

УДК 621

О.Ф. Гордєєв, Р.М. Полінкевич, Н.Т. Зубовецька, Т.І. Четвержук
Луцький національний технічний університет**ВІБРОДІАГНОСТИКА ВЕРСТАТА З ВИКОРИСТАННЯМ МЕРЕЖ БАЙЄСА**

У цій статті запропоновано метод вивчення мережі Байєса, використовуючи метод комп'ютерного моделювання для технічної діагностики металорізальних верстатів.

Ми розробили програмне забезпечення, яке дозволяє автоматизації досліджень в мережу Байєса і ми перевірили це на практиці. Тести ми проводили продемонстрували високу стійкість і відповідність до досягнутих результатів.

Ключові слова: *мережі Байєса, діагностики, комп'ютерне моделювання, верстати.*

Постановка проблеми. В даний час багато підприємств користуються послугами організацій, що діагностують промислове верстатне устаткування. Діагностика дозволяє оцінити загальний стан і працездатність устаткування, а також визначити причину несправності техніки. Також перевірка направлена на виявлення причин і несправностей тих елементів, які вплинули на зміну технічних параметрів верстата. Для цих цілей широко використовують сучасні методи технічної діагностики.

Технічна діагностика верстатів (ТДВ) завдяки ранньому виявленню дефектів і несправностей дозволяє усунути відмови в процесі технічного обслуговування, що підвищує надійність і ефективність експлуатації, а також дає можливість експлуатації МРВ відповідального призначення по стану.

При експлуатації по стану кожен екземпляр експлуатується до граничного стану відповідно до рекомендацій системи технічної діагностики. Експлуатація по технічному стану може принести вигоду, еквівалентну вартості 30% загального парку машин.

Експлуатаційна діагностика виявляє причини порушення працездатності і появи того або іншого типу пошкоджень в різних вузлах верстата.

Найбільш інформативними при ТДВ прийнято вважати данні про вібрації вузлів верстатів. В процесі вібраційної діагностики складають висновок на підставі аналізу діагностичних ознак - параметрів вібрації, які або створюються працюючим устаткуванням, або вторинною вібрацією, обумовленою структурою досліджуваного об'єкту. Найбільш складною при цьому є задача прогнозу розвитку можливих дефектів на основі інформації про зміни контрольованих параметрів вібрації.

Сучасні системи моніторингу та функціональної діагностики машин і технологічного обладнання будуються на базі неруйнівних методів контролю і діагностування.

Найпростішою з основних інформаційних технологій функціональної діагностики є енергетична технологія, заснована на вимірюванні потужності або амплітуди контрольованого сигналу. Дана технологія будується на вимірюванні розмірів сигналів у контрольних точках і порівнянні їх із граничними значеннями. Розвитком енергетичної технології є інформаційна частотна технологія, що припускає виділення з вимірюваного сигналу складових у визначених частотних діапазонах і подальший енергетичний аналіз виділених складових.

Ще одна, інформаційна фазо-часова технологія, заснована на порівнянні форми сигналів, вимірюваних через фіксовані інтервали часу. Порівняння форми сигналів з еталонної можна здійснювати за допомогою ще однієї, інформаційної спектральної технології, заснованої на вузькосмуговому спектральному аналізі сигналів. При використанні такого виду аналізу сигналів діагностична інформація міститься в співвідношенні амплітуд і початкових фаз основних складових і кожної з кратних їй по частоті складових. Така технологія застосовується для аналізу сигналів із датчиків тиску, вібрації, шуму.

Перераховані вище інформаційні технології мають загальний недолік при використанні в задачах діагностики, коли потрібно виявити дефекти різних вузлів. Він зв'язаний із тим, що діапазон величин вимірюваних параметрів навіть у групі однакових бездефектних машин, як правило, перевищує зміни, характерні для появи дефектів.

Основним завданням ТДВ є розпізнавання технічного стану верстата в умовах обмеженої інформації. Теоретичним фундаментом для вирішення основного завдання ТДВ слід вважати

загальну теорію розпізнавання образів. ТДВ вивчає алгоритми розпізнавання стосовно завдань діагностики, які зазвичай можуть розглядатися як завдання класифікації і розпізнавання.

Алгоритми класифікації і розпізнавання в ТДВ частково ґрунтуються на діагностичних моделях, що встановлюють зв'язок між поляганнями технічної системи і їх відображеннями в просторі діагностичних сигналів. Важливою частиною проблеми розпізнавання є правила ухвалення рішень (вирішальні правила). Рішення діагностичної задачі (віднесення виробу до справних або несправних) завжди пов'язане з ризиком помилкової тривоги або пропуску мети. Для ухвалення обґрунтованого рішення доцільно привертати методи штучного інтелекту і теорії статистичних рішень. При цьому ступінь довіри діагностичному висновку багато у чому залежить від достовірності і об'єму навчаючої інформації, покладеної в основу штучного інтелекту.

Найбільш достовірну інформацію про пару «дефект – ознака» можна отримати після багатократного розібрання дефектного вузла верстату і встановлення причини (дефекту) і співвідношення її з діагностичною ознакою. Цей похід із зрозумілих причин робить практично неможливим збір достатнього (в статистичному розумінні) об'єму навчаючої інформації. Другий шлях полягає в моделюванні цих самих навчаючих ситуацій «дефект – ознака». При цьому ступінь довіри до прогнозу зменшується, але об'єм навчаючої інформації практично необмежений, за рахунок чого застосування штучного інтелекту може виявитися більш ефективним.

В останній час найбільш розповсюдженими інструментами штучного інтелекту є нейронні та байсові мережі (БМ). Використання штучного інтелекту є найбільш перспективним шляхом безрозбірної діагностики верстатів, але потребує значних зусиль на його навчання. Апарат нейронних мереж більш пристосований для вирішення цілком неформальних задач. Для ТДВ, на наш погляд, більш логічним використовувати апарат БМ, оскільки в діагностичній навчаючій інформації міститься значна частка визначеності, а при побудові оптимальної структури мережі саме визначається найбільш імовірний зв'язок пари «дефект – ознака».

Підвищення довіри експлуатаційному діагностуванню верстатів на базі штучного інтелекту є вкрай актуальною проблемою, оскільки має народногосподарське значення. Дослідження, яке пропонується, присвячено саме цієї проблемі.

Ціллю дослідження є вивчення можливості навчання БМ методом комп'ютерного моделювання ситуацій «дефект – ознака» при вібраційній ТДВ.

Основний зміст і результати роботи. Розглядається модель вібродіагностики причин відхилення форми при повздовжньому точінні. Встановлення шпинделя на підшипниках кочення (рис. 1) з передачею обертів від головного приводу через перебір.

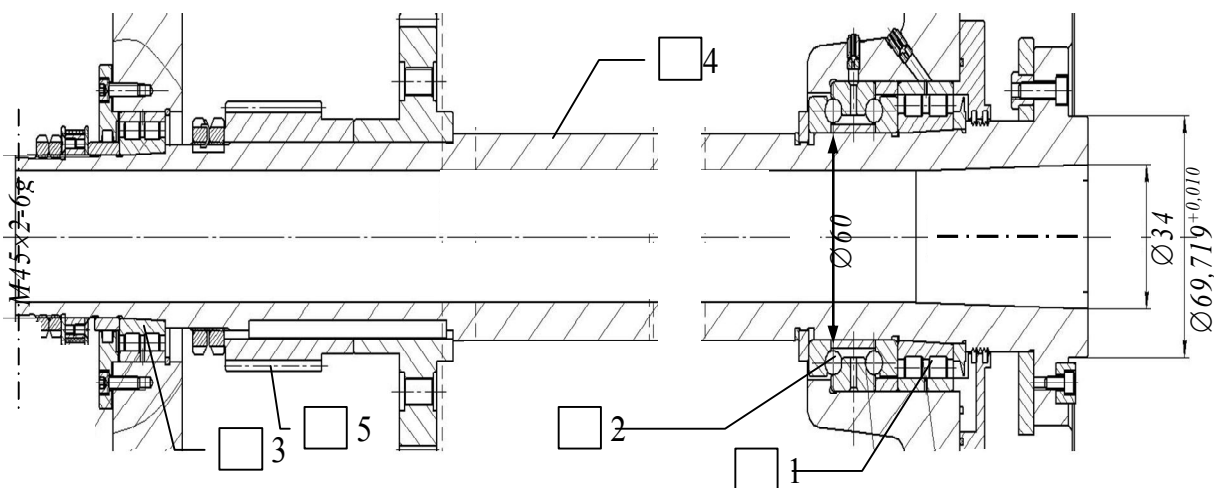


Рис. 1. Шпиндель верстата на підшипниках кочення; позиціями показані джерела вібрацій шпинделя

Джерелами вібрацій шпинделя є: нерівномірність тіл кочення і нерівність доріжок кочення підшипників 1 – 3; незбалансованість шпинделя 4 з патроном і заготівкою і неспіввісність його установочних баз; привод 5.

Погрішність форми у поперечному перерізі деталі виражається в параметрах огранки, некруглості і шорсткості. Причинами цих відхилень від ідеальної окружності є відносні вібрації шпинделя з заготівкою і інструменту (різця) зі супортною групою. Напрямок вібрацій –

перпендикулярний до осі обертання шпинделя. Отже діагностичними ознаками будуть відхилення форми від ідеальної окружності у поперечному перерізі деталі.

При цьому внутрішніми джерелами погрешностей шпиндельної групи є вказані на рис. 2 елементи: дефект сепараторів, нерівність доріжок кочення підшипників і нерівномірність тіл кочення 1 – 3 (відповідно *separat_1*, *paths_2*, *rollers_3*); незбалансованість шпинделя 4 з патроном і заготовкою і неспіввісність його установочних баз (*spindle_4*).

Зовнішні джерела: привод шпинделя (*drive_5*) і супорт з інструментом (*support_6*).

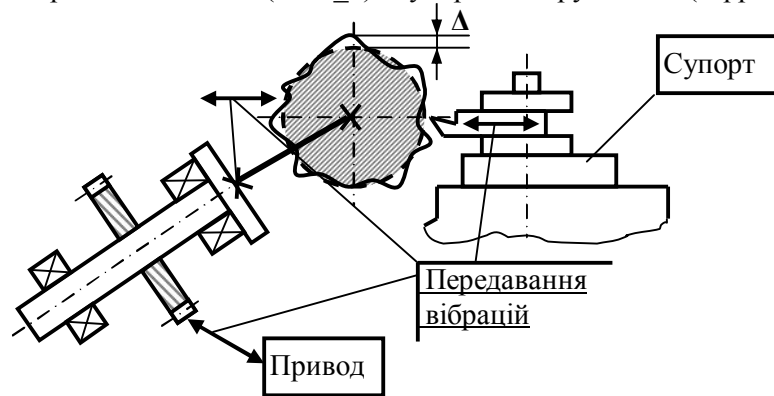


Рис. 2. Схема впливу елементів технологічної системи верстата на погрешність форми у поперечному перерізі при точінні

Таким чином, маємо 6 параметрів для діагностування і кілька діагностичних ознак (симптомів), які будуть розглянуті далі.

При вібродіагностиці за основну інформацію є запис кривої зміщень у часі відносно якоїсь бази. Зручним методом, який напряду дозволяє судити про якість обробки, є виробничий метод, при якому обточують пробний валик при встановлених режимах різання.

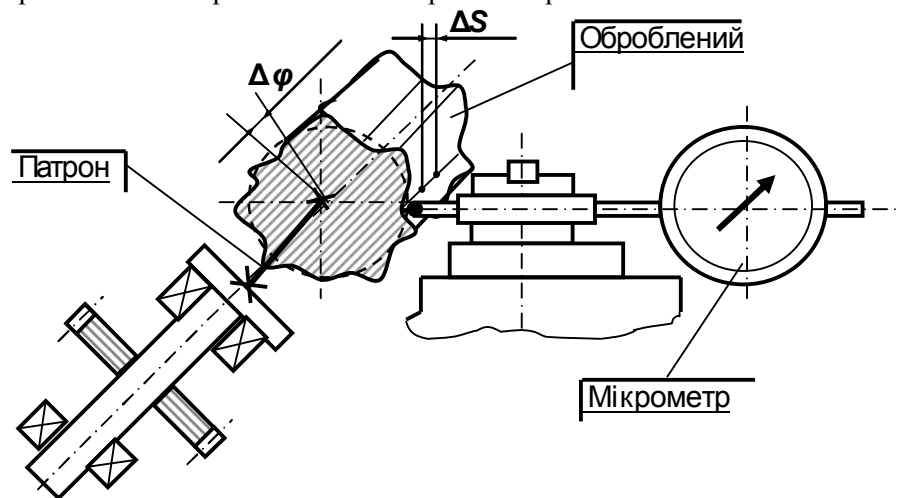


Рис. 3. Схема замірів відхилень на верстаті мікрометром

Для контролю відхилень форми у поперечному перерізі знімають профілограму, або виконують заміри відхилень на верстаті мікрометром за схемою на рис. 3.

Мікрометр попередньо виставляється на 0 по еталонному зразку. При вимірах оброблений валик повертається на крок $\Delta\varphi = 2\pi/n = \text{const}$. На кожному оберту супорт з мікрометром зміщується на крок ΔS повздовж осі шпинделя, де – подача на оберт. В кожній точці вимірів фіксується показ мікрометра. Число точок n на оберт при вимірах дорівнювало $n=12$, тобто $\Delta\varphi = \pi/6 = 30^\circ$. Крок дорівнює величині подачі на 1 оберт, $\Delta S = S_{\text{об}}$. Для того, щоб отримати стаціонарний і статистично значимий ряд число обертів обиралося $m = 10$. Загальне число точок вимірів $N = m \cdot n = 120$.

Таким чином отримуємо слід вібрацій інструменту відносно заготовки при її обробці. Попередньо виконується вимір валика, що обточений на точному верстаті. Цій запис є еталонним зразком, відносно якого буде виконуватися діагностика шпиндельної групи.

Для діагностики зручно використовувати не криву відхилень, її інтегровану характеристику – дискретний спектр Фур'є.

Виділення періодичних складових випадкової функції $y(t)$ можна здійснити за допомогою її спектрального розкладання. Одним з методів оцінки спектральної щільності стаціонарного випадкового процесу є безпосереднє застосування перетворення Фур'є до реалізації випадкового процесу.

Дискретний Фур'є – аналіз дозволить прийняти діагностичні ознаки (симптоми) Н1 - Н7 (табл. 1), які віднесені до впливів на точність і якість обробки та джерел такого впливу. Перевищення значень розмахів слугує для діагностування відповідних елементів системи.

Таблиця 1

Результуючі параметри частотного аналізу кривої y_k биття шпинделя

№	Параметр	Ім'я	Частоти	Значення, мкм	Вплив на точність і якість обробки, і їх джерела
1	Розмах	Score_y	Всі	7,5	Всі параметри
2	Розмах H	Score_H	$\omega_i \neq \omega_n$	4,8	Точність обертання: всі джерела без неспіввісності осі шпинделя і заготовки
3	Розмах H_1	Score_H1	$\omega_i > \omega_n$	4,5	Шорсткість і хвилястість: тіла кочення, привод, доріжки кочення
4	Розмах H_2	Score_H2	$\omega_i = \omega_n$	2,24	Биття: неспіввісність осі шпинделя і заготовки
5	Розмах H_3	Score_H3	$\omega_i < \omega_n$	0,6...0,7	Хвилястість: доріжки кочення підшипників, сепаратори, супорт
6	Розмах H_4 №№ 1+2+3+4	Score_H4	$2\omega_n+3\omega_n+4\omega_n$	1,2	Хвилястість: похибки доріжок кочення
7	Розмах H_5 без №№ 1, 2, 3 і 4	Score_H5	$y-\omega_n-2\omega_n-3\omega_n-4\omega_n$	3,3	Шорсткість: вплив приводу, супорт

Слід зауважити, що окремі частоти коливань можуть викликатися різними причинами, тому задача діагностики в цієї постановці є багатоваріантною, неформальною і невизначеною. Зв'язок по частотах можливих причин (діагнозів) з діагностичними ознаками (симптомами) зображений на рис. 4. Для комп'ютерного аналізу зручніше представити цей зв'язок у вигляді матриці інцидентності (табл. 2), де «1» означає зв'язок, «0» - відсутність зв'язку.

Як можна бачити з попереднього аналізу (див. рис. 4), зв'язок по частотах можливих джерел (діагнозів) з діагностичними ознаками (симптомами) не однозначний. Окремі діагностичні ознаки (симптоми) можуть викликатися групою джерел. Так, наприклад, перевищення розмаху Score_H1 з частотами $\omega_i > \omega_n$, який є причиною появи надмірних шорсткості і хвилястості, може викликатися одночасно погіршеннями доріжок кочення підшипників (paths_2), нерівномірністю тіл кочення (rollers_3) і вібраціями з боку приводу (drive_5). Це обумовлює також і можливий зв'язок в мережі Байєса між окремими розмахами. Тобто структуру оптимальної БМ не можна передбачити заздалегідь без її побудови спеціальною програмою (обрано BNetMaster).

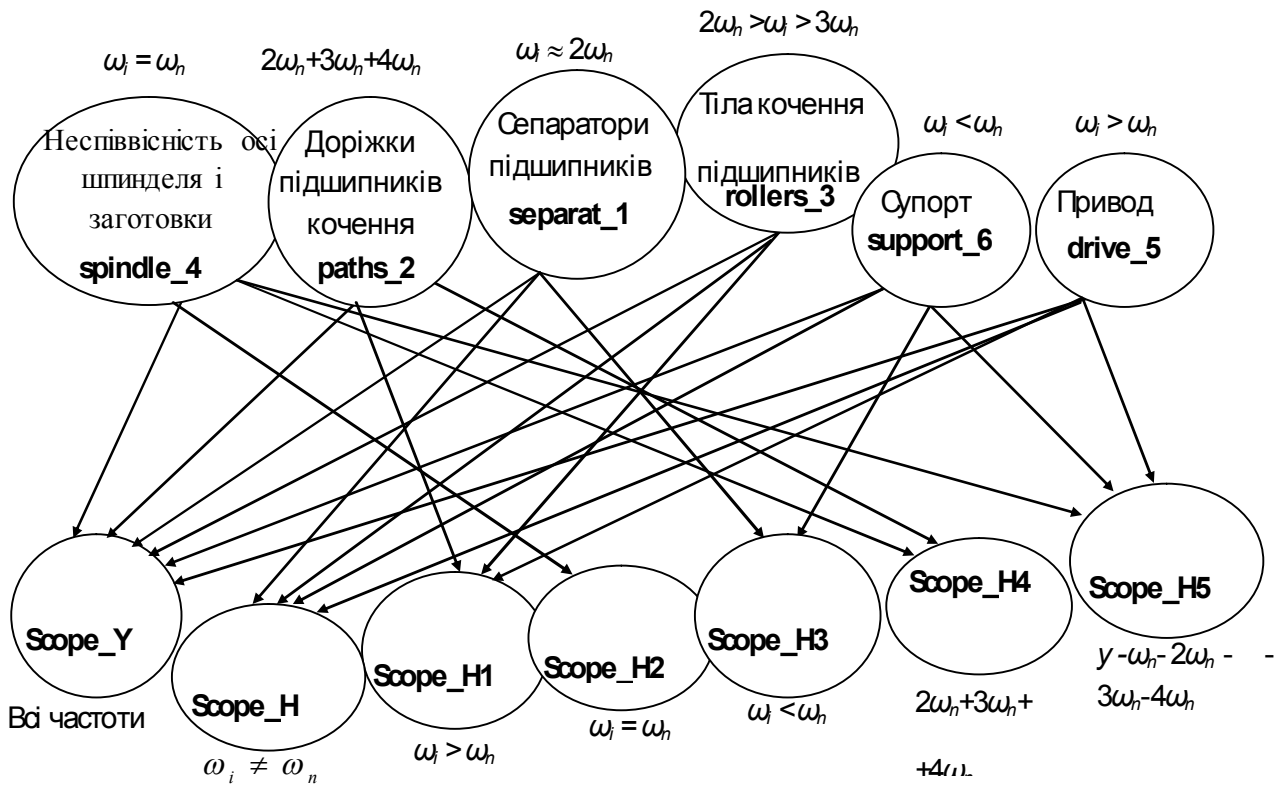


Рис. 4. Схема зв'язків по частотах можливих джерел (діагнозів) з діагностичними ознаками (симптомами)

Таблиця 2

Матриця інцидентності зв'язків джерел можливих похибок з діагностичними ознаками

Діагностичні ознаки	Джерела можливих похибок					
	separat_1	paths_2	rollers_3	spindle_4	drive_5	support_6
Scope_Y	1	1	1	1	1	1
Scope_H	1	0	1	0	1	1
Scope_H1	0	1	1	0	1	0
Scope_H2	0	0	0	1	0	0
Scope_H3	1	0	0	0	0	1
Scope_H4	0	1	0	1	0	0
Scope_H5	0	0	0	1	1	1

Матрицю навчання мережі, яка містить стани вершин (діагностичні ознаки і джерела можливих похибок, див. табл. 2), зазвичай отримують з низки спостережень за об'єктом діагностики в роботі. При цьому фіксуються стани симптомів і відповідні їм діагнози. Але це потребує в нашому випадку довготривалих спостережень, трудомістких процесів розбирання і збирання вузлів верстата. Тобто мережу можна буде все ж таки навчити ціною значних зусиль, але к тому часу, коли верстат фізично, або морально застаріє. До того ж процеси розбирання і збирання порушують вихідний стан об'єкту діагностики, тобто втрачається таке поняття як ексклюзивність чи неповторність об'єкту.

В даній роботі пропонується навчання БМ шляхом математичного моделювання дефектів.

Для навчання БМ обрана відповідна градація станів вершин БМ:

- для середніх амплітуд два стани: Small – менше (не перевищують допустимих), Large – більше (перевищують допустимі значення);
- для розмахів Н1 - Н7 три стани: Well – нормально (нижче зони ризику), Alarm – тривога (в зоні ризику, але в допуску), Badly – погано (за межами допуску) .

На першому етапі записується крива биття для нового верстата, чи верстата відновленого після його обслуговування. Дискретний спектр Фур'є цього коливального процесу будьмо враховувати еталонним.

Потім з врахуванням встановлених зв'язків (див. табл. 2 і рис. 4) на еталонну криву накладаємо збурення по амплітудах відповідно відокремлених розмахів (див. рис. 4) з імітацією шуму експерименту.

Для реалізації цієї методики, тобто генерації і навчання БМ, був дописаний додатковий модуль NetV.pas програми CORREL в середовищі Borland Delphi 7 (вкладка «Навчання мережі Байеса» програми CORREL показана на рис. 5).

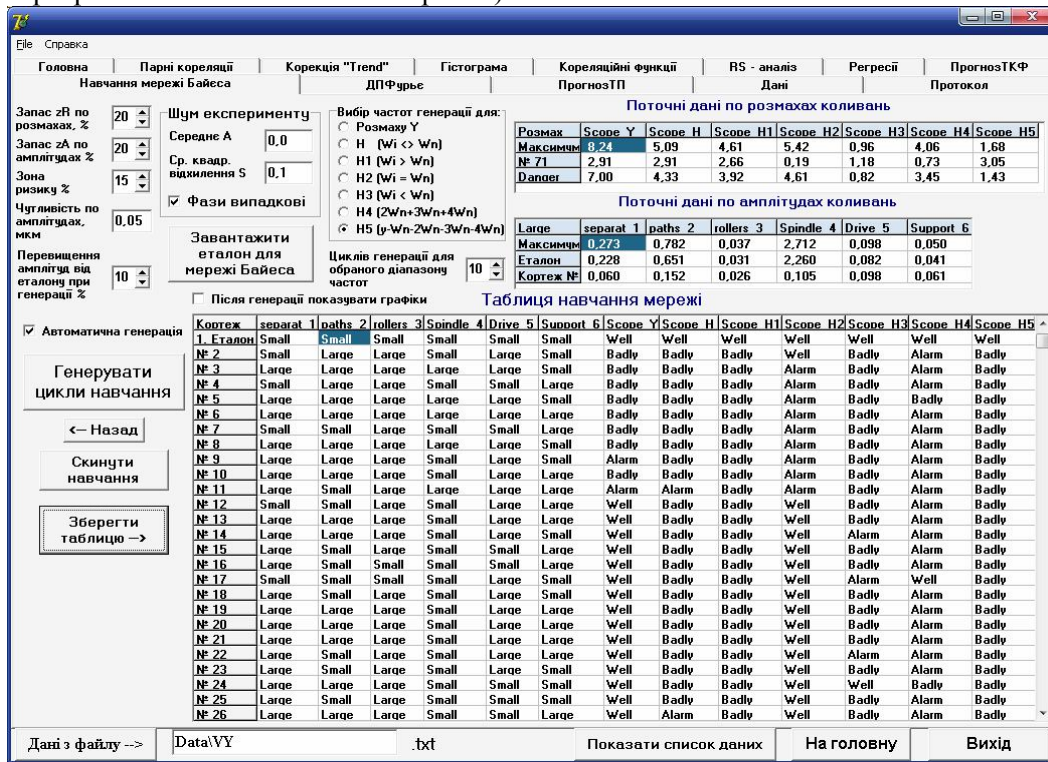


Рис. 5. Вкладка «Навчання мережі Байеса» програми CORREL

Границя Badly розмахів встановлюється настроюванням «Запас zR по розмахам, %». При цьому розмах $R_{Badly} (Максимум) = R_{Еталон} (1+zR/100)$.

Границя Alarm розмахів встановлюється настроюванням Riz «Зона ризику, %». При цьому розмах $R_{Alarm} (Danger) = R_{Badly} (1-Riz/100)$.

Таким чином, якщо при генерації кроку навчання відповідний розмах $R > R_{Badly}$, то в комірку «Таблиці навчання мережі» для цього розмаху записується «Badly», $R_{Alarm} \leq R \leq R_{Badly}$ – «Alarm» і, якщо $R \leq R_{Alarm}$ – «Well».

Аналогічно для середніх амплітуд. Границя $A_{сер_max}$ відповідних діапазонів розмахів встановлюється настроюванням Riz «Зона ризику, %», $A_{сер_max} = A_{сер_Еталон} (1+Riz/100)$.

Якщо генероване $A_{сер_генероване} \leq A_{сер_max}$ то в комірку «Таблиці навчання мережі» для джерела коливаний записується «Small», якщо $A_{сер_генероване} > A_{сер_max}$ – «Large».

Настройка dA «Перевищення амплітуд від еталону при генерації, %» слугує для встановлення рівня амплітудних збурень. При цьому по кожній генерованій амплітуді дається прирощення $\Delta A_i = A_i \cdot (dA/2 + A_{ic})$, де - шум експерименту, параметри якого задаються генератором випадкових псевдо нормальних чисел $N(A,S)$ з параметрами A і S, де A – середнє значення, S – середнє квадратичне відхилення гаусового шуму, мкм. Величина $N(A,S)$ змінюється на кожному кроці для кожної генерованої амплітуди.

Для роботи програми завантажується текстовий файл з даними за указаним шляхом (в нашому випадку Data\VY.txt). При цьому робиться активною вкладка «Навчання мережі Байеса».

Далі встановлюються настройки програми, які згруповані у вікнах вкладки у верхньому лівому куту. Настройки, які вже встановлені за замовченням гарантують адекватне навчання.

Наступним кроком треба завантажити в «Таблицю навчання мережі» еталонний ряд (клацнути кнопкою «Завантажити еталон для мережі Байеса»). При цьому заповнюються граничні

значення амплітуд і розмахів у відповідні таблиці, а також перша стрічка «Таблиці навчання мережі», де, як для еталону, в комірках джерел заносяться «Small», а в комірках розмахів – «Well».

В компоненті «Вибір частот генерації для:» можна вибрати відповідний діапазон розмахів коливань, для якого буде генероване кілька циклів (вказано в настройці «Циклів генерації для обраного діапазону частот», в нашому випадку 10). Це означає, що в «Таблицю навчання мережі» буде занесено 10 рядків зі станами вузлів БМ.

Генерація мережі можлива у трьох варіантах:

1) покрокове для обраного діапазону розмахів в настройці «Вибір частот генерації для:», якщо скинутий прапорець з «Автоматична генерація», а число циклів генерацій встановлено 1; 2) цикл для обраного діапазону розмахів в настройці «Вибір частот генерації для:», якщо скинутий прапорець з «Автоматична генерація», а число циклів генерацій встановлено більше 1; 3) автоматична генерація таблиці по всіх діапазонах розмахів з встановленим числом циклів для кожного діапазону, для цього треба встановити прапорець «Автоматична генерація», а число циклів генерацій встановити будь яке.

При генерації по першому варіанту передбачено автоматичний перехід на вкладку «ДПФурье», де для вибраних режимів показується дискретний спектр Фур'є і графічне представлення розкладання. Для цього треба встановити прапорець «Після генерації показувати графік».

Програма дозволяє видаляти генеровану таблицю як по рядках кнопкою «Назад», так і повністю кнопкою «Скинути навчання».

Заповнена таблиця зберігається у форматі .xls командою «Зберегти таблицю». Бажано для зберігання назначати каталог «..\BaesNet», але це не принципово.

Збережений файл слугує вихідними даними для роботи програми BNetMaster побудови й аналізу мереж Байєса.

Для генерації таблиці навчання БМ було обрано режими: «Автоматична генерація», число циклів генерацій 10. Інші настройки прийняті за умовчанням (див. рис. 5). Генерована матриці навчання БМ наведена на тієї же вкладці програмного інтерфейсу.

По генерованій таблиці програмою BNetMaster була побудована оптимальна структура БМ (рис. 6).

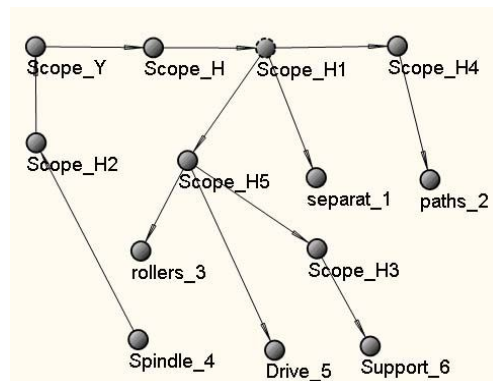


Рис. 6. Побудована оптимальна структура БМ діагностування

Як можна бачити, зв'язок по частотах можливих джерел (діагнозів) з діагностичними ознаками (симптомами) в цієї БМ не однозначний. Тобто причинно-наслідкові зв'язки в цієї структурі є як прямі від симптому до діагнозу, так і зворотні. Мають місце також зв'язки між симптомами(розмахами). Це в принципі не суперечить структурі взаємодій, які наведені на рис. 4.

За побудованою структурою БМ було проведено діагностування для 2-х випадків проявлення діагностичних ознак (симптомів).

1. Діагностування при небезпечному загальному рівні коливань $Score_Y$ ініціювалася вершина $Score_Y$ в стані «Alarm», цьому стану було надано ймовірність $p_{Alarm} = 1$. Інші стани вершини $Score_Y$ мають ймовірності $p_{Well} = 0$, $p_{Badly} = 0$.

Розраховані умовні ймовірності для інших вершин БМ наведені в табл. 3.

Таблиця 3

Розраховані умовні ймовірності станів вершин БМ для випадку небезпечного загального рівню коливань $\text{Scope_Y} = \text{«Alarm»}$

Вершини	Well	Alarm	Badly
Scope_Y	0	1	0
Scope_H	0,461	0,308	0,231
Scope_H1	0,436	0,282	0,282
Scope_H2	0,466	0,282	0,282
Scope_H3	0,465	0,344	0,281
Scope_H4	0,595	0,191	0,214
Scope_H5	0,374	0,344	0,282
Вершини	Small	Large	
separat_1	0,674	0,325	
paths_2	0,719	0,281	
rollers_3	0,772	0,228	
spindle_4	0,871	0,129	
drive_5	0,641	0,359	
support_6	0,754	0,246	

Результати розрахунку показують, що ймовірності перевищення допустимих розмахів коливань в цілому невеликі, але є сенс звернути увагу на привод (drive_5), як на джерело дефекту з найбільш високою ймовірністю $p_{\text{Large}}=0,359$.

2. Діагностування ініціювалася, як вершина Scope_H5 в стані «Badly», цьому стану вершині було надано ймовірність $p_{\text{Badly}} = 1$. Інші стани цих вершин мають ймовірності $p_{\text{Well}} = 0$, $p_{\text{Alarm}} = 0$. Це означає, що зафіксовано небезпечний рівень розмаху коливань H5 з частотами $\omega_i = \gamma - \omega_n - 2\omega_n - 3\omega_n - 4\omega_n$, що викликають підвищену шорсткість і неперіодичну хвилястість від низькочастотних коливань супорту.

Результати розрахунку показують, що ймовірності перевищення допустимих розмахів коливань досить великі для Scope_H4 ($p_{\text{Badly}} = 0,5$) і Scope_H5 ($p_{\text{Badly}} = 0,556$). є сенс звернути увагу на стан підшипників, а саме їх сепараторів (separat_1, $p_{\text{Large}}=0,6$), як на джерело з найбільш високою ймовірністю дефектів $p_{\text{Large}}=0,359$, а також доріжок кочення (paths_2, $p_{\text{Large}}=0,454$). Досить висока також ймовірність впливу вібрацій з боку приводу (drive_5, $p_{\text{Large}}=0,467$).

Висновки. Основними результатами дослідження є:

1. Розроблена модель діагностики причин відхилення форми при повздовжньому точінні і встановлені зв'язки погрішностей форми з параметрами верстата.
2. На основі проведеного Фур'є – аналізу кривої биття шпинделя встановлені діагностичні ознаки погрішностей форми при повздовжньому точінні і зв'язки по частотах між джерелами похибок і діагностичними ознаками.
3. Розроблено методику і програмний модуль навчання мережі Байєса для діагностики шпиндельної групи.
4. Проведено побудову, навчання і аналіз мережі Байєса для діагностування шпиндельної групи верстата на базі програми BNetMaster.
5. З використанням розробленої мережі Байєса по програмі BNetMaster проведено діагностику дефектів верстата для двох випадків встановлення діагностичних ознак.
6. Проведений аналіз результатів діагностування дозволяє враховувати отримані результати достовірними.

1. Верзаков Г.Ф. и др. Введение в техническую диагностику. Под ред. К.Б. Карандеева. – М.: Энергия, 1968. – 224 с.
2. Кедров С.С. Колебания металлорежущих станков. – М.: Машиностроение, 1978. – 199 с.
3. Давиденко В.І. Застосування різних методів оцінювання взаємозв'язку між факторами при побудові мереж Байєса [Текст] / Давиденко В.І., Трофименко Д.В., Свердел К.О. // Системний аналіз та інформаційні технології: сб. наук. праць по матеріалам XII міжнар. наук.-прак. конф.. – К:НТУУ «КПІ», 2010. – 448 с.
4. Давиденко В.І. Використання мереж Байєса з прихованими вершинами приматематичному моделюванні. – Магістерська дисертація, К:НТУУ «КПІ», 2010. – 184 с.