և մեքենայական ուսուցումը (Machine Learning): Այս տեխնոլոգիաները թույլ են տալիս.

- Վերլուծել մեծածավալ տվյալներ (Big Data), ներառյալ պատմական գների շուկաներ, օգտատերերի վարքագիծ, լուրերի հոսքեր և սոցիալական մեդիա:
- Ավտոմատացնել տվյալների մշակումն ու շուկայական տատանումների որոշիչ գործոնների հայտնաբերումը:
- Օգտագործել նեյրոնային ցանցեր (Neural Networks), վերակապակցված մոդելներ (Recurrent Neural Networks, RNN), երկար կարճաժամկետ հիշողությամբ մոդելներ (LSTM) և այլ AI մոդելներ, որոնք կարող են կանխատեսել գների փոփոխությունները բարձր ճշգրտությամբ:

Մեքենայական ուսուցման մեթոդների առավելությունը կայանում է նրանում, որ դրանք կարող են ճանաչել ոչ միայն պարզ միտումներ, այլև բարդ ոչ գծային հարաբերություններ, որոնք հաճախ բնորոշ են կրիպտոարժույթների շուկաներին:

## 2.3 Կրիպտոարժույթների շուկայի առանձնահատկությունները և AI կիրառելիությունը

Կրիպտոարժույթների շուկաները առանձնանում են իրենց ապակենտրոնացվածությամբ, բարձր անկայունությամբ և ոչ ֆունդամենտալ ազդակների զգայունությամբ: Այս պատճառով ավանդական ֆինանսական մոդելները հաճախ ոչ բավարար են:

AI և ML տեխնոլոգիաները թույլ են տալիս լուծել այս խնդիրները՝

- Ավելի ճշգրիտ գնահատել շուկայի ռիսկերը և շարժումները,
- Ավտոմատացնել կանխատեսման գործընթացը,
- Աջակցել ներդրողներին՝ կայացնելով տվյալներով հիմնավորված որոշումներ:

Այսպիսով, ֆինանսական շուկաների կանխատեսման մեջ AI և ML տեխնոլոգիաները դառնում են անփոխարինելի գործիք, իսկ կրիպտոարժույթների շուկան՝ իդեալական ոլորտ այս տեխնոլոգիաների փորձարկման և կիրառման համար:

## Ֆինանսական Կանխատեսման Մոդելների Գնահատման Մեթոդներ

Ֆինանսական կանխատեսումների ճշգրտության գնահատումը կրիտիկական նշանակություն ունի մոդելների ընտրության համար: Այս աշխատանքում կկիրառվեն հետևյալ վիճակագրական ցուցանիշները, որոնք լայնորեն կիրառվում են ժամանակային շարքերի վերլուծության մեջ.

- **Mean Squared Error (MSE):** Չափում է կանխատեսվող և փաստացի արժեքների միջև տարբերության քառակուսիների միջինը: Ցույց է տալիս մոդելի սխալի չափը:

$$\text{Mean Squared Error} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

- **Root Mean Squared Error (RMSE):** MSE-ի քառակուսի արմատն է, որը նույն միավորներով է, ինչ բուն գները, դարձնելով այն ավելի ինտուիտիվ:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

- **Mean Absolute Error (MAE):** Չափում է բացարձակ սխալի միջինը: Ավելի կայուն է էքստրեմալ արժեքների (outliers) նկատմամբ, քան MSE/RMSE-ը:

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

- **R<sup>2</sup> (Coefficient of Determination):** Ցույց է տալիս, թե փաստացի արժեքների տատանման որ մասն է բացատրում մոդելը (որքան մոտ է 1-ին, այնքան լավ):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

Որտեղ  $y_i$ -ը փաստացի արժեքն է,  $\hat{y}_i$ -ը կանխատեսվող արժեքը,  $\bar{y}$ -ը փաստացի արժեքների միջինն է, իսկ  $n$ -ը տվյալների քանակն է:

Այս ցուցանիշների համեմատական վերլուծությունը թույլ կտա օբյեկտիվորեն գնահատել ավանդական վիճակագրական մոդելների և ML-ի վրա հիմնված մոդելների արդյունավետությունը:

### 3. Մեքենայական ուսուցման մոդելներ կրիպտոարժույթների կանխատեսման համար

#### 3.1. Ներկայացման նպատակը և մոտեցումը

Կրիպտոարժույթների շուկայի բարձր անկայունությունը և ոչ ֆունդամենտալ ազդակների ազդեցությունը պահանջում են կիրառել ճկուն և ճշգրիտ մոդելներ, որոնք կարող են հայտնաբերել ոչ գծային և բարդ կախվածություններ տվյալներում: Այս գլուխում ներկայացվում են այն մեքենայական ուսուցման մոդելների տեսական հիմքերը, որոնք նախատեսվում է կիրառել հետազոտության ընթացքում՝ շուկայական տվյալների վերլուծության և կանխատեսման համար:

#### Հնարավոր մոդելների տեսակներ

##### 1. Recurrent Neural Networks, RNN, LSTM

Նեյրոնային Ցանցերը (NN) ծառայում են որպես հիմք Deep Learning մոդելների համար և արդյունավետ են բարդ ոչ գծային կախվածություններ վերլուծելու համար: Սակայն ֆինանսական ժամանակային շարքերի դեպքում, որոնք պահանջում են նախորդող ժամանակահատվածների տեղեկատվության պահպանում, կիրառվում են մասնագիտացված ցանցեր:

Այս ցանցերը հատուկ նախագծված են ժամանակային շարքերով տվյալների մշակման համար, ինչը կրիտիկական նշանակություն ունի կրիպտոարժույթների գների կանխատեսման համար: Շուկայի ընթացքը հստակ կախվածություն ունի նախորդ ժամանակահատվածներից, և այս մոդելները (հատկապես LSTM) :

Ի տարբերություն սովորական նեյրոնային ցանցերի, LSTM-ը ունի ներքին հիշողության բլոկներ (Forget, Input, Output Gates), որոնք թույլ են տալիս արդյունավետորեն պահպանել երկարաժամկետ կախվածություններ: Սա կրիտիկական է ֆինանսական կանխատեսումների համար, քանի որ շուկայի ընթացիկ գները կախված են ոչ միայն նախորդ օրվանից, այլև ավելի հեռու անցյալի դինամիկայից:

##### 2. Ensemble մեթոդներ (*Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost*)

Ensemble Method-ը մեքենայական ուսուցման տեխնիկա է, որտեղ մի քանի մոդել են միացնում ավելի լավ արդյունք ստանալու համար, քան եթե օգտագործեինք միայն մեկ մոդել: Քանի որ մի մոդելը կարող է սխալվել դրա համար օգտագործում ենք Մի քանի մոդել միասին որի շնորհիվ բարձրացնում ենք ճշգրտությունը:

Այս աշխատանքի գործնական փուլը նպատակ կունենա համեմատել կանխատեսման երեք հիմնական մոտեցումները՝ ավանդական վիճակագրական մոդելը (*ARIMA* կամ նմանատիպ), **Deep Learning** մոդելները (*RNN, LSTM*)

մոդելները) և Ensemble մոդելներ: Փորձարարական արդյունքները կներկայացվեն  
ավելի ուշ