Um modelo de previsão de congestionamento de tráfego Usando

dados Tempo

fatores Abstract-climáticas, tais como temperatura e precipitação

em zonas residenciais e destinos turísticos afetar o fluxo de tráfego

nas estradas circundantes. Neste estudo, nós tentamos encontrar

novos conhecimentos entre congestionamento do tráfego e tempo usando

tecnologia de processamento de dados grande. Mudanças no congestionamento do tráfego

devido ao clima são avaliados usando linear múltipla

A análise de regressão para criar um modelo de predição e previsão

congestionamento do tráfego em uma base diária. Para a análise de regressão, nós

usar 48 fatores de previsão meteorológica e seis variáveis ​​dummy para

expressar os dias da semana. A regressão linear múltipla final

modelo é então proposto com base nas três etapas de análise de

(I) a criação de um modelo de regressão completa, (ii) a remoção de

as variáveis, e (iii) análise de resíduos. Nós achamos que o R Squared

valor do modelo proposto tem um poder explicativo

de 0,6555. Para verificar a sua previsibilidade, o modelo proposto, em seguida,

avalia o congestionamento do tráfego em julho e agosto 2014, comparando

previu o congestionamento do tráfego com o congestionamento de tráfego real. De

usando o método de avaliação erro médio percentual absoluto,

mostramos que o modelo de regressão linear múltipla final tem um

precisão da previsão de 84,8%.

I. INTRODUÇÃO

sistemas de transporte inteligentes recolher dados de tráfego, tais como

volume de tráfego e velocidade em todas as estradas e fornecer estatísticas

serviços sumárias, geralmente sobre o congestionamento do tráfego. Tráfego

congestionamento é o estado em que o aumento do número de

veículos retarda o fluxo de tráfego. A este respeito, o conhecimento de

mudar no congestionamento do tráfego devido ao mau tempo é um elemento essencial

elemento para a tomada de decisão quando os indivíduos considerar o uso de

transporte público ou a planear uma viagem longa. A introdução

e desenvolvimento do sistema de transporte inteligente na Coreia

resultou em mais confiável coleta de informações de tráfego, análise,

e processamento, proporcionando assim mais tempo relevantes

e análise de tráfego precisos e previsão para os usuários. Contudo,

enquanto os sistemas de transporte inteligentes Coreia forneceram precisas

informações de trânsito, elas não têm mostrado para os serviços

prever o tráfego dependente previsão meteorológica congestionamento.

Estudos têm usado várias abordagens para examinar se

índices de trânsito dependem da temperatura e precipitação em

verão e seria capaz de prever a velocidade do tráfego. Em 1],

na medida em que os atrasos de velocidade foram causados ​​por precipitação é

analisada e uma rede neural artificial utilizada para estimar

velocidade de tráfego pelo nível de chuvas. O [2] analisa a influência

das condições meteorológicas prevalecentes sobre o volume de tráfego diário.

No entanto, essas análises de condições climáticas e de tráfego

mudanças são baseadas em pontos de observação. A análise

de dados é observada para avaliar a influência de uma certa

condição de tempo sobre o congestionamento do tráfego, velocidade e volume.

Em vez de um ponto específico, nós gostaríamos de analisar e prever

informações de tráfego com um conjunto de dados de tráfego observados ao longo

tempo previsto. A fim de prever o futuro, o congestionamento do tráfego

em diferentes estradas ou rodovias, precisamos desenvolver um novo

modelo de previsão diferente, utilizando um grande número de recolhida

dados de tráfego com nós designados e links.

Diferentes estradas necessitam de ter diferentes modelos de previsão

por causa de diferentes características de tráfego. É claro, diferente

regiões necessitam de ter diferentes modelos de previsão. Desenvolvimento

de diferente modelo de previsão requer enorme de dados de tráfego

em processamento.

Neste estudo, propomos um sistema de processamento de dados grande para

criar um modelo de previsão de congestionamento de tráfego mais específico

estradas e regiões. O sistema é composto do Hadoop

e os códigos de fonte aberta R. Na parte Hadoop, os dados de grande tráfego

são processados ​​para produzir o congestionamento do tráfego diário de turista

destino pelo modelo de programação MapReduce. Na parte R,

foi realizada para gerar modelo preditivo e predição

resultados usando biblioteca de estatísticas. Em particular, sugere-se uma

modelo preditivo que usa regressão linear múltipla (MLR)

análise utilizando tanto os dados de previsão do tempo em áreas residenciais

e destinos turísticos e de dados de congestionamento de tráfego em turístico

destinos. Seoul é selecionado como a área residencial, e

Ocean Beach (nome coreano: Gyeongpodae), que está perto de

Seoul cerca de 200 km, como o destino turístico. O intervalo de tempo

dos dados utilizados na análise é julho e agosto 2013-2014

análise MLR foi realizada em três passos, a saber: (i)

a criação de um modelo de regressão completa, (ii) remover as variáveis,

e (iii) realizar análise de resíduos. Em primeiro lugar, uma MLR completo

modelo que incluiu 54 variáveis foi construído. Em segundo lugar,

utilizando o método de remoção variável neste modelo MLR completo,

as variáveis que careciam de influência, aqueles com níveis mais elevados de

correlações entre as variáveis independentes e aqueles para

que a significância estatística foi acima de um certo nível foram

removido. Em terceiro lugar, a análise residual foi realizado para verificar o

normalidade e homogeneidade da distribuição, a fim de desenvolver

o modelo final.

O modelo final MLR foi criado usando 48 clima

fatores de previsão e os dias da semana como o 6 manequim

variáveis. Ao utilizar este modelo, o congestionamento de tráfego na

estradas perto Ocean Beach em julho e agosto 2014 foram previstos.

A avaliação da média de erro percentual absoluto

II. DEFINIÇÃO DE congestionamento do tráfego

congestionamento do tráfego [3] é uma condição em redes de estradas que é

caracterizados por velocidades mais lentas, tempos de viagem mais longa. Em formação

sobre o congestionamento do tráfego é necessária por condutores de veículos, tráfego

polícia, e planejadores de construção de estradas. Drivers quer saber

o estado da estrada para o seu destino para evitar o tráfego

congestionamento. A polícia de trânsito exigir informações sobre cruzamentos

para reduzir os engarrafamentos através da melhoria do sistema de sinal.

Os planejadores de construção de estradas utilizar informações de trânsito como um

dos fatores para a escolha de locais onde a expansão estrada é

requeridos.

Descrevemos dois problemas com a agregação de congestionamento de tráfego

e introduzir uma fórmula para calcular a congestão

marcar para a agregação espacial e temporal [4]. para computar

congestionamento do tráfego, os principais fatores são a velocidade, tempo de viagem, e

volume de tráfego [5]. Este estudo considera apenas a velocidade de deslocamento em um

ligação por causa do volume de tráfego dificuldade coleta que é devido

ao seu alto custo e porque os condutores de veículos reconhecem o tráfego

congestionamento pela velocidade de deslocamento diminuindo. Além disso, o tráfego

congestionamento pode ser medido quantitativamente e qualitativamente.

Nós usamos a informação quantitativa para prever o congestionamento do tráfego

neste estudo. A fórmula para calcular o congestionamento do tráfego é

do seguinte modo:

onde i é um identificador de link específico, LVI é a velocidade do link,

e RSI é o limite de velocidade de linki.

A pontuação congestionamento do tráfego (TCS) é calculado como uma

porcentagem usando a função Stc (), que varia de 0%

a 100% e é constituída por três partes: a velocidade da ligação é

menor que 0 Km / h, a velocidade da ligação é através de uma referência

velocidade, e a velocidade da ligação é acima de 0 km / he inferior

a velocidade de referência.

Calculamos a TCS usando a agregação temporais

método para obter o congestionamento do tráfego diário. agregação temporal

é usada para calcular a TCS de uma ligação específica para o dado

Intervalos de tempo. Para calcular a TCS, realizamos três etapas:

cálculo do tempo necessário para percorrer 1 km (o tempo de viagem

unidade, ou futuramente TTU), cálculo da relação de aproximação

de TTU (Attu) e agregação. Nós explicar cada passo na Fig.

2. Tendo em conta os dados de exemplo na Fig. 1, calculamos TTU utilizando

a velocidade de ligação 1 como segue (ver figura 2 (a).):

III. Regressão Linear Múltipla ANÁLISE USANDO

dados meteorológicos

Nesta seção, a análise MLR para prever as mudanças

no trânsito é apresentada congestionamento baseado em dados meteorológicos. o

dados utilizados na análise inclui dados meteorológicos no residencial

área e o destino, bem como dados de congestionamento de tráfego em

o destino. Os dados e processo de desenvolvimento do MLR

modelo são explicados nas seguintes subseções.

A. dados reais

1) Os dados Previsão do tempo: A Administração Meteorológica da Coreia

fornece 3 horas, 12 horas, e as previsões de 24 horas

em 12 fatores climáticos como temperatura, umidade, nuvem,

precipitação e velocidade do vento. Uma vez que este estudo tem como objetivo desenvolver

um modelo que prevê o congestionamento do tráfego diário, estes

dados de previsão meteorológica foram convertidos em frequências diárias

e desde que em 5 km × 5 células km. As áreas residenciais

utilizados na análise foram Seoul, destino Ocean Beach

(Gyeongpodae). FIG. 3 mostra esses locais em Seul ea

dados de previsão meteorológica correspondentes utilizados.

2) Os dados de tráfego: Dados do SK Planeta, que são recolhidos

em cada hora e cobrir a velocidade do tráfego em cada link, eram

utilizado para a análise. O link é um segmento da estrada. Como mostrado

Fig 3 (c), estrada alvo incluiu um monte de links. O transito

dados consistem de ID de ligação específica, o tempo, e a velocidade. Como mencionado

na Seção 2, os dados de velocidade foram convertidos para o TCS (intervalo

0% a 100%). Tal como no caso com os dados de tempo, o tráfego

ponto de congestionamento também foi convertida em médias diárias. o

estradas utilizadas na análise foram seleccionados em áreas perto da

Ocean Beach.

B. Modelo de Análise de MLR

No total, 48 variáveis independentes foram utilizados na

A análise de regressão, incluindo temperatura, umidade, nuvem,

precipitação e velocidade do vento. Os dias da semana foram adicionalmente

usado como 6 variáveis dummy. Os modelos de regressão foram

não criado para cada dia da semana. Em vez disso, um único modelo

para toda a semana foi criado. Ao utilizar este modelo, encontramos

que o nível de R-quadrado das variáveis meteorológicas independentes

para explicar o congestionamento do tráfego nas estradas próximas era 0,941. E se

nós usamos somente o poder explicativo para a estimativa, a

previsão do tempo, tanto no residencial e o destino

áreas parece afetar o congestionamento do tráfego no destino

área significativamente. No entanto, na análise de regressão, um maior

número de variáveis independentes pode contribuir para o aumento

poder explicativo. Portanto, é necessário utilizar a variável

método de remoção, a fim de deixar apenas as variáveis ótimas

C. Método de remoção Variável

Em uma análise de regressão, após a primeira incluindo todas as variáveis,

as variáveis ​​que não são pensados ​​para ser importante são

removido como o modelo de regressão é desenvolvido. esta prática

é necessário para evitar um aumento do valor de R-quadrado

por causa do grande número de variáveis ​​independentes e para

removendo as variáveis ​​independentes que são altamente correlacionadas.

Este método compreende três etapas.

1) Passo 1.Backward: Este método simplifica o modelo

removendo as variáveis ​​desnecessárias, um por um. depois de fazer

o modelo de regressão que inclui todas as variáveis ​​independentes

caber usando o método dos mínimos quadrados, o coeficiente de regressão

da variável independente que tem a soma extra de praça

é verificada. A soma extra de quadrado significa o efeito do

variável independente quando ele é incluído no modelo para o

última vez. Se o resultado da verificação não é significativo,

a variável independente correspondente é removida do

modelo. Em seguida, um novo modelo de regressão é feito para caber. este

processo é repetido até que o coeficiente de regressão torna

estatisticamente significativo, o que significa que apenas o independente

variáveis ​​que são relevantes para o modelo permanecem.

Como resultado, 18 variáveis ​​foram removidos a partir da regressão

modelo que originalmente incluía todas as informações previsão do tempo

para Seul e Ocean Beach. A Tabela I mostra os resultados. o

três variáveis ​​principais foram temperatura em Ocean Beach, umidade

em previsão, e precipitação de Seul. À medida que o número de independente

variáveis ​​ainda era demasiado grande, no entanto, foi necessário

remover mais variáveis ​​por diagnosticar sua multicolinearidade.

2) Step2.Multicollinearity: Na análise de regressão, a multicolinearidade

existe como um nível de a relação linear entre

as variáveis ​​independentes e, portanto, devem ser abordadas. E se

o valor ao quadrado-R é muito alto, o poder explicativo do

função de regressão é alto e os valores de p do independente

variáveis ​​são elevados, o que significa que os factores individuais não são

mais significativo. Em tal caso, um elevado grau de correlação

entre as variáveis ​​independentes pode ser suspeita.

Um método de diagnóstico de multicolinearidade é através do cálculo

o fator de inflação da variância (VIF) [6] usando a Eq. (6).

Normalmente, multicollinearity é pensado para ser problemático quando

o valor VIF exceder 10:

onde R2

i é o coeficiente de determinação da regressão

equação.

Em nosso estudo, a VIF foi calculado para diagnosticar a multicolinearidade

entre as variáveis independentes na regressão

modelo. Embora o valor VIF é normalmente ajustado para 10, a

alcançar um desempenho diagnóstico multicollinearity mais forte,

o número foi ajustado para 4 ou mais. O resultado do diagnóstico

em multicolinearidade foi remover mais 18 variáveis do

resultados do método de remoção variável para trás. O número

de variáveis ​​diminuiu significativamente no diagnóstico porque

as variáveis ​​independentes da previsão do tempo sobrepostos.

No caso de uma previsão de temperatura, a temperatura variável

É composto de três variáveis, ou seja, o mais baixo, mais alto, e

Previsão de temperatura média. Isto mostra que a correlação

entre estas três variáveis ​​pode ser maior. Durante o

diagnóstico multicolinearidade, duas variáveis ​​foram removidos. o

os resultados estão apresentados na Tabela II.

3) Etapa 3.Significant de probabilidade (valor de p): Após a remoção

as variáveis ​​desnecessárias (etapas 1 e 2), devemos determinar

se o modelo de análise é estatisticamente significativa

concentrando-se nos valores de p dos restantes independente

variáveis. Se o p-valor é de 0,05 ou superior, a previsão do tempo

que assumiu neste estudo não afetam o congestionamento do tráfego. o

p-valor foi utilizado para deixar apenas as variáveis ​​relevantes como a

variáveis ​​independentes. Como resultado, oito variáveis ​​independentes

foram removidos. Tabela III mostra as restantes variáveis.

D. final Modelo de Análise de MLR

Este modelo tem um poder explicativo de 0,655. O final

lista das variáveis Previsão do tempo incluiu a precipitação

Previsão de Ocean Beach, a previsão dos mais baixos de umidade para

Ocean Beach no dia anterior, precipitação diária previsto em

Seul, e previsão da temperatura mais baixa em Seul na

dia anterior. Das variáveis selecionadas, a previsão da

temperatura mais baixa em Seul no dia anterior tem a maior

influência. O congestionamento do tráfego em torno do destino tem um

influência positiva sobre a temperatura mais baixa em Seul e um

influência negativa sobre precipitação em Seul. Uma temperatura baixa nas

Seoul significa que noites tropicais começaram na área. Por sua vez,

isto significa que os residentes de Seul fugir da cidade por um período de férias em

Ocean Beach, resultando em tráfego mais pesado. A previsão do tempo

para Ocean Beach (isto é, a precipitação e menor umidade) também afeta

congestionamento do tráfego de uma maneira positiva.

Eq. (7) mostra o modelo final MLR, que selecionou o

variáveis climáticas através da remoção das variáveis de

o modelo MLR:

Para determinar se o método de análise de MLR é adequado,

normalidade e homocedasticidade foram verificados. Os dados utilizados

Para esta análise foram dados diários de Julho e Agosto de 2013.

Uma vez que o número de amostras foi pequeno, o de Shapiro-Wilk

método foi utilizado para avaliar a normalidade. Como mostrado na Tabela V,

o valor de p é 0,05 ou superior, o que sugere que a distribuição

era normal. Homoscedasticidade foi verificada usando o

método de Breusch-Pagan. À medida que o valor de p foi 0,05 ou superior, o

exigência homoscedasticidade também foi atingida. a verificação

de normalidade e homocedasticidade mostrou, portanto, que o

análise MLR é apropriado.

IV. HYBRID estrutura do modelo PREVISÃO

sistema de geração

A. Processamento de Dados de Tráfego Big baseado em Hadoop

Como os dados de tráfego são muito larga escala e acumulado

continuamente por condutores de veículos, que é necessário para lidar com um

grande quantidade de dados, utilizando uma plataforma grande processamento de dados

tais como Hadoop, a fim de fornecer informações significativas.

O mapa e reduzir as fases de MapReduce são descritos em

detalhes a seguir.

1) Mapa de fase: O papel da fase de Mapa é agrupar o

dados de tráfego cru e transferi-los para a fase Reduzir. o

os dados de entrada da função Mapa armazenados no HDFS são divididos

em vários arquivos usando um divisor. Cada arquivo de divisão é, em seguida,

transferido para a função de mapa. Na função Mapa, a matéria

dados de tráfego são compostas por uma ligação da identificação, o tempo, e a velocidade. Nós

gerar um resultado intermediário como um par (chave, valores). o

chave é uma ID de link exclusivo que identifica a estrada real. Os valores

Incluem-se os dados de tempo e velocidade. Finalmente, o intermediário

conjuntos de resultados transferir para a fase Reduzir combinando e

passos baralhar.

2) Reduzir Fase: O papel da fase Reduzir é

converter os dados de tráfego matérias para o TCS e armazenar a final

resultar no HDFS. Os dados de entrada da função Reduzir são

ordenada pelo ID de link definido pela chave na fase de Mapa.

Aqui, nós temos que calcular a TCS usando dados de velocidade como

mencionado na Seção 2. Em seguida, gerar um resultado como um par

(chave, valores). A chave é a mesma que na fase de Mapa. o

Os valores incluídos são o tempo eo TCS. Depois de terminar o Mapa

e reduzir fases, os resultados são inseridos no programa de P.

B. Geração do modelo de previsão com base em R

R é uma linguagem e ambiente para computação estatística

e gráficos que fornece uma ampla variedade de linear estatística

e modelagem linear. Neste estudo, nós nos concentramos na MLR

modelo por causa de seu uso generalizado. Uma descrição detalhada

do módulo de análise usado em R é introduzida abaixo.

1) Modelo Estatístico Generating Módulo: No estatística

módulo de geração de modelo, criamos um modelo MLR incluindo

todas as variáveis ​​independentes (48 variáveis). A biblioteca utilizada

no passo de análise estatística é a função LM (). Porque

o modelo MLR é inadequado, pois tem muitos independente

variáveis, precisamos remover as variáveis ​​desnecessárias.

2) Módulo de Remoção Variável: Este módulo é composto por

três métodos: para trás, multicolinearidade, e significado.

O método para trás é efectuada utilizando o passo () na R

biblioteca. O método de diagnóstico é executada por multicollinearity

vif () e o teste de significância é realizada por síntese ().

Todas as entradas do método de remoção de variável de entrar na

modelo de regressão. Nós, portanto, remover as variáveis ​​que têm

a maior correlação usando estes três métodos.

3) Análise residual Módulo: É importante analisar

os resíduos do modelo estatístico, porque se o resultado de

a análise residual não está satisfeito, o modelo estatístico tem

nenhum valor. Os testes de homocedasticidade e normalidade são típicos

métodos de análise de resíduos. As bibliotecas tipicamente utilizado em

análise de resíduos são o shapirotest () e bptest (). Depois de

Neste passo, o modelo final MLR é completada

C. MLRA Algorithm

O algoritmo de análise de MLR é composto de duas partes:

Hadoop e R. Primeiro, descrevemos linha por linha o algoritmo 1

sendo executado em Hadoop. Linha 1 inicializa as variáveis para armazenar

um par (chave, os valores) de saída da função de mapa. Então,

nós temos que executar uma cadeia de divisão para filtrar os dados de tráfego

dadas as condições mostradas a partir da linha 3 para a linha 5. Na linha 7,

os dados de tráfego filtrados são armazenados nos resultados intermédios, para

ser transferida para a função de reduzir. Linha 10 inicializa o variáveis para armazenar o conjunto TCS e as linhas 12 e 13 do

variáveis para o cálculo da TCS do id link específico. Lines

14, 15 e 16, em seguida, calcular a TCS média dada a r.key.

O TCS final é armazenada no HDFS para transferir para o R

programa, em linha 18.

No algoritmo 2, apresentamos como criar um modelo MLR

usando o programa de P. Linha 1 cria o modelo completo na etapa

um de a análise de regressão, utilizando a função lm ().

A função lm () tem o conjunto como os dados TCS e do tempo

insumos. Linhas 3, 4 e 5 remover as variáveis desnecessárias para

omitir as variáveis independentes que são altamente correlacionados. Depois de que, realizamos a análise residual na linha 6. Há dois tipos de análise de resíduos: o teste de Shapiro eo bptest. Dentro

a análise de regressão, o modelo final MLR deve satisfazer a

critérios de ambos os testes. Caso contrário, o modelo de regressão selecionados

não é apropriada como um modelo estatístico. Finalmente, o modelo final é

seleccionado na linha 7.

V. Palpite Resultado

A. Dados experimentais

Como discutido na seção anterior, os valores de entrada utilizados

como o tempo variáveis de previsão incluem a previsão de precipitação

do Ocean Beach, previsão do menor umidade para o

Ocean Beach no dia anterior, precipitação diária previsto em

Seul, e previsão da temperatura mais baixa em Seul na

dia anterior. Para comparar o resultado do modelo com o real

valores, dados de congestionamento de tráfego real de Julho e Agosto

2.014 foram usadas. Estes dados de congestionamento de tráfego foram calculados usando o método apresentado na Secção 2.

B. Resultado do erro médio Percentual Absoluto

Nesta seção, usamos o MAPE [7] para avaliar a proposta de modelo de análise MLR. A MAPE mede a exatidão de um método de construção de valores de séries temporais equipada nas estatísticas. É definido pela Eq. (8):

onde At é o valor real e Ft é o valor de previsão.

Na Fig. 5, os valores previstos utilizando o modelo MLR

desenvolvido na Seção 3 e os dados de congestionamento de tráfego real

a partir de julho e agosto 2013 são comparados graficamente

utilizando o valor de MAPE. A MAPE foi de cerca de 0,059, o que

convertida em percentagem representa um valor de erro de 5,9%.

Assim, o modelo de regressão final aqui apresentada é mostrado para

ter uma precisão de 94,1%.

Na Fig. 6, temos aplicado o modelo MLR desenvolvido

na Seção 3 para prever os dados de congestionamento de tráfego a partir de julho e Agosto de 2014. Os valores previstos são mostrados maior erro

valor na segunda e na quarta semanas de julho. Na verdade, estes

valores diferenças são um pequeno erro com um valor inferior a 5%.

A MAPE de 2014 foi de cerca de 0,152, que convertido em um

percentual representa um valor de erro de 15,2%. Assim, a final

modelo de regressão aqui apresentado é mostrado para ter uma precisão

de 84,8%. Porque o tempo e congestionamento de tráfego de dados de

Julho e agosto 2013 são usados ​​para criar modelos preditivos, o

precisão da 2013 é maior do que 2014.

Na Fig. 7, nós avaliamos os dias da semana de MAPE. A maior MAPE significa que o erro de predicção elevado. o MAPE de segunda-feira é o maior erro durante os dias contados em torno de 0,245. A MAPE convertida em percentagem representa um valor de erro de 24,5%. O modelo final de regressão apresentada aqui é mostrado para ter uma precisão mais de 75,5%.

Nesta experiência, nós mostramos que o modelo final de regressão

proposto na Seção 3 é adequado para a previsão de congestionamento de tráfego do dia da semana e fim de semana.

VI. TRABALHO RELATADO

Falk [1] estático análise e modelos de demanda turística dinâmicos

examinar se procura turística durante o pico do verão

temporada influências de temperatura média, a duração da luz do sol,

e precipitação. Em particular, o autor avalia influências

nas noites de verão, com foco em nível nacional e internacional

turistas, e encontra uma relação em forma de L não linear. Em [2], a

desenvolver um índice de risco de acidente de trânsito que dependia do tempo

dados, as estatísticas sobre os acidentes de trânsito são pesquisadas e áreas

com maiores probabilidades de acidentes de trânsito indicado.

Ao utilizar os dados do detector e o RWIS, Eun Bi Jeong [8]

classificar grau de precipitação com base no atraso da velocidade subsequente

devido a esta chuva e analisar os padrões de redução de velocidade. De

utilizando redes neurais artificiais, a velocidade de tráfego para cada nível

de chuvas é então previsto. Ao comparar os resultados com

as características de estimativa de velocidade de atraso AI, a estimativa

características de velocidade por nível de precipitação são analisadas. a precipitação critérios de classificação de nível são apresentados como sendo 0,4 mm / min e 5 0,8 milímetros / 5 min. Os resultados da análise da distribuição na velocidade por nível de precipitação e volume de tráfego sugerem, assim, que existem diferenças com base no nível de chuvas.

Andrei et ai. [9] é um estudo comparativo do acidente probabilidades no Canadá. Seis cidades (Halifax-Dartmouth, Ottawa, Quebec, Hamilton, região de Waterloo, e Regina) são analisados usando métodos padronizados para entender a relação entre o tempo em cidades canadenses e riscos de viagem. Em média, a precipitação é mostrado para ter uma influência de 75% no tráfego colisões entre todos os dados meteorológicos; no entanto, a queda de neve é um fator ainda mais significativo.

Sohn Chul [10] analisar como as condições meteorológicas in-fluência entrar Gangneung, Coréia. Quanto ao meteorológica dados, dados de observação da ASOS geridas pelos Serviços de Meteorologia foram usadas administração. dados de tráfego diárias foram baseados em dados pedágio fornecidas pela Coreia EX. O resultado da regressão estimação do modelo mostra que, durante a primavera, verão e cair, um aumento de 1 mm de resultados de chuva em um 0,4% para 0,7% redução no fluxo de tráfego. No caso da mola, a influência de temperatura na afluxo de tráfego em Gangneung não é significativo,

Contudo. Durante o verão, a temperatura na capital área, em vez de em Gangreung acaba por afectar o influxo de tráfego.

VII. CONCLUSÃO

Neste estudo, dados de previsão do tempo para Seul e Oceano dados de praia e congestionamento de tráfego nas estradas circundantes Ocean Beach foram usadas para realizar uma análise MLR em fim de prever o congestionamento do tráfego em uma base diária. A Hora extensão dos dados utilizados na análise foi julho e agosto 2014 ea faixa geográfica abrangida Seul e o Ocean Beach área. Ao todo, foram utilizadas 48 variáveis ​​meteorológicas previsão

incluindo a previsão de precipitação de Ocean Beach, a previsão de o menor umidade para Ocean Beach no dia anterior, precipitação diária previsão em Seul, e a previsão do menor temperatura em Seul no dia anterior. De acordo com resultados do modelo, o congestionamento do tráfego em torno do destino tem um influência positiva sobre a temperatura mais baixa em Seul e um influência negativa sobre precipitação em Seul. A temperatura mais baixa

em Seul significa que noites tropicais começaram na área, sugerindo que os residentes de Seul fugir da cidade por um período de férias em Ocean Beach, resultando em tráfego mais pesado.

Neste estudo, o modelo final MLR foi então usado para medir a MAPE em Julho e Agosto de 2013 e 2014. Nós descobriram que o MAPE estimada em 2013 era 0,059, enquanto subiu para 0.152 em 2014, sugerindo uma taxa de erro de cerca de 15,2%. Portanto, a precisão da estimativa da proposta modelo foi de 84,8%, o que confirma a sua confiabilidade.

Os resultados apresentados neste artigo podem ser usados ​​para prever

engarrafamentos ao redor da área de Ocean Beach, em Seul. Mais distante,

eles podem ser utilizados como dados de referência para a previsão de tráfego

congestionamento nas estradas em Ocean Beach. Para aumentar a Precisão do modelo de regressão, os dados dos últimos cinco anos podia ter sido recolhido e utilizado no modelo de regressão análise para refletir a carga fundamental do congestionamento do tráfego.

Em trabalhos futuros, vamos, portanto, empregar técnicas de mineração, bem

como métodos estatísticos e comparar a sua precisão da previsão com os resultados aqui apresentados.

RECONHECIMENTO

Esta pesquisa foi apoiada pela MSIP (Ministério da Ciência, das TIC e do Ordenamento do Futuro), Coréia, sob o apoio ITRC (Information Technology Research Center) programa (IITP-2015-H8501-15-1011) supervisionados pelo

IITP (Instituto de Tecnologia da Informação e comunicações

Promoção)