DOI 10.34185/1562-9945-4-123-2019-09
УДК 506:510

І.В. Баклан, Т.В. Шулькевич

МАРКОВСЬКІ МОДЕЛІ ДЛЯ ЛІНГВІСТИЧНИХ ПОСЛІДОВНОСТЕЙ

Анотація. Популярність прихованих Марковських моделей ПММ та їх впровадження до різних областей, що поширюється з кожним роком, приводить певних проблем.

Метою дослідження є особливості застосування прихованих Марковських моделей для аналізу часових рядів у вигляді лінгвістичних ланцюжків .

Дане дослідження має за свою ціль визначення тих проблем, що стоять перед розробниками інтелектуальних систем із застосуванням ПММ та визначення деяких з напрямків, за якими ці проблеми можуть бути подолані. Для цілої родини стандартних ПММ були визначенні три основні проблеми, вирішення яких є дуже важливим для аналізу та прогнозування часових рядів.

На сьогодні приховані Марковські моделі є одним з найпоширеніших математичних апаратів, що використовується для багатьох класифікаторів та моделювання різноманітних проблем. В останні роки ПММ використовуються для розпізнавання жестів. Зрозуміло, що дана стаття не дає повний перелік проблем, що стоять перед розробниками інтелектуальних систем із застосуванням ПММ, але є певним кроком на шляху до інтеграції сучасних методів вирішення складних задач.

Ключові слова: прихована Марковська модель, лінгвістична модель, лінгвістичне моделювання.

Постановка проблеми. Для родини стандартних прихованих Марковських моделей існує три основні проблеми, вирішення яких необхідно для використання ПММ для аналізу лінгвістичних послідовностей.

1. Оцінка, або проблема кількісного показника.
2. Проблема декодування.
3. Оцінка результату або проблема навчання.

Аналіз публікацій по темі дослідження. Марковські випадкові процеси названі по імені видатного російського математика А.А. Маркова (1856-1922), який вперше почав вивчення імовірнісного зв'язку випадкових величин і який створив теорію, що можна назвати "динамікою вірогідності". Надалі основи цієї теорії з'явилися вихідною базою загальної теорії випадкових процесів, а також таких важливих прикладних наук, як теорія дифузійних процесів, теорія надійності, теорія масового обслуговування і так далі. В даний час теорія Марковських процесів і її застосування широко застосовуються в самих різних областях.

Завдяки порівняльній простоті і наочності математичного апарату, високій достовірності і точності отримуваних рішень, особлива увага Марковські процеси придбали у фахівців, операцій, що займаються дослідженням, і теорією ухвалення оптимальних рішень.

Приховані Марковські процеси (ПМП), специфікація яких була опублікована ще в кінці 60-х років, останнім часом стали дуже популярні. По-перше, математична структура ПМП дуже багата і дозволяє вирішувати математичні проблеми різних галузей науки. По-друге, грамотно спроектована модель дає на практиці гарні результати роботи.

Більша частина сучасної літератури [1-11], присвяченої моделюванню з використанням математичного апарату прихованих Марковських моделей, стосувалася розв’язанню трьох основних проблем ПММ.

ПММ окреслюють широкий клас моделей, класифікація яких була приведена в роботах [12-13].

Мета дослідження. Метою дослідження є особливості застосування прихованих Марковських моделей для аналізу часових рядів у вигляді лінгвістичних ланцюжків .

Основна частина. В процесі розкриття трьох основних проблем згадаємо про деякі визначення Марковського аналізу лінгвістичних послідовностей, які базуються на підході Марковського моделювання (суміш перехідних розподілів – СПР, фреймзалежні Марковські ланцюжки, інтерполяційні Марковські моделі), за винятком прихованих Марковських моделей.

Враховуючи теорію ймовірнісного навчання основним напрямком досліджень повинно стати визначення відносних частот компонентів послідовності. Початковий статистичний аналіз лінгвістичних послідовностей на основі компонент алфавіту.

Розглянемо деякі визначення щодо аналізу лінгвістичних послідовностей. Нехай мається множина (алфавіт) літер $A=\{a_1,a_2,...,a_n\}$. Основними елементами нашого дослідження будуть послідовності літер з алфавіту $A - X=\{x_i\}_{i=1}^{N}$.

У випадку послідовностей маємо справу з алфавітом потужністю 4.

В основі аналізу лінгвістичних послідовностей нас цікавлять не тільки частоти окремих елементів алфавіту, але й «слів» - під послідовностей, які властиві для досліджуваних послідовностей.

Деяка частина інформації в лінгвістичній послідовності може використовуватися для пошуку за зразком або перекривними словами (k - кортежі баз). Зокрема, пошук слів, які можуть бути частими або рідкими. Це також дає інформацію про гетерогенність послідовності. Слова з нестохастичною внутрішньою статистикою й зненацька високою частотою випадків – це кандидати для мотивів у лінгвістичній послідовності. Отже перевірка на стохастичній моделі – це може бути те, що потрібне для пошуку слів в тестових базах даних, які зберігають довгі рядки.

Автокореляцію слова можна визначити наступним чином. Нехай $w = w_1 \ldots w_h$

позначає слово довжиною h, утворене символами з деякого алфавіту S. Будемо говорити, що існує перекриття довжиною r, якщо перші r символів у w, дорівнює r останнім символам в тому ж самому порядку - $w_j = w_{h-r+j}, j = 1, \ldots r$. Автокореляція w- це бінарний вектор $\varepsilon_1 \varepsilon_2 \ldots \varepsilon_h$, визначений наступним чином:

$\varepsilon_r = \{$ 1 \я\к\щ\о\і\с\н\у\є\п\е\р\е\к\р\и\т\т\я\д\о\в\ж\и\н\и r\,
0 \у\ \п\р\о\т\и\л\е\ж\н\о\м\у\ \в\и\п\а\д\к\у\.

Безсумнівно $\varepsilon_h = 1$ для кожного слова. Існують слова, які не можуть мати інші перекриття. Наприклад слово має автокореляцію - .

ПММ може розглядатися як родина моделей для послідовності символів з алфавіту $o = \{o_1, o_2, \ldots, o_k\}$. Модель базується на ідеї прихованої послідовності переходів Марковських станів. Дамо більш формальне визначення ПММ:

Припускається гомогенні (однорідні) за часом. Матриця переходів будується як

$$A = \left(a_{i|j}\right)_{i=1,\, j=1}^{j,\, j} \tag{1}$$

із добре відомими нам обмеженнями:

$$a_{i|j} \geq 0, \sum_{j=1}^{j} a_{i|j} = 1$$

В момент часу $n = 0$ стан X_0 визначається розподілом ймовірностей

$\pi_j(0) = P(X_0 = j)$ з $\pi(0) = (\pi_1(0), \ldots, \pi_j(0))$.

Помітний випадковий процес. Випадковий процес $\{Y_n\}_{n=0}^{\infty}$ із скінченним фазовим простором $O = \{o_1, o_2, \ldots o_k\}$, де $K \neq J$. Процеси $\{X_n\}_{n=0}^{\infty}$ та $\{Y_n\}_{n=0}^{\infty}$ для довільних фіксованих n пов'язані розподілом умовних ймовірностей

$$b_j(k) = P(Y_n = o_k \mid X_n = j).$$

Встановимо, що

$$B = \left\{ b_j(k) \right\}_{j=1, i=1}^{J, K}$$

Будемо називати її матрицею ймовірностей розповсюдження. Це – інша стохастична матриця в тому сенсі, що

$$b_j(k) \ge 0, \ \sum_{k=1}^{k} b_j(k) = 1$$

Умовна незалежність

Для довільної послідовності станів $j_0, j_1, \ldots j_n$ ймовірність послідовності $o_0, o_1, \ldots o_n$ визначається як:

$$P(Y_o = o_0, \ldots, Y_n = o_n \mid X_0 = j_0, \ldots, X_n = j_n, B) = \Pi_{l=0}^{n} b_{j1}(l). \tag{2}$$

Інше кажучи, виділені символи умовно незалежні від заданої послідовності станів.

3-тій постулат визначення є вирішальним для усіх математичних розробок, які будуть нами наведені надалі.

Процес $\{Y_n\}_{n=0}^{\infty}$ може розглядатися як функція від Марковського ланцюжку та в загальному випадку не є Марковським ланцюжком.

До набору переваг цих припущень можна записати спільну ймовірність $o_0 o_1 \ldots o_n$ та $j_0 j_1 \ldots j_n$ як

$$P(Y_0 = o_0, \ldots, Y_n = o_n, X_0 = j_0, \ldots X_n = j_n; A, B, \pi(0)) =$$

$$= P(Y_0, \ldots Y_n \mid X_0, \ldots, X_n, B) \bullet P(X_0, \ldots, X_n, A, \pi(0)) =$$

$$= \pi_{j_0}(0) \bullet \Pi_{l=0}^{n} b_{j1}(l) \Pi_{l=1}^{n} a_{jl-1|jl}$$

Перебудовуючи останній вираз, отримаємо:

$$P(Y_0 = o_0, \ldots, Y_n = o_n, X_0 = j_0, \ldots X_n = j_n; A, B, \pi(0)) =$$

$$= \pi_{j_0}(0) \bullet b_{j0}(0) \Pi_{l=1}^{n} a_{jl-1|jl} b_{jl}(l)$$

Надалі ми отримуємо спільний розподіл ймовірностей $o_0 o_1 \ldots o_n$ як неістотний розподіл підсумовуючи всі можливі шляхи побудови послідовностей станів. Це за пишемо наступним чином:

$$P(Y_0, \ldots, Y_n; A, B, \pi(0)) = \sum_{l_0=1}^{j} \ldots \sum_{j_n=1}^{j} \pi_{j_0}(0) b_{j0}(0) \prod_{l=1}^{n} a_{jl-1|jl} b_{jl}(l); \tag{3}$$

Таким чином скінченні вимірні розподіли ймовірностей $\{Y_n\}_{n=1}^{\infty}$ є повністю визначеними нашим вибором стохастичних матриць A, B та початковим розподілом $\pi(0)$. Отже ми можемо використовувати повний запис для цієї моделі

$$\lambda = (A, B, \pi(0))$$

Тепер маємо: родину моделі зумовлених на $\lambda = (A, B, \pi(0))$ рядок $o = o_0 o_1 \dots o_n$ має розподіл ймовірностей

$$P_0 = P(Y_0 = o_0, \dots, Y_n = o_n, \lambda) = \sum_{j_0=1}^{j} \dots \sum_{j_n=1}^{j} P(Y_0 = o_0, \dots, Y_n = o_n, X_0 = j_0, \dots, X_n = j_n; \lambda);$$

де

$$P(Y_0 = o_0, \dots, Y_n = o_n, X_0 = j_0, \dots X_n = j_n; \lambda) =$$
$$= \pi_{j_0}(0) \bullet \Pi_{l=0}^{n} a_{jl-1|jl}$$

Різноманітні статті та навчальні посібники про ПММ містять одну незначну відмінність, що стосується формулювання $P(o)$. У статті Левінсона [2] та статті 1960 року Баума та Петрі була наведена наступна формула:

$$P_0 = P(Y_0 = o_0, \dots, Y_n = o_n, \lambda) = \pi_{j_0}(0) \bullet \prod_{l=1}^{n} b_{jl}(l) \prod_{l=0}^{n} a_{jl-1|jl}; \quad (4)$$

яка означає, що не існує розповсюдження в початковому стані або, що початковий стан є станом „мовчання” (згадаємо, що в ранніх роботах головним застосуванням цього математичного апарату було розпізнавання голосу). З іншого боку це говорить про те, що завжди відомо, що початковий символ буде тим самим. Так, що потрібно ретельно розглянути та порівняти різноманітні варіанти формул для ПММ.

Джелайнек визначав приховані Марковські моделі в термінах розподілу розповсюдження, яке є функціонує від переходу стану. Формально це можна подати так, що $b_j(k) = P(Y_n = o_k | X_n = j)$ замінюється на

$b_{(i|j)(k)} = P(Y_n = o_k | X_{n-1} = i, X_n = j)$. Як легко бачити, це твердження, проте, повністю тотожне тому, що використовували вище.

Коли ми кажемо „стохастичний механізм”, це припускає наступні кроки генерації послідовностей в $\mathfrak{R}^{N+1}$:

1) Вибір початкового стану $X_0 = j_0$, яке відповідає розподілу $\pi(0)$;

1) Встановити $n = 0$;

2) Обрати $Y_n = o_k$, яке відповідає розподілу ймовірностей появи символів в стані j_n - $b_{j_n}(k)$;

3) Перевести до нового стану $X_{n+1} = j_{n+1}$, яке відповідає розподілу ймовірностей переходу до цього стану - $a_{(j_n|j_{n+1})}$;

4) Збільшити n на одиницю та повернутися до шагу 3, якщо $n \leq N$, або перервати роботу алгоритма в протилежному випадку.

Приведена вище процедура може з одного боку використовуватися, як генератор вибірки, так і як модель для генерації даної послідовності відповідною ПММ.

Безумовний розподіл для будь-якого Y_n задається попереднім визначенням ПММ:

$$P(Y_n = o_k) = \sum_j^J P(Y_n = o_k \mid X_n = j) \bullet \pi_j(n)$$

Припустимо, що усі рядки матриці A ідентичні, тобто

$a_{(i|j)} = w_j$ для $j = 1,2,\dots,J$, для усіх i .

Тоді $\pi(n) = (w_1, w_2, \dots, w_J)$ для всіх $n \geq 1$ та для будь-яких $\pi(0)$, де, нагадаємо, $\pi(n) = \pi(0) \cdot A^n$. Інше кажучи для $n \geq 1$

$$P(Y_n = o_k) = \sum_j^J P(Y_n = o_k \mid X_n = j) \bullet w_j$$

де $P(Y_n = o_k | X_n = j)$ не залежить від n . Припущення про ідентичність рядків A означає, що X_n - незалежні випадкові величини та припущення умовної незалежності – це припущення про попарну незалежність для (X_n, Y_n). Але це ніщо інше, як родина моделей розподілу скінченної суміші [1].

Безсумнівно коли настанова завершена деяким початковим розподілом $\pi(0)$, ми визначили приховану Марковську модель. ПММ має матрицю ймовірностей розповсюдження:

$$B = \begin{pmatrix} 1-\varepsilon & \varepsilon \\ \varepsilon & 1-\varepsilon \end{pmatrix}$$

Стандартні приховані Марковські моделі можна розглядати, як граф наведений на рисунку в рис. 1. Цей вид графів відомий під назвою діаграми впливу або мережі довіри (див. у Сміта [10]). Кожний вузол у графу зображає випадкову величину, яка опису є стан X_n або результат спостережень Y_n в деякий момент часу n . На рис. 1 ребра (стрілка) зображує напрям впливу. Граф зображує модель припущень. Умова Марковості означає, що якщо нам відомо який стан i був відвіданий у момент часу n , то ніяка друга інформація з минулого не важлива для майбутнього. На рисунку X_n відокремлює попередню змінну від майбутньої: видаленням X_n з графу, змінні $X_m(m > n)$ стануть від'єднаними від змінних

$$X_k(k < n)$$

В термінах діаграм впливу можна легко осягнути та працювати не тільки у межах стандартних прихованих Марковських моделей. Приклади нестандартних моделей подані на рис. 2, де зображена авторегресійна ПММ, зчепленої ПММ на рис. 3 та факторної ПММ. Ключем для розуміння зображеного повинні стати круги, які мають у собі стани прихованого ланцюжку, та трикутники з виданими на відповідні моменти часу символами. Детальний розгляд факторних ПММ, поданих на рис. 4, дається у Грахрамані та Джордана [3]. Бойз розглядав у своїй роботі [4] застосування авторегресійних ПММ в аналізі біологічних послідовностей.

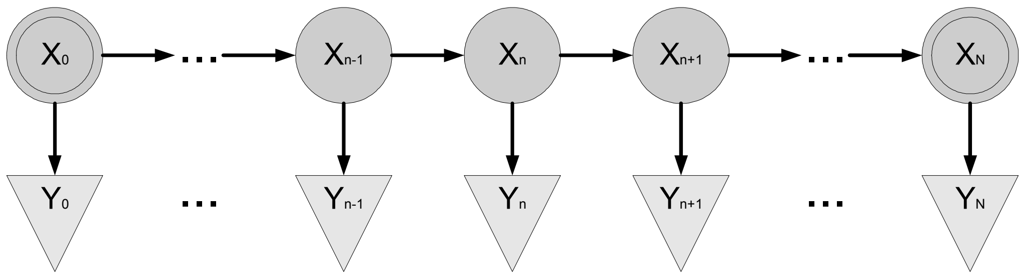

Рисунок 1 - Діаграма впливу: стандартна ПММ

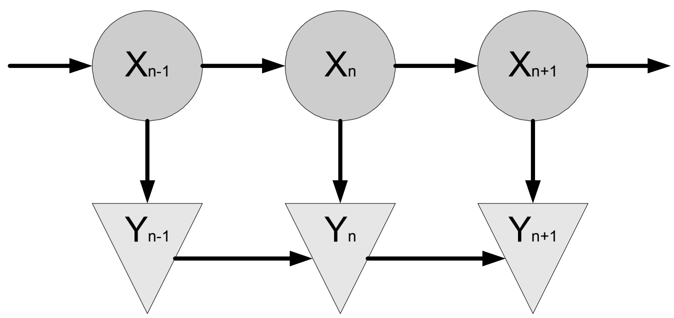

Рисунок 2 - Діаграма впливу: авторегресійна ПММ

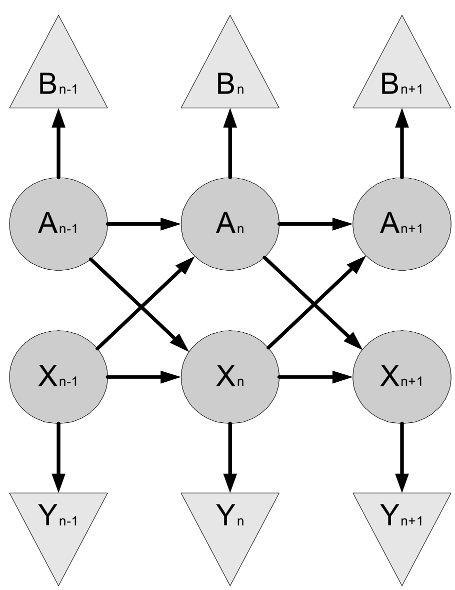

Рисунок 3 - Діаграма впливу: спарена ПММ

ISSN 1562-9945

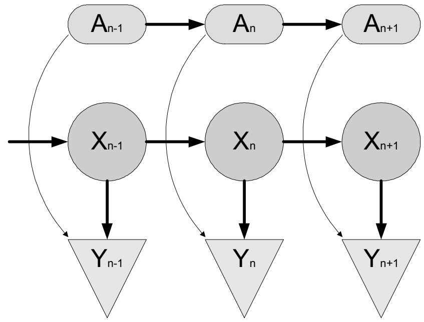

Рисунок 4 - Діаграма впливу: факторна ПММ

Для згаданої вище родини стандартних прихованих Марковських моделей існує три основні проблеми, вирішення яких необхідно для використання ПММ для аналізу лінгвістичних послідовностей.

1. Оцінка, або проблема кількісного показника.

В першу чергу до цієї проблеми має відношення обчислювальна ефективність. Без складних обмежень є можливим просте оцінювання

$$P(Y_0 = o_0, \dots, Y_n = o_n; \lambda)$$

Так само, як це робилося з ймовірністю вище. Оскільки підсумок залучає J^{n+1} можливих послідовностей, загальні обчислювальні вимоги – порядок операцій. А звідси першою проблемою для ПММ є перебороти експонентний ріст. Рішення відоме, як процедура „туди-сюди".

2. Проблема декодування.

Найчастіше нас цікавить найбільш ймовірний починаючий стан, який веде до досліджуваної послідовності. В термінах ПММ ця проблема отримала назву проблеми вирівнювання. Існує дійсно декілька шляхів для визначення критерія декодування. Пошук послідовності $j_0 \dots j_n$, яка максимізує

$$P(X_0 = j_0, \dots X_n = j_n, Y_0 = o_0, \dots, Y_n = o_n; \lambda)$$

для фіксованої досліджуваної послідовності $o_0 \dots o_n$- це практично найбільш часто використаний критерій, оскільки може бути здійснений алгоритмом Вітербі.

3. Оцінка результату або проблема навчання.

Оцінка результату для заданої досліджуваної послідовності $o = o_0 \dots o_n$ має в свої основі пошук моделі:

$$\lambda = (A, B, \pi(0))$$

яка визначає найбільш ймовірну модель для породження заданої послідовності $o_0 \dots o_n$, що також отримала назву тренувальної послідовності.

Умову для обчислювання оцінки та навчання в стандартних та нестандартних ПММ сформулював Люк [8].

Сміт та інші [9] ввели загальну структуру графічних моделей для ймовірнісних незалежних мереж, завдяки яким можна вивести чисельні алгоритми для кількісної оцінки та проблеми вирівнювання в інший спосіб, ніж це було представлено в цьому тексті. Технологія ймовірнісних незалежних мереж може також використовуватися при вирішенні цих проблем для ряду нестандартних ПММ.

Висновки. На сьогодні приховані Марковські моделі є одним з найпоширеніших математичних апаратів, що використовується для багатьох класифікаторів та моделювання різноманітних проблем. В останні роки ПММ використовуються для розпізнавання жестів [11]. Зрозуміло, що дана стаття не дає повний перелік проблем, що стоять перед розробниками інтелектуальних систем із застосуванням ПММ, але є певним кроком на шляху до інтеграції сучасних методів вирішення складних задач.

ЛИТЕРАТУРА / ЛІТЕРАТУРА

1. Timo Koski. Hidden Markov Models for Bioinformatics. – Dordrecht: Kluwer Academic Publicher, 2001. – 392 p.
2. S.E.Levinson, L.R.Rabiner and M.M.Sondhi An Introduction to the Applications of Theory of Probabilistic Functions of a Markov Chain to Automatic Speech Recognition. – The Bell System Technical Journal, 1983, 62, pp.1053-1074.
3. Z.Grahramani and M.Jordan. Factorial hidden Markov models. – Machine Learning, 1997, 29, pp.245-273.
4. R.J.Boys, D.Henderson and D.J.Wilkinson. Detecting homogeneous segments in DNA sequences using hidden Markov models. Applied Stistacs, 2000, 49, Part 2, pp.269-285.
5. Y.Ephraim, A.Dembo and L.R.Rabiner. Minimum Discrimination Information Approach for Hidden Markov Modelling. – IEEE Trans. jn Information Theory, 1989, 35, pp.1000-1013.
6. P.Baldi and Y.Chauvin. Smooth On-Line Learning Algorithms for Hidden Markov Models. – Neural Computation, 2000, 6, pp. 307-318.
7. B.H. Juang and L.R. Rabiner. The segmental K-means Algorithm for Estimating Parameters of Hidden Markov Models. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1990, 38, pp. 1639-1641.
8. H. Lucke. Which Stochastic Models Allow Baum-Welch Training? - IEEE Trans¬actions on Signal Processing, 1996, 44, pp. 2746—2756.
9. P. Smyth, D. Heckerman and M.L. Jordan. Probabilistic Independence Networks for hidden Markov probability models. Neural Computation,1997, 9, pp. 227—269.
10. J.Q.Smith. Influence diagramsfor statistical modelling. Annals of Statistics, 1989, 17, pp.654-672.

11. Y. Shen, E. Muth, and A. Hoover Senior Member The Impact of Quantity of Training Data on Recognition of Eating Gestures / Preprint arXiv:1812.04513v1 [cs.LG] 11 Dec 2018
12. Баклан І.В., Степанкова Г.А. Класифікація моделей марковського типу: наукова монографія . - К.: НАУ, 2012. – 84 с.
13. Baklan I., Komada P. Hybrid hidden Markov models // Elektronika (LIV). - No 8/2013. – P.28-31.

REFERENCES

1. Timo Koski. Hidden Markov Models for Bioinformatics. – Dordrecht: Kluwer Academic Publicher, 2001. – 392 p.
2. S.E.Levinson, L.R.Rabiner and M.M.Sondhi An Introduction to the Applications of Theory of Probabilistic Functions of a Markov Chain to Automatic Speech Recognition. – The Bell System Technical Journal, 1983, 62, pp.1053-1074.
3. Z.Grahramani and M.Jordan. Factorial hidden Markov models. – Machine Learning, 1997, 29, pp.245-273.
4. R.J.Boys, D.Henderson and D.J.Wilkinson. Detecting homogeneous segments in DNA sequences using hidden Markov models. Applied Stistacs, 2000, 49, Part 2, pp.269-285.
5. Y.Ephraim, A.Dembo and L.R.Rabiner. Minimum Discrimination Information Approach for Hidden Markov Modelling. – IEEE Trans. jn Information Theory, 1989, 35, pp.1000-1013.
6. P.Baldi and Y.Chauvin. Smooth On-Line Learning Algorithms for Hidden Markov Models. – Neural Computation, 2000, 6, pp. 307-318.
7. B.H. Juang and L.R. Rabiner. The segmental K-means Algorithm for Estimating Parameters of Hidden Markov Models. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1990, 38, pp. 1639-1641.
8. H. Lucke. Which Stochastic Models Allow Baum-Welch Training? - IEEE Trans¬actions on Signal Processing, 1996, 44, pp. 2746—2756.
9. P. Smyth, D. Heckerman and M.L. Jordan. Probabilistic Independence Networks for hidden Markov probability models. Neural Computation,1997, 9, pp. 227—269.
10. J.Q.Smith. Influence diagramsfor statistical modelling. Annals of Statistics, 1989, 17, pp.654-672.
11. Y. Shen, E. Muth, and A. Hoover Senior Member The Impact of Quantity of Training Data on Recognition of Eating Gestures / Preprint arXiv:1812.04513v1 [cs.LG] 11 Dec 2018
12. Baklan I.V., Stepankova G.A. KlasifIkatsIya modeley markovskogo tipu: naukova monografIya . - K.: NAU, 2012. – 84 s.
13. Baklan I., Komada P. Hybrid hidden Markov models // Elektronika (LIV). - No 8/2013. – P.28-31.

Received 06.03.2019.
Accepted 11.03.2019.

Марковские модели для лингвистических последовательностей

В статье рассмотрены скрытые Марковские модели, которые являются одним из самых распространенных математических аппаратов, используется для многих класси-

фикаторов и моделирования различных проблем. ГСМ используются для распознавания жестов. Понятно, что данная статья не дает полный перечень проблем, стоящих перед разработчиками интеллектуальных систем с применением ГСМ, но является определенным шагом на пути к интеграции современных методов решения сложных задач.

Markov models for linguistic sequences

The popularity of hidden Markov models of fuels and lubricants and their implementation in various fields, spreads every year, leads to certain problems.

The aim of the study is the use of hidden Markov models for the analysis of time series in the form of linguistic chains.

This study has its own goal of identifying the problems facing the developers of intelligent systems with the use of fuel and lubricants and identifying some of the areas in which these problems can be overcome. For the whole family of standard fuels and lubricants, three main problems were identified, the solution of which is very important for analyzing and forecasting time series.

Today, hidden Markov models is one of the most common mathematical tools used for many classifiers and modeling of various problems. In recent years, fuels and lubricants are used for gesture recognition. It is clear that this article does not provide a complete list of the problems facing the developers of intelligent systems using fuel, but it is a definite step towards the integration of modern methods for solving complex problems.

Баклан И.В. - кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры автоматизированных систем обработки информации и управления, Национальный технический университет Украины «КПИ им. Игоря Сикорского ».

Шулькевич Т.В. - аспирант кафедры АСОИУ Национального технического университета Украины «Киевский политехнический институт им. Игоря Сикорского ».

Баклан І.В. - кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри автоматизованих систем обробки інформації і управління, Національний технічний університет України «КПІ ім. Ігоря Сікорського».

Шулькевич Т.В. - аспірант кафедри АСОІУ Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського».

Baklan I.V. - candidate of technical sciences, associate professor, assistant professor of the department of automated information and management systems, National Technical University of Ukraine "KPI im. Igor Sikorsky ".

Shulkevich T.V. - post-graduate student of the ASUIU chair of the National Technical University of Ukraine "Kiev Polytechnic Institute named after. Igor Sikorsky".

ISSN 1562-9945