

УДК 668.6/7+620.179+004.032.26

## ТЕХНОЛОГІЧНИЙ КОНТРОЛЬ СТРУКТУРИ ТА ВИТРАТИ ФАЗ ПОТОКІВ ВУГЛЕВОДНЕВОЇ СУМІШІ НА ОСНОВІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

© Райтер П.І., 2005

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

*Розглянута проблема безсепараційного поточного контролю структури газорідного потоку та вимірювання витрати його фаз. Запропоновано використати багатопараметричну систему збору параметрів потоку з обробкою інформації на основі алгоритмів нейронних мереж, реалізованих сучасними засобами мікроелектронної техніки. Приведено результати розробки, тренування та тестування нейромережі для контролю структури двофазового потоку на основі експериментальних даних віброакустичних сигналів трубопроводу з потоком всередині.*

Вимірювання продукції свердловин у процесі видобутку нафти і газу має виключно важливе значення для контролю та регулювання розробки родовищ. При цьому актуальним постає питання забезпечення одержання достовірної інформації про структуру та склад сировинного потоку експлуатаційної свердловини в режимі реального часу. Особливість такого потоку полягає в його двофазовій структурі, що є неоднорідною сумішшю газової і рідкої фаз (вода, нафта). Така неоднорідність потоку як по складу, так і в часі в процесі його руху, істотно впливає на його газогідродинаміку, значно ускладнюючи задачу вимірювання як загальної витрати газорідної суміші, так і кожної з фаз.

На даний час у вітчизняній практиці нафтовидобутку для вирішення зазначеної задачі використовують групові сепараційні замірні установки, в яких здійснюється відокремлення (сепарування) рідкої і газової фаз та роздільний вимір їхніх витрат за допомогою однофазних витратомірів, а також порівняно дорогі і металомісткі установки гомогенізації потоку, що містять пристрої виміру загальної масової витрати суміші і потокові густиноміри для виміру густини суміші [1,2].

Використання зазначених установок недостатньо ефективне при експлуатації так званих малодобітних родовищ, кількість яких значна в Україні. Крім того вказані установки в процесі вимірювання по суті "руйнують" первинну структуру двофазового потоку, характер якої є додатковим інформаційним параметром для диспетчерського персоналу промислу та геофізичних служб при оптимізації видобутку

сировини [3]. Тому доцільна розробка нових методів, що забезпечували б отримання інформації про структуру і фазовий склад вуглеводневого потоку експлуатаційних свердловин, не вимагаючи при реалізації контролю зміни структури, гідродинамічних параметрів потоків і застосування складного металомісткого устаткування.

Основними чинниками, які дозволяють здійснити реалізацію таких методів та систем, є можливості сучасних мікроелектронних засобів обробки інформації давачів та реалізація на основі вказаних засобів адаптивних систем розпізнавання образів на базі нейронних мереж. По суті, за рахунок можливості значного ускладнення алгоритмів обробки вхідної інформації, при забезпеченні високої швидкодії та належної точності, пропонується в режимі реального часу контролювати цілий комплекс параметрів двофазового потоку свердловини і по характеру зміни групи параметрів робити висновок про структуру та витрату кожної з фаз потоку.

Проблемі вимірювання витрати та контролю структури двофазових потоків присвячена значна кількість наукових праць, патентованих інженерних розробок та спеціалізованих науково-технічних конференцій [4,5]. Незважаючи на це, проблема залишається актуальною, що викликано великою різноманітністю багатofазних і багатокомпонентних потоків, мірою їх дисперсності, характером розподілу фаз в суміші та різницею швидкостей між окремими фазами.

У роботі [6] Кремлевський П.П. класифікував методи та прилади вимірювання витрати та контро-

лю структури двофазових потоків, поділивши їх на три групи: методи та засоби, розроблені для вимірювання витрати однофазових середовищ і в подальшому модифіковані для контролю двофазових потоків; методи, основані на сумісному використанні витратоміра, початково розробленого для однофазного середовища, та пристрою контролю густини двофазового потоку; методи та прилади, розроблені спеціально з урахуванням характерних особливостей тільки двофазових потоків, наприклад, флуктуацій тиску в потоці. Реалізація кожного з цих методів забезпечує надання достовірної інформації у вузькому діапазоні співвідношень і значень витрат фаз потоку та технологічних параметрів. Це зрозуміло, враховуючи, що вищенаведені чинники визначають суттєво відмінні структури потоку: суспензія, пробкова, розшарована. Разом з тим і інформація, що надається давачами вказаних систем за межами їх робочого діапазону, також може бути цінною за умови відтворюваності результатів, тобто стаціонарності і однорідності процесів, що забезпечують формування інформаційного сигналу давача. Вибір конкретного типу давачів потоку повинен був би поєднувати переваги кожної з вказаних груп методів та засобів.

Пропонується використати як первинні перетворювачі: низькоінерційні диференційні датчики тиску, ультразвуковий накладний датчик та групи датчиків сканування температурного поля потоку. Різна фізична природа генерування інформаційних сигналів у поєднанні з використанням додаткових датчиків статичних значень температури та тиску потоку дозволяє з необхідною достовірністю на першому етапі контролю ідентифікувати тип структури потоку. На другому етапі контролю, залежно від визначеного типу потоку (суспензія, пробковий чи розшарований), один з трьох типів давачів вибирається як базовий, а решта - як коректуючі; для кожного з давачів у процесі контролю використовується алгоритм обробки, попередньо оптимально підібраний для визначеного типу потоку.

Метою досліджень є встановлення можливості реалізації системи контролю структури та вимірювання витрати фаз газорідного потоку на основі використання сучасних нейромережових методів обробки багатопараметричної інформації датчиків потоку в широкому діапазоні співвідношень фаз потоку суміші.

Інформаційним параметром про структуру потоку в такому випадку буде не тільки абсолютне значення сигналу одного з давачів, а і зміна його характеру (спектрального складу та кореляцій) з часом. Така інформація є цінною тільки при забезпеченні вирішення доступних задач: накопичення достатніх об'ємів значень інформаційних сигналів

при мінімальному періоді їх дискретизації в часі та по рівню; обробка інформації в реальному часі, тобто отримання проміжних результатів між двома сусідніми вимірами; визначення витрати фаз та структури потоку на основі отриманих даних про абсолютні значення та характер інформаційних сигналів давачів потоку.

Вирішення першої задачі зараз економічно ефективне на основі використання сучасних однокристальних мікроелектронних аналого-цифрових пристроїв, наприклад, фірм Analog Device чи Maxim, при забезпеченні 14-ти і навіть 16-ти розрядної дискретизації по рівню та частоті дискретизації по часу до 50 МГц. Для проміжного накопичення інформації достатньо однокристальних схем пам'яті з часом доступу 10-15 нс і об'ємом до 1 Мбайту. Вирішення другої задачі апаратно здійснюється на основі цифрових сигнальних процесорів (DSP) або програмно-логічних матричних масивів (FPGA), що їх реалізують фірми Texas Ins. і Analog Device або Altera і Xilinx, які зараз доступні на ринку мікроелектронних засобів.

Таким чином, практично можливо отримати та опрацювати значний об'єм відліків багатопараметричного інформаційного сигналу в реальному часі, враховуючи, що вказані пристрої обробки інформації є багаторозрядними (до 64 розрядів) і швидкодіючими (до 150 МГц і вище). Нагальним стає питання структурування отриманої інформації, її фільтрації та ідентифікації витрати та структури двофазового потоку на основі аналізу масиву вхідних даних і їх передісторії. Для вирішення третьої задачі пропонується використати математичний апарат теорії нейронних мереж.

У загальному випадку, всі прикладні задачі, пов'язані із обробкою сигналів в техніці, поділяються на задачі апроксимації та задачі розпізнання образів. Завдання контролю складу газорідного потоку в трубі можна віднести до задачі розпізнання образів, оскільки необхідно за формою огинаючої енергетичного спектру інформаційних сигналів різної фізичної природи, що генеруються в трубопроводі, визначити співвідношення фаз газорідного потоку в останньому. При цьому як вхідні використовується велика кількість параметрів, які можуть впливати на результат розпізнання образу. Значення амплітуд частотних складових спектральної щільності інформаційного сигналу і є цими параметрами. Таким чином, нейронна мережа може бути використана для контролю складу газорідного потоку (склад: природний газ, нафта, вода). Потрібно підкреслити, що після навчання вона міститиме залежність між вхідними і вихідними параметрами, яку на даний час складно отримати у аналітичному вигляді.

Ця залежність міститься у сукупності вагових коефіцієнтів між нейронами, у параметрах активаційних функцій нейронів та в архітектурі мережі. Ця особливість дозволяє досліджувати найрізноманітніші процеси і явища, а також реально реалізовувати нейронні мережі з допомогою сучасної електронно-обчислювальної техніки.

Для відпрацювання методики розробки, тренування та оцінки можливостей нейромереж при ідентифікації структури та вимірюванні витрати двофазового потоку було використано експериментальні дані досліджень параметрів віброакустичних коливань, що поширюються в трубопроводі при проходженні усередині нього двофазового потоку з різними співвідношеннями фаз.

У роботах [7,8] відзначалося, що при визначених значеннях тисків, температур і співвідношеннях фаз газорідних потоків, останні виступають генераторами пульсацій тисків з широким діапазоном частот. Пульсації тиску, що мають, особливо при високих витратах, значну інтенсивність, впливаючи на ділянку трубопроводу між опорами, спричиняють виникнення механічних вібрацій ділянки трубопроводу на його власних частотах коливань. Крім того, ці ж пульсації тиску сприяють генеруванню акустичних шумів значної інтенсивності, що поширюються в стінках трубопроводу. Інтенсивність цих коливань у різних частотних смугах їхнього енергетичного спектра сигналу залежить від фазового складу потоку і від його технологічних параметрів - тиску, температури, в'язкості.

Метою досліджень є експериментальна оцінка характеру і ступеня взаємозв'язку між витратами і співвідношенням фаз газорідного потоку і параметрами віброакустичних коливань трубопроводу з потоком нафти і газу усередині. З огляду на значну складність віброакустичних коливань трубопроводу і вплив на їхній характер великого числа факторів, доцільно здійснити обробку результатів експериментів за допомогою методології нейронних мереж.

Експериментальні дані отримані на газонафттовому стенді "Потік" Охтирського НГВУ. Даний стенд дозволяв моделювати рух реальних двофазових потоків експлуатаційних свердловин при температурі навколишнього середовища і тиску до 4 МПа. Детально методика отримання даних досліджень викладена в [8], де приведено і результати регресійного аналізу цих даних.

Оскільки аналізовані віброакустичні сигнали і їхнє джерело - гідродинамічні пульсації - мають випадковий характер, то важливу роль у спектральному аналізі відіграє дотримання умов стаціонарності й ергодичності при одержанні результатів вимірів. Частотний склад сигналів визначався шляхом обчислення їх оцінок спектральної щільності потужності.

За допомогою спектроаналізатора з максимальною роздільною здатністю 8 Гц для кожної реалізації сигналу були отримані оцінки енергетичного спектра щільності сигналу в діапазоні від 0 до 6400 Гц. Енергетичний спектр сигналу реалізації містить 800 частотних складових сигналу і є, по суті, вектором. Кожний з восьми елементів цього вектора є його параметром. Для вирішення задачі досліджень необхідно проаналізувати зв'язок між кожним з цих параметрів і структурою потоку, що протікає в трубопроводі. Тому для обробки великого обсягу багатопараметричних експериментальних даних доцільним є використання алгоритмів штучних нейронних мереж.

У загальному випадку робота з нейронними мережами полягає у здійсненні наступних етапів:

- 1) підготовка навчальних даних,
- 2) розробка самої мережі,
- 3) тренування мережі,

4) тестування мережі на нових даних (тих, які не використовувались для тренування).

Для зменшення розмірності вхідного набору даних та для усунення взаємкорельованих даних використано метод основних компонент (Principal Component Analysis). При обробці даних за допомогою вказаного методу отримуємо такі три ефекти від цієї процедури: компоненти у вхідному наборі даних стають ортогональні, тобто некорельовані між собою; основні компоненти розставляються в порядку спадання дисперсії; видаляються ті компоненти, які вносять найменший вклад у дисперсію всього набору. Можливо також встановлювати так званий рівень значимості для такого видалення компонент (у даній роботі експериментально визначено 2%). Тренувальні пари створювались із різною кількістю основних компонент (від максимальної кількості - 10 до 6). Навчальні пари склались з вхідного набору розмірністю у 80 елементів і вихідного набору (цільових значень), які є кодованими (шляхом нормування) значеннями газової та рідкої фаз у потоці. Втрати інформації при використанні 8 компонент знаходились в межах 3,5-9 %.

Для попередньої обробки навчальних даних також розроблено метод так званого «виділення характеристик» на базі компресії вхідних даних нейронними мережами. Суть даного методу полягає у створенні нейронної мережі з одним прихованим шаром з однаковою кількістю нейронів у вхідному і вихідному шарах, яка має розмірність даних, які потрібно обробити. У прихованому шарі дається така кількість нейронів, яка відповідає розмірності скомпресованого набору даних. Навчальна пара складається з двох наборів, які потрібно компресувати. Після процедури тренування, на вхід мережі подається той же набір даних і обчислюється вихід прихованого

шару, який і буде шуканим скомпресованим набором даних. Так, за допомогою даного способу компресії було отримано навчальні набори даних, стиснені в 20 і в 50 разів. Втрати інформації не перевищували 7% по всій навчальній множині (рис.1).

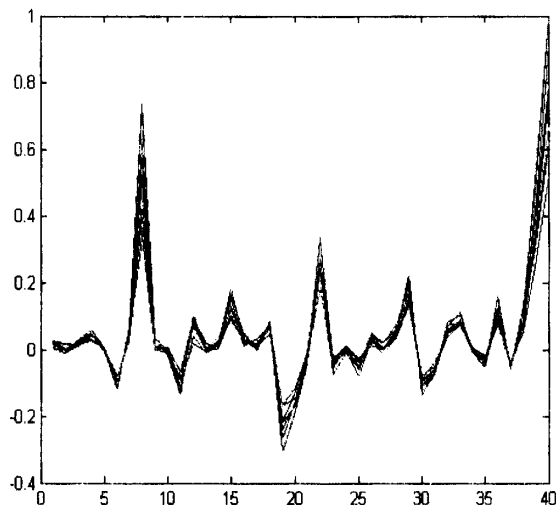


Рис. 1. Навчальна множина вихідних даних (модифікованих енергетичних спектрів сигналів), стиснутих при компресії нейромережею в 200 разів

Основна складність поставленої задачі полягає у тому, що набір експериментальних даних, отриманий в реальних умовах, не був достатньо великим для того, щоб його можна було вважати повністю репрезентативним. Це зумовлено складністю реалізації стабільного режиму перемішування фаз в умовах експериментального стенду при різних співвідношеннях фаз. Тобто, отримано реалізації інформаційних сигналів при значеннях співвідношень фаз у потоці, що не покривали усього поля можливих значень співвідношень – від найменших значень до найбільших. Весь набір складався із 11 варіантів співвідношень фаз у потоці. Тому навчальний набір було сформовано із 10 навчальних пар, а одинадцятий випадок був використаний для тестування (табл. 1). Тестувальна пара підбиралася таким чином, щоб значення фаз, що йому відповідали, лежали приблизно посередині всього поля наявних даних. Тестувальна пара не використовувалась для навчання мережі, а отже була абсолютно невідомою для неї.

Слід зазначити, що не існує чітких рекомендацій щодо застосування того чи іншого типу нейронних мереж у кожному конкретному випадку. І тим більше, вибір кількості шарів та вузлів і алгоритму навчання цілком і повністю залежить від конструктора мережі. Для вирішення питань, пов'язаних із вибором вищеописаних параметрів, автори керувались своїми власними міркуваннями та рекомендаціями в літературі. За базову архітектуру мережі бу-

ло вибрано повністю з'єднану нейронну мережу із оберненим поширенням помилки. Такий вибір пояснюється тим, що цей тип мереж на даний час є найкраще теоретично та практично дослідженим, що спричинило його широке використання в техніці. Повністю з'єднана мережа – це така мережа, в якій кожен нейрон у прихованих шарах з'єднаний із кожним нейроном у попередньому й наступному шарі. Обернене поширення помилки означає, що різниця між обчисленим і бажаним (цільовим) значеннями на виході мережі рухається назад з метою потрібної корекції вагових коефіцієнтів.

Підбір кількості шарів та кількості нейронів у кожному шарі залежить суто від розробника мережі для кожного конкретного випадку. Теоретично вважається, що двошарова мережа з оберненим зв'язком може згенерувати будь-яку складну поверхню розв'язку. Тому в даній роботі було здійснено порівняння функціонування нейронних мереж із різною кількістю нейронів в шарах та кількістю шарів, рівною 2.

Навчання мережі зворотного поширення вимагає виконання наступних операцій: вибрати чергову навчальну пару з навчальної множини; подати вхідний вектор на вхід мережі; обчислити вихід мережі; обчислити різницю між виходом мережі і необхідним виходом (цільовим вектором навчальної пари); відкоригувати вагові коефіцієнти мережі так, щоб мінімізувати помилку; повторювати кроки з 1 по 4 для кожної навчальної пари доти, поки помилка на всій навчальній множині не досягне прийнятого рівня.

Таблиця 1 – Вхідні навчальні пари даних.

№ реалізації	Цільові значення	
	газ, $\times 269 \text{ м}^3/\text{год}$	рідина, $\text{м}^3/\text{год}$
1	1,00	10,00
2	1,00	4,09
3	2,00	9,96
4	2,00	6,72
5	2,00	6,76
6	2,00	9,36
7	4,00	7,00
8	4,00	4,20
9	4,00	4,21
10	4,00	7,40
<b>Тест</b>	<b>4,00</b>	<b>5,13</b>

Алгоритми навчання кожного з типів нейронних мереж відрізняються швидкодією, необхідними обчислювальними потужностями, тощо. Для нашого випадку вибрано масштабований алгоритм спряженого градієнтного спуску (Scaled Conjugate Gradient algorithm).

Даний алгоритм забезпечує швидку збіжність, пристосований для обробки вхідних даних великої розмірності і найчастіше використовується для задач розпізнання образів. Основна ідея цього методу полягає в поєднанні підходів градієнтного спуску та моделі довірчого інтервалу (використовується в методі Левенберга-Маркода). Таким чином, використовується мережа – двошарова нейронна мережа з оберненим поширенням помилки. У першому шарі – 80 нейронів, у другому – 2 (рис. 2).

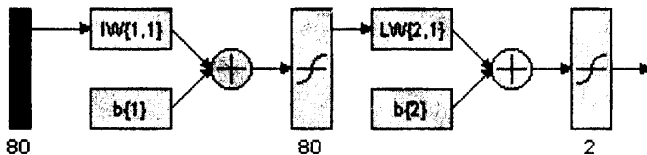


Рис. 2. Схематичне зображення структури розробленої нейронної мережі

Тренування тривало до того часу, поки середня квадратична похибка для всієї навчальної множини не склала 10-5 %. Після тренування було здійснене тестування мережі на невідомому наборі даних. Результати тестування нейронної мережі, яка тренувалась на даних, оброблених методом основних компонент, були наступними: газ - 3,98, рідина - 5,30 (табл. 2). Бачимо, що похибки результатів роботи нейронної мережі будуть відповідно складатися: по газовій фазі – 2,82 %, по рідкій фазі – 3,42%.

Таблиця 2 - Результати тестування нейронної мережі на даних, стиснених відповідно у 20 і в 50 разів.

Ступінь компресії	Газ	Рідина
20	3,92	5,22
50	3,98	5,30

**Висновки**

1. Рівень розвитку сучасної мікроелектронної елементної бази забезпечує можливість отримання, накопичення та обробки в реальному часі багатопараметричних даних датчиків двофазового потоку при забезпеченні економічної ефективності та надійності роботи вказаних пристроїв в промислових умовах.

2. Нейронні мережі можуть бути використані для оцінки структури та вимірювання витрати фаз газорідинного потоку на основі аналізу складних інформаційних сигналів датчиків потоку трубопроводу з таким потоком всередині.

3. Оптимальними вхідними даними є опрацьовані методом основних компонент набір з восьми значень спектральних складових щільності енергетичного спектру інформаційного сигналу трубопроводу і нормовані значення об'ємних витрат рідини та газу потоку.

4. Середньоквадратичне значення похибок тренування розробленої нейронної мережі склало 0,0001% по всій навчальній множині. Коли ця мережа була використана для генерування вихідних сигналів на основі подачі на її вхід невідомого тестового спектру, то різниця між розрахованими і реальними значеннями витрат збільшилась до 3,4 % по рідині та 2,8 % по газовій фазі.

1. Г.С. Лутошкин Сбор и подготовка нефти, газа и воды.- М.:Недра, 1984. – 184 с. 2. Кремлевский П.П. Расходомеры и счетчики количества: Справочник. – Л.:Машиностроение, Ленинг. отд-ние, 1989.- 701 с.3. Society of Petroleum Engineers.The theses of Annual Technical Conference and Exhibition 29 September - 2 October 2002 Henry B. Gonzalez Convention Center San Antonio, Texas U.S.A.4. Чисхолм Д. Двухфазные течения в трубопроводах и теплообменниках: Пер. с англ. Пер. изд.: Великобритания, 1983. – М.: Недра, 1986. – 204 с. 5. Flow Measurement 2001. The theses of International Conference 7<sup>th</sup> -10<sup>th</sup> May 2001 National Engineering Laboratory, East Kilbride, Glasgow. 6. Кремлевский П.П. Измерение расхода многофазных потоков. – Л.:Машиностроение, Ленинг. отд-ние, 1982.- 214 с. 7. Блохинцев Д.И. Акустика неоднородной движущейся среды.- М.: Наука, 1981. – 206 с. 8. Райтер П.М. Виброакустичний метод контролю фазового складу газоконденсатного потоку.// Вимірювальна техніка та метрологія. – 1994. - №51. – С.85.