

Цей винахід стосується передбачення характеристик властивостей виробу, який отримали шляхом стохастичної механічної обробки, наприклад, шляхом електроерозійної обробки, і, зокрема, для передбачення характеристики на підставі одного або більше вимірних значень набору параметрів способу, які використовують під час механічної обробки.

Електроерозійну обробку ("ЕЕО") використовують під час виробництва різноманітних металевих деталей, включно, наприклад, деталей газотурбінних двигунів, таких як турбінні профілі. Під час ЕЕО використовують електричні розряди високої енергії (наприклад, іскри) між електродом та електропровідною деталлю, яку обробляють, з метою видалення матеріалу з деталі, яку обробляють. Електрод розташовують біля деталі, яку обробляють, з метою видалення матеріалу з деталі, лише на невеликій відстані або з невеликим проміжком. Середовище, діелектрична рідина, заповнює проміжок між електродом і деталлю, яку обробляють. Різницю напруг обумовленої величини прикладають між електродом і деталлю, яку обробляють. Напруга, яку застосовують, змушує діелектричне середовище іонізуватися та руйнуватися. Потім електричний струм починає текти між електродом та деталлю крізь діелектричне середовище. Струм викликає утворення теплоти на поверхні деталі. Внаслідок теплоти значно підвищується температура, і відбувається місцеве плавлення матеріалу деталі. Величина різниці напруг знижується, діелектричне середовище деіонізується та струм зникає. Генерування теплоти припиняється, що дозволяє електродові та деталі трохи охолотитися. Розплавлений матеріал твердіє через те, що він омивається з робочого боку діелектричним середовищем, залишаючи заглиблення у деталі. Заглиблення звичайно має форму, яка відповідає формі електрода. Деталь приймає форму, що є додатковою до форми електрода. Цей процес або цикл, який звичайно визначають як цикл "увімкнення/вимкнення", повторюють, доки не завершиться видалення матеріалу.

ЕЕО є особливо корисною для обробки складних форм у електропровідних матеріалах, до яких належать спечені карбідні та суперміцні сплави. Звичайно, ці матеріали дуже важко обробляти з використанням традиційних способів. Наприклад, крижі деталі можна обробляти з використанням ЕЕО, при цьому вони не зазнають деформацій. Після ЕЕО традиційні операції доводки звичайно не є обов'язковими. Під час одного типу способу ЕЕО, який звичайно називають дротовою ЕЕО, використовують невеликий дріт для того, щоб обробити поверхню деталі складної форми. Під час іншого типу способу ЕЕО, який звичайно називають плунжерною ЕЕО, використовують подовжений електрод, який обробляє заглибини або отвори у деталі. Наприклад, невеликі глибокі отвори із певними формами можна утворити у металевих об'єктах, таких як деталі газотурбінного двигуна.

Незважаючи на те, що ЕЕО використовували протягом багатьох років, ЕЕО є стохастичним процесом, і механізм, який описано вище, завдяки якому ЕЕО видаляє метал з деталі, є складним і ще досі досліджується. Складність процесу ЕЕО залежить від дії багатьох факторів, які впливають на результат процесу. До цих факторів належать параметри процесу та оточуючі умови щодо обробки разом з властивостями деталі, електрода та діелектричного середовища. Адекватність процесу залежить від того, наскільки близько результати обробки відповідають вимогам щодо розмірів, геометрії та функціональної виймки, а також вимогам до шорсткості поверхні та твердості.

До важливих параметрів процесу ЕЕО належать піковий струм, цикл увімкнення/вимкнення, напруга, полярність та умови промивання. Ці параметри звичайно необхідно оптимізувати на підставі бажаної кінцевої властивості деталі (наприклад, шорсткість поверхні, умови надання нового шару, твердість та напруження). До умов оточуючого середовища належать температура та вологість.

До важливих властивостей деталі та електрода для ЕЕО належать електропровідність, точка плавлення, твердість та точність розмірів. Деталь з відносно низькою провідністю швидше нагрівається, внаслідок чого підвищується швидкість видалення матеріалу. Внаслідок відносно низької точки плавлення деталі знижуються енергетичні вимоги для плавлення. Електрод з відносно високою провідністю та високою точкою плавлення є, у більшості випадків, ідеальним для того, щоб знизити зношування електрода та підвищити швидкість видалення матеріалу.

До властивостей діелектричного середовища належать електрична міцність, в'язкість та швидкість струму. Електрична міцність - це значення напруги, що є необхідною для того, щоб іонізувати рідину під час ЕЕО. Якщо електрична міцність є підвищеною, тоді знижується швидкість випаровування рідини і підвищується швидкість процесу іонізування/деіонізування. В'язкість діелектричного середовища впливає на його спроможність вимивати відламки та розсіювати теплоту. Внаслідок відносно низької в'язкості поліпшується промивання, і розсіювання теплоти стає більш ефективним. Відповідна швидкість струму є необхідною для того, щоб видалити розплавлені частинки (наприклад, відламки) з робочої ділянки та для сприяння охолодженню та процесам вирізування. Відламки у робочій ділянці є шкідливими через те, що вони беруть на себе енергію, необхідну для деталі, та впливають на швидкість видалення матеріалу. Крім того, внаслідок присутності відламків у робочій ділянці може виникнути дуга, що припиняє цикл вирізування та пошкоджує поверхню деталі. Крім того, внаслідок присутності відламків процес стає динамічним, випадковим, його важко регулювати. Отже, внаслідок цього обробка стає незавершеною, і виникають пошкодження на інструментах та деталі.

Іншим фактором, який впливає на складність процесів ЕЕО, є складна взаємодія між вищезгаданими факторами. Наприклад, якщо розмір проміжку є занадто великим, діелектричне середовище може ніколи не іонізуватися, внаслідок чого не буде відбуватися ЕЕО. З іншого боку, якщо проміжок є дуже малим, деталь та інструмент можуть разом зваритися. Взагалі, використовують сервомеханізм для підтримки сталого проміжку між електродом та деталлю. Ефективність сервомеханізму залежить від ефективності вибору та оптимізації параметрів ЕЕО, варіацій деталі/інструмента/діелектричної рідини, від ефективності експлуатації обладнання. Якщо діелектрична рідина є забрудненою та/або існують умови недостатнього промивання, можуть виникнути небажані умови, такі як дуга, швидке зношування електрода та неповне видалення матеріалу.

І ще одним фактором є можливість параметрів та властивостей, про які згадували вище, змінюватися. До цього фактору належать варіації, які виникають під час операції ЕЕО, проміж послідовними операціями, від одного дня до наступного, а також варіації деталі/електрода/діелектричної рідини. Деякі з цих варіацій виникають з часом або завдяки використанню, проте, інші відображають узгодження між постачальником та

виробництвом. Властивості деталі, діелектричної рідини та інструментів є вхідними елементами, які змінюються випадково, залежно від стабільності процесів їх виробництва.

Зрештою, така мінливість може значно впливати на процес ЕЕО. Через неможливість передбачити її, цю мінливість часто не беруть до уваги, коли спочатку обирають параметри процесу ЕЕО. Незважаючи на це, на практиці цю мінливість часто більш складно або неможливо регулювати. Взагалі, якість кінцевого виробу часто залежить від того, наскільки ретельно розглядають випадково виникаючу варіацію та/або незвичайність під час автономного налагоджування та/або фази пост-обробки. Проте, автономне налагоджування звичайно здійснюють тільки після того, як обробили ряд неузгоджених деталей.

Крім того, існують і фактори людини. Наприклад, для здійснення процесу може бути необхідним оператор для того, щоб установити деталь та електрод у відповідні кріпильні пристрої. Будь-яка помилка під час установлення може стати причиною помилкового розташування (щодо місця та/або кута) електрода відносно деталі. Внаслідок такого невідповідного розташування обробка може бути неякісною.

Через притаманну стохастичну та динамічну природу процесів ЕЕО, кожного разу дуже важко досягти відповідної якості виробу. За цієї причини звичайно є необхідним наступний контроль з метою перевірки якості виробу наприкінці процесу. Фаза наступного контролю якості виробу може витрачати багато часу, потребувати багато коштів, бути суб'єктивною або не точною.

Для того, щоб з'ясувати деякі питання, про які згадували вище, корисним буде дослідити процес ЕЕО для механічної обробки охолоджувальних каналів, тобто отворів, у деталях газотурбінного двигуна. Звичайний газотурбінний двигун має компресор, камеру згоряння та турбіну. Компресор та турбіна мають багато роторних лопаток та статорних лопаток. Двигун функціонує при високих температурах, які часто перевищують 1508°C (2750°F) для того, щоб підвищити робочі характеристики та ефективність. Проте, безпосередній вплив таких високих температур шкідливо впливає на деякі деталі турбіни, наприклад, роторні лопатки та статорні лопатки, що може спричинити деформацію деталей та, в екстремальних випадках, їх плавлення.

Були розроблені способи охолодження для того, щоб підтримувати температуру роторних лопаток та статорних лопаток відповідно до обмежень конструкції під час, коли двигун продовжує функціонувати при високих температурах. Наприклад, роторні лопатки та статорні лопатки, які зазнають впливу екстремальних температур, звичайно є порожнистими для того, щоб дозволити охолоджувальній рідині текти крізь них. Крім того, зовнішня поверхня деталей двигуна є, звичайно, покритою плівкою, яка охолоджується холодним повітрям із відділу компресора двигуна. Охолоджувальне повітря звичайно проходить і виходить із деталі крізь ряд невеликих каналів або отворів (тобто, охолоджувальних отворів), які знаходяться на зовнішній стінці деталі. У випадку з охолоджувальною плівкою потребується менше охолоджувального повітря, ніж під час іншого способу охолодження, тим саме мінімізується вплив на ефективність функціонування газотурбінного двигуна.

Охолоджувальні отвори у деталях газотурбінного двигуна традиційно утворюють з використанням складного процесу механічної обробки, такого як процес ЕЕО, лазерний процес або комбінація цих двох процесів. Двома важливими характеристиками охолоджувального отвору є завершеність проходу та витрата повітря. Завершеність проходу - це стан, коли охолоджувальні канали проходять повністю крізь зовнішню стінку деталі. Витрата повітря - це величина, яка визначає витрату маси крізь ці канали і яка може визначатися як безрозмірне відношення витрати повітря і тиску.

Різні фактори, до яких належить кожен з вищезгаданих факторів, можуть впливати на якість, наприклад, на завершеність проходу та витрату повітря крізь канали, які обробляють. Одним з факторів є варіація деталі. Наприклад, внаслідок значної різниці товщини стінок від частини до частини, можуть бути різною тривалість циклів, витрати повітря та стани завершеності проходу. Крім того, якщо стінки є більш товсті, то електрод зношується і загострюється швидше, внаслідок чого канали матимуть отвір із загостреним поперечним перерізом та небажано високу витрату повітря.

Варіації електрода також безпосередньо впливають на властивості кінцевої якості деталі. Домішки у електродах можуть примушувати зернисту структуру плавитися та/або розтріскуватися в умовах високої температури. Через те, що кінцеві властивості ЕЕО відображають характеристики електрода, такі дефекти, між іншим, можуть стати причиною, серед іншого, незавершеного проходу та варіації витрати повітря.

Крім того, використання забрудненого або низької якості діелектричного середовища безпосередньо впливає на швидкість видалення металу. Якщо середовище має низьку якість, то швидкість видалення металу знижується, внаслідок чого підвищується можливість перебоїв процесу, незавершеного проходу та варіації витрати повітря, включно.

Отже, деталь після механічної обробки традиційно необхідно обстежити ручним способом для того, щоб визначити характеристики завершеності проходу та витрати повітря оброблених отворів. Під час контролю якості завершеності проходу використовують ручне зондування кожного отвору пальцевим калібром для того, щоб визначити завершений прохід. Під час контролю якості витрати повітря деталь промивають, наносять віск на певні отвори та проводять випробування витрати повітря на отворах без воску. Після контролю якості деталь звичайно нагрівають для того, щоб видалити віск.

Незважаючи на те, що деталь, яку обробляли з використанням ЕЕО, може мати властивість високої якості без здійснення контролю, де якість властивості повинна бути відомою, властивість необхідно традиційно контролювати з використанням одного або більше традиційних способів, які описано вище. Однак, такі способи ручного контролю якості потребують багато часу та коштів і залежать від помилки людини. Отже, шукають найкращий спосіб визначення характеристик завершеності проходу та витрати повітря.

Значні зусилля були спрямовані на розробку досконалих систем контролю для сприяння досліджуванню напруги ЕЕО та форм хвиль електричного струму для того, щоб відрізнити нормальне іскріння від шкідливої дуги. Інші дослідження були направлені на регулювання часу затримки запалювання для того, щоб вивчити сигнали напруги у проміжку. Багато контрольних систем було розроблено для контролю параметрів процесу. Більшість таких систем були спрямовані, зокрема, на підвищення до максимального рівня швидкості видалення матеріалу, на зниження шкідливого утворення дуги і на досягнення більшій стабільності процесу. Проте, ніяка з вищезгаданих систем не може виконувати контроль

якості виробу, передбачати характеристику властивості деталі та/або допомагати визначити якість виробу наприкінці процесу.

У патенті США №5282261, виданого на ім'я Skeirik, описано нейронну мережу системи вимірювання та контролю процесу. Система застосовує вихідні дані у реальному часі з нейронної мережі для того, щоб замінити чутливий елемент або лабораторний вхід на регулятор, мережа може використовувати легко доступні вимірювання від чутливих елементів як вхідні дані та виробляти передбачені значення властивостей виробу як вихідні дані. Історичну базу даних можна використовувати для запровадження історії лабораторних вимірювань та вимірювань чутливими елементами для нейронної мережі. Skeirik показує, що для багатьох виробів важливі властивості виробів пов'язані з кінцевим використанням виробу, а не з умовами процесу. Проте, Skeirik не пропонує систему для використання у процесі ЕЕО для передбачення якості властивості виробу, яку отримали внаслідок процесу.

Патент США №5654903, виданий на ім'я Reitman та ін., пропонує спосіб і пристрій для регулювання стану властивості виробу під час виробничого процесу. Система використовує навчену інтелектуальну систему, яка встановлює взаємозв'язок між приписом виробничого процесу та властивістю виробу, як функцію від часу. Проте, Reitman та ін. не пропонують систему для використання у процесі ЕЕО для передбачення якості виробу.

Патент США №5428201, виданий на ім'я Kaneko та ін., пропонує спосіб та пристрій для регулювання електроерозійної обробки. Kaneko та ін. пропонують під час механічної обробки підтримувати сталий розмір проміжку між електродом і деталлю на підставі опорної сервопостачальної напруги. Запропоновано мережу з нечіткою логікою або нейронну мережу для підрахування стабільності розряду. Kaneko та ін. доводять, що попередні способи потребують присутності оператора для того, щоб встановити умови обробки, як під час функціонування, так і у неробочий час, згідно з такими вимогами, як площа механічної обробки деталі, глибина механічної обробки, необхідна точність розмірів та необхідна шорсткість поверхні. Проте, цей спосіб спрямований на пошук умов електроерозійної обробки, а не на те, щоб дійсно передбачити якість виробу.

Патент США №5571426, виданий на ім'я Aketura, пропонує спосіб визначення умов електроерозійної обробки та регулятор електроерозійної обробки. Цей спосіб пропонує набори попередньо визначених параметрів механічної обробки, які встановлюють для кожного набору параметрів механічної обробки набір даних механічної обробки, які вказують на взаємозв'язок під час ЕЕО між струмом, глибиною, розміром електрода нижче номінального, а під час цього способу обираються два набори із наборів згідно з наданим набором попередньо визначених параметрів механічної обробки та аналізуються, а потім генеруються дані умов механічної обробки, які включають значення глибини механічної обробки та відповідні значення струму для механічної обробки деталі згідно з запропонованою конфігурацією та запропонованими розмірами. Проте, цей спосіб спрямований на визначення умов електроерозійної обробки, які мінімізують час для операцій чорнкової обробки шляхом зниження максимального струму механічної обробки згідно з глибиною механічної обробки, а не на дійсне передбачення якості виробу.

У техніці також є відомим використання моделі у вигляді нейронної мережі для того, щоб передбачити шорсткість та хвилястість поверхні на підставі ширини імпульсу, часу між двома імпульсами, механічного напруження дроту та швидкості постачання дроту. Дивися "Study on Modeling of Wire EDM Process", Spedding, T.A., et al., Journal of Materials Processing Technology, vol. 69, pages 18-28, 1997; та "Parameter Optimization and Surface Characterization of Wire Electrical Discharge Machining Process", Spedding, T.A., et al., Precision Engineering, vol. 20, pages 5-15, 1997. Такі моделі запропоновано для того, щоб оптимізувати комбінації параметрів процесу, тобто для того, щоб обрати цільові значення з метою досягнення певного результату. Інші фактори (до яких належать матеріал та розміри деталі; напруга під час вирізування, струм імпульсу запалювання та діелектрик), які можуть впливати на величини здійснення процесу, є фіксованими. Вважають, що подальші дослідження будуть ураховувати більше факторів, таких як матеріал дроту і деталі, висота деталі. Проте, ніяка з цих запропонованих моделей не може передбачати якість виробу.

Завданням цього винаходу є передбачення характеристики властивості виробу, отриманої внаслідок процесу механічної обробки, на підставі вимірювання однієї або більше характеристик одного або більше параметрів процесу з використанням моделі.

Завданням одного з варіантів здійснення цього винаходу є передбачення характеристики властивості виробу, отриманої внаслідок процесу ЕЕО, на підставі вимірювання однієї або більше характеристик одного або більше параметрів процесу, при цьому цей процес використовує адаптивну нейронну мережу, яку навчали у процесі.

Іншим завданням одного з варіантів здійснення винаходу є запровадження штучної моделі у вигляді нейронної мережі для використання з метою передбачення характеристики властивості виробу, отриманої внаслідок процесу ЕЕО на підставі характеристики одного або більше параметрів, зв'язаних з процесом.

Іншим завданням одного з варіантів здійснення цього винаходу є передбачення характеристик завершеності проходу та витрати повітря охолоджувальних отворів, отриманих внаслідок процесу ЕЕО, усунення необхідності ручного контролю якості охолоджувальних отворів після завершення процесу ЕЕО.

Іншим завданням одного з варіантів здійснення винаходу є забезпечення моделлю, яка передбачає якість властивості, отриманої внаслідок процесу ЕЕО, при цьому модель включає корекцію мінливості у варіаціях процесу, деталі, яку обробляють, інструмента та діелектричного середовища.

Згідно з цим винаходом, пристрій, який забезпечує індикацію характеристики властивості виробу, отриманої внаслідок стохастичного процесу механічної обробки, містить, принаймні, один чутливий елемент, який сприймає характеристику, принаймні, одного параметра, зв'язаного з стохастичним процесом механічної обробки, та який утворює, принаймні, один сигнал вимірювання, що вказує на цю характеристику, та який, крім того, містить процесор сигналів, який має модель, що вказує на відповідність між характеристикою, принаймні, одного параметра, зв'язаного із стохастичним процесом механічної обробки, та характеристикою отриманої властивості виробу, та який використовує згадану модель для генерування сигналу, який вказує на передбачену характеристику властивості виробу.

Цей винахід слідує за характеристиками параметрів процесу та, переважно, з використанням інтелектуальної моделі, передбачає характеристики властивості виробу, отриманої внаслідок процесу.

Модель, переважно, створюють з використанням наборів даних, що репрезентують дійсні вхідні та вихідні дані процесу. Така модель є здатною розпізнавати випадковість та непередбачуваність процесу та реагувати на небажані тимчасові умови обробки. Отже, на відміну від попередніх систем для використання під час стохастичного процесу механічної обробки, цей винахід є здатним передбачати характеристики отриманої властивості, незважаючи на варіації деталі та інструмента, які мають непередбачувану природу. Отже, цей винахід може полегшити традиційний контроль якості після механічної обробки або усунути необхідність такого контролю, тим самим зберігаючи час та знижуючи витрати. Один варіант здійснення цього винаходу забезпечує кращу індикацію характеристик завершеності проходу та витрати повітря охолоджувальних отворів у деталях газотурбінного двигуна, ніж визначення їх шляхом ручного контролю якості після механічної обробки.

Незважаючи на те, що моделі у вигляді нейронних мереж є відомими, до цього часу вважали, що не можна повністю моделювати стохастичний процес механічної обробки, такий як, наприклад, ЕЕО. З'ясували, що не завжди можна моделювати кожен процес, незважаючи на його складність, тобто, не завжди можна визначити взаємозв'язки між параметрами процесу та вихідними показниками процесу. Також з'ясували, що ретельний вибір вхідних параметрів для моделі є необхідним. Проте, визначили, що інтелектуальна модель може повністю моделювати стохастичний процес механічної обробки, такий як, наприклад, ЕЕО, що відповідні взаємозв'язки існують між відомими параметрами та вихідними показниками процесу, та що ефективний спосіб для визначення взаємозв'язку може використовувати набори даних, які включають дійсні дані, які репрезентують вхідні та вихідні дані процесу у вигляді відсоткового відношення від усіх можливих сценаріїв процесу, як практичні.

Ці та інші цілі, властивості та досягнення цього винаходу можна краще з'ясувати завдяки наступному докладному опису прикладів варіантів його здійснення, які проілюстровано на супроводжувальних фігурах.

фіг.1А - частковий вигляд з боку лопатки газотурбінного двигуна, яка має профіль з багатьма охолоджувальними каналами;

фіг.1В - вигляд у напрямку 1В-1В профілю лопатки з фіг.1А, який демонструє поперечний переріз каналу та внутрішньої порожнини;

фіг.2 - комбінована електромеханічна схема системи ЕЕО для механічної обробки охолоджувальних каналів профілю у лопатці з фіг.1, з використанням якої можна здійснити цей винахід;

фіг.3А - більш докладне схематичне зображення процесора сигналів, який є частиною системи ЕЕО з фіг.2;

фіг.3В - діаграма функціональних блоків процесора сигналів, який є частиною системи ЕЕО з фіг.2;

фіг.4 - стисле спрощене схематичне зображення сигнальної моделі та моделі процесу, яку використовують у найкращому варіанті здійснення цього винаходу;

фіг.5 - графік, що ілюструє величину напруги у проміжку під час процесу ЕЕО;

фіг.6 - графік, що ілюструє величину струму у проміжку під час процесу ЕЕО;

фіг.7 - графік, що ілюструє величину зміщення електрода під час процесу ЕЕО з фіг.5;

фіг.8 - графік, що ілюструє нормалізовані диференційовані величини напруги у проміжку та струму у проміжку з фіг.5 та 6;

фіг.9 - графік, що ілюструє величину поступово зростаючих змін у зміщенні електрода з фіг.7;

фіг.10 - графік, що ілюструє нормалізовані, диференційовані величини напруги у проміжку та струму у проміжку під час процесу ЕЕО, при яких канали мають завершений прохід;

фіг.11 - графік, що ілюструє величину поступово зростаючих змін у зміщенні електрода для процесу ЕЕО з фіг.10;

фіг.12 - графік, що ілюструє нормалізовані, диференційовані величини напруги у проміжку та струму у проміжку під час процесу ЕЕО, при яких канали мають незавершений прохід;

фіг.13 - графік, що ілюструє величину поступово зростаючих змін у зміщенні електрода для процесу ЕЕО з фіг.12;

фіг.14А - функціональний блок моделі процесу, що має дві нейронні мережі, одну для передбачення завершеності проходу, а іншу для витрати повітря;

фіг.14В - спрощене схематичне зображення частини нейронної мережі, яка має вхідний рівень, схований рівень та вихідний рівень;

фіг.14С - ілюстрація ряду наборів навчальних даних, які використовують для навчання моделі процесу з фіг.14А;

фіг.15 - графік, що ілюструє опорні точки, які використовують для навчання моделі у вигляді нейронної мережі для передбачення характеристик завершеності проходу каналів;

фіг.16 - графік, що ілюструє тестові опорні точки, які використовують для перевірки моделі у вигляді нейронної мережі для передбачення характеристик завершеності проходу каналів;

фіг.17 - графік, що ілюструє тестові опорні точки, які використовують для навчання моделі у вигляді нейронної мережі для передбачення характеристик витрати повітря каналів;

фіг.18 - графік, що ілюструє тестові опорні точки, які використовують для перевірки моделі у вигляді нейронної мережі для передбачення характеристик витрати повітря каналів;

фіг.19 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на ваги, що зв'язані зі з'єднувальними ланками між вхідними нейронами та схованими нейронами для нейронної мережі, яка передбачає характеристику завершеності проходу;

фіг.20 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на зміщення, які пов'язані зі схованими нейронами для нейронної мережі, яка передбачає характеристики завершеності проходу;

фіг.21 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на ваги, які пов'язані зі з'єднувальними ланками між схованими нейронами та вихідним нейроном для нейронної мережі, яка передбачає характеристики завершеності проходу;

фіг.22 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на зміщення, які пов'язані з вихідним нейроном для нейронної мережі, яка передбачає характеристики завершеності проходу;

фіг.23 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на ваги, які зв'язані зі з'єднувальними ланками між вхідними нейронами та схованими нейронами для нейронної мережі, яка передбачає характеристики

витрати повітря;

фіг.24 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на зміщення, які пов'язані зі схованими нейронами для нейронної мережі, яка передбачає характеристики витрати повітря;

фіг.25 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на ваги, які пов'язані зі з'єднувальними ланками між схованими нейронами та вихідним нейроном для нейронної мережі, яка передбачає характеристики витрати повітря; та

фіг.26 - таблиця, що ілюструє цифрові дані, які вказують на зміщення, які пов'язані з вихідним нейроном для нейронної мережі, яка передбачає характеристики витрати повітря.

#### НАЙКРАЩИЙ ВАРІАНТ ЗДІЙСНЕННЯ

Цей винахід спрямований на передбачення характеристики властивості, яку отримали внаслідок процесу. Для здійснення цього деякі варіанти здійснення цього винаходу можуть використовувати штучні нейронні мережі, проте винахід не обмежується ними.

Цей винахід описано з посиланням на найкращий варіант здійснення для використання щодо передбачення характеристик завершеності проходу та витрати повітря охолоджувальних каналів, отриманих завдяки процесу ЕЕО, який здійснюють на лопатці газотурбінного двигуна, тип якої зображено на фіг.1А та 1В. Турбінна лопатка 40 має профіль 42, платформу 44 та хвостовик 46. Профіль 42 має зовнішню поверхню 48, внутрішню порожнину 50 та внутрішню поверхню 52 (фіг.1В), яка обмежує внутрішню порожнину 50. Профіль далі містить багато каналів 54, які можна розташувати у один або два ряди 56, які сполучаються із внутрішньою порожниною 50. Хвостовик 46 має канал 58 (фіг.1А), який має впускну частину 60, яка сполучається по потоку крізь внутрішню частину лопатки із внутрішньою порожниною 50.

Канал 58 (фіг.1А), порожнина 50 та канали 54 становлять частину шляху потоку 62 охолоджувального повітря. Канал 58 (фіг.1А) отримує охолоджувальне повітря крізь впускний отвір 60. Охолоджувальне повітря тече у внутрішню порожнину 50 профілю, виходить крізь багато каналів 54 та тече поверх зовнішньої поверхні 48 профілю 42, тим самим утворюючи охолоджувальну плівку.

Через те, що канали 54 є частиною шляху потоку 62 охолоджувального повітря, необхідно, щоб кожен з каналів 54 мав характеристики завершеного проходу, тобто, щоб охолоджувальне повітря проходило повністю крізь внутрішню поверхню 52 (фіг.1В) та створювало придатний потік повітря.

Зараз звернемося до фіг.2. Система ЕЕО 70 для механічної обробки ряду 56 (фіг.1А) каналів 54 (фіг.1А, 1В) у лопатці 40 газотурбінного двигуна містить раму 72, підсистему електрода 74, кріпильний пристрій 76 для розташування лопатки 40 (тобто, деталі, яку обробляють) і підсистему 78 для діелектрика. Підсистема електрода 74 містить електродний інструмент 80, тримач електрода 82, машинну головку 84, з'єднувальний елемент 85 і сервомеханізм 86. Електродний інструмент 80, який далі будуть визначати як електрод 80, може включати багато електродів, які зображають як електрод 80, вишикуваних у ряд. Електрод 80 кріпиться до тримача електрода 82, який з'єднується з машинною головкою 84. З'єднувальний елемент 85 з'єднує машинну головку 84 з сервомеханізмом 86. Сервомеханізм 86 надає рух машинній головці 84, яка рухає електрод 80 уперед або назад від профілю 42 лопатки, тим самим звуваючи або поширюючи проміжок 88 між електродом та деталлю, тобто профілем. Підсистема 78 для діелектрика містить діелектричне середовище 90 та систему 92 резервуара/фільтрування діелектричного середовища.

Система ЕЕО 70, крім того, містить один або більше чутливих елементів, які далі називають чутливими елементами, які репрезентовані чутливими елементами 94, 96, 98, та регулятор/генератор 100 системи. Чутливі елементи 94, 96, 98 сприймають характеристики одного або більше параметрів процесу під час процесу ЕЕО та подають один або більше сигналів вимірювання на сигнальні лінії 104, 106 і 108, які вказують на них. Регулятор/генератор 100 системи отримує сигнали вимірювання, які подаються по сигнальним лініям 104, 106, 108 та генерує керувальні та силові електричні сигнали, які передаються по сигнальній лінії 110 та через силовий провід 112, відповідно, для процесу ЕЕО.

Чутливі елементи 94, 96, 98 переважно включають чутливий елемент зміщення 94, чутливий елемент струму 96 та чутливий елемент напруги 98. Чутливий елемент зміщення 94 може кріпитися до рами 72 та може сприймати позицію машинної головки 84 через з'єднувальний кабель 114. Чутливий елемент зміщення 94 сприймає зміщення між позицією електрода та контрольною позицією (не показано) та подає сигнал на лінію 104, який вказує на таке зміщення, що на фіг.2 для ілюстрації показано як ЗМІЩЕННЯ (DISPLACEMENT). Цей сигнал також вказує на відстань між профілем 42 та електродом 80, тобто, на відстань уперек проміжку 88, тому що відносно розташування профілю та контрольної позиції (не показано) переважно залишається фіксованим протягом усього процесу ЕЕО. Чутливий елемент струму 96, який є з'єднаним з силовим проводом 112, сприймає струм, який передається до підсистеми електрода 74, який далі визначають як струм у проміжку, та передає сигнал, який на нього вказує, на лінію 106. Чутливий елемент струму може включати паралельний опір 120, який виробляє різницю напруг, що є пропорційною до струму у проміжку, та чутливий елемент напруги 122. Чутливий елемент напруги 98 отримує сигнали на сигнальних лініях 124, 126, які вказують на величину напруги електрода і деталі, відповідно, та подає сигнал, який вказує на різницю між ними, на лінію 108, цю напругу далі будуть визначати як напругу у проміжку. Слід розуміти, що чутливі елементи напруги 98, 122 можуть альтернативно бути забезпеченими єдиним розділеним вольтметром (не зображено).

У цьому варіанті здійснення чутливий елемент струму 96, чутливий елемент напруги 98 та регулятор/генератор системи знаходяться у одному корпусі (не показано), який обмежує доступ до сигналів усередині. До сигналів вимірювання на лініях 106, 108 від чутливих елементів струму та напруги 96, 98 не має доступу із зовні корпусу. Генератор/регулятор 100 системи подає сигнали, які позначено як СТРУМ (CURRENT) та НАПРУГА (VOLTAGE), на сигнальні лінії 130, 132, які вказують на сигнали струму та напруги на лініях 106, 108, відповідно.

Система ЕЕО обробляє профіль до досягнення попередньо визначеної глибини, коли й будуть завершені канали. Під час механічної обробки система ЕЕО використовує цикл "увімкнення/вимкнення" ("увімкн./вимкн."). Звичайно тривалість частини "увімкн." та частини "вимкн." циклу залежить від позиції електрода відносно профілю. Наприклад, першу тривалість "увімкн." та першу тривалість "вимкн." можна використовувати для ініціювання першого іскріння, доки електрод не досягне попередньо визначеної

першої глибини. Другу тривалість "увімкн." та другу тривалість "вимкн." можна використовувати, доки електрод не досягне другої глибини. Третю тривалість "увімкн." та третю тривалість "вимкн." можна використовувати від початку завершення проходу до попередньо визначеної третьої глибини. Під час цього процесу сигнали ЗМІЩЕННЯ, НАПРУГИ та СТРУМУ вказують на параметри процесу щодо зміщення електрода, напруги у проміжку та струму у проміжку, відповідно.

Система ЕЕО 70, крім того, містить процесор сигналів 140 для використання під час передбачення однієї або більше характеристик властивості, отриманої внаслідок процесу ЕЕО. Передбачення здійснюється на підставі одного або більше сигналів вимірювання, які вказують на характеристики одного або більше параметрів процесу ЕЕО. Наприклад, у найкращому варіанті здійснення процесор сигналів отримує сигнали ЗМІЩЕННЯ, СТРУМУ та НАПРУГИ на сигнальні лінії 104, 130, 132 відповідно, та процесор 140 сигналів подає сигнали, які вказують на характеристики завершеності проходу та витрати повітря каналів, які зображено як ЗАВЕРШЕНІСТЬ ПРОХОДУ (BREAK-THROUGH) та ВИТРАТИ ПОВІТРЯ (AIRFLOW), на сигнальні лінії 142, 144 відповідно.

Звернемося зараз до фіг.3А. У найкращому варіанті здійснення процесор 140 сигналів містить вхідну частину 150, центральний процесор (CPU) та запам'ятовуючий пристрій 152, та частину виводу 154, шину 156 (фіг.3). Усі ці частини мають з'єднання 158 (фіг.3) з кожною іншою частиною процесора 140 сигналів. При такому варіанті здійснення процесор 140 сигналів може бути загальноцільовим комп'ютером, наприклад IBM-сумісним персональним комп'ютером, а вхідна частина 150 може бути пристроєм збирання даних, який має схему, яка реагує на сигнал, та схему аналого-цифрового (А/Ц) перетворювача. У іншому варіанті здійснення процесор 140 сигналів може бути у комбінації з генератором/регулятором 100 системи (фіг.2).

Зараз звернемося до фіг.3В. Вхідна частина 150 процесора 140 сигналів може включати схему попереднього формування сигналу 160 та аналого-цифровий перетворювач (АЦП) 162. Схема попереднього формування сигналу отримує сигнали вимірних параметрів процесу, наприклад, сигнали ЗМІЩЕННЯ, СТРУМ та НАПРУГА, попередньо формує сигнали, здійснює шумове фільтрування сигналів та подає три попередньо сформованих сигнали параметрів процесу на сигнальні лінії 164, 166, 168. АЦП отримує три попередньо сформованих сигнали параметрів процесу та з суттєво періодичними інтервалами генерує три цифрові сигнали параметрів процесу на лінії 170, 172, 174, відповідно, які вказують на їхні величини. Процесор сигналів може, крім того, включати програму 180, яка зберігається та виконується у запам'ятовуючому пристрої та центральному процесорі. Програма 180 може включати серію модулів у програмному та мікропрограмному забезпеченні. Один з таких модулів переважно містить аналізатор сигналів 182. Аналізатор сигналів 182 використовує класичні принципи обробки сигналів для того, щоб генерувати для кожного з цифрових сигналів параметрів процесу один або більше сигналів, які утворюють спрощене зображення величини цифрового сигналу параметра процесу під час процесу (за часом).

Звернемося зараз до фіг.4. У найкращому варіанті здійснення аналізатор сигналу 182 виконує для кожного з цифрових сигналів параметрів процесу лінійно-регресивний аналіз, як умовно зображено у блоках 184, 186, 188, відповідно. На підставі кожного регресивного аналізу аналізатор сигналів може подавати пару сигналів, які зображено як три пари НАХИЛ (SLOPE) та ВІДРІЗОК ПРЯМОЇ (INTERCEPT), на лінії 190, 192; 194, 196 та 198, 200, відповідно. Сигнал НАХИЛ (SLOPE) кожної пари репрезентує зміну у величині цифрового сигналу параметру процесу за часом (нахил); сигнал ВІДРІЗОК ПРЯМОЇ (INTERCEPT) кожної пари репрезентує початкову величину цифрового сигналу параметру процесу за часом (відрізок прямої "y"). Проте, аналізатор сигналів 182 не обмежується лише здійснюванням лінійно-регресивного аналізу, він також може виконувати будь-який інший придатний аналіз, до якого належать, але не обмежують собою, вибір певної величини, вибір величини у певний час, знаходження середнього значення, підбір формул щодо кривих одиничного та більшого порядку та інше.

Звернемося зараз до фіг.5-7 для того, щоб далі проілюструвати винахід. Три графіки 210 (фіг.5), 212 (фіг.6), 214 (фіг.7) зображують характеристики сигналів параметрів процесу, які подаються на аналізатор сигналів 182 (фіг.3В, 4) та сигнали, генеровані переважно під час процесу ЕЕО аналізатором сигналів 182 (фіг.3В, 4). Перший графік 210 (фіг.5) має першу криву 216, яку зображено жирними лініями та яка ілюструє величину напруги у проміжку залежно від часу під час характерного процесу ЕЕО, та другу криву 218, яку зображено переривчастою лінією та яка ілюструє відповідний нахил та відрізок прямої, генеровані аналізатором сигналів 182 (фіг.3В, 4). Другий графік 212 (фіг.6) має першу криву 220, яку зображено жирними лініями та яка ілюструє величину струму у проміжку залежно від часу під час процесу ЕЕО, та другу криву 222, яку зображено переривчастою лінією та яка ілюструє відповідний нахил та відрізок прямої, генеровані аналізатором сигналів 182 (фіг.3В, 4). Третій графік 214 (фіг.7) має першу криву 224, яку зображено жирними лініями та яка ілюструє величину зміщення залежно від часу під час процесу ЕЕО, та другу криву 226, яку зображено переривчастою лінією та яка ілюструє відповідний нахил та відрізок прямої, генеровані аналізатором сигналів 182 (фіг.3В, 4). Як зображують криві 216 (фіг.5), 220 (фіг.6), 224 (фіг.7), напруга та струм у проміжку змінюються протягом усього процесу ЕЕО, а електрод досягає і проходить у деталь, яку обробляють, нелінійним способом. Сигнали, які можна порівняти з сигналами на фіг.5-7, генеруються для кожної деталі, яку обробляють.

Звернемося зараз до фігур 8 і 9. Корисним буде проілюструвати вищезгадані дані іншими способами. Наприклад, графік 230 (фіг.8) має дві криві 232, 234, кожна з яких зображує дані напруги та дані струму, відповідно, із вищезгаданих кривих після нормалізації та диференціації. Інший графік 236 має криву 238, яка зображує дані зміщення із вищезгаданих кривих як поступово зростаючі зміни, тобто  $\Delta d$ .

Дані, які репрезентовано у фігурах 5-9, показують величину параметрів процесу під час процесу ЕЕО, внаслідок якої утворюються канали, які мають завершений прохід та нормалізоване відношення витрати повітря та тиску (AFPR), який становить 0,828. Згідно з ходом, який ілюструють криві 216 (фіг.5), 232 (фіг.8), варіації більшої напруги спочатку є необхідними для того, щоб іонізувати рідину та індукувати першу іскру. У той час, коли електрод плавно рухає у деталь, виникає підвищений тренд мінливого зміщення (дивися криву 238 (фіг.9)) з постійним значним зростанням зміщення. Як зображують криві 232, 234 (фіг.8), пік напруги та струму стає більш явним, коли посилюється видалення металу. Крива 234 (фіг.8) ілюструє, що під час завершення проходу ЕЕО варіація підвищується, коли електрод наближається до найбільшої

допустимої глибини у деталі, яку обробляють. Під час цього етапу електрод відходить та наближається повільно (дивися криву 238 (фіг.9)).

Звернемося зараз до фігур 10 - 13. Чотири графіки 250, 252, 254, 256 далі ілюструють взаємозв'язок між параметрами процесу та характеристиками отриманої властивості. Перший графік 250 (фіг.10) має дві криві 258, 260, які зображують дані напруги та струму, відповідно, із процесу ЕЕО, внаслідок якого отримали канали з характеристиками завершеного проходу та нормалізованого AFPR, який становить 0,647. Другий графік 252 (фіг.11) має криву 262, яка зображує дані зміщення з цього процесу. Третій графік 254 (фіг.12) має дві криві 264, 266, які зображують дані напруги та струму, відповідно, із процесу ЕЕО, внаслідок якого отримали канали з характеристиками незавершеного проходу та нормалізованого AFPR, який становить 0,709. Четвертий графік 256 (фіг.13) має криву 268, яка зображує дані зміщення з цього процесу.

Незавершений прохід може траплятися, коли система ЕЕО не компенсує деякі варіації під час процесу. Під час циклів незавершеного проходу звичайно стаються значніші постійно зростаючі зміни у зміщенні та більш високі рівні енергії, щоб компенсувати варіації, які трапляються під час процесу. Це є особливо помітним наприкінці циклу ЕЕО. Джерело варіації може знаходитися у численних місцях, що належать, проте ними не обмежуються, до деталі, яку обробляють, електродів, діелектричної рідини, інструменту ЕЕО, способу функціонування та навколишнього середовища. Незважаючи на те, що ці варіації можна ідентифікувати та тимчасово видалити з системи, вони знов можуть виникнути у процесі у будь-який час.

Звернемося знов до фіг.3В. Програма 180 у процесорі 140 сигналів, крім того, містить інший модуль, який тут визначають як модель процесу 280. Модель процесу 280 переважно отримує сигнали, генеровані аналізатором сигналів 182, та у відповідь подає один або більше сигналів передбачення, які вказують на одну або більше передбачених характеристик властивості, отриманої внаслідок процесу ЕЕО. Наприклад, у найкращому варіанті здійснення модель процесу 280 подає два сигнали передбачення, один з яких вказує на характеристики завершеності проходу, а другий вказує на характеристики витрати повітря, на сигнальні лінії 282, 284, відповідно, які вказують на якість каналів, які обробляють.

Модель процесу 280 є переважно інтелектуальною моделлю, яка переважно містить одну або більше навчених нейронних мереж, проте можна використовувати будь-яку іншу придатну модель, до якої належить, але нею не обмежується, модель, заснована на методі аналізу на поверхні відклику (RSM). Звернемося зараз до фіг.14А. Модель процесу 280 може мати дві нейронні мережі 286, 288, одну - для передбачення завершеності проходу, а іншу - для передбачення витрати повітря, відповідно.

Звернемося зараз до фіг.14В. Нейронна мережа 300 містить набір нейронів, тобто базових елементів обробки, до яких належать вхідні нейрони 302, які можуть просто бути буферами, що відділяють сигнали, щоб отримати вхідні сигнали 304 для мережі. Виходи вхідних нейронів є з'єднаними за допомогою з'єднувальних ланок 306 для того, щоб обрати один з входів із набору нейронів другого рівня 310. Кожна ланка 306 є пов'язаною з фактором ваги 308 для збільшення сигналу, який передається ланкою 306. Кожен нейрон може, крім того, мати вхід зміщення 312. Колективний вхід до нейрону є сумою 314 усіх зважених вхідних сигналів із з'єднувальних ланок 306 плюс будь-яке зміщення 312. Кожен нейрон є пов'язаним з функцією активації 316, тобто з передаточною функцією, яка може бути нелінійною, та до якої нейрон подає колективний вхідний сигнал для того, щоб генерувати вихідний сигнал. Ваги та зміщення є параметрами, які можна відрегулювати так, щоб мережа могла демонструвати необхідну поведінку під час фази навчання. Виходи нейронів другого рівня можуть самі по собі далі бути зв'язаними за допомогою іншого набору зв'язувальних ланок 320 відносно фактору ваги 322 з входами відповідних нейронів (нейрону) одного або більше нейронів третього рівня 324. У цьому випадку нейрони другого рівня часто називають "схованими" нейронами. Виходи нейронів третього рівня можна зробити як виходи усієї мережі. У цьому випадку ці нейрони можуть називатися "вихідними нейронами" або вони можуть бути зв'язаними з ще додатковими рівнями нейронів (не показано). Крім того, в архітектурі деяких нейронних мереж виходи деяких нейронів повертають (не показано) до входів попереднього рівня.

Якщо ваги, які є пов'язаними зі з'єднувальними ланками, зробити мінливими, тоді мережа отримує здібність "навчатися". Альтернативно, навчальний процес можна моделювати автономно, та коли визначили ваги з'єднувальних ланок, їх можна передати у апаратну інтегральну схему (не показано), мікропрограмне забезпечення, програмне забезпечення або у інший запам'ятовуючий пристрій.

Кількість рівнів, кількість нейронів та функції активації переважно обирають так, щоб оптимізувати модель з точки зору точності та інше. У одному варіанті здійснення кожна з нейронних мереж 286, 288 (фіг.14А) містить мережу з прямим зв'язком з вхідним рівнем, який має шість вхідних нейронів, з одним схованим рівнем, який має двадцять нейронів, та з вихідним рівнем, який має один нейрон. Навпаки, варіант здійснення, під час якого використовується мережа з одним рівнем для передбачення завершеності проходу, демонстрував гірші результати у порівнянні з варіантом, під час якого використовується мережа з двома рівнями. Проте, слід відзначити, що дві мережі 286, 288 (фіг.14А) не обов'язково повинні мати схожі архітектури.

Функції активації переважно обираються на підставі діапазону функції активації та діапазону цільових значень. Нейронна мережа для передбачення характеристики завершеності проходу 286 (фіг.14А) використовує типову логарифмічну сигмоїдальну (або бінарну сигмоїдальну) функцію активації як для схованих, так і вихідних рівнів. Логарифмічна сигмоїдальна функція активації є корисною для прикладних програм, які мають біполярні цільові вихідні значення. Значення між 0 та 1 використовують для характеристики завершеності проходу, де усі нулі репрезентують завершений прохід, а усі одиниці - незавершений прохід. Нейронна мережа для передбачення характеристики витрати повітря 288 (фіг.14А) використовує дотично-сигмоїдальну функцію активації для схованого рівня та лінійну функцію активації для вихідного рівня.

Нейронні мережі 286, 288 (фіг.14А) звичайно готують або навчають, заздалегідь для того, щоб передбачити характеристику властивості, отриманої внаслідок процесу ЕЕО, на підставі характеристик одного або більше параметрів процесу під час процесу ЕЕО. Звернемося зараз до фіг.14С. Процес навчання переважно включає забезпечення нейронних мереж 286, 288 (фіг.14А) численними наборами 400 навчальних даних, які іноді називають навчальними векторами (або образами) та які є пов'язаними з цільовими виходами. Численні набори 400 навчальних даних можна розподілити на навчальну групу 402

наборів навчальних даних та на навчально-тестувальну групу 404 наборів навчальних даних.

Кожен набір навчальних даних звичайно репрезентує дані параметрів процесу, які збирають під час певного здійснювання процесу, та дані про властивість, яку отримали під час здійснювання цього процесу. Дані параметрів процесу повинні бути вхідними для моделі 280 (фіг.3В, 14А). Дані про властивості є цільовими, тобто, бажаним виходом із моделі. Дані параметрів процесу переважно вказують на характеристики параметрів процесу, на яких повинно засновуватися передбачення, дані про властивість переважно вказують на характеристику властивості, яку передбачають. Для найкращого варіанта здійснення до прикладів набору 406 навчальних даних належать нахил 410 напруги у проміжку та відрізок прямої "у" 412, нахил 414 струму у проміжку та відрізок прямої "у" 416, нахил 418 зміщення електрода та відрізок прямої "у" 420, а також отримана характеристика 422 завершеності проходу та/або витрати повітря.

Набори 400 навчальних даних повинні включати набори, які репрезентують характеристики процесу, отримані при одержанні прийнятних властивостей, наприклад, завершених проходів, та характеристики процесу, які отримали при одержанні неприйнятних властивостей, наприклад, незавершених проходів. Набори 400 навчальних даних переважно репрезентують настільки багато можливих сценаріїв параметрів процесу та отриманих властивостей, щоб на практиці вони були переконливими, та в ідеальному випадку вони репрезентують повний діапазон варіацій факторів, які впливають на процес ЕЕО. Внаслідок використання навчальних даних, які репрезентують мілкий діапазон сценаріїв, отримуємо модель, яка є здатною краще передбачити характеристику властивості на усьому діапазоні можливих сценаріїв. Навчання переважно включає етап зворотної передачі, який ефективно поліпшує точність, з якою модель передбачає характеристику властивості.

Спосіб навчання шляхом регульованої зворотної передачі звичайно використовують на багаторівневих нейронних мережах з прямим зв'язком для того, щоб мінімізувати середньоквадратичну помилку кожного набору навчальних даних. Навчальну групу 402 наборів навчальних даних переважно використовують з метою навчання мережі 286, 288 (фіг.14А), доки вона не стане виконувати асоціацію образів, класифікацію образів та наближення функції через мінімізацію сумарної квадратичної помилки. Найменшу квадратичну помилку нейронної мережі можна використовувати для визначення ефективності моделі моделювати дійсні дані. Якщо мережа, яку навчають, задовільно репрезентує дані, які використовують для навчання цієї мережі, тоді здатність нейронної мережі узагальнювати можна визначити з використанням навчально-тестувальної групи наборів навчальних даних та шляхом обчислення загальної найменшої квадратичної помилки. Навчання переважно триває, доки помилка для навчально-тестувальної групи зменшується, але припиняється, коли помилка починає збільшуватися. У цій точці модель починає запам'ятовувати набори даних та починає втрачати свою спроможність узагальнювати.

Швидкість навчання можна поліпшити з використанням способів ініціалізації ваги та зміщення, які сприяють удосконаленню спроможності мережі навчатися. Якщо ініціалізація є надмірно великою, модифікування ваг та зміщень між модулями може бути нульовим. Модифікація ваг та зміщень між двома модулями залежить від похідної функції активації верхнього модуля та функції активації нижнього модуля. Отже, рекомендовано запобігати ініціалізації ваги та зміщення, яка стає причиною нульових значень для активації та похідної функції активації. Проте, якщо ініціалізація є надмірно малою, тоді вхід мережі до схованого або вихідного модуля буде наближатися до нуля, внаслідок чого мережа буде навчатися дуже повільно. Ваги переважно випадково ініціалізуються з використанням функцій активації та цільових значень.

Моделі 286, 288 (фіг.14А) у вигляді нейронної мережі можна звичайно оптимізувати шляхом евристики або з використанням більш потужних способів оптимізації, до яких належать спосіб імпульсу, спосіб адаптивної навчальної швидкості та спосіб Levenberg-Maquardt. Імпульс знижує чутливість зворотної передачі до малих деталей у поверхні помилки, що дозволяє мережі швидше сходитися, щоб знизити помилкове рішення (на відміну від малих мінімальних помилок). Адаптивне навчання прискорює навчальну фазу шляхом підтримки великих навчальних етапів та, отже, шляхом підтримки стабільності навчання мережі. Спосіб Levenberg-Maquardt використовує наближення способом Ньютона для того, щоб оптимізувати характеристику навчання мережі.

Зворотну передачу з імпульсом мережі звичайно використовують, коли деякі навчальні опорні точки значно відрізняються від більшості навчальних опорних точок. Навчання може розпочатися із поступово зростаючою зворотною передачею, а потім перемикається до зворотної передачі на підставі спряженого градієнта для кінцевої фази збіжності.

Правило модифікації Levenberg-Maquardt, яке також називають гібридним навчальним алгоритмом, використовували для оптимізації мережі під час навчання. Навчання переважно розпочинається з поступово зростаючою зворотною передачею, а потім перемикається до зворотної передачі на підставі спряженого градієнта для кінцевої фази збіжності. Внаслідок цього правила отримують більш швидкі та більш точні результати біля мінімуму помилки шляхом способу наближення Гаусса-Ньютона, через те, що  $\zeta$  знижується з часом, так що:

$$\Delta \bar{W} = (\bar{J}^T \bar{J} + \zeta \bar{I})^{-1} \bar{J}^T \bar{e}$$

де  $\bar{J}$ ,  $\zeta$ ,  $\bar{I}$  та  $\bar{e}$  репрезентують матрицю Якобіана похідних кожної помилки до кожної ваги, скаляр, матрицю тотожності та вектор помилки, відповідно.

Що стосується нейронної мережі 286 (фіг.14А) для передбачення характеристики завершеності проходу, швидкість навчання мережі, імпульс, сумарна квадратична помилка та кількість рівнів безпосередньо впливають на здатність мережі вивчати процес та передбачати якість. У цьому варіанті здійснення визначили, що швидкість навчання, яка дорівнює 5, та імпульс, який дорівнює 0,95 є оптимальними. Алгоритм Levenberg-Maquardt використовували (з використанням  $\zeta_{початкового}=100$ ,  $\zeta_{max}=1E10$ ,  $\zeta^+=10$ ,  $\zeta=0,1$  та мінімального градієнту  $=1E-12$ ) для підвищення здатності мережі узагальнювати біля 100% інформації про якість властивостей ЕЕО у декілька разів. Комбінацію способу зниження градієнта та способу Гаусса-Ньютона використовували для обчислення усіх ваг та зміщень, які є необхідними для передбачення завершеності проходу.

Що стосується нейронної мережі 288 (фіг.14А) для передбачення характеристики витрати повітря,



швидкість навчання та імпульс мережі незначно впливають на здатність мережі навчатися та передбачати повітряний потік. У цьому варіанті здійснення використовували швидкість навчання, яка становила 0,01, та імпульс, який становив 0,85. Сумарна квадратична помилка, проте, підвищила здатність мережі запам'ятовувати образи. Внаслідок використання алгоритму Levenberg-Maquardt (з використанням  $\zeta_{\text{початкового}} = 0,001$ ,  $\zeta_{\text{max}} = 1E10$ ,  $\zeta^+ = 10$ ,  $\zeta = 0,1$  та мінімального градієнту  $= 0,0001$ ) підвищилася здатність мережі узагальнювати. Ваги та зміщення моделі визначили з використанням способу Гаусса-Ньютона, тим саме знижуючи вікно помилки мережі з 7,8% до 2,3%.

Звернемося зараз до фігур 15, 16. Два графіка 500 (фіг.15), 502 (фіг.16) зображують опорні точки для навчання та тестові опорні точки, відповідно, для мережі, яка передбачає завершеність проходу. Графік 500 (фіг.15), який описує опорні точки для навчання, ілюструє здатність мережі навчатися. Графік 500 (фіг.15) має жирну лінію 504, яка вказує на цільові виходи, та численність кружків 506, які вказують на передбачення нейронної мережі. Графік 502 (фіг.16), який описує тестові опорні точки, ілюструє здатність мережі узагальнювати. Графік 502 (фіг.16) має жирну лінію 508, яка вказує на цільові виходи, та численність кружків 510, які вказують на передбачення нейронної мережі. Як ілюструють ці графіки, мережа передбачає завершеність проходу для ЕЕО у 100% часу для навчальних та тестових опорних точок.

Звернемося зараз до фігур 17, 18. Два графіки 520 (фіг.17), 522 (фіг.18) зображують навчальні опорні точки нормалізованого AFPR та тестові опорні точки, відповідно, для мережі, яка передбачає повітряний потік. Графік 520 (фіг.17), який описує навчальні опорні точки, ілюструє здатність мережі навчатися. Графік 520 (фіг.17) має жирну лінію 524, яка вказує на цільові виходи, та жирну лінію 526 (яка суттєво співпадає з лінією 524) з численністю кружків 528, які вказують на передбачення нейронної мережі. Як ілюструє графік 520 (фіг.17), передбачення мережі близько співпадають з цільовими виходами. Графік 522 (фіг.18), який описує тестові опорні точки, ілюструє здатність мережі узагальнювати. Графік 522 (фіг.18) має жирну лінію 530, яка вказує на цільові виходи, та жирну лінію 532 з численністю кружків 534, які вказують на передбачення нейронної схеми. Як ілюструє графік 522 (фіг.18), мережа виробляє передбачення витрати повітря у 100% часу. Крім того, максимальна помилка, яку зображено пунктирною подвійною розмірною стрілкою 536, становить лише 2,3%. Тільки з вікном 2,3% помилки модель виконує більш точне передбачення, ніж традиційні автономні способи вимірювання витрати повітря, на які впливають помилки людини.

Звернемося зараз до фігур 19-22. Чотири таблиці 550 (фіг.19), 522 (фіг.20), 554 (фіг.21), 556 (фіг.22) репрезентують цифрові дані, які вказують на переважні ваги та зміщення для нейронної мережі 286 (фіг.14А), яка передбачає характеристики завершеності проходу, проте будь-які інші ваги та зміщення можна використовувати. Таблиця 550 (фіг.19) містить цифрові дані, які вказують на ваги, які є пов'язаними зі з'єднувальними ланками між вхідними нейронами та схованими нейронами. Таблиця 552 (фіг.20) містить цифрові дані, які вказують на зміщення, які є пов'язаними зі схованими нейронами. Таблиця 554 (фіг.21) містить цифрові дані, які вказують на ваги, які є пов'язаними зі з'єднувальними ланками між схованими нейронами та вихідним нейроном. Таблиця 556 (фіг.22) містить цифрові дані, які вказують на зміщення, яке є пов'язаним із вихідним нейроном.

Звернемося зараз до фігур 23-26. Чотири таблиці 560 (фіг.23), 562 (фіг.24), 564 (фіг.25), 566 (фіг.26) містять цифрові дані, які вказують на переважні ваги та зміщення для нейронної мережі 288 (фіг.14А), яка передбачає характеристики витрати повітря, проте можна використовувати будь-які інші ваги та зміщення. Таблиця 560 (фіг.23) містить цифрові дані, які вказують на ваги, які є пов'язаними зі з'єднувальними ланками між вхідними нейронами та схованими нейронами. Таблиця 562 (фіг.24) містить цифрові дані, які вказують на зміщення, які є пов'язаними зі схованими нейронами. Таблиця 564 (фіг.25) містить цифрові дані, які вказують на ваги, які є пов'язаними зі з'єднувальними ланками між схованими нейронами та вихідним нейроном. Таблиця 566 (фіг.26) містить цифрові дані, які вказують на зміщення, яке є пов'язаним із вихідним нейроном.

У найкращому варіанті здійснення моделі навчали за допомогою наборів даних, які збирали протягом 6 місяців. Ще кращі результати можна отримати з використанням наборів даних, які збирають протягом 1 або 2 років, так щоб охопити більшість відсотків усіх можливих сценаріїв обробки, з якими зустрічаються під час ЕЕО. Інші характеристики, наприклад, інші якісні характеристики, можна використовувати під час навчання для того, щоб пристосувати його для інших потреб. У іншому варіанті здійснення можна використовувати адаптивну модель. У цьому варіанті модель навчають, перенавчають та/або адаптують з часом.

У переважному варіанті здійснення величини кожного вхідного сигналу, до якого належать сигнали навчальних даних, для моделі процесу 280 до входу у модель заздалегідь нормалізується відносно найбільшої величини, яку очікують для цього сигналу. Отже, величина кожного вхідного сигналу у модель процесу 280 знаходиться в діапазоні між 0 та 1. Нормалізація сприяє більш швидкому збіганню моделі у порівнянні з моделлю без нормалізації. З цього, проте, випливає, що величина вихідних сигналів із моделі процесу 280 знаходиться в діапазоні між 0 та 1. Вихідні сигнали із моделі процесу можна денормалізувати відносно найбільшої величини, яку очікують для сигналу.

Цей винахід може передбачати характеристики властивості, отриманої внаслідок процесу. Отже, цей винахід пропонує можливість зниження необхідності у кінцевому контролі якості або його усунення, тим самим заощаджуються кошти, праця, матеріал та простір, які є необхідними для такого контролю якості. Крім того, цей винахід також пропонує більш сильний та надійний підхід до вимірювання якості, що дає змогу краще регулювати та відслідковувати кінцеву якість виробу.

Крім того, через те, що якісні властивості можна, але не обов'язково, визначити у дійсному часі, модель можна використовувати у інтелектуальному регулюванні з метою запобігання дефектів та сприяння забезпеченню якісних властивостей, вироблених у виробі. Цей винахід не потребує, щоб процес завершувався до виконання передбачення характеристик властивості. Незважаючи на те, що передбачення можна здійснити одразу після процесу, не існує вимоги, щоб передбачення виконувалося одразу після завершення процесу.

Фахівці розуміють, що хоча процесор сигналів у описаному варіанті здійснення включає технічне забезпечення, яке можна програмувати, тобто його можна програмувати програмними засобами комп'ютера,

воно може приймати й інші форми, до яких належать апаратні технічні конфігурації, апаратні засоби, які вироблено у формі інтегрованої схеми, мікропрограмне забезпечення та їхні комбінації. Крім того, слід розуміти, що, незважаючи на те, що описаний варіант здійснення містить цифрову систему з періодичною вибіркою сигналів, цей винахід можна також здійснити у аналоговій системі з безперервними сигналами або як комбінацію цифрової та аналогової систем. Крім того, процесор сигналів може включати усі, або ніякі, або будь-яку з комбінацій специфічних аспектів, які описано у найкращому варіанті здійснення.

Незважаючи на те, що цей винахід описано відносно найкращого варіанта здійснення для використання у системі ЕЕО, цей винахід можна використовувати з будь-яким процесом, до якого належать, але не обмежуються ними, будь-які стохастичні процеси механічної обробки. Отже, цей винахід можна використовувати для передбачення характеристики будь-якої іншої властивості, отриманої внаслідок ЕЕО, на лопатці або на будь-якій іншій деталі газотурбінного двигуна. Крім того, незважаючи на те, що у найкращому варіанті здійснення цього винаходу подається один сигнал, який вказує на характеристики завершеності проходу разом для усіх каналів у ряді, та один сигнал, який вказує на характеристики витрати повітря усіх каналів у ряді, усе це не заперечує варіантові здійснення, який має сигнали, що вказують на характеристики завершеності проходу або витрати повітря для частини каналів у ряді або, при необхідності, для окремих каналів.

Незважаючи на те, що у найкращому варіанті здійснення використовуються дві окремі моделі, одну для передбачення завершеності проходу, а другу для передбачення витрати повітря, наявність саме двох моделей не є необхідною. Крім того, фахівці повинні розуміти, що не зважаючи на те, що чутливі елементи у найкращому варіанті здійснення сприймають зміщення, напругу та струм, інші чутливі елементи або їх комбінацію можна використовувати для вимірювання будь-яких придатних характеристик параметрів процесу з метою передбачення характеристики властивості виробу. Незважаючи на те, що у найкращому варіанті здійснення сигнали напруги та струму у проміжку подаються у процесор сигналів за допомогою регулятора/генератора системи ЕЕО, це не є необхідним для цього винаходу, тому що процесор сигналів може взаємодіяти з чутливими елементами безпосередньо.

Незважаючи на те, що цей винахід описано з посиланням на найкращий варіант здійснення, цей опис не слід розуміти, як обмежувальний. Зрозуміло, що різні модифікації найкращого варіанта здійснення, а також додаткові варіанти здійснення цього винаходу будуть очевидними для фахівців після звернення до цього опису, не заперечуючи духу винаходу, як описано у запропонованій формулі винаходу, що додається. Отже, передбачається, що додана формула винаходу охоплює будь-які такі модифікації або варіанти здійснення, які входять до дійсного об'єму винаходу.

Fig. 1A

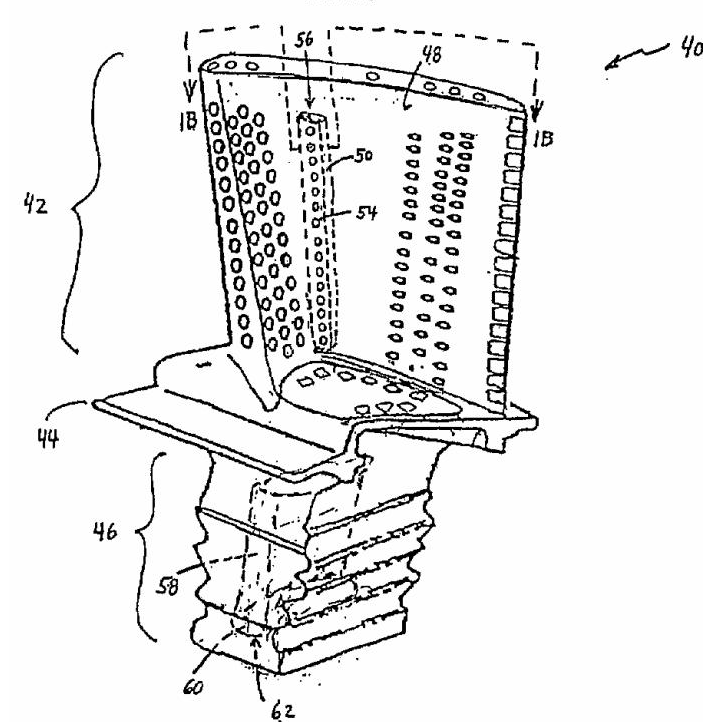
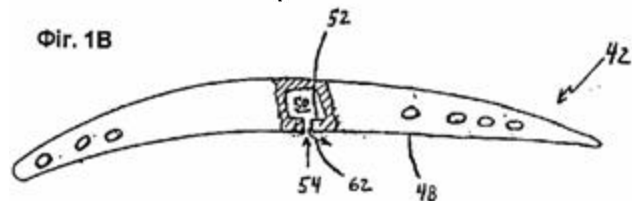
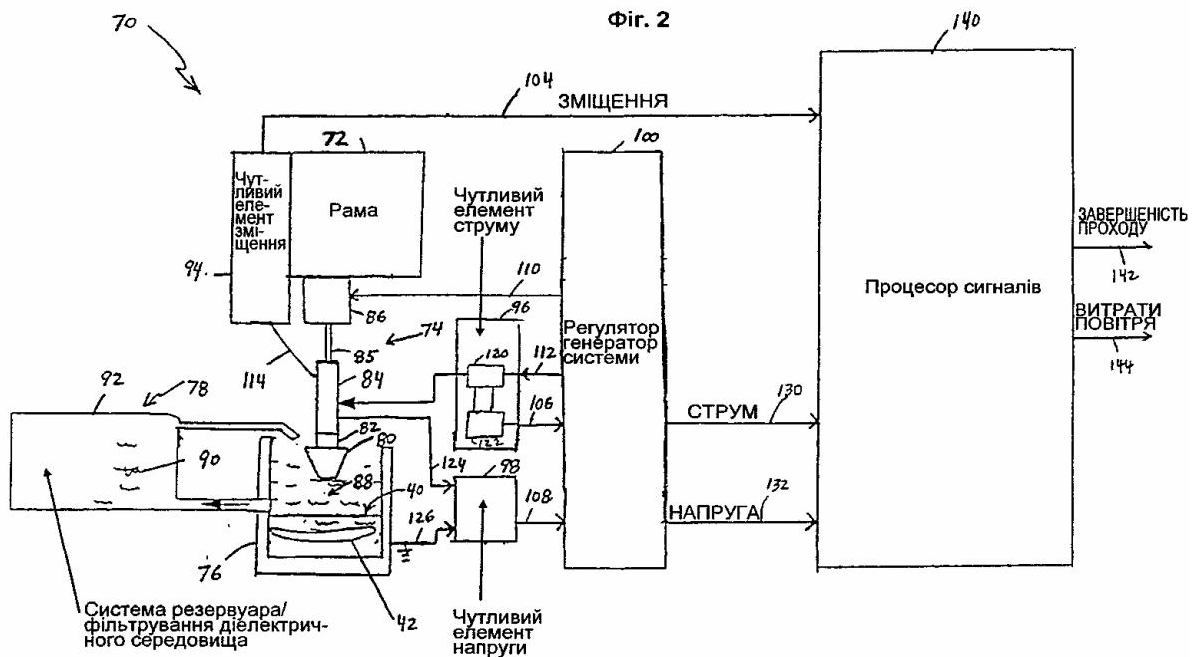
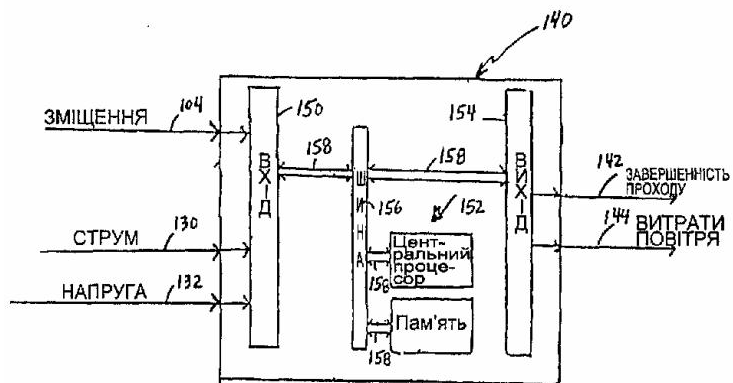


Fig. 1B

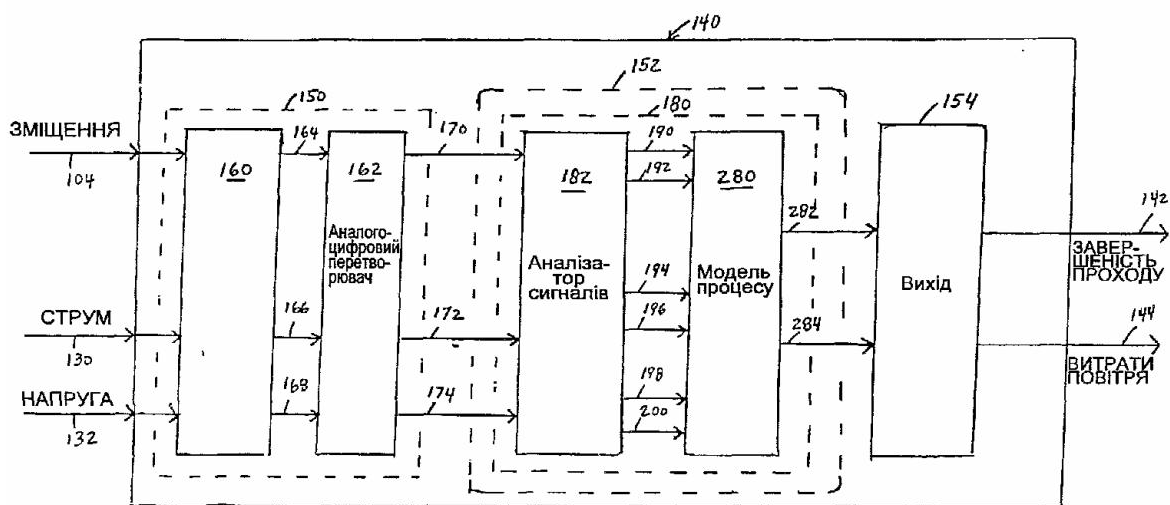




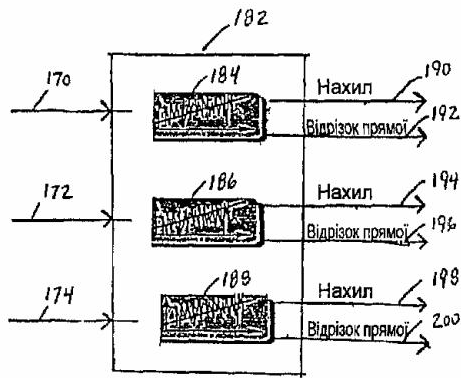
**Фиг. 3А**



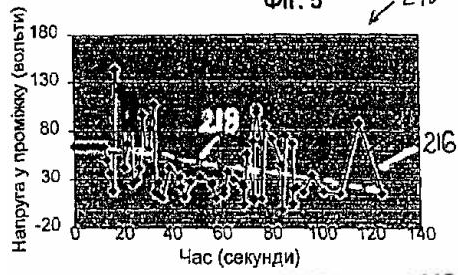
**Фиг. 3В**



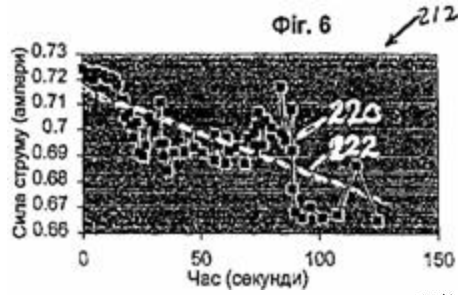
Фіг. 4



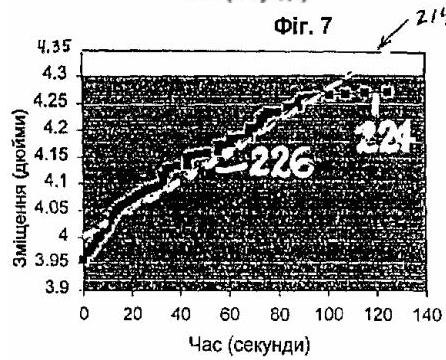
Фіг. 5



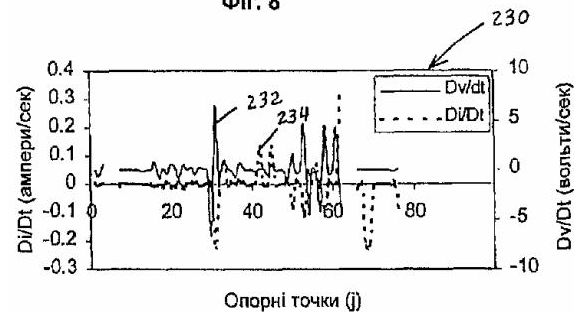
Фіг. 6



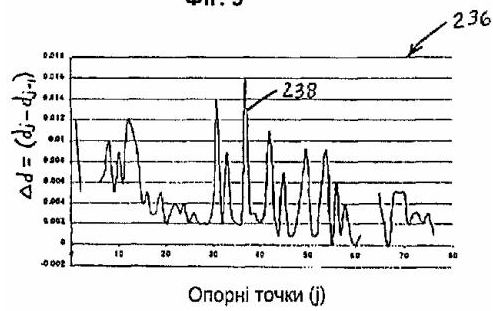
Фіг. 7



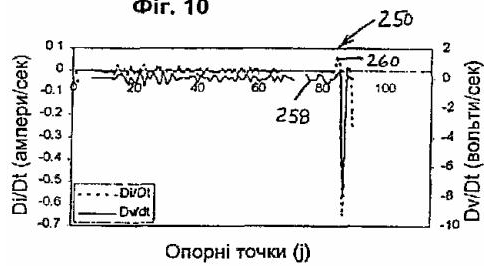
Фіг. 8



Фиг. 9

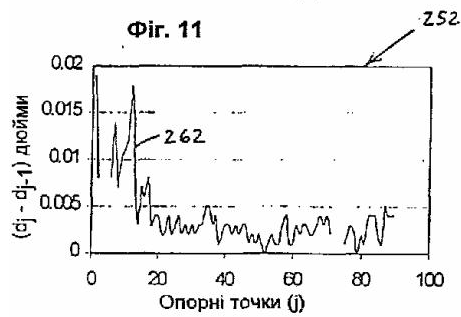


Фиг. 10

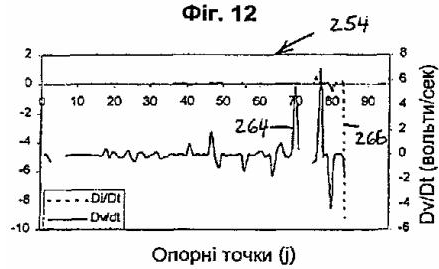


(a)

Фиг. 11

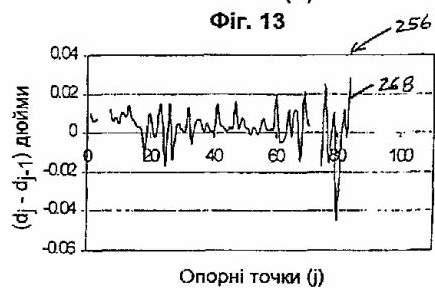


Фиг. 12

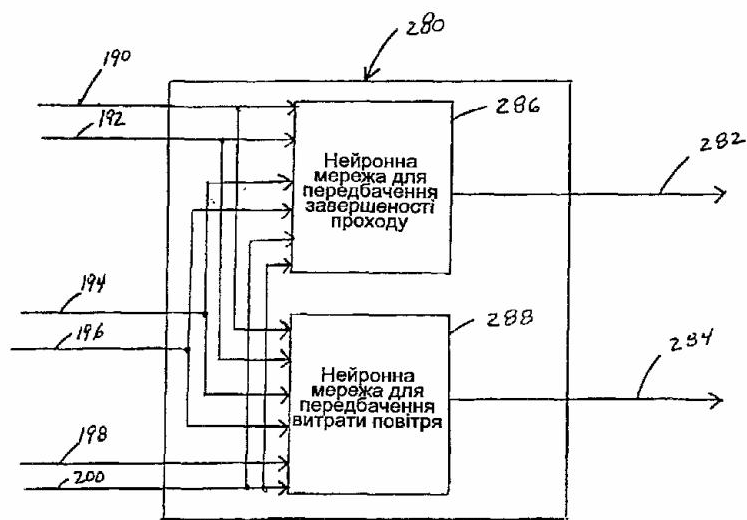


(b)

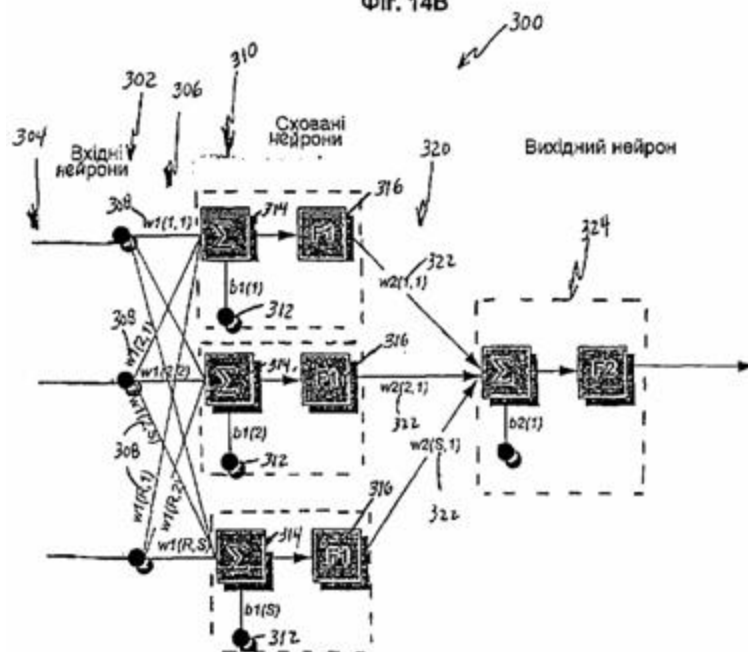
Фиг. 13



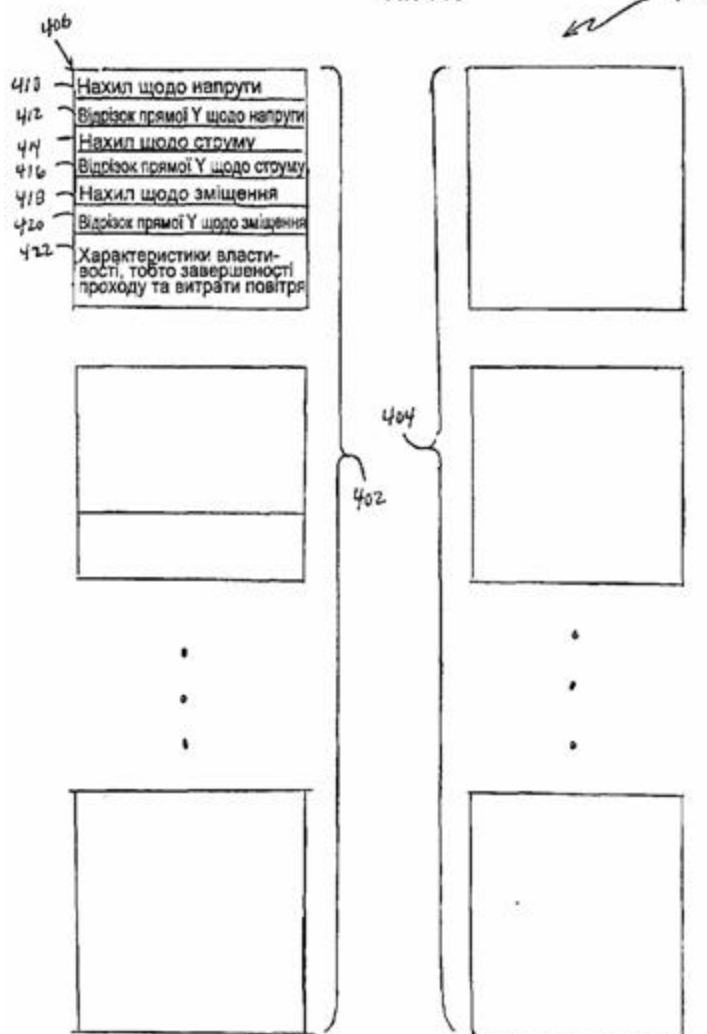
Фиг. 14А



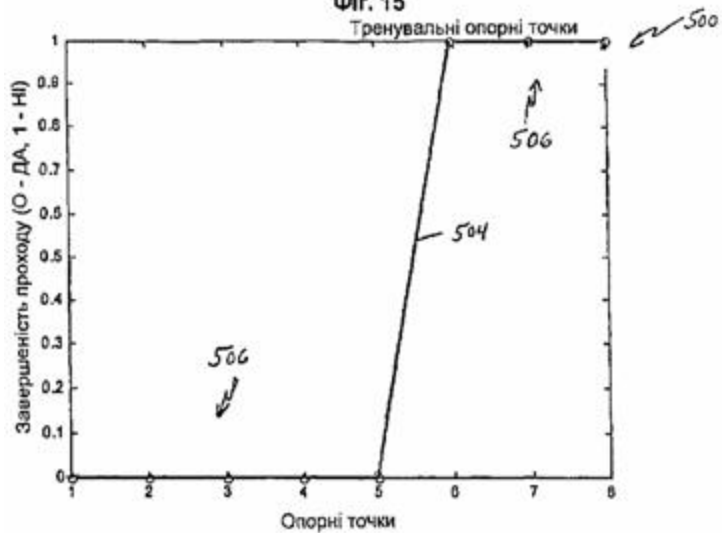
Фиг. 14В

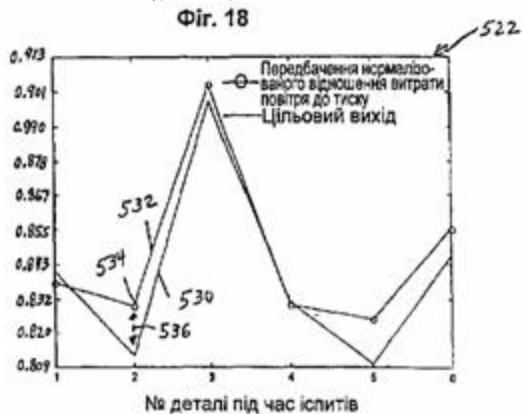
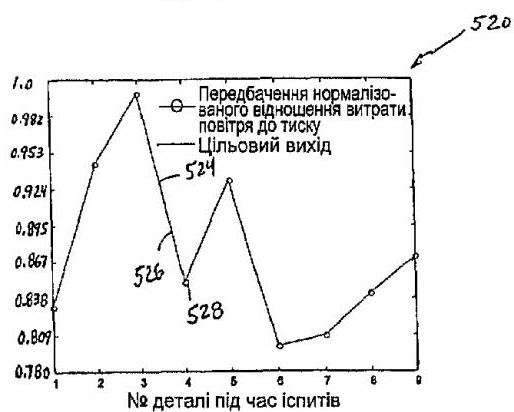
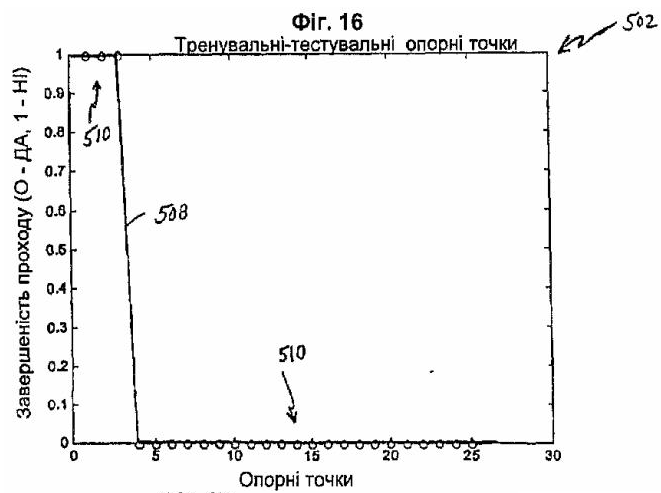


Фиг. 14С



Фиг. 15







# ЗМІЩЕННЯ І ВАГИ ПЕРЕДБАЧЕННЯ ЗАВЕРШЕНОСТІ ПРОХОДУ ДЛЯ ЕЕО

Вхідний сигнал Вхідний нейрон	Відрізок прямої $Y$ щодо напруги	Нахил щодо напруги	Відрізок прямої $Y$ щодо струму	Нахил щодо струму	Відрізок прямої $Y$ щодо зміщення	Нахил щодо зміщення
1	2	3	4	5	6	7
1	-0.0001	-0.0012	-0.0332	-5.78	-0.0013	-1.2
2	-0.0001	-0.0005	0.0	-5.74	0.07	0.1
3	0.0001	-0.0001	0.0326	0.5215	0.0170	-1.1657
4	-0.0001	0.0	-0.0139	-6.66	0.0297	1.1612
5	0.0	0.00	0.0243	-7.7741	-0.0291	-0.0297
6	-0.0	-0.0007	-0.05	2.7832	0.0185	-1.7677
7	0.0001	0.005	0.0	3.0	0.0116	-2.88
8	-0.0001	-0.0	-0.0180	-7.6906	-0.0114	1.3053
9	0.0000	-0.0033	0.0226	-0.9974	-0.0429	0.8776
10	-0.0002	0.0027	0.0023	-0.0800	-0.0207	0.3720
11	0.0001	0.0024	0.0238	2.3470	0.0357	1.3607
12	-0.0000	0.0052	0.0224	-2.0232	-0.0037	-1.6044
13	-0.0000	-0.0053	0.0041	-7.2360	-0.0201	-1.1531
14	-0.0001	-0.0009	-0.0302	6.4667	0.0282	-1.1248
15	-0.0001	-0.0052	0.0263	2.9174	-0.0015	1.1644
16	-0.0001	0.0037	-0.0181	3.3466	-0.0211	1.6322
17	-0.0001	0.0061	0.0200	-2.8162	0.0049	0.1092
18	-0.0001	0.0044	-0.0262	-0.7625	-0.0282	-1.0466
19	-0.0000	-0.0033	-0.0264	7.4991	-0.0244	1.1566
20	-0.0000	0.0017	-0.0360	-0.2297	-0.0420	-0.3673

Ваги для з'єднувальних ланок між вхідними нейронами та схованими нейронами

Усі значення

X IE 05

Фіг. 19

Схований нейрон

Зміщення
1 52.9335
2 -137.9412
3 -129.1566
4 -150.4878
5 132.2924
6 -64.9425
7 -61.5356
8 81.8292
9 204.6592
10 132.3393
11 -221.6166
12 1.6439
13 106.7256
14 -118.9520
15 -14.6449
16 137.1094
17 -32.6598
18 192.2944
19 161.9299
20 265.0316

Фіг. 20

Схований нейрон	1	2	3	4	5	6	7
Вага	-0.9685	-12.8214	-20.5104	-6.1053	-10.2833	-8.4954	17.2441
Схований нейрон	8	9	10	11	12	13	14
Вага	21.7110	-12.6919	-6.0926	-4.5665	1.3445	-10.6911	-9.1677
Схований нейрон	15	16	17	18	19	20	
Вага	-8.9969	2.7383	-6.6493	-2.8707	-0.0800	20.8008	

Фіг. 21

Ваги для з'єднувальних ланок між схованими нейронами та вихідним нейроном

Вихідний нейрон, зміщення = -2.0067

Фіг. 22

ВАГИ ТА ЗМІЩЕННЯ ДЛЯ ПЕРЕДБАЧЕННЯ ВІДНОШЕННЯ ВИТРАТИ ПОВІТРЯ ДО ТИСКУ ЕЕО

60

Вхідний сигнал →	Відрізок прямої $Y$ щодо напруги	Нахил щодо напруги	Відрізок прямої $Y$ щодо струму	Нахил щодо струму	Відрізок прямої $Y$ щодо зміщення	Нахил щодо зміщення
Вхідний нейрон # →	1	2	3	4	5	6
1	-0.	-0.	0.0103	-1.	-0.	0.1 3
2	-0.	-0.0012	0.	0. 5	-0.01	-0.1989
3	0.	0.0012	0.	-1.0057	-0.0120	0.2 9
4	0.	0.0010	0.0130	-0. 1	0.0070	-0.2808
5	-0.	-0.0005	-0. 13	0.5700	-0.0076	-0.0592
6	0.	0.0007	0.	-1.0 4	0.0013	-0.2945
7	0.	0.0018	-0.	0.2821	0. 5	-0.1 9
8	0.	0.0007	0.0142	0.	0. 1	-0.2
9	0.	-0.0000	0.0155	-0.8179	-0.0025	-0.2240
10	0.0000	0.0014	0.0147	-1.1639	0.0053	0.1703
11	-0.0000	0.0021	-0.0028	-1.6061	0.0033	0.0458
12	0.0000	-0.0008	-0.0094	0.2255	-0.0100	-0.2918
13	-0.0000	0.0005	0.0140	-0.7872	-0.0095	0.0675
14	0.0000	-0.0001	-0.0179	0.0577	-0.0007	0.2350
15	-0.0000	-0.0017	-0.0128	-0.2837	-0.0043	-0.2231
16	0.0000	-0.0014	-0.0133	0.4840	-0.0042	0.0412
17	0.0000	0.0002	-0.0118	-1.2211	-0.0063	0.2332
18	0.0000	0.0002	0.0005	0.0643	0.0157	-0.2380
19	0.0000	0.0018	0.0126	-0.8109	0.0080	-0.0383
20	0.0000	0.0002	0.0007	-2.4707	-0.0025	0.1828

Ваги, які є пов'язаними із з'єднувальними ланками між вхідними нейронами та схованими нейронами

Усі значення  $\times 10^5$

Фіг. 23

Схований нейрон #	Зміщення
1	40.7269
2	72.2149
3	64.0912
4	-55.2903
5	62.2397
6	-12.2280
7	-5.0355
8	-28.4862
9	-3.5486
10	-45.6716
11	-16.0159
12	63.3863
13	41.7314
14	17.5374
15	36.7556
16	33.6450
17	42.8667
18	-88.0130
19	-55.5566
20	9.7254

Фіг. 24

Схований нейрон # →	1	2	3	4	5	6	7
Вага	0.3253	-0.5985	0.5225	0.7058	0.2002	-0.3900	0.6961

Схований нейрон # →	8	9	10	11	12	13	14
Вага	0.1927	0.4754	0.3328	-0.7447	-0.6543	0.2910	-0.1286

Схований нейрон # →	15	16	17	18	19	20
Вага	1.3641	0.6087	-0.4267	-0.0708	0.1466	0.4420

Вихідний нейрон, зміщення = 0.5701

Фіг. 26

Фіг. 25

Ваги, які є пов'язаними із з'єднувальними ланками між схованими нейронами та вихідним нейроном