



3. ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛЕЙ, ДАНИХ І ЗНАНЬ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

3.1. ВИБІР МОДЕЛЕЙ І КРИТЕРІЇВ ДЛЯ ІСППР

*Вибір моделі процесу при проектуванні ІСППР.
Вибір критеріїв при проектуванні ІСППР*

Існує кілька умов, що визначають необхідність використання моделі процесу при прийнятті рішення (рис. 3.1).

Очевидною умовою є те, що рішення повинне безпосередньо базуватися на *первинному процесі*. По-друге, *поведінку процесу необхідно прогнозувати* – в сильному або слабкому змісті.



Процес розглядається як **прогнозований у сильному змісті**, якщо його внутрішня динаміка відома й описана математично

При цьому модель процесу може бути використана для його прогнозування за межами встановлених «нормальних» умов функціонування.

Поведінка процесів, для яких неможливо створити точний математичний опис, також можна прогнозувати (екстраполювати) на основі спостережень, якщо вони мають у достатньому обсязі. Такі процеси називають прогнозованими в «*слабкому*» змісті, тому що прогнозоване значення достовірне тільки для тих умов, що відповідають конкретному наборові даних. Як приклад «слабко прогнозованого» процесу можна навести процеси на товарному ринку. Економетричний аналіз показує, що агреговану поведінку великого числа товарних транзакцій можна прогнозувати (екстраполювати) статистичними методами на основі минулих і поточних даних, не створюючи при цьому складних моделей динаміки.

Наступною передумовою використання моделі процесу є те, що *необхідно мати дані*, що характеризують його поведінку в минулому. Відсутність цих даних можна замінити експертними оцінками. Тобто, при

розробці моделі необхідно скористатися як знаннями експерта, так і числовими даними, якщо вони є в наявності.



Рис. 3.1. Умови, що визначають необхідність використання моделі процесу

Правила вибору конкретної моделі процесу представлені на рис. 3.2.

Вибір конкретної моделі процесу базується на деяких додаткових характеристиках. Ці характеристики можна отримати за допомогою даних, зібраних на етапі декомпозиції задачі. Першою такою характеристикою є *присутність невизначеностей* (невизначеностей у вихідних даних, в динаміці або в даних на виході). Якщо невизначеності мають місце, то необхідно вибирати стохастичну модель. Якщо ж невизначеності не грають істотної ролі, то процес можна розглядати як детермінований. Прикладами стохастичних процесів можуть бути процеси, пов'язані з навколишнім середовищем (забруднення, погода), і економікою.

Наступною характеристикою є *бачення реального процесу з погляду ОПР*. ОПР має власне уявлення про те, як необхідно прогнозувати процес. Якщо ОПР зацікавлена тільки в початковому положенні і кінцевому результаті, то таке прогнозування називають *прогнозуванням на основі відношення вхід/вихід*. Якщо ж ОПР бачить необхідність контролювати цілком протікання процесу (включаючи початкові умови і кінцеве положення), то таке прогнозування називають *механістичним*. Для детермінованого процесу і прогнозу на основі відношення вхід/вихід необхідно використовувати так звані *замкнуті форми аналітичних моделей*. Якщо ж процес стохастичний і використовується прогноз на основі відношення

вхід/вихід, то при проектуванні СППР необхідно скористатися *ймовірнісною* моделлю процесу. У цьому випадку зв'язок між вхідними і вихідними змінними процесу встановлюється на основі результатів теорії ймовірностей і статистики.

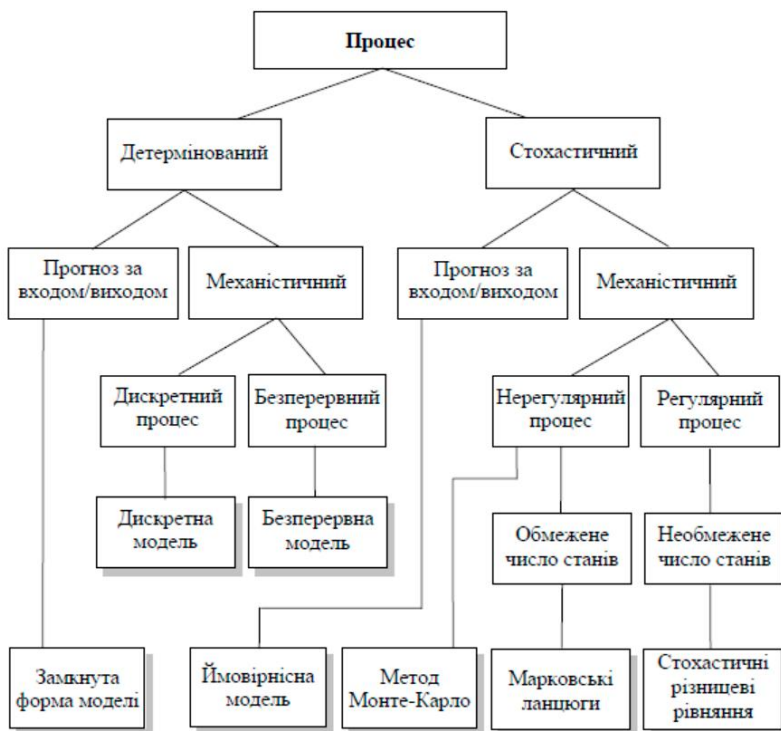


Рис. 3.2. Правила вибору конкретної моделі процесу

Крім розглянутих характеристик, необхідно визначити, яку модель використовувати з погляду *врахування протікання часу*, тобто *дискретну* або *неперервну*. Очевидно, що більше труднощів викликають стохастичні процеси. Якщо процес адекватно описується за допомогою 20 або менше станів, то його вважають процесом з обмеженим числом станів.

Ще одною характеристикою є *регулярність процесу*. Процес вважається регулярним, якщо він переходить з одного стану в інший через однакові інтервали часу. У протилежному випадку його класифікують як нерегулярний.

Якщо процес класифікується як стохастичний, з обмеженим числом станів і регулярний, а форма прогнозування механістична, то при проектуванні необхідно вибрати модель на основі *марковських ланцюгів* та ін.

Підхід до моделювання на основі *методу Монте-Карло* розглядають як «останню» можливість. Він має місце, коли неможливо цілком вивчити процес або зібрати обсяг даних, необхідний для побудови адекватної математичної моделі, але вважається, що є достатній обсяг обчислювальних ресурсів і часу для побудови подібної моделі.

Разом з вибором моделей процесу при проектуванні ІСППР приділяється увага вибору засобів інтелектуалізації підтримки прийняття рішень. «Вузловими» точками в цьому напрямку вважаються:

- перехід від логічного висновку до моделей аргументації і міркування;
- пошук релевантних знань і породження пояснень;
- розуміння і синтез текстів;
- когнітивна графіка (графічне і образне представлення знань);
- обчислення, що базуються на нечіткій логіці, нейронних мережах, генетичних алгоритмах, імовірнісних обчисленнях (що реалізуються в різних комбінаціях один з одним і з експертними системами);
- використання метазнань.



У якості прикладу вибору моделі процесу розглянемо вибір моделі при проектуванні ІСППР щодо управління процесом приватизації підприємств.

Процес проектування такої системи складається з наступних кроків:

- а) аналіз проблеми на заданому рівні;
- б) визначення входів процесу та інших змінних, що його характеризують;
- в) побудова (вибір) математичної моделі процесу приватизації;
- г) вибір методів розв'язку.

Розглянемо наведені кроки.

А. Проблема приватизації підприємств може розглядатися на таких рівнях, як галузь, кілька суміжних (зв'язаних) галузей, або на рівні держави. Для нашого прикладу вибирається рівень галузі. Приймаємо також, що ОПР зацікавлена тільки в початковому положенні і кінцевому результаті, тобто вибираємо прогнозування на основі відношення вхід/вихід.

Б. Процес приватизації можна представити наступною схемою: входів процесу та інших змінних, що його характеризують, а саме:



де: $V(t)$ – вхід процесу (задана швидкість реалізації приватизації); виходи процесу: $y(t)$ – поточна зайнятість в галузі, $x(t)$ – поточний об'єм

виробництва в галузі, $s(t)$ – поточна сума виручки від продажу підприємства.

Крім того необхідно враховувати такі допоміжні змінні:

K – кількість підприємств, що підлягають приватизації;

T – час досягнення мети (горизонт управління);

$f(t)$ – поточний об'єм продукції, яка виробляється на одному приватному підприємстві;

N – число робітників на приватному підприємстві;

n – число робітників на державному підприємстві;

$g(t)$ – продуктивність державного підприємства;

$g(t)/n$ – продуктивність робітника на державному підприємстві;

$f(t)/N$ – продуктивність робітника на приватному підприємстві;

$h(t)$ – поточне число підприємств, які знаходяться в процесі переходу від державної до приватної форми власності;

n' – число робітників на одному підприємстві, яке знаходиться в процесі переходу до приватної форми власності;

$f'(t)$ – поточна продуктивність підприємства, яке знаходиться в процесі переходу;

$\frac{f'(t)}{n'}$ – продуктивність робітника на підприємстві, яке знаходиться у

процесі переходу;

$\alpha(t)$ – коефіцієнт, який характеризує зростання числа підприємств, що переходять до приватної форми власності; при цьому $0 \leq \alpha(t) \leq 1$, $t \in [0, T]$;

C_0 – початкова вартість 1-го підприємства;

$C(t)$ – приріст вартості підприємства в часі.

З аналізу процесу приватизації та змінних, що його характеризують, можна зробити висновок, що процес є детермінованим, дискретним, нерегулярним. Невизначеностей немає. Для розрахунків є необхідні дані.

В. Виходячи з наведених передумов побудуємо математичну модель процесу приватизації:

$$x(t) = [f(t) - g(t)] v(t) + \alpha(t) [NK - y(t)]$$

$$y(t) = - (N - n) v(t) + \alpha(t) [NK - y(t)]$$

$$S(t) = v(t) [C_0 + C(t)].$$

Приймемо такі обмеження на змінні:

- обмеження на швидкість приватизації: $v(t) > 0$
- обмеження на кількість підприємств, що приватизуються:

$$\int_0^t v(t)dt \leq K$$

де: K – число підприємств, що приватизуються;

- обмеження на рівень безробіття:

$$y(t) \geq (1-r) \cdot N \cdot K, \quad 0 \leq r < 1$$

де: r – рівень безробіття;

Початкові умови:

$$r, K, T, v(0) = v_0 > 0; \quad x(0) = y(0) \cdot K; \quad y(0) = N \cdot K.$$

Можливі критерії оптимізації:

- максимізація об'єму виробництва:

$$I_1 = \max_{v(t) \in \epsilon} \int_0^T x(t)dt$$

де: c – клас кусочно-неперервних функцій;

- максимізація прибутку від продажу підприємств:

$$I_2 = \max_{v(t)} \int_0^T s(t)dt$$

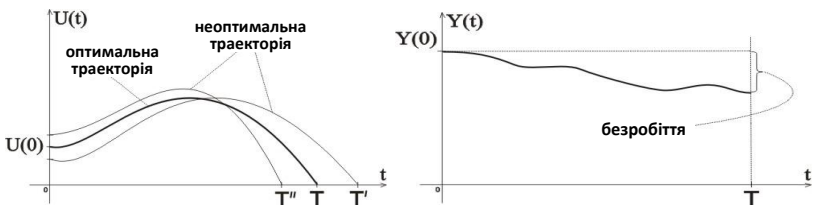
- максимізація зайнятості:

$$I_3 = \max_{v(t)} \int_0^T y(t) dt$$

Г. Вибір методів розв'язку:


- варіаційний метод, як найбільш загальний;
- узагальнений метод множників Лагранжа;
- експертний метод (без наведеної моделі).


Отримані траєкторії реалізації процесу приватизації наведені нижче:



Таким чином, при різних початкових умовах та обмеженнях отримуємо різні траєкторії реалізації процесу, з яких необхідно вибрати прийнятні.

Ще одним результатом роботи ІСППР є множина значень критеріїв $I_1^{(1)}, \dots, I_1^{(n)}; I_2^{(1)}, \dots, I_2^{(n)}; I_3^{(1)}, \dots, I_3^{(n)}$, використаних для постановки і розв'язку оптимізаційних задач.

	<p>Контрольні запитання та завдання</p> <ol style="list-style-type: none">1. Назвіть основні умови, що визначають необхідність використання моделі процесу при прийнятті рішення.2. Наведіть класифікацію правил вибору конкретної моделі процесу для підтримки прийняття рішень.3. Які характеристики можна отримати за допомогою даних, зібраних на етапі декомпозиції задачі, що впливають на вибір конкретної моделі процесу?4. З яких етапів складається побудова моделі за часовими рядами?5. Як встановлюється, чи процес, що описаний часовим рядом, є стаціонарним, чи ні? Якщо процес є нестаціонарним, то яким чином виявляється природа нестаціонарності?6. Які існують найбільш популярні методи прогнозування, що підходить для використання в ІСППР?7. Як оцінюються моделі з множини оцінюваних кандидатів?8. Які існують формальні критерії оцінки якості моделі?
---	--

	<p>За темою вашого дипломного (курсowego) проекту або у вибраній вами іншій довільній сфері (при виконанні попередніх завдань) сформулюйте основні умови, що визначають необхідність використання моделі процесу, та проведіть аналіз зібраних даних з метою визначення їх характеристик, що впливають на вибір конкретної моделі.</p>
---	--

3.2 ВИБІР МОДЕЛІ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ НАСЛІДКІВ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ІСППР

Вибір моделі для оцінювання результату роботи ІСППР.

Утилітарний мультиатрибутний вибір (УМАВ).

Аспектний мультиатрибутний вибір (АМАВ).

Адитивна утилітарна функція корисності.

Мультиплікативна мультиатрибутна функція корисності

У більшості випадків ОПР зацікавлена в порівнянні наслідків прийняття альтернативних рішень. Порівняння альтернатив пов'язано, як правило, зі складними кількісними розрахунками, необхідністю використання спеціальних знань і специфічних моделей для оцінювання альтернатив. На рис. 3.3 представлені основні критерії вибору альтернативних варіантів рішень для оцінювання результатів роботи ІСППР. На рис. 3.4 наведені правила вибору конкретної моделі оцінювання результатів роботи ІСППР для конкретної ситуації з прийняття рішень.



Якщо в процесі прийняття рішень аналізуються кілька альтернатив, кожна з яких описується більше ніж одним атрибутом, то такий процес називають мультиатрибутним процесом прийняття рішень.



Рис. 3.3. Основні критерії вибору альтернативних рішень для оцінювання результату роботи ІСППР



Якщо всі атрибути розглядаються при оцінюванні альтернативи одночасно, то такий вибір називають **утилітарним мультиатрибутним вибором** (УМАВ).

Якщо ж при оцінюванні альтернативи атрибути розглядаються в деякій визначеній послідовності, то такий вибір називають **аспектним мультиатрибутним вибором** (АМАВ).

Якщо атрибути мають якісний характер і розглядаються у визначеній послідовності, то вибір називають також аспектним.

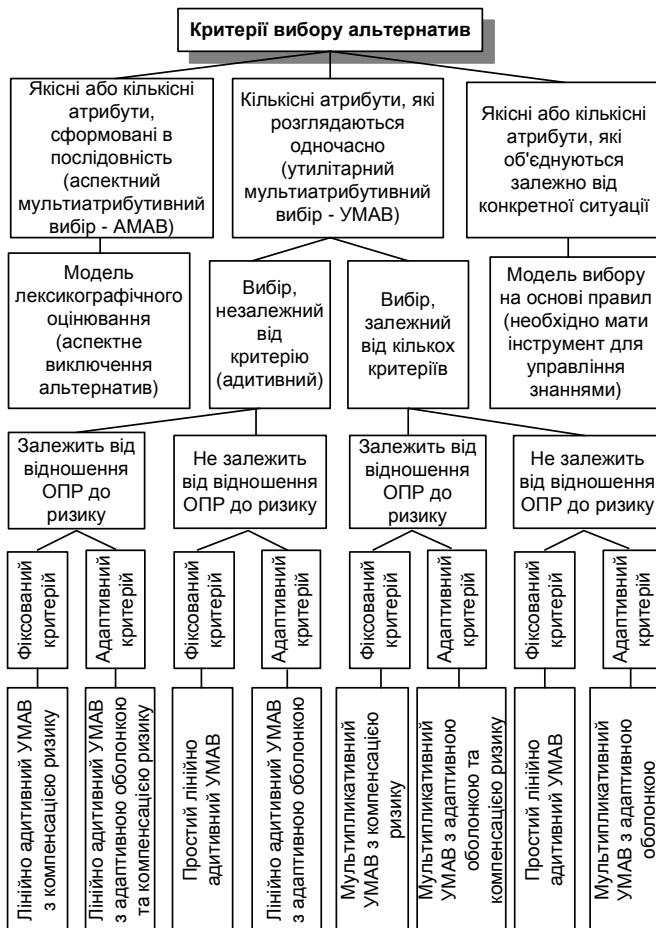


Рис. 3.4. Правила вибору моделі для оцінювання результату роботи ІСППР

Класичним прикладом УМАВ є прийняття рішення про прийом до вищого навчального закладу, коли одночасно розглядаються кілька атрибутів, що характеризують рівень знань і розвитку абітурієнта.

Прикладом аспектного вибору рішення є покупка будинку для проживання. У цьому випадку спочатку, як правило, розглядається ціна, а потім інші атрибути, такі як район його розміщення, відстань до метро (якщо воно є в місті), відстань до дитячого саду і школи.

У деяких випадках прийняття рішень процес вибору альтернатив базується на комплексних кількісних і/або якісних критеріях і асоціаціях, що змінюються в залежності від характеру проблеми. Якщо вибір носить аспектний характер, то при проектуванні ІСППР необхідно розглянути можливість «виключення альтернативи за аспектом», тобто використовувати модель «лексикографічного» вибору. За допомогою цієї моделі атрибути оцінюються шляхом їхнього зваженого послідовного порівняння з граничними значеннями. Ця частина процесу проектування носить прямо-лінійний характер і може бути виконана шляхом спілкування з досвідченим експертом.

Якщо вибір базується на правилах, то при проектуванні необхідно передбачити створення моделі, що заснована на правилах, або експертній системі. Це модель, що генерує одну альтернативу або перелік можливих альтернатив в інтерактивному режимі роботи з ОПР. У процесі діалогу аналізуються значення атрибутів і додаткові дані, що задасть ОПР. Включення в систему моделі на основі продукційних правил потребує використання інструментарію для керування базою знань. Якщо вибір альтернатив базується на використанні УМАВ, то виконується додатковий аналіз.



Якщо кожен атрибут вносить деякий постійний внесок у загальну якість альтернативи, то такі атрибути називають *лінійними*.

Якщо внесок деякого атрибута не залежить від внеску інших атрибутів, то він називається *незалежним*. У випадку, коли всі атрибути лінійні і незалежні, то УМАВ називають *лінійно-адитивним*.

Якщо в межах деякої комбінації атрибутів існує взаємодія, вони називаються *взаємозалежними*.

Коли всі атрибути лінійні, але між деякими з них існує взаємодія, то вибір типу УМАВ називають *мультиплікативним-лінійно-мультиплікативним*.

При використанні у всіх ситуаціях всіма експертами (ОПР) тільки одного правила для об'єднання атрибутів базис УМАВ називають *фіксованим*.



Якщо ж правило об'єднання атрибутів може змінюватися тим самим ОПР або змінюватися в залежності від ситуації, то базис УМАВ називають *адаптивним*.

Необхідно відзначити, що різні індивідууми (ОПР) мають різну схильність до ризику. Одні виявляють схильність до прийняття рішень з ризиком, інші намагаються уникати ситуацій з підвищеним ризиком, а треті не мають чутливості до ризику, тобто, нейтральні. Базис УМАВ називають *заснованим на ризику*, якщо ОПР ризикує стосовно себе або стосовно ресурсів, за які вона буде нести відповідальність в результаті ухвалення рішення, і цей ризик можна оцінити за допомогою деяких атрибутів оцінювання результатів. Навпаки, ризик вважається відсутнім, якщо ОПР не вносить елементів ризику в прийняття рішень або в процес оцінювання результатів.

Тепер можна сформулювати правила вибору моделі оцінювання для ситуацій УМАВ. Якщо вибір характеризується як УМАВ і є лінійно-адитивним, то при проектуванні ІСППР необхідно синтезувати *«адитивну утилітарну функцію корисності»*. Якщо ж ситуація характеризується як УМАВ і лінійно-мультиплікативна, то необхідно синтезувати *«мультиплікативну мультиатрибутну функцію корисності»* для аналізу альтернатив. У випадку, коли вибір базується на УМАВ при відсутності ризику, але процес адаптивний, то необхідно створити оболонку для адаптивного оцінювання параметрів для мультиплікативної мультиатрибутної функції корисності. Тобто, оболонка представляє собою фактично алгоритм для оцінювання параметрів моделі, що використовується для порівняльного аналізу альтернатив.

Специфіка інших варіантів, приведених на рис. 3.4, очевидна з вищенаведеного аналізу попередніх випадків.




У якості прикладу вибору моделі для оцінки результатів використовуємо дані, отримані у попередньому параграфі при моделюванні процесу приватизації підприємств.


Кращий розв'язок з множини отриманих можна знайти шляхом порівняння чисельних значень критеріїв оптимізації та траєкторії реалізації процесу. Так, не можна вважати прийнятними траєкторії, які закінчуються раніше моменту T (момент T'') або пізніше (моменту T'), тому що процес повинен закінчитись за планом у момент T .


Всі атрибути розглядаються при оцінюванні альтернатив одночасно, тобто застосовується утилітарний мультиатрибутний вибір (УМАВ) с неза-

лежністю від ризику та фіксованим критерієм (простий лінійно-адитивний УМАВ).

Процес вибору прийнятних траєкторій реалізації процесу можна автоматизувати, якщо створити ряд правил типу: якщо $I_1^{(i)} \geq j_1^{(i)}$ і траєкторія $v(t) = 0$ закінчується в момент T і рівень безробіття $\Gamma \leq \Gamma^*$ задане, то траєкторія прийнятна для реалізації.

	<p>Таким чином, підсумовуючи, результатом виконання роботи з проектування на вищенаведених етапах вибору моделей має бути:</p> <ol style="list-style-type: none">1) детальний опис трьох фаз прийняття рішення за вибраною проблемою;2) опис умов, що визначають необхідність використання моделі процесу прийняття рішень в ІСППР, яку вибрано для проектування та реалізації;3) загальні моделі при розв'язку вибраної задачі в ІСППР;4) критерії, що використовуються при виборі кращого рішення з множини можливих альтернатив.
---	--

	<p>Контрольні запитання та завдання</p> <ol style="list-style-type: none">1. Наведіть приклад утилітарного мультиатрибутного вибору альтернатив прийняття рішень.2. Наведіть приклад аспектного вибору альтернатив прийняття рішень.3. Які атрибути називають лінійними?4. Що таке мультиплікативна мультиатрибутна функція корисності?5. Що уявляє собою оболонка для адаптивного оцінювання параметрів для мультиплікативної мультиатрибутної функції корисності?
---	--

	<p>За темою вашого дипломного (курсового) проекту або у вибраній вами довільній сфері (при виконанні попередніх завдань) визначте правила вибору конкретної моделі оцінювання результатів роботи ІСППР, що проектується.</p>
---	--

3.3. НАПРЯМКИ ЗАСТОСУВАННЯ ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ІСППР

Основні задачі моделювання функцій людського інтелекту.

Основні методи штучного інтелекту в ІСППР

Як відомо, матеріальним носієм людського інтелекту є його мозок, який відповідно до сучасних уявлень складається приблизно з 10 мільярдів нервових клітин, так званих нейронів. Моделювання окремих нейронів і складання з отримуваних моделей програмно-технічних схем є одним з можливих шляхів побудови штучного інтелекту, який отримав назву структурного моделювання. Але поки що він не привів до створення штучного інтелекту, здатного серйозно потягатися з природним інтелектом хоч би на одному терені, важливого в практичному відношенні. Причина у тому, що для моделювання (навіть не дуже точного) одного нейрона потрібні досить складні електронні схеми, а для прояву скільки-небудь цікавих для практики інтелектуальних властивостей потрібно створювати ансамблі з вельми значної кількості нейронів. Ученими японських і німецьких наукових центрів була створена модельна мережа, що складається з 1,73 млрд нервових клітин і 10,4 трлн синапсів (засобів з'єднання клітин). Імітація однієї секунди активності навіть на такій моделі, приблизно еквівалентній 1% реального мозку людини, зажадала 40 хвилин машинного часу одного з самих швидкодіючих суперкомп'ютерів!

Зважаючи на такі труднощі прямого (структурного) моделювання, при побудові штучного інтелекту на практиці зазвичай використовується абсолютно інший підхід, який отримав назву функціонального (або феноменологічного). Суть його полягає в тому, щоб будувати і відтворювати на комп'ютері різні алгоритми, що визначають ті або інші функції людського інтелекту. Серед таких функцій особливим інтересом з практичної точки зору, зокрема для застосування в ІСППР, є задачі, перераховані на рис. 3.5.

Задача класифікації полягає в угрупованні заданих об'єктів в деяку кінцеву кількість класів c_1, c_2, \dots, c_k . Зазвичай передбачається, що ці класи не мають загальних елементів (об'єктів); класи можуть бути задані простим перерахуванням їх елементів: $c_i = \{c_{i1}, \dots, c_{ik}\}$ ($i = 1, 2, \dots, k$). У більш складних випадках класифікація передбачає складання описів об'єктів і правил, що визначають по цих описах приналежність об'єктів до тих або інших класів. Процедура застосування таких правил до якого-небудь об'єк-

ту (тобто встановлення класу, до якого він належить) має назву *розпізнавання образів*. Поняття образу в цьому визначенні еквівалентно поняттю класу.



Рис. 3.5. Задачі моделювання функцій людського інтелекту

Розпізнавання зорових образів в загальному випадку базується, як правило, на таких методах. В разі простих (не складених) образів найбільше застосування отримує метод порівняння з еталонами. Наприклад, якщо потрібно розпізнавати деталі якою-небудь механізму, можна запам'ятати як еталони тривимірні образи всіх таких деталей з відповідною градацією забарвлення їх поверхонь. На практиці найчастіше застосовується прийом, коли заздалегідь можна виділити контури спостережуваної деталі і здійснювати порівняння також з контурною проекцією еталону. В разі наявності еталонів з однаковими контурами, що розрізняються забарвленням, колір (або чергування півтонів) окремих частин поверхні деталі може бути притягнений для розпізнавання як додаткова ознака.

Іншим важливим напрямком є *розпізнавання і генерація мовної інформації*. Це завдання має два боки – фізичний і смисловий. З одного боку, подібно до того, як письмова мова представляється послідовністю букв (включаючи пропуск і розділові знаки), усна мова може бути представлена у вигляді послідовності елементарних звуків (включаючи паузу), що отримали назву фонем. Окремі фонемати оцифровуються і записуються у пам'ять комп'ютера. Далі можна управляти вибіркою і відтворенням на гучномовці цих фонем в будь-яких бажаних послідовностях. Може застосовуватися й інший спосіб штучного відтворення мови, коли у пам'ять записуються не фонемати, а окремі слова, частини фраз і навіть цілі фрази,

що вимовляються диктором з добре поставленим голосом; по заданому письмовому тексту комп'ютер відтворює потрібні комбінації цих записів.

Задача автоматичного розпізнавання мови незрівнянно складніше за задачу її автоматичної генерації (синтезу) і розв'язується сьогодні на рівні, що поки істотно поступається можливостям людського слуху. По-перше, потрібно уживати різні способи стискування первинної інформації про мовний сигнал для зменшення її об'єму. До цієї стислої інформації застосовуються методи класифікації і розпізнавання. Найпростіше завдання класифікації і розпізнавання вирішуються для окремо вимовних слів, коли досить ефективно діє простий механізм порівняння (по відстанях або коефіцієнтах кореляції) з еталонами. У випадку розпізнавання зливої мови труднощі незрівнянно зростають, особливо у тому випадку, коли розміри словника (кількості використовуваних слів) налічують декількох сотень і, тим більше, декількох тисяч слів. Через ці причини для розпізнавання зливої мови використовуються методи динамічного програмування, які мінімізують відмінність не між окремими словами, що розрізняються і відповідними еталонами, а між послідовностями слів і різними послідовностями еталонів. Подібна процедура вельми трудомістка і вимагає дуже високої швидкодії комп'ютера для розпізнавання мови в темпі її вимовлення (в реальному масштабі часу).

Однак незрівняне складніші задачі стоять на шляху автоматизації *розуміння* текстів – у загальноприйнятому визначенні людського розуміння. Суть «розуміння» тексту комп'ютером може полягати в збудженні цим текстом всіх вузлів деякої семантичної мережі, пов'язаних з поняттями і відношеннями, що використовуються в тексті. Побудова такої мережі є непростим завданням. Далі, проблема полягає і в постійних змінах і розширенні семантичної мережі системи. Така модифікація можлива тоді, коли система здатна до навчання. Тобто, розуміння текстів на природних мовах не може вважатися до кінця вирішеним, якщо призначена для цих цілей автоматична система не здатна вести уявний для неї діалог з людиною і, найголовніше, навчатися у результаті такого діалогу. Тому при веденні діалогу важно вміти здійснювати автоматичний переклад із зовнішнього мовного представлення на мову семантичної мережі і в зворотному напрямку.

Зрозуміло, будь-які семантичні еквівалентності в мові до певної міри є умовними, оскільки навіть перестановка слів у фразі може містити в собі зміну смислових акцентів. Проте саме подібні умовні еквівалентності дозволяють системі викласти пред'явлений їй текст «своїми словами», що також є одним з ознак «розуміння» комп'ютером його сенсу.

Необхідно зауважити, що побудова семантичних графіків значною мірою полегшується вживанням процедур семантичної класифікації в ре-

зультаті аналізу технічних текстів, що пред'являються системі (як з точки зору синтаксису, так і з точки зору семантики) завдяки гарній структурованості таких текстів і сталого набору понять. Власне такі тексти й переважно опрацьовуються в системах підтримки прийняття рішень.

Якщо системи, що ведуть осмислений діалог з людиною поки що досить далекі від повної реалізації, формальні діалогові системи, які можуть вести осмислений діалог на досить вузьку тему в інтерфейсних додатках, знаходять усе більше поширення. Розуміння запитання (або відповіді) людини тут замінюється зазвичай виділенням з нього заздалегідь записаних в пам'ять системи слів – дескрипторів і формуванням залежно від них однієї із заздалегідь записаних в пам'ять (або формованих спеціальною імовірнісною або детермінованою процедурою) відповідей (запитань). Наприклад, на запитання «який метод Необхідно використати для оцінки результатів», виділивши дескриптори «метод» і «оцінка результатів», система може сформуванати відповідь, використовуючи дані з відповідного довідника системи. На запитання «який метод був використаний для оцінки результатів вчора» – відповідь формується з даних, що розміщені в базі знань (або архіву результатів).

Важливою для систем підтримки прийняття рішень є й задача моделювання функції людського інтелекту, що полягає у *плануванні цілеспрямованих дій*. Вона може виникати як в статичному вигляді, коли мета в процесі її досягнення не змінюється, так і в динамічному, коли мета змінюється. Таку задачу інколи називають задачею цілеполагання.

Постановка задачі планування цілеспрямованих дій полягає в знаходженні деякого шляху на графі. Задається деяка кінцева множина станів $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ (вершин графа) і деяка множина елементарних дій (операторів) $\{c_1, c_2, \dots, c_k\}$, під впливом яких стани можуть переходити один в одного:

$$c_i a_j = a_k$$

де: k – деяка функція від i та j . Якщо тепер задати кінцеву мету планованих дій у вигляді деякої множини M станів a_j , у яких об'єкт потрібно перевести, то планом досягнення поставленої мети вважається послідовність $C = c_{i_1}, c_{i_2}, \dots, c_{i_k}$ елементарних дій, яка переводить даний об'єкт з початкового стану a_1 в один із станів множини M .

Розв'язання задачі зводиться до пошуку найкоротшого шляху на цьому графі, зазвичай з використанням алгоритмів пошуку у ширину, що простіше, або у довжину графа, що більш притаманне мисленню людини, шляхом послідовного дослідження вершин графа, віддалених від початкової вершини a_1 на один елементарний крок (тобто на крок, що отри-

мується в результаті однієї елементарної дії). Продовжуючи цей процес, рано чи пізно ми або прийдемо до однієї із завершальних вершин (кінцевої мети), або прийдемо до тупикового стану, коли процес перестане породжувати нові вершини. Тоді треба розпочинати пошук нових шляхів з початку.

В складних задачах планування цілеспрямованої поведінки великого значення набувають різного роду евристичні прийоми (зазвичай сформовані в результаті набутого досвіду) постановки досить крупних проміжних цілей і використання методів досягнення цілей, що застосовуються не до кінцевих, а саме до цих проміжних цілей. Саме так поступає, наприклад, шахіст, який шукає шляхи до виграшу партії. Подібні прийоми можуть набувати вигляду запам'ятовування стандартних алгоритмів досягнення мети, наприклад, в разі шахової гри – для виграшу або досягнення нічиєї в різних класах позицій і стадій гри. Зазвичай завдяки цьому шахісти дуже швидко проводять початкову стадію гри, не витрачаючи багато часу на обмірковування ходів. В таких випадках корисне запам'ятовувати можливо більшу кількість початкових ділянок шляхів (дебютів), що ведуть у бажаному напрямі.

Взагалі моделювання *ігрових задач* часто є корисним для підтримки прийняття рішень. В ігрових задачах процес проведення гри – це процес послідовного розгортання учасниками гри деякого шляху на графі можливих станів гри. Оскільки глибина дерева гри зазвичай є великою, то повне перебирання можливих шляхів вимагає занадто багато часу. У зв'язку із цим використовують так звані оцінні функції, що оцінюють аналізовані завершальні (для даного рівня перебору) позиції і вибирають черговий хід так, щоб при будь-яких можливих продовженнях мінімальне значення цільової функції («проміжного виграшу» гравця, що робить хід) було б максимальним.

Застосування до складних ігор процедур цілеспрямованого перебору при прийнятих способах побудови оцінних функцій зазвичай веде до виникнення великої кількості тупикових станів. Більш ефективним є метод, коли оцінна функція набуває динамічного характеру, тобто змінюється при зміні конкретної мети, що досягається на даний момент ігри. Такий підхід дозволяє суттєво зменшити кількість тупикових ситуацій і тим самим вельми скоротити перебір (а інколи і зовсім усунути), знаходячи ходи, що поліпшують цільову функцію на кожному кроці.

Якщо переглянути наведені вище задачі, то базою їх розв'язання в основному є наявність певних формалізованих знань з предметної області. Формалізовані знання виводиться, як правило, з одного або кількох суджень як нове судження, котре містить у собі нове знання, на основі дедук-

тивного підходу. Дедуктивні побудови розбиваються на два класи задач. Перший з них пов'язаний з постановкою проблем, тобто з формуванням суджень, справедливість (істинність) або помилковість (хибність) яких потрібно довести. Пошук самого доказу (в разі істинності судження) або спростування (в разі його хибності) носить найменування *логічного висновку*. Формалізовані знання можуть подаватися як у судженнях, істинність яких була встановлена раніше (теореми) або постулюються апіорі (аксіоми), так і в процедурах (алгоритмах), що дозволяють будувати докази і спростування. Формалізація знань, про яку йде мова в даному випадку, полягає в їх організації, або у виборі моделі подання знань, про що мова піде у подальших розділах.

Отже, завдання зі створення штучного інтелекту буде вирішено, коли вдасться створити систему програм і відповідне інформаційне наповнення, яке дозволить комп'ютеру тим або іншим способом вести будь-які осмислені діалоги з людиною на природній мові. При цьому має виконуватись умова, що звана зазвичай тестом Т'юринга: комп'ютер повинен виявити знання (уміння) і здібність до навчання новим знанням (умінню), так, щоб людина, що веде з нею діалог, протягом скільки завгодно великого проміжку часу не змогла відрізнити його від організованого аналогічним чином діалогу із звичайним співбесідником – людиною. Поки це – надбання майбутнього. Які ж сьогоденні методи штучного інтелекту знайшли застосування в ІСППР?

Перед усім мова може йти про методи нейронних мереж, методи евристичної самоорганізації, генетичні алгоритми, а також методи байєсових мереж, моделі марковського типу, зокрема приховані марковські моделі, метод групового урахування аргументів та ін.

З найперспективніших слід виділити методи нейронних мереж, які на цей час значною мірою опрацьовані і можуть використовуватися незалежно або служити ефективним доповненням до традиційних методів аналізу даних. Більшість статистичних методів пов'язана з побудовою моделей, заснованих на тих або інших припущеннях і теоретичних висновках (наприклад, в припущенні, що шукана залежність є лінійною або змінні мають нормальний розподіл). Нейромережевий підхід вільний від обмежень таких моделей, він однаково принадний для лінійних і складних нелінійних залежностей і особливо ефективний в розвідувальному аналізі даних, коли необхідно з'ясувати, чи є взагалі залежності між змінними. Сила нейронних мереж полягає в їх здатності самонавчатися. Процедура навчання полягає в налаштуванні синаптичних ваг з метою мінімізації функції втрат.

Нейронні мережі ведуть відлік часу з появи однієї з перших моделей нейромереж – перцептрона, пристрою, що моделює процес людського

сприйняття, та який, не зважаючи на свою простоту, здатний навчатися і вирішувати досить складні завдання. Нейронні мережі складаються з великої кількості нсйроподібних елементів – формальних нейронів, що утворюють шари мережі. Кожний нейрон має декілька вхідних зв'язків – синапсів і один вихідний зв'язок – аксон (рис. 3.6). Кожний зв'язок (i, j) характеризується своєю вагою w_{ij} . Якщо на i -му вході подано сигнал x_i , то через синапс (i, j) на вхід j -го нейрона подається сигнал $x_i w_{ij}$. Сигнали на вході j -го нейрона додаються до суми S_j . Вихідний сигнал j -го нейрона визначається як:

$$y_j = f(S_j)$$

де: f – функція активації спрацювання нейрона.

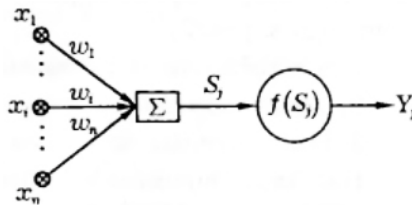


Рис. 3.6. Структура елемента нейронної мережі (штучного нейрона)

Таким чином нейронна мережа здійснює нелінійне перетворення входів у виходи:

$$Y=F(X), \text{ або } F : X \rightarrow Y$$

де: F – відповідна функції трансформації, яка реалізується нейромережею.

При заданій архітектурі нейромережі (кількість входів, нейронів та виходів) поведінка нейромережі повністю визначається її вагами w_{ij} . Ваги нейромережі можуть навчатися, тобто корегуватися в процесі навчання мережі, коли на вхід подається один за одним вхідні вектори x_1, x_2, \dots, x_n , спостерігаються на виході сигнали y_1, y_2, \dots, y_k і порівнюються з бажаними значеннями виходів. Існують різні алгоритми навчання нейромереж, які відрізняються складністю, швидкістю збіжності.

Основними перевагами нейромереж, які забезпечили їм широке використання в ІСППР, є універсальність, яка здатна реалізувати будь-яку функцію трансформації, та гнучкість, завдяки простоті навчання нсйромереж шляхом навчання ваг з використанням універсальних алгоритмів.

Основний постулат (ідея) еволюційного моделювання та генетичних алгоритмів полягає в моделюванні еволюції складної системи замість традиційного вирішення проблеми шляхом побудови її моделі.

Еволюційне моделювання базується на трьох основних механізмах еволюції живих організмів, а саме:

- 1) схрещування батьківських осіб і генерація нащадків;
- 2) дія мутацій;
- 3) селекція, відбір найкращих нащадків.

Процес еволюційного моделювання є ітераційним процесом, на кожній ітерації якого на батьківську популяцію чинять послідовно трьома вказаними механізмами, в результаті чого отримують нову популяцію нащадків.


Основними перевагами еволюційного моделювання є універсальність, простота реалізації, здатність знаходити глобально оптимальні рішення (при досить великій кількості популяцій). А основний недолік – це високі обчислювальні витрати для реалізації методу, а також наявність деяких параметрів, які необхідно підбирати експериментально.


Байсові мережі (БМ) знаходять все ширше застосування в інформаційних системах обробки статистичних, даних, представлених часовими рядами і часовими перерізами, а також якісними даними, представленими експертними оцінками, лінгвістичними змінними, інтервальними значеннями і т. ін. в умовах неточної та неповної інформації. БМ дає можливість встановити причинно-наслідкові зв'язки між подіями та визначити ймовірності настання тієї чи іншої ситуації при отриманні нової інформації стосовно зміни стану будь-якого вузла (змінної) мережі. БМ представляється у вигляді спрямованого ациклічного графа, який призначений для моделювання та візуалізації інформації щодо конкретної задачі навчання мережі на основі наявної інформації та формування статистичного висновку (probabilistic inference) – прийняття рішення щодо поставленої задачі. Оскільки імовірнісний висновок зазвичай базується на теоремі Байєса, висновок часто називають байсовим (Bayesian inference).

Як вказувалося, одним з найпопулярніших підходів до прогнозування розвитку економічних процесів, об'ємів торгових операцій, об'ємів виробництва та накопичення продукції на складах, оцінювання альтернативних економічних стратегій, економічних і фінансових ризиків, формування бюджетів підприємств та держави є прогнозування на основі часових рядів. На сьогодні ефективні результати для аналізу часових рядів досягаються з використанням апарату марковських ланцюжків та прихованих марковських моделей. Марковська модель повністю визначається матрицею переходів та початковим розподілом ймовірностей.

Приховані марковські моделі (ПММ) (раніше відомі під назвами – стохастична функція марковського ланцюжка або марковське джерело) – випадковий процес, породжений двома взаємозалежними стохастичними механізмами. Це – марковські ланцюжки, що лежать в основі, із скінченою

кількістю станів та множиною випадкових функцій, кожна з яких асоційована з відповідним станом. При дискретних моментах часу процес знаходиться в деякому стані та спостереження генерується випадковою функцією, яка відповідає чинному стану. Базовий марковський ланцюжок змінює свій стан відповідно до його матриці переходів. Спостерігати можливо тільки результат випадкових функцій, прив'язаних до кожного стану, та неможливо прямо спостерігати стани базового марковського ланцюжку. Таким чином, марковський ланцюжок є фактично прихованим, що й дало назву цій родині моделей.

	<p>Контрольні запитання та завдання</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Які задачі моделювання функцій людського інтелекту мають, з практичної точки зору, особливий інтерес для розв'язання в ІСППР? 2. Що є базою розв'язання в ІСППР наведених задач моделювання функцій людського інтелекту?. 3. Які методи штучного інтелекту знайшли застосування в сучасних ІСППР? 4. Що уявляють собою штучні нейронні мережі?
---	---

	<p>За темою вашого дипломного (курсового) проекту або у вибраній вами довільній сфері (при виконанні попередніх завдань) визначте можливі методи штучного інтелекту для застосування в ІСППР, що проектується.</p>
---	--

3.4. ДАНІ І ЗНАННЯ, ЯКІ МОЖУТЬ ВИКОРИСТОВУВАТИСЬ В ІСППР

Інформація, дані та знання.

Етапи трансформації даних і знань.

Дві проблеми інформаційного менеджменту

При знайомстві з ІСППР як інформаційними системами традиційно виникає питання: що таке дані, інформація, знання, в чому полягає різниця між ними? В спеціальній літературі можна зустріти різні визначення, які принципово не відрізняються між собою. Але загальноновизнаним є уявлення навколишнього середовища ОПР як інформаційного простору, у якому елементами (одинацями), крім названих, є й інші (рис. 3.7).



Рис. 3.7. Складові (елементи) інформаційного простору ОПР

При цьому інформація розглядається (розуміється) як у *широкому сенсі*, так і в *узькому*. Співвідношення цих понять проілюстровані рис. 3.8. Такі одиниці стають дійсно даними, якщо ці факти когось цікавлять. У протилежному випадку вони є шумом.



Дані – це окремі факти, які характеризують об’єкти, процеси і явища предметної області та їх властивості [11]

Дані – це інформація, подана у формалізованому вигляді, придатному для пересилання, інтерпретування чи оброблення за участю людини або автоматичними засобами (ДСТУ 2938-94)

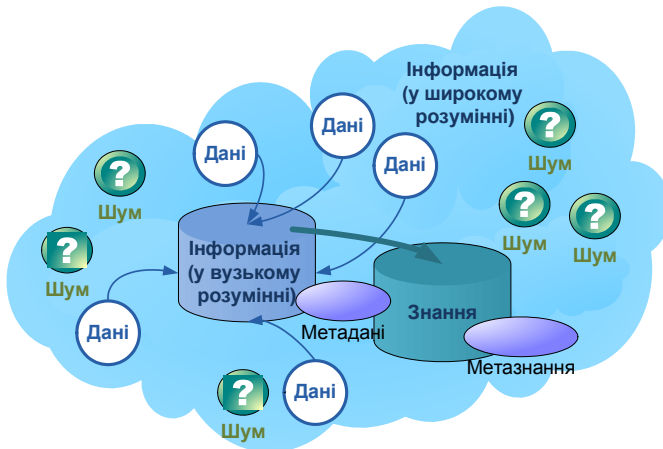


Рис. 3.8. Уявлення навколишнього середовища як інформаційного простору

Якщо дані організовано у сукупність за певною тематикою, вони уявляються як *інформація* – у *вузькому розумінні*. Ця інформація є певним чином структурованими (або агрегованими) даними, які призначені, наприклад, для обґрунтування прийняття яких-бо рішень.

Інформація надходить у ІСППР не менш ніж в двох видах:

1) дані, що характеризують значення конкретних атрибутів або факти щодо реальної ситуації;

2) знання, що структурно і семантично описують попередній досвід і дають можливість екстраполювати нові ситуації.

В процесі комп'ютерної обробки в ІСППР дані трансформуються і умовно проходять певні етапи (рис. 3.9).

Якщо деякі дані характеризують ту частину проблеми, про яку ОПР має визначені знання, то говорять, що ці дані *конкретизують знання*.

Точне та сміне визначення знання було дано задовго до інформаційно-електронної революції – згадаємо відоме визначення Френсіса Бекона: «знання – це сила». Що розуміється під терміном «знання», також наведено і в енциклопедичному словнику Webster.

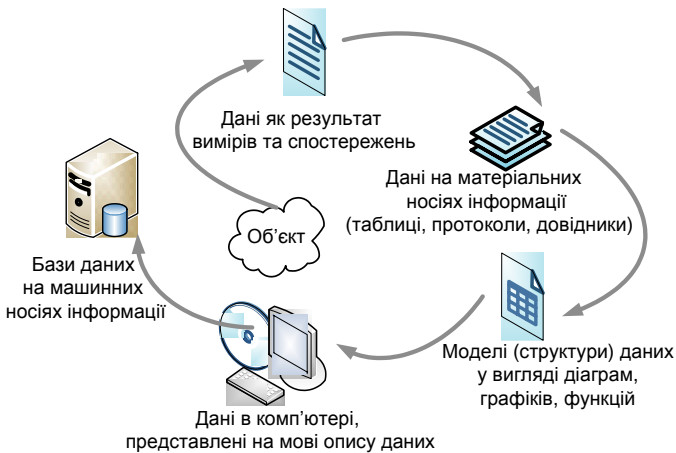


Рис. 3.9. Умовні етапи трансформації даних в ІСППР



Знання (у широкому сенсі) – це сукупність понять, теоретичних побудов і уявлень

Знання можна розділити на теоретичні і практичні (емпіричні). Емпіричні знання базуються на даних, отриманих емпіричним шляхом. Вони

представляють собою результат розумової діяльності людини, спрямованої на узагальнення його досвіду, набутого в результаті практичної діяльності.



Знання (у вузькому сенсі) – це дані, інформація, спеціально організовані

У теорії штучного інтелекту знання визначаються як сукупність даних про предметну область, що включають інформацію про властивості об'єктів, закономірності процесів і явищ, а також правила використання цієї інформації для ухвалення рішень. Правила використання включають систему причинно-наслідкових зв'язків.

Часто використовують ще таке визначення знань: знання – це добре структуровані дані, або дані щодо даних, або метадані.



Головна відмінність знань від даних полягає в їхній активності, тобто поява в базі даних нових фактів або встановлення нових зв'язків може стати джерелом змін в ухваленні рішень

Таке знання дає упевнене розуміння предмету прийняття рішення, уміння самостійно поводитися з ним, розбиратися в ньому, а також використовувати для досягнення поставленої мети. Знання є результатом переробки інформації, зокрема з використанням метаданих, мають досить довгий цикл життя, несуть визначену ідею и постачені контекстом, що визначає область її ефективного застосування в даному місті і в даний час.

В процесі створення та обробки знання трансформуються аналогічно до даних (рис. 3.10).

Очевидно, що самі по собі дані без знання того, як їх інтерпретувати, змісту не мають. З іншого боку, знання саме по собі без конкретних даних можна характеризувати як «цікаве», але застосувати його неможливо. Виходячи з цього визначаються дві різні проблеми інформаційного менеджменту, що зустрічаються при прийнятті рішень (див. рис. 3.11).

Для багатьох ситуацій, пов'язаних із прийняттям рішень, характерним є присутність однієї або обох цих проблем. Перша проблема є особливо характерною для систем реального часу, оскільки можливості ОПР щодо обробки даних обмежені. При обмеженому обсязі робочої пам'яті і порівняно довгому циклі роботи когнітивного процесора для ОПР може знадобитися досить довгий відрізок часу, щоб виконати аналіз даних і одержати корисну для подальшого розгляду інформацію. У таких випадках розумову роботу ОПР необхідно підтримати методикою (методом) менеджменту даних.



Рис. 3.10. Умовні етапи трансформації знань в ІСППР

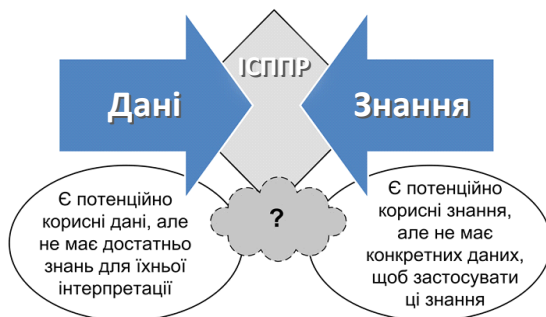


Рис. 3.11. Дві проблеми інформаційного менеджменту, що зустрічаються при прийнятті рішень

Проблема іншого типу пов'язана з відсутністю необхідного навчання і досвіду ОПР. Тут відіграє також роль специфічна архітектура процесора обробки даних людського організму. Знання, придбані людиною, зберігаються в довгостроковій пам'яті і «читаються» (вибираються) за допомогою семантичних методів, тобто за змістом. Такий тип доступу до пам'яті характеризується високою швидкістю, але низькою надійністю. Люди часто не можуть згадати ту частину знання або даних, що терміново необхідна в конкретний момент часу. Ця проблема особливо гостра при роботі в режимі реального часу. Її вирішують за допомогою методів менеджменту знань.



Контрольні запитання та завдання

1. Наведіть визначення даних та знань.
2. Що є елементами (одиницями) інформаційного простору?
3. Назвіть умовні етапи трансформації даних в процесі функціонування ІСППР.
4. Назвіть умовні етапи трансформації знань в процесі функціонування ІСППР.
5. Назвіть дві проблеми інформаційного менеджменту, що зустрічаються при прийнятті рішень.



За темою вашого дипломного (курсowego) проекту або на прикладі прийняття рішень у вибраній вами (при виконанні попередніх завдань) довільній сфері визначте типи даних та знань, що можуть використовуватись в ІСППР, яку ви вибрали для проектування та реалізації.

Опишіть, як трансформуються дані та знання в процесі комп'ютерної обробки у вашій системі і які проходять етапи обробки.